



UNIVERSITÀ CARLO CATTANEO - LIUC

SCUOLA DI INGEGNERIA INDUSTRIALE

Corso di Laurea magistrale in Ingegneria Gestionale per la produzione industriale
Classe LM - 31

**I FATTORI CRITICI DI SUCCESSO
ALL'IMPLEMENTAZIONE DELLA
PREDICTIVE MAINTENANCE:
UNA SURVEY ESPLORATIVA NEL
CONTESTO INDUSTRIALE ITALIANO**

Relatore: Prof.ssa Violetta Giada CANNAS

Correlatore: Prof.ssa Rossella POZZI

Tesi di Laurea di:
Marco Pio Carlo PAGANI
Matricola N° 0024882

Anno Accademico 2020/2021

Indice

1.Introduzione	2
1.1 Storia della manutenzione	2
1.2 Ambito industria 4.0	4
1.3 Predictive Maintenance	8
2.Analisi della letteratura	13
2.1 Metodologia	13
2.2 CSF per l'implementazione dell'industria 4.0	14
2.3 Barriere all'implementazione della Predictive Maintenance	18
2.4 Contromisure all'implementazione della Predictive Maintenance	31
2.5 Proposta di CSF per l'implementazione della Predictive Maintenance (ipotesi finali)	36
3.Metodologia	42
4.Analisi dati	48
4.1 Analisi descrittive	48
4.2 Analisi Likert	56
4.3 Analisi CHAID	59
4.4 Analisi DEMATEL	76
5 Conclusioni	83
5.1 Discussione dei risultati	83
5.2 Limitazioni e ricerche future	88
Appendice	89
Indice delle figure e delle tabelle	120
Bibliografia	123

1.Introduzione

1.1 Storia della manutenzione

Durante la seconda rivoluzione industriale il sistema manifatturiero ha dato origine al fenomeno della produzione di massa. Questa nuova modalità ha portato le aziende a capire l'importanza della minimizzazione dei costi, tra cui quelli di manutenzione, ottimizzando la produzione. Dunque scienziati e ingegneri hanno posto maggior attenzione al problema manutentivo ricercando e studiando nuove strategie, giungendo alla definizione di manutenzione industriale come combinazione di tutte le azioni tecniche, amministrative e gestionali, durante il ciclo di vita di un'entità, destinate a mantenerla o riportarla in uno stato in cui possa eseguire la funzione richiesta (British Standards Institution, 2010).

Di conseguenza la manutenzione industriale si è evoluta, dalla tipologia reattiva o correttiva durante la prima rivoluzione industriale, fino ai giorni nostri con il modello predittivo.

Le diverse strategie manutentive impiegate sono due: la manutenzione correttiva e quella preventiva.

La manutenzione correttiva (o reattiva) consiste nella sostituzione o riparazione di componenti successivamente a un guasto. Questa avviene solo nel caso un componente smetta di funzionare, comportando l'interruzione della produzione e la riparazione della parte danneggiata.

Il vantaggio che deriva dall'attuazione di questa metodologia consiste nel costo variabile nullo fin tanto che l'entità funzioni correttamente. Ma presenta anche diversi svantaggi come: i fermi macchina che avvengono in maniera casuale, guasto di un componente che comprometterebbe la funzionalità di un altro, e soprattutto, gli interventi manutentivi non programmati presentano delle tempistiche maggiori, in quanto la parte da sostituire potrebbe essere indisponibile, bloccando la produzione e costringendo il personale a periodi di inefficienza (Fedele, Furlanetto and Saccardi 2004).

La manutenzione preventiva si basa sulla determinazione della vita media di un componente, al fine di effettuare gli interventi manutentivi in momenti antecedenti all'avvenimento del guasto. Questa strategia si basa su due criteri impostati sulla vita attesa del componente. Il primo è una condizione basata sul tempo e quindi gli interventi verranno programmati con una cadenza temporale predeterminata. La seconda si basa su parametri di utilizzo come le ore di funzionamento. Entrambe le metodologie utilizzano

la curva a vasca da bagno per determinare il momento migliore dell'intervento. Nella prima parte della curva, cioè appena installato il componente, la probabilità di guasto è molto elevata a causa dei “guasti infantili” causati da problematiche come l'inesperienza nell'utilizzo oppure un'errata installazione o progettazione. Successivamente a questo intervallo inizia un periodo con una bassa eventualità di guasti, fino a quando l'usura e la fatica non rialzano la curva della probabilità. Il momento determinato per l'intervento manutentivo dalla metodologia preventiva dovrebbe essere, nel caso tutto funzioni correttamente, prima dell'aumento della probabilità di guasto al fine di evitarlo.

Quindi nel caso si utilizzi la strategia correttiva si espone l'impianto a fermi o produzioni a regime ridotto rendendo inefficiente anche l'utilizzo del personale. Per evitare tale situazione è necessario mantenere il magazzino ricambi sovradimensionato così da permettere l'immediatezza dell'intervento senza dover aspettare il componente di ricambio. Mentre nel caso di strategia preventiva risulta fondamentale la frequenza degli interventi, che non dovranno avvenire in periodi troppo ravvicinati per eccesso di cautela, ma comunque in un momento precedente al guasto. Quindi bisognerà effettuare un *trade-off* tra i costi di manutenzione dei guasti che aumentano al diminuire della frequenza di interventi con i costi di manutenzione preventiva che aumenteranno all'aumentare della frequenza.

Quindi fino a 10 o 20 anni fa l'opinione generale riteneva che “la manutenzione fosse un male necessario” o “niente potesse essere fatto per migliorare i costi di manutenzione” (Butler and Smalley, 2017). Successivamente, grazie all'avanzamento tecnologico, si è sviluppata una visione moderna delle problematiche manutentive giungendo alla strategia di manutenzione predittiva passando per la Condition-based Maintenance. Questo perché le innovazioni tecnologiche hanno permesso il monitoraggio delle condizioni di funzionamento dei macchinari per determinare il loro stato di usura.

1.2 Ambito industria 4.0

La Predictive Maintenance per essere implementata necessita di diverse tecnologie che sono la base dell'Industria 4.0, un ambito che deve essere compreso per concepire al meglio tale strategia manutentiva.

Il termine Industria 4.0 è stato impiegato per la prima volta nel 2011 alla fiera di Hannover in Germania per indicare una serie di cambiamenti tecnologici nel settore manifatturiero (Tay *et al.*, 2018). Il suddetto termine indica la quarta rivoluzione industriale che ha seguito le tre precedenti. I tre principali driver tecnologici delle rivoluzioni precedenti in ordine cronologico sono: nascita della macchina a vapore e conseguente meccanizzazione della produzione grazie allo sfruttamento della potenza di acqua e vapore; introduzione dell'elettricità e del petrolio come nuovi fonti energetiche e utilizzo delle catene di montaggio per la produzione di massa; utilizzo dell'informatica e dell'elettronica incrementando ulteriormente i livelli di automazione (Mubarok, 2020). Mentre la quarta rivoluzione industriale è caratterizzata dall'utilizzo di sistemi cibernetici e dall'Internet of Things (IoT) portando alla creazione dell'industria 4.0 (Forschungsunion, 2013).

Per descrivere questa innovativa tipologia di industria sono stati utilizzati diversi termini come: "idea", "fenomeno", "programma" e il maggiormente utilizzato "concetto" (Nosalska *et al.*, 2019), evidenziando così la difficoltà nel trovare una definizione univoca per un così vasto ambito.

Quindi cercando di descrivere l'industria 4.0 possiamo dire che è un ambiente dove i sistemi, gli oggetti e i prodotti comunicano e condividono informazioni in tempo reale per creare valore (Plattform Industrie 4.0, 2015). Una delle tecnologie fondamentali per il funzionamento della industria 4.0 è il CPS (cyber physical system) cioè un sistema nel quale i processi fisici, le persone, i macchinari e i prodotti sono interconnessi e possono comunicare, attivarsi e influenzarsi tra loro (Telukdarie and Sishi, 2019). Questo sistema è composto da due principali componenti funzionali: le connessioni che assicurano la comunicazione tra il mondo fisico e lo spazio cibernetico anche attraverso feedback; le capacità computazionali analitiche e di gestione dati che costituiscono lo spazio cibernetico (Afrizal, Mulyanti and Widiaty, 2020).

Le altre tecnologie che hanno determinato la quarta rivoluzione industriale sono definite in letteratura come i nove pilastri dell'industria 4.0: big data and data analytics, autonomous robots, simulation, horizontal and

vertical integration, internet of things, cloud computing, additive manufacturing, augmented and virtual reality, cyber security.

- Big data and data analytics

Il termine big data indica una enorme collezione di dati che si caratterizzano: per volume, quindi le dimensioni del dataset devono eccedere le ordinarie; per varietà, ossia dati molto eterogenei perché acquisiti da diverse fonti; per valore, dunque dati che possono essere elaborati per fornire informazioni; per velocità, vale a dire una rapida generazione per permettere un'analisi quasi in tempo reale (Witkowski, 2017). Infatti all'interno di una fabbrica 4.0 tutto può essere misurato portando all'acquisizione di quantità enormi di dati, per esempio un singolo macchinario produce 5.000 campionamenti ogni 33 millisecondi, producendo 4 trilioni di campionamenti all'anno (Erboz, 2020).

Il processo di data analytics consiste nell'acquisizione, preparazione e analisi dei dati, che può essere descriptive, predictive o prescriptive. La prima tipologia di analisi indica l'interpretazione di dati storici per supportare le scelte di tipo operativo, tattico e strategico. La predictive analytics analizza i dati presenti e passati per effettuare previsioni future, attraverso l'utilizzo di diverse metodologie come il Machine Learning. La prescriptive analytics mostra le migliori decisioni in relazione a un determinato contesto al fine di ottimizzare il risultato. All'interno di una fabbrica 4.0 queste analisi possono portare a un abbassamento del lead time, una diminuzione del consumo di energia e un incremento della qualità (Bartodziej 2017).

- Internet of Things (IoT)

L'IoT è un termine usato per la prima volta da un ricercatore del MIT (Massachusetts Institute of Technology) per indicare unicamente lo standard dell'RFID, cioè l'identificazione a radio frequenze. In seguito, il concetto è stato ampliato all'insieme di tecnologie che permettono di collegare gli oggetti a internet, al fine di comunicare tra loro scambiandosi informazioni. Questo network di connessioni è una caratteristica fondamentale delle fabbrica 4.0, in quanto permette l'acquisizione di dati da sensori al fine di ottenere operazioni più agili e veloci con un conseguente vantaggio competitivo (Tay *et al.*, 2018)

- Cloud computing

Il cloud computing indica una metodologia di erogazione di un servizio attraverso il cloud che consiste nell'offrire maggiori capacità computazionali e di memorizzazione attraverso sistemi virtuali sopperendo ai limiti dell'azienda. Esistono tre diverse tipologie di servizio di cui possono usufruire le aziende: IaaS (Infrastructure as a Service) cioè si offre all'utente un hardware virtuale per l'archiviazione; PaaS (Platform as a Service) che mette a disposizione come forma di servizio l'hardware e la piattaforma applicativa; SaaS (Software as a Service) che è la tipologia più completa in cui l'utente necessita solo di un browser.

All'interno dell'industria 4.0 il cloud è diventato fondamentale per la necessità di condividere e memorizzare i big data, al fine di ottenere un sistema di produzione data-driven che permetterebbe una maggiore scalabilità e potenza di calcolo con una riduzione dei costi di gestione e manutenzione.

- Horizontal and vertical integration

Il termine integration descrive l'integrazione dei dati da ogni parte dell'azienda, al fine di rendere tutti i reparti e funzioni aziendali un unico sistema integrato utilizzando in maniera sinergica le potenzialità degli impianti.

L'integrazione orizzontale indica uno scambio di informazioni, materiali ed energia attraverso il coordinamento di differenti sistemi informativi nelle diverse fasi della lavorazione all'interno dell'azienda e tra aziende differenti.

Mentre l'integrazione verticale si riferisce a uno scambio di informazioni tra le diverse funzioni su differenti livelli gerarchici per effettuare scelte operative, tattiche e strategiche data-driven.

A questi due tipi di integrazioni si è aggiunta la End-to End digital integration che viene svolta lungo l'intera catena del valore dallo sviluppo del prodotto, alla produzione, fino ai servizi, attraverso una visione olistica (Bartodziej 2017).

- Autonomous robot

I robot stanno diventando sempre più autonomi e arriveranno ad interagire tra di loro e a lavorare con gli umani in sicurezza. Attualmente permettono di risolvere operazioni complesse non facilmente risolvibili dall'uomo ma i continui miglioramenti permetteranno di creare robot sempre meno complessi e facili da utilizzare (Erboz, 2020).

- Simulation

La simulazione consiste nell'imitazione del funzionamento nel tempo di un processo o di un sistema del mondo reale, comprendendo lavoratori, prodotti e macchinari al fine di poterlo studiare prima di implementare tale processo o sistema nel mondo fisico. Questa tecnologia permette di ridurre i tempi di setup e di aumentare la qualità (Vaidya, Ambad and Bhosle, 2018).

- Additive manufacturing

La manifattura additiva (stampa 3D) è una tipologia di processo che consiste nel produrre oggetti attraverso la sovrapposizione di layer, ovvero strato per strato, così da aggiungere materiale solo ove necessario. Questa tecnologia comporta diversi benefici tra i quali: riduzione degli sprechi e scarti; riduzione dei tempi e costi di prototipazione. Inoltre, permette la produzione di un unico pezzo eliminando le fasi di assemblaggio e di beni personalizzati secondo le esigenze del cliente.

- Augmented reality

La realtà aumentata è una tecnologia che arricchisce la percezione sensoriale umana attraverso la generazione di informazioni digitali. Si utilizza in ambito manifatturiero per la progettazione industriale, per la formazione del personale e anche per la manutenzione a distanza. In particolare quest'ultima applicazione richiede l'utilizzo dell'IoT così da permettere la comunicazione tra i diversi dispositivi e fornire al lavoratore le informazioni necessarie in tempo reale al fine di effettuare le diverse procedure senza commettere errori (Vaidya, Ambad and Bhosle, 2018).

- Cyber security

La sicurezza informatica è l'insieme di tecnologie utili a proteggere un sistema informatico da attacchi hacker che potrebbero comportare la perdita di dati e di informazioni. Nell'industria 4.0 la maggiore pervasività delle tecnologie per la connessione dei diversi sistemi significa un aumento della superficie d'attacco e quindi una maggiore probabilità di essere hackerati. Per questo motivo la cyber security assume un ruolo fondamentale all'interno dell'industria 4.0, affinché le tecnologie abilitanti interconnesse non diventino un danno per l'azienda piuttosto che una possibilità di crescita (Vaidya, Ambad and Bhosle, 2018).

1.3 Predictive Maintenance

Nella letteratura sono presenti tre diversi approcci per implementare la Predictive Maintenance: *Physical o Model based*, *Data-driven based*, e *Hybrid based*.

Per implementare la nuova strategia manutentiva il metodo *Physical o Model* si basa su una rappresentazione matematica del sistema fisico preso in considerazione che permetta di calcolare la sua usura attraverso la modellizzazione dei meccanismi interni dell'attrezzatura. Questo richiede una combinazione di esperimenti, osservazioni e studi tecnici per valutare tutti i diversi danni che potranno incombere durante il funzionamento (Okoh, Roy and Mehnen, 2017). Purtroppo questa metodologia è molto complessa, se non addirittura impossibile da utilizzare a causa della difficoltà nella creazione di un modello dinamico del macchinario in forma analitica (Gouriveau, Medjaher and Zerhouni, 2016).

La metodologia *Data-driven* si basa sull'utilizzo dei dati storici, contenenti le condizioni del sistema a seconda della configurazione e dell'utilizzo. Tali dati verranno analizzati attraverso il Machine Learning per ricavare informazioni difficilmente ottenibili dagli specialisti (Sakib and Wuest, 2018a)(Gatica *et al.*, 2016). Questa tecnica viene utilizzata con due obiettivi: l'identificazione del momento in cui effettuare l'intervento manutentivo sulla base di alcuni valori limite (*threshold*) predicendo il momento di guasto e il monitoraggio dello stato di salute del macchinario (Shetty, 2018). Inoltre, la metodologia basata sui dati può essere implementata senza conoscere tutte le diverse cause di malfunzionamento

dato che la macchina impara mentre è in funzione, anche se tale modus operandi risulta meno efficace in una fase iniziale.

L'approccio *Hybrid* consiste nella fusione dei due metodi precedentemente descritti ma può essere implementato attraverso due diverse modalità: in serie o in parallelo. Nella prima si ipotizza di utilizzare inizialmente la metodologia basata sul modello fisico per poi proseguire con il modello data driven per i parametri non osservabili con il primo metodo. Mentre nella seconda modalità si utilizzano entrambe gli approcci per poi creare dalla combinazione dei risultati ottenuti un *output* totale (Gouriveau, Medjaher and Zerhouni, 2016).

Ma la modalità utilizzata è il *data driven* dato che è l'unica implementabile e quindi la seguente esposizione analizza solo questo metodo.

Nella letteratura non si evidenzia una chiara differenza tra la Condition-based Maintenance e la Predictive Maintenance. In alcuni casi si ritengono come una stessa tipologia di manutenzione, in altri sono presentate sotto forma di Condition Monitoring Predictive che viene concepita come la loro unione ma in questa trattazione saranno considerate come due metodologie diverse. Queste approssimazioni possono essere causate dal fatto che entrambe le metodologie si basano sul monitoraggio delle condizioni di funzionamento (Condition Monitoring) che è la descrizione in continuo dello stato di salute del sistema studiato attraverso l'utilizzo di tecnologie precedentemente esplicitate come l'IoT e il Cloud Computing.

La Condition-based Maintenance (o Condition-based Monitoring) è una strategia manutentiva di collegamento tra la preventiva e la predittiva che consiste nell'utilizzo della Condition Monitoring al fine di effettuare la manutenzione nel caso si evidenzi uno spostamento dal normale funzionamento (Çinar *et al.*, 2020).

La Predictive Maintenance è la strategia manutentiva più innovativa presente ad oggi. Si basa sull'utilizzo della Condition Monitoring unita con le tecniche di analisi dati per effettuare delle previsioni sul momento in cui avverrà il guasto basandosi sia sui casi passati che sui dati in tempo reale (Sakib and Wuest, 2018b)(Tran Anh, Dabrowski and Skrzypek, 2018).

Quindi si nota che la differenza tra le due strategie manutentive consiste nell'aggiunta dell'analisi dati che avviene utilizzando i casi passati in

relazione con i dati in tempo reale al fine di poter prevedere con anticipo i guasti del sistema e illustrare lo stato di salute del macchinario. Inoltre la Predictive Maintenance sfruttando l'analisi dati acquisisce un vantaggio significativo rispetto alla Condition-based Maintenance perché attraverso l'utilizzo del Machine Learning si riescono a gestire le analisi multivariate, cioè lo studio di una moltitudine di variabili ricavandone relazioni nascoste che per i tecnici sarebbe praticamente impossibile scovare altrimenti (Çinar *et al.*, 2020).

La manutenzione predittiva differisce anche rispetto alla preventiva, che è la sua antecedente a livello storico, in quanto permette all'impianto produttivo di effettuare l'intervento di manutenzione in prossimità del momento di guasto. Infatti, la metodologia preventiva si basa su tempi di funzionamento o intervalli temporali predeterminati tralasciando completamente il reale stato dell'attrezzatura in esame. La conseguenza che deriva dall'utilizzo di tale strategia è facilmente visualizzabile in un grafico rappresentante le condizioni del macchinario in relazione al tempo di utilizzo (P-F curve). La curva mostra l'intervallo P-F che è il tempo tra il guasto potenziale e il guasto funzionale o completo. La strategia preventiva porta a effettuare l'intervento manutentivo con largo anticipo rispetto al guasto funzionale per non correre il rischio di ricadere nella manutenzione correttiva quindi in un aumento dei costi. Mentre utilizzando la Predictive Maintenance è possibile calcolare il tempo restante dal guasto per ciascun macchinario attraverso lo stato di salute riscontrato dalle misurazioni in tempo reale così da gestire al meglio gli interventi manutentivi e ottenere il miglior bilanciamento tra i costi e i rischi di guasto (Shetty, 2018).

Il processo per determinare la curva P-F inizia con la rilevazione di un andamento anomalo, successivamente si effettua una previsione sulle future condizioni della macchina per determinare il RUL (*remaining usueful life*) del macchinario che viene calcolato basandosi sulla soglia d'allarme (*threshold*) preimpostata. La previsione della definizione del periodo P-F è fondamentale per la strategia predittiva e deriva da calcoli statistici e algoritmi di Machine Learning basati su distribuzioni di probabilità. Alla luce di tale considerazione si deve decidere quando effettuare l'intervento manutentivo per minimizzare i costi (Bousdekis, Apostolou and Mentzas, 2020).

Per le motivazioni sopra descritte, la migliore gestione della manutenzione, che proviene dall'utilizzo della predictive maintenance, permette di ottenere i seguenti benefici: l'incremento della produttività dei macchinari grazie alla riduzione dei guasti imprevisti e la diminuzione del tempo di mancato funzionamento per manutenzione. Inoltre, si ottiene un

miglioramento nella gestione dei magazzini, sia riguardo le materie prime che i pezzi di ricambio dei macchinari, grazie a una più precisa pianificazione degli interventi.

Altresì il continuo monitoraggio dello stato della macchina comporta la protezione degli asset, in quanto si evitano gravi danneggiamenti attraverso un'attenta pianificazione degli interventi.

Questo monitoraggio permette di mantenere la macchina nelle migliori condizioni di operatività e quindi incrementare il ciclo di vita dell'attrezzatura. Inoltre si ottiene un miglioramento nella qualità della produzione poiché consente di riscontrare immediatamente un comportamento non ottimale del macchinario riducendo il tempo e il materiale che sarebbero altrimenti impiegati per la produzione di pezzi inutilizzabili (Shetty, 2018).

Un ultimo importante beneficio è la diminuzione dei guasti funzionali quindi la riduzione dei danni agli operatori o, addirittura, i decessi. Questo comporta anche un beneficio economico per le aziende in quanto le assicurazioni offrono premi più convenienti nel caso venga implementata la Predictive Maintenance nel proprio stabilimento (Butler and Smalley, 2017).

Dunque, è possibile affermare che l'adozione della Predictive Maintenance come strategia manutentiva comporti diversi benefici alle imprese. Ma come spesso accade quando si cerca di ottenere maggiori vantaggi, ci si deve anche scontrare con maggiori difficoltà e problematiche che attualmente sono oggetto di discussione in webinar e seminari. A causa di tali ostacoli si riscontrano pochi casi di implementazione della Predictive Maintenance mentre si osserva una casistica maggiore di aziende che utilizzano la Condition-based Maintenance, in quanto risulta più semplice da implementare e caratterizzata da un minor numero di barriere (Bukhsh and Stipanovic, 2020).

La carenza di aziende che hanno adottato la strategia manutentiva predittiva non permette la creazione di approcci robusti per l'implementazione, denotando uno stato embrionale e diverse limitazioni per la creazione di procedure applicabili nelle imprese (Tran Anh, Dabrowski and Skrzypek, 2018).

Le considerazioni appena esposte mostrano la necessità di identificare i fattori critici di successo, ovvero un numero limitato di ambiti in cui i risultati, se positivi, assicurano il successo competitivo per l'organizzazione (Bullen and Rockart, 1981), permettendo quindi il superamento delle barriere all'adozione della Predictive Maintenance e

limitazioni nell'adozione della Predictive Maintenance. Quindi l'obiettivo di questa tesi è di rispondere alla domanda seguente.

RQ: "Quali sono i fattori critici di successo all'implementazione della Predictive Maintenance?"

Questa tesi ha come obiettivo di dare una risposta alla domanda di ricerca e si suddivide in cinque capitoli. Dopo il primo capitolo introduttivo si presenta lo studio della letteratura relativa all'area di ricerca della tesi. Nel terzo capitolo si illustra la metodologia applicata, nel quarto capitolo l'analisi dati, il quinto espone le conclusioni come risposta alla domanda di ricerca.

2. Analisi della letteratura

2.1 Metodologia

Al fine di rispondere alla domanda di ricerca si effettuerà in primo luogo uno studio della letteratura per identificare lo stato dell'arte relativo al tema di ricerca. Tale analisi è stata realizzata con l'utilizzo di *Scopus*, il più esteso database bibliografico e citazionale, utilizzando un set di parole chiave (*keyword*) che ha permesso di identificare tutti gli articoli che contengono nel titolo, abstract o parole chiave tematiche relative all'argomento di studio.

In particolare, l'analisi è partita dalla ricerca di articoli legati ai critical success factors all'implementazione della Predictive Maintenance.

Le keyword utilizzate sono quindi state "critical success factors" e suo acronimo "CSF" combinate con "predictive maintenance", "condition based monitoring" e "condition based maintenance", dal momento che, come spiegato sopra tali keyword sono legate al principale ambito della ricerca e si è riscontrato che la strategia manutentiva predittiva e la strategia manutentiva basata sulle condizioni vengono spesso descritte nello stesso modo e quindi usate come sinonimi. La *query* risultante è stata la seguente: (TITLE-ABS-KEY ("critical success factors") OR TITLE-ABS-KEY (csf) AND TITLE-ABS-KEY ("predictive maintenance") OR TITLE-ABS-KEY ("condition based monitoring") OR TITLE-ABS-KEY ("condition based maintenance").

Il risultato di tale query non ha permesso di riscontrare risultati interessanti in letteratura e per questo motivo si è deciso di ampliare la ricerca includendo l'industria 4.0, in quanto la manutenzione predittiva si colloca nel pilastro "big data analytics" dell'industria 4.0 e per questo si ritiene che i fattori critici di successo per l'implementazione dei pilastri dell'industria 4.0 possano rappresentare una base importante anche per la manutenzione predittiva. La *query* risultante è stata: TITLE-ABS-KEY ("critical success factors") OR TITLE-ABS-KEY (csf) AND TITLE-ABS-KEY ("Industry 4.0"). Il risultato di tale *query* ha permesso di identificare 5 articoli rilevanti.

A tale risultato è stato poi combinata un'ulteriore ricerca più specifica nell'ambito della Predictive Maintenance volta a identificare eventuali barriere all'implementazione, ovvero i principali ostacoli che le imprese devono affrontare nell'ottica di una trasformazione , e eventuali contromisure, ovvero una misura atta a contrastare o prevenire le barriere

all'implementazione, proposte dalla letteratura come abilitanti all'implementazione, al fine di identificare un set di potenziali fattori critici di successo da validare e rifinire empiricamente. Per questo, durante lo studio della letteratura sono state utilizzate per la ricerca le seguenti keyword: “barriers”, “limits”, “obstacles” e “challenges” combinate con “predictive maintenance”, “condition based monitoring” e “condition based maintenance”; “countermeasures”, “enabling factors” e “solutions” combinate con “predictive maintenance”, “condition based monitoring” e “condition based maintenance”. Le *query* risultanti sono state: (TITLE-ABS-KEY(barriers) OR TITLE-ABS-KEY(limits) OR TITLE-ABS-KEY(obstacles) OR TITLE-ABS-KEY(challenges)) AND (TITLE-ABS-KEY("predictive maintenance") OR TITLE-ABS-KEY("condition based monitoring") OR TITLE-ABS-KEY("condition based maintenance")) e (TITLE-ABS-KEY(countermeasures) OR TITLE-ABS-KEY("enabling factors") OR TITLE-ABS-KEY(solutions)) AND (TITLE-ABS-KEY("predictive maintenance") OR TITLE-ABS-KEY("condition based monitoring") OR TITLE-ABS-KEY("condition based maintenance")).

Dalla prima *query* sono stati identificati 41 articoli rilevanti, dalla seconda 50 articoli.

Infine, una volta identificati tutti gli articoli rilevanti si è effettuata un'ulteriore selezione degli stessi attraverso lo screening dei titoli e degli abstract al fine di identificare quelli di maggiore impatto per rispondere alla domanda di ricerca. In totale 34 articoli sono stati selezionati per la lettura del full-text e lo sviluppo dell'analisi della letteratura.

2.2 CSF per l'implementazione dell'industria 4.0

Lo studio dell'analisi della letteratura ha condotto a cinque fattori critici di successo fondamentali per l'implementazione dell'industria 4.0.

Il primo CSF è il change management che consiste nella creazione da parte del senior management di una corretta cultura aziendale al fine di motivare il personale e supportare l'implementazione tecnologica. Infatti un corretto approccio si basa sulla trasparenza delle decisioni del management riguardo i cambiamenti organizzativi per evitare dubbi che possano impedire la creazione dell'industria 4.0 (Sony and Naik, 2020). Il top management deve anche riuscire a ispirare i propri dipendenti con un approccio proattivo convincendoli a lavorare per il bene dell'azienda invece che perseguire i propri interessi (Bhatia and Kumar, 2020) (Biegler *et al.*, 2018). Tale risultato si ottiene attraverso una forte presenza manageriale, soprattutto

nelle PMI, e anche attraverso una chiara comunicazione degli obiettivi con i propri dipendenti (Moeuf *et al.*, 2020). Quindi la leadership del management risulta fondamentale per l'implementazione del progetto, esercitandola in diversi modi: supervisionando le attività, attraverso un coinvolgimento diretto nelle diverse pratiche di implementazione e assumendosi le responsabilità per supportare ogni fase dell'implementazione (Pozzi, Rossi and Secchi, 2021).

Il secondo fattore critico di successo rilevato frequentemente in letteratura consiste nella necessità per un'impresa di possedere una strategia ben definita, talvolta aperta esternamente, quindi con degli obiettivi definiti raggiungibili anche tramite collaborazioni con l'esterno. Le aziende beneficiano di collaborazioni con compagnie esterne, istituti di ricerca e università portando a termine con successo la trasformazione digitale (Biegler *et al.*, 2018). Per tale motivo i manager delle imprese si scambiano opinioni riguardo la stima delle opportunità relative all'industria 4.0 (Moeuf *et al.*, 2020). In qualche caso infatti anche delle visite ad altre aziende che hanno già precedentemente implementato l'industria 4.0 possono risultare utili per la corretta definizione degli obiettivi e strategie da adottare (Pozzi, Rossi and Secchi, 2021).

Il terzo CSF presente in tutti gli articoli analizzati è la formazione o assunzione di know-how quindi se ne deduce che ricopra una rilevanza fondamentale per l'implementazione dell'industria 4.0. Questo fattore critico di successo consiste nella formazione di dipendenti o nell'assunzione di esperti da parte dell'organizzazione al fine di ottenere nuove e specifiche conoscenze. Infatti l'organizzazione deve permettere ai dipendenti di seguire dei corsi di formazione per ottenere le skills e le conoscenze richieste (Biegler *et al.*, 2018)(Nwaiwu *et al.*, 2020), così da renderli maggiormente autonomi e innovativi nel loro ruolo (Bhatia and Kumar, 2020). La formazione, quindi, risulta necessaria e fondamentale ma in diversi casi la tipologia di erogazione scelta non ha influito sul risultato finale (Pozzi, Rossi and Secchi, 2021). Nel caso invece si decidesse di ricorrere alle assunzioni per sopperire alcune lacune di conoscenza, questa strategia dovrebbe avvenire in maniera strategica su persone con specifiche competenze (Sony and Naik, 2020).

Il quarto fattore critico di successo è la creazione di un project team, che gestisca il processo di digitalizzazione dell'azienda, dato che il successo del progetto di implementazione dell'industria 4.0 dipende fortemente dalla sua gestione e organizzazione (Sony and Naik, 2020). Risulta indispensabile avere un project manager a capo del gruppo di lavoro, contraddistinto da dei requisiti specifici, come una conoscenza multidisciplinare, curiosità, e una buona comprensione delle attività operative così da permettere un

collegamento tra le soluzioni tecnologiche e i bisogni industriali. Quindi deve essere effettuata una scelta oculata e ponderata a causa dell'elevata importanza (Moeuf *et al.*, 2020). Il gruppo di supporto all'implementazione risulta fondamentale per il corretto avanzamento del progetto, mentre non è stata definita una struttura ottimale. Infatti si sono riscontrati tre diverse tipologie di team in casi di corretta implementazione, ma in tutti i casi caratterizzati dalla interfunzionalità (Pozzi, Rossi and Secchi, 2021).

Un ulteriore fattore critico di successo è la cyber security in quanto l'industria 4.0 si basa fortemente sull'utilizzo di dati e quindi la sicurezza di questi risulta fondamentale per una corretta implementazione. La digitalizzazione dei processi e la connessione dei macchinari comporta una maggiore esposizione da parte dell'impresa ad attacchi informatici. Quindi assume sempre maggiore importanza la protezione da indesiderate manipolazioni dei processi o fermi macchina, del know-how interno e di altri dati sensibili (Sony and Naik, 2020)(Biegler *et al.*, 2018).

Oltre ai fattori critici sopracitati, che rappresentano quelli più spesso citati negli articoli analizzati, si sono rilevati anche altri come: la creazione di un team interfunzionale per il supporto all'implementazione dell'industria 4.0 (Pozzi, Rossi and Secchi, 2021), la semplificazione degli strumenti relativi all'industria 4.0 riducendo l'impatto della mancanza di conoscenza (Moeuf *et al.*, 2020), la sostenibilità dell'industria 4.0 creando un equilibrio tra ambiente, economia e bisogni sociali che gioverà all'impresa e alle generazioni presenti e future (Sony and Naik, 2020).

ID	CSF	Definizione	Reference
1	Change Management	Il senior manager dovrebbe creare la giusta cultura motivando il personale e supportando l'implementazione tecnologica	<ul style="list-style-type: none"> • (Bhatia and Kumar, 2020) • (Biegler et al., 2018) • (Moeuf et al., 2020) • (Pozzi, Rossi and Secchi, 2021) • (Sony and Naik, 2020)

2	Strategia chiara e aperta	Si necessita di una precisa strategia con degli obiettivi ben definiti, raggiungibili anche attraverso una visione verso l'esterno	<ul style="list-style-type: none"> • (Biegler <i>et al.</i>, 2018) • (Moeuf <i>et al.</i>, 2020) • (Pozzi, Rossi and Secchi, 2021)
3	Formazione o assunzione di know-how	L'organizzazione deve provvedere alla formazione dei dipendenti e/o all'assunzione di personale esperto al fine di ottenere nuove e specifiche conoscenze	<ul style="list-style-type: none"> • (Bhatia and Kumar, 2020) • (Biegler <i>et al.</i>, 2018) • (Moeuf <i>et al.</i>, 2020) • (Nwaiwu <i>et al.</i>, 2020) • (Pozzi, Rossi and Secchi, 2021) • (Sony and Naik, 2020)
4	Creazione di un project team	Consiste nella creazione di un gruppo che diriga il processo di digitalizzazione dell'azienda	<ul style="list-style-type: none"> • (Moeuf <i>et al.</i>, 2020) • (Pozzi, Rossi and Secchi, 2021) • (Sony and Naik, 2020)
5	Cyber security	Protezione di dati e informazioni	<ul style="list-style-type: none"> • (Biegler <i>et al.</i>, 2018) • (Sony and Naik, 2020)

Tabella 1 - CSF relativi all'industria 4.0

2.3 Barriere all'implementazione della Predictive Maintenance

In questo capitolo si analizzano le diverse barriere ricavate dalla letteratura che rendono difficoltosa l'implementazione della strategia manutentiva predittiva (o della Condition-Based Maintenance), tenendo in considerazione che alcune sfide potrebbero essere anche estese in generale all'ambito dell'industria 4.0.

- Interoperabilità dei macchinari

Durante la produzione nelle aziende manifatturiere si effettuano diverse lavorazioni che necessitano di un'elevata eterogeneità di operazioni pertanto nella catena di produzione si utilizzano differenti tipologie di macchinari. Questa diversità di attrezzature determina alcune problematiche: ad esempio la difformità nei protocolli di comunicazione che provoca delle difficoltà nella trasmissione dei dati tra i diversi macchinari (Meesublak and Klinsukont, 2020). Queste differenze nei protocolli si ripercuotono durante la raccolta dati che diventa complessa per la generazione e formalizzazione di dati da diversi macchinari (Hao, Helo and Gunasekaran, 2020). La disomogeneità dei dati comporta delle difficoltà nella successiva analisi che richiede uno sforzo operativo. Questo è dovuto alla complessità dei database relazionali nella gestione dei dati provenienti da diverse fonti.

Ma i macchinari differiscono anche per il livello di maturità delle tecnologie che risulta essere un aspetto cruciale per la connessione dei macchinari al resto del sistema. Per tale motivo si rilevano le maggiori problematiche nei collegamenti con i vecchi macchinari o sistemi superati (Meesublak and Klinsukont, 2020). Questo è dovuto ai diversi gradi di automazione e la complessità risultante da tale eterogeneità è una difficoltà aggiuntiva (Müller, Buliga and Voigt, 2018).

La difficoltà nella interoperabilità si riscontra anche nel caso di aggiunta di un nuovo parametro da monitorare, dato che questo comporta anche un update completo a livello di software. Questo aspetto risulta fondamentale per permettere ai tecnici di ottenere una visione d'insieme, anche se racchiude la possibilità di introdurre nuovi errori nel software aggiornato, e quindi tempi allungati per la sua implementazione (Ingemarsdotter *et al.*, 2021).

Concludendo possiamo definire la barriera della interoperabilità come la problematicità nella comunicazione tra macchinari eterogenei che crea un ulteriore ostacolo nella trasformazione dei dati in informazioni utili per le analisi rendendo difficoltosa una visione di insieme.

- Disponibilità dati

La problematica della disponibilità dati riguarda la mancanza o la difficoltà nel reperire una certa quantità di dati utili che spesso non sono accessibili oppure non si acquisiscono nel formato desiderato. Infatti, per utilizzare gli algoritmi di Machine Learning necessitiamo di una enorme quantità di dati così da poter riconoscere l'andamento di funzionamento che precede il guasto. Però, per diverse motivazioni, è complesso acquisire importanti volumi di dati.

Anche se l'impianto produttivo presenta l'opportuna sensoristica per l'acquisizione del dato potrebbe non essere possibile accedervi, oppure i dati sono troppo costosi o di proprietà di un'altra azienda (Wagner and Hellingrath, 2019).

Un'altra problematica è determinata da un numero di guasti esigui per poterli utilizzare in algoritmi di Machine Learning e quindi la necessità di dover aspettare lunghi periodi di tempo per raggiungere una casistica sufficiente. Questo avviene soprattutto nelle piccole e medie imprese dove le dimensioni dei volumi delle linee di produzione sono contenute (Müller, Buliga and Voigt, 2018).

Anche la differenza dei macchinari utilizzati comporterà delle barriere nell'acquisizione dati perché le informazioni raccolte per un macchinario o per un suo particolare guasto non potranno essere usate per altri macchinari o guasti, rendendo difficile l'estrazione di valore dai dati (Coleman *et al.*, 2016).

Un altro ostacolo per la raccolta dati è il riconoscimento e la catalogazione dei diversi errori. Gli errori riscontrati potrebbero essere non etichettati o etichettati in maniera erronea a causa di un uso impreciso della nomenclatura o dell'utilizzo di uno stesso codice per registrare tutti i malfunzionamenti (Ton *et al.*, 2020). Infatti spesso i tecnici non inseriscono le informazioni in maniera abbastanza accurata o addirittura non le inseriscono (Ingemarsdotter *et al.*, 2021).

Per concludere possiamo definire la barriera della disponibilità dati come la difficoltà nell'ottenere una certa quantità di dati utili relativi a un

determinato guasto e macchinario per istruire l'algoritmo di machine learning a riconoscere l'andamento di funzionamento.

- Processo decisionale

Nel processo decisionale gli ostacoli emergono quando il personale non riesce a interfacciarsi correttamente con i sistemi predittivi. Infatti i modelli predittivi sono catalogati come delle *'black box'* e quindi è impossibile comprendere le motivazioni dei risultati del modello (Bukhsh and Stipanovic, 2020). Tuttavia, si riscontra la necessità di una visione critica riguardo i risultati ottenuti dagli algoritmi di Machine Learning, in quanto potrebbero presentare dei risultati errati. Queste anomalie purtroppo non potranno essere completamente evitate a meno che non si disponga di informazioni e modelli perfetti. Ma, fino a quel momento, gli algoritmi non potranno eliminare automaticamente gli esiti errati, come invece potrebbe talvolta osservare del personale esperto. Quindi in alcuni casi gli operatori non si fidano dei risultati dell'algoritmo. In altri, all'opposto, il personale rischia di diventare troppo dipendente dalla tecnologia e trascurare limitazioni dell'algoritmo (Ciocoiu, Siemieniuch and Hubbard, 2017).

Rispetto ai precedenti processi decisionali, l'implementazione di nuove tecniche predittive hanno comportato problematiche relative alle nuove modalità operative, come l'avvento dei *cyber physical system* (Kamble, Gunasekaran and Sharma, 2018), e alla resistenza al cambiamento.

In sostanza la barriera relativa al nuovo processo decisionale indica una difficoltà nella gestione della nuova strategia di manutenzione a causa della mancanza di fiducia nei guasti preventivati o, al contrario, dell'eccessiva fiducia nei risultati dell'algoritmo.

- Alti investimenti

La barriera degli alti investimenti per implementare la predictive maintenance ricopre un ruolo particolarmente importante: grandi quantità di capitale devono essere destinate all'acquisto di macchinari e infrastrutture IT ma anche all'assunzione di personale IT e a corsi di formazione (Ciocoiu, Siemieniuch and Hubbard, 2017). Le aziende dovranno rinnovarsi su due

piani: le infrastrutture dell'industria 4.0 e la formazione tecnica per l'utilizzo delle nuove tecnologie.

Tuttavia, l'industria 4.0 è difficile da adottare nelle PMI per la mancanza di fondi da destinare alle appropriate tecnologie (Kamble, Gunasekaran and Sharma, 2018) e questo tipo di aziende presentano maggiori difficoltà nell'accedere a prestiti finanziari rispetto alle grandi imprese. Le PMI spesso dispongono di risorse finanziarie limitate che le costringono ad essere molto caute riguardo i nuovi investimenti, così da rendere difficile l'implementazione di nuove tecniche (Coleman *et al.*, 2016).

L'altro aspetto importante riguarda le capacità tecniche che sono strettamente collegate alla cultura aziendale: spesso il personale manca di competenze digitali e quindi per sopperire a tali lacune si riscontra la necessità dei corsi di formazione (Müller, Buliga and Voigt, 2018). Questi corsi dovranno essere implementati anche per aggiornare il personale riguardo ai cambiamenti che avverranno nei processi e sistemi obsoleti (Bukhsh and Stipanovic, 2020).

Inoltre le aziende ritengono maggiormente critiche altre aree di business rendendole prioritarie rispetto alla strategia manutentiva e quindi considerano gli investimenti troppo elevati per la suddetta area (Schroeder *et al.*, 2019).

In conclusione, la barriera relativa agli alti investimenti ricopre un ruolo fondamentale per l'implementazione della predictive maintenance in ottica finanziaria, rendendo difficoltosa l'innovazione nel campo dell'industria 4.0, sia per le risorse tecnologiche che per i costi a sostegno delle nuove competenze del personale.

- Mancanza di chiarezza sui benefici economici

Il ritorno economico sull'investimento relativo all'industria 4.0 non è ancora ben chiaro e di conseguenza la problematica si estende anche alla predictive maintenance (Rauch, Dallasega and Unterhofer, 2019). Nonostante il progresso nel settore della sensoristica e nell'hardware per acquisire e processare i dati sia migliorato notevolmente, il beneficio economico dell'investimento è ancora difficilmente quantificabile a causa di una mancanza di fiducia nell'affidabilità delle tecniche operative (Ooijselaar *et al.*, 2019) e nelle misurazioni per la stima del ROI (Bukhsh and Stipanovic, 2020). Inoltre, la predictive maintenance viene percepita come una strategia ad alto rischio a causa degli elevati investimenti con benefici non tangibili

nell'immediato, ma solamente nel lungo periodo (Wagner and Hellingrath, 2019).

La nuova strategia manutentiva non è ancora stata pienamente percepita dall'industria (Bousdekis, Apostolou and Mentzas, 2020) e dunque le aziende non vogliono inoltrarsi in un ambito che non presenta certezze alla luce della dubbia utilità dei dati interni per portare dei reali benefici (Coleman *et al.*, 2016). Tanto è vero che tendono a evitare tecnologie non largamente collaudate, così da non sostenere i costi che caratterizzano gli *early adopters* e investimenti in tecnologie errate (Müller, Buliga and Voigt, 2018).

Un altro limite è la mancanza di casi studio determinata dalla difformità nelle operazioni e dall'assenza di modelli di ROI che adottano tale tecnologia con restrizioni sugli investimenti (Schroeder *et al.*, 2019).

Concludendo tale barriera è una delle principali cause che frenano le aziende nell'adozione di questa nuova tecnologia che presenta incertezze sul ritorno economico, sia per la mancanza di casi studio che per i benefici non tangibili nel breve periodo.

- Rischi di violazione nella sicurezza

Nell'implementazione della predictive maintenance si dovranno gestire un'enorme mole di dati e molte più connessioni anche con strutture esterne all'azienda (Raj *et al.*, 2020). Infatti, i sistemi interconnessi creano un maggior rischio di cyberattacchi che possono portare alla sottrazione di informazioni proprietarie dell'azienda o alla disattivazione dei sistemi di produzione (Müller, Buliga and Voigt, 2018) (Ingemarsdotter *et al.*, 2021).

Le aziende scarseggiano di competenze digitali risultando spesso incapaci di produrre un sistema di protezione dati adeguato alle loro esigenze affidandosi a servizi esterni con il rischio della perdita di proprietà dei dati (Coleman *et al.*, 2016).

Poiché esiste una carenza nelle infrastrutture di sicurezza digitale, il management è frenato nell'adozione della Predictive Maintenance (Rauch, Dallasega and Unterhofer, 2019).

Per concludere: la barriera della sicurezza digitale è determinata dalla difficoltà della protezione dei dati sensibili da attacchi informatici che potrebbero portare all'interruzione della produzione. Quindi la gestione dei dati avviene all'esterno dell'impresa attraverso l'outsourcing per sopperire

alle lacune digitali interne ma nel caso si utilizzi tale strategia le aziende rischiano di perdere la proprietà dei dati prodotti.

- Bassa maturità della tecnologia

La Predictive Maintenance per essere implementata necessita di tecnologie innovative, sia come hardware che come software, che spesso si trovano ancora in uno stadio tecnologico prematuro generando inefficienze in caso di guasti di sistemi interconnessi (Raj *et al.*, 2020).

Una di queste tecnologie è il monitoraggio dello stato del sistema che risulta complesso a causa della eterogeneità dei dati da condividere e da integrare tra i diversi macchinari (Hao, Helo and Gunasekaran, 2020). Un altro esempio è il diverso grado di automazione delle attrezzature che rende difficoltosa l'applicazione della Predictive Maintenance (Wagner and Hellingrath, 2019). Anche gli algoritmi di Machine Learning dovrebbero essere migliorati per permettere un maggior supporto nel processo decisionale (Nemeth, Ansari and Sihm, 2019)(Bokrantz *et al.*, 2017).

Si può concludere che lo stadio attuale in cui si trovano le tecnologie non offre sicurezze riguardo ai risultati della Predictive Maintenance, a causa di hardware e algoritmi ancora da migliorare, quindi risulterà necessario individuare il migliore possibile in funzione delle necessità dell'impresa.

- Mancanza di standard

La mancanza di standard si riferisce sia alla standardizzazione dei dati che delle procedure.

Nel primo caso si ha uno stretto collegamento con la problematica relativa al processo di acquisizione dei dati, in quanto la condizione di mancanza di standardizzazione di formato e tipologia delle misurazioni provoca una eterogeneità con conseguente difficoltà nell'effettuare il processo di analisi (Hao, Helo and Gunasekaran, 2020).

Mentre la mancanza di standard nelle procedure è dovuto alla carenza di casi, dato che le aziende spesso esprimono esigenze peculiari (Müller, Buliga and Voigt, 2018). Infatti, ciascun ambiente di industria 4.0 è implementato in base alle necessità di ogni singola azienda comportando

differenze e mancanza di architetture di riferimento (Kamble, Gunasekaran and Sharma, 2018).

Questi aspetti sono soprattutto dovuti a una mancanza di apertura da parte della azienda verso l'esterno per la creazione di un network, ostacolando la possibilità di creazione degli standard (Schroeder *et al.*, 2019).

In conclusione, la scarsità di standard è una barriera che comporta una difficoltà nell'implementazione della Predictive Maintenance sia a causa della mancata creazione di casi riguardo le procedure e architetture utilizzate che per la mancata creazione di dati di qualità.

- Mancanza di competenze digitali

Le aziende nel loro organico non presentano degli esperti di data analytics per gestire la complessità dei big data creati nelle moderne fabbriche 4.0 utilizzate per la Predictive Maintenance (Coleman *et al.*, 2016).

La scarsità di queste figure professionali comporta una barriera per l'adozione e applicazione della manutenzione predittiva (Rauch, Dallasega and Unterhofer, 2019).

Le aziende dovrebbero allocare importanti risorse sia nell'assunzione di personale esperto utile all'implementazione dell' industry 4.0 che in corsi di formazione per il personale già presente in azienda (Raj *et al.*, 2020).

Questa formazione dovrebbe coinvolgere tutti i livelli del personale dedicato alla produzione e dovrebbe svolgersi con continuità al fine di mantenere aggiornati i lavoratori rispetto alle diverse innovazioni (Bokrantz *et al.*, 2017). Anche se alcuni operatori potrebbero considerare questa tecnologia come poco interessante a causa della mancanza di esperienza con le metodologie di lavoro guidate dai dati (Ingemarsdotter *et al.*, 2021).

Questa mancanza di competenze digitali risulta una barriera per implementare la Predictive Maintenance dato che, a causa della sua multidisciplinarietà, sono necessari esperti in diversi settori. Al momento è difficile trovare figure professionali con tali competenze in azienda. Sicuramente i sistemi CPS (*Cyber Physical System*) riescono a sopperire alle inesperienza degli operatori ma non possono esentare le aziende dall'acquisizione o creazione di nuove figure professionali maggiormente specializzate (Müller, Buliga and Voigt, 2018).

In sostanza le competenze e qualifiche del personale sono la chiave per il successo di fabbriche innovative che utilizzano la manutenzione predittiva (Kamble, Gunasekaran and Sharma, 2018), ma il più delle volte si riscontra carenza di questi specialisti con la conseguente creazione di una barriera fondamentale per la messa in pratica di nuove tecnologie digitali.

- Resistenza al cambiamento

La predictive maintenance è una strategia innovativa che comporta notevoli cambiamenti rispetto alle operazioni oramai consolidate negli anni.

Queste abitudini generano una naturale resistenza al cambiamento (Raj *et al.*, 2020) che consiste nella mancata accettazione da parte degli operatori di nuove modalità di lavoro (Rauch, Dallasega and Unterhofer, 2019) (Ingemarsdotter *et al.*, 2021).

Gli operatori non accettano le modifiche per diverse motivazioni.

La prima motivazione consiste nel fatto che spesso i tecnici non mostrano particolare interesse e fiducia nelle scelte strategiche del management. Ma, per una corretta implementazione della Predictive Maintenance, è necessaria la collaborazione degli operatori anche se il più delle volte questi ultimi vedono l'industry 4.0 più come un vezzo del management che come una opportunità (Coleman *et al.*, 2016).

Per di più, per applicare la Predictive Maintenance vengono utilizzati degli algoritmi che possono essere considerati delle vere e proprie 'black box' o che comunque risultano assai difficili da comprendere per verificarne il risultato. Questo aspetto crea un ostacolo, dato che gli ingegneri e gli operatori specializzati propriamente diffidano dall'utilizzo di tecnologie che non comprendono pienamente e non riescono ad analizzare (Ton *et al.*, 2020).

Inoltre è presente anche una resistenza al cambiamento da parte dell'organizzazione prima di implementare la manutenzione predittiva, dato che l'azienda necessita il passaggio da un sistema tradizionale chiuso a un sistema di relazioni aperte con una probabile condivisione dei dati (Bokrantz *et al.*, 2017).

In conclusione, la barriera della resistenza al cambiamento è la difficoltà dell'azienda nell'abbandonare la propria comfort zone cambiando la modalità manutentiva e affrontando la diffidenza ad affidarsi a nuove tecnologie.

- Mancanza di visione manageriale

La barriera consiste in una mancanza di supporto da parte del management verso questa nuova strategia manutentiva (Zonta *et al.*, 2020). Infatti, per passare da una manutenzione preventiva a una predittiva, non si necessita solo di un cambiamento tecnologico, ma anche strategico che consiste in una maggior apertura verso l'esterno dell'azienda e nell'affrontare un nuovo assetto organizzativo.

Per questi motivi le aziende devono stabilire attraverso il management una strategia chiara per non perdersi in un ambiente con soluzioni illimitate come l'industria 4.0 (Raj *et al.*, 2020). Nella maggior parte delle PMI il punto di forza organizzativo non consiste nelle funzioni manageriali rendendo così difficoltoso l'avanzamento tecnologico e organizzativo verso l'industria 4.0 (Coleman *et al.*, 2016).

Per concludere, la mancanza di visione manageriale è la difficoltà che deve superare la dirigenza per essere il motore di questo cambiamento e quindi introdurre tutte le modifiche fondamentali per cambiare strategia manutentiva, sia dal punto di vista tecnologico che organizzativo.

ID	Barriera	Definizione	Reference
B1	Interoperabilità dei macchinari	Problematicità nella comunicazione tra macchinari eterogenei che crea un ulteriore ostacolo nella trasformazione dei dati in informazioni utili per le analisi rendendo difficoltosa una visione di insieme	<ul style="list-style-type: none"> • Hao, Helo and Gunasekaran, 2020 • Ingemarsdotter et al., 2021 • Meesublak and Klinsukont, 2020 • Müller, Buliga and Voigt, 2018

B2	Disponibilità dati	Difficoltà nell'ottenere una certa quantità di dati utili relativi a un determinato guasto e macchinario per istruire l'algoritmo di machine learning a riconoscere l'andamento di funzionamento	<ul style="list-style-type: none"> • Coleman et al., 2016 • Ingemarsdotter et al., 2021 • Müller, Buliga and Voigt, 2018 • Ton et al., 2020 • Wagner and Hellingrath, 2019
B3	Processo decisionale	Difficoltà nella gestione della nuova strategia di manutenzione a causa della mancanza di fiducia nei guasti preventivati o, al contrario, dell'eccessiva fiducia nei risultati dell'algoritmo	<ul style="list-style-type: none"> • Bukhsh and Stipanovic, 2020 • Ciocoiu, Siemieniuch and Hubbard, 2017 • Kamble, Gunasekaran and Sharma, 2018
B4	Alti investimenti	Difficoltà nell'innovazione nel campo dell'industria 4.0 a causa degli elevati costi, sia per le risorse tecnologiche, che per i costi di aggiornamento delle competenze del personale	<ul style="list-style-type: none"> • Bukhsh and Stipanovic, 2020 • Ciocoiu, Siemieniuch and Hubbard, 2017 • Coleman et al., 2016 • Kamble, Gunasekaran and Sharma, 2018

			<ul style="list-style-type: none"> • Müller, Buliga and Voigt, 2018 • Schroeder et al., 2019
B5	Mancanza di chiarezza sui benefici economici	Difficoltà nella implementazione a causa della insicurezza del ritorno economico, sia per la mancanza di casi studio, che per i benefici non tangibili nel breve periodo	<ul style="list-style-type: none"> • Bousdekis, Apostolou and Mentzas, 2020 • Bukhsh and Stipanovic, 2020 • Coleman et al., 2016 • Müller, Buliga and Voigt, 2018 • Ooijevaar et al., 2019 • Rauch, Dallasega and Unterhofer, 2019 • Schroeder et al., 2019 • Wagner and Hellingrath, 2019
B6	Rischi di violazione nella sicurezza	Difficoltà nella protezione dei dati sensibili da attacchi informatici, che potrebbero portare all'interruzione della produzione. Quindi il più delle volte la gestione dei dati avviene all'esterno dell'impresa attraverso l'outsourcing per sopperire alle lacune digitali interne, ma nel caso si utilizzi tale strategia le aziende vengono private della proprietà dei dati prodotti	<ul style="list-style-type: none"> • Coleman et al., 2016 • Ingemarsdotter et al., 2021 • Müller, Buliga and Voigt, 2018 • Raj et al., 2020 • Rauch, Dallasega and

			Unterhofer, 2019
B7	Bassa maturità della tecnologia	Lo stadio attuale in cui si trovano le tecnologie non offre sicurezze riguardo ai risultati della predictive maintenance, a causa di hardware e algoritmi ancora da migliorare	<ul style="list-style-type: none"> • Bokrantz et al., 2017 • Hao, Helo and Gunasekaran, 2020 • Raj et al., 2020 • Wagner and Hellingrath, 2019
B8	Mancanza di standard	Difficoltà nell' implementazione della tecnologia sia a causa della mancata creazione di casi riguardo le procedure e architetture utilizzate, che per la mancata creazione di dati di qualità	<ul style="list-style-type: none"> • Hao, Helo and Gunasekaran, 2020 • Kamble, Gunasekaran and Sharma, 2018 • Müller, Buliga and Voigt, 2018 • Schroeder et al., 2019
B9	Mancanza di competenze digitali	Difficoltà nell' implementazione della tecnologia a causa di carenza di specialisti nel campo del data analytics	<ul style="list-style-type: none"> • Bokrantz et al., 2017 • Coleman et al., 2016 • Kamble, Gunasekaran and Sharma, 2018 • Ingemarsdotter et al., 2021 • Müller, Buliga and Voigt, 2018

			<ul style="list-style-type: none"> • Raj et al., 2020 • Rauch, Dallasega and Unterhofer, 2019
B10	Resistenza al cambiamento	Difficoltà dell'azienda nell'abbandonare la propria zona di comfort cambiando la modalità manutentiva e affrontando la opposizione ad affidarsi a nuove tecnologie	<ul style="list-style-type: none"> • Bokrantz et al., 2017 • Coleman et al., 2016 • Ingemarsdotter et al., 2021 • Raj et al., 2020 • Rauch, Dallasega and Unterhofer, 2019 • Ton et al., 2020
B11	Mancanza di visione manageriale	Difficoltà da parte del management di supportare modifiche, sia dal punto di vista tecnologico che organizzativo, per cambiare strategia manutentiva	<ul style="list-style-type: none"> • Coleman et al., 2016 • Raj et al., 2020 • Zonta et al., 2020

Tabella 2 - Barriere relative alla manutenzione predittiva

2.4 Contromisure all'implementazione della Predictive Maintenance

In questo capitolo si analizzano i diversi fattori ricavati dalla letteratura che favoriscono l'implementazione della strategia manutentiva predittiva.

- Standardizzazione e acquisizione dei dati

La standardizzazione dei dati risulta fondamentale per permettere la condivisione non solo tra macchinari ma anche con il sistema IT aziendale. Questo risulta fondamentale per una corretta riuscita dell'implementazione, e deve essere messo in pratica prima della fase acquisizione dati (se ci si riferisce al testo nella fase System Architecture Design Phase) (Wagner and Hellingrath, 2021). Come già precedentemente descritto durante l'esposizione delle barriere, l'acquisizione dati risulta una fase fondamentale per la riuscita dell'implementazione della Predictive Maintenance ma spesso quelli relativi ai guasti che ricoprono maggiore importanza risultano essere esigui o addirittura mancanti. Questo causa la necessità di acquisire maggiori informazioni sfruttando i dati di monitoraggio di normale funzionamento come fonte d'informazione per determinare: parametri di funzionamento, nuovi eventi e aggiornare la prognostica (Teixeira, Lopes and Braga, 2020).

- Corretto utilizzo dei dati

Nella letteratura si riscontrano diverse soluzioni per il corretto utilizzo dei dati come l'*automation scenario*, in cui la macchine dirigono in pieno le operazioni umane, o il *tool scenario* in cui gli algoritmi suggeriscono una linea da seguire, ma sono tutti comunque caratterizzati dalla necessità dell'intervento umano per generare e supportare le soluzioni derivanti dai dati per i problemi operazionali emergenti (Blayone and VanOostveen, 2021). Una modalità consiste nella rielaborazione delle diverse soluzioni proposte dagli operatori, per successivamente proporgli una loro versione migliorata dagli algoritmi (Wagner and Hellingrath, 2021). Mentre alcuni pensano che sia necessario intervenire permettendo all'algoritmo di determinare i tempi e i metodi della manutenzione da effettuare: ispezione, riparazione, sostituzione ecc. (Teixeira, Lopes and Braga, 2020). Ma la data analysis dovrebbe sempre condurre a migliori comprensioni del problema, analizzando diversi fattori, e quindi

permettendo una pianificazione maggiormente appropriata delle attività di manutenzione con una più accurata comprensione dei risultati degli algoritmi (Rastegari and Bengtsson, 2015).

- Progetto pilota e analisi fattibilità

Spesso si consiglia nelle fasi antecedenti all'implementazione della Predictive Maintenance di iniziare con un progetto pilota di dimensioni contenute con un rischio e un tempo di ammortamento ridotti, in quanto una scelta iniziale sbagliata potrebbe portare al fallimento dell'intero progetto, attenuando anche l'entusiasmo del personale (Welte, Estler and Lucke, 2020).

Dalle informazioni ottenute si potrebbe effettuare l'analisi del ritorno dell'investimento (ROI) con tutte le problematiche precedentemente descritte, definire gli appropriati key performance indicators (KPI), come costi totali di manutenzione, qualità del processo e rateo di falsi positivi, al fine di ottenere una misura generale sull'andamento del progetto (Wagner and Hellingrath, 2021).

Altrimenti si può effettuare una stima di fattibilità attraverso tre aspetti: organizzativo, economico e tecnico, utilizzando una versione light della strumentazione e metodologie che permettano di ottenere informazioni sufficienti per effettuare in un secondo momento un test di fattibilità maggiormente preciso (Rastegari and Bengtsson, 2015).

- Selezione hardware e algoritmi

Nel caso di mancanza di sicurezze riguardo all'hardware, bisogna scegliere la tecnologia maggiormente appropriata tenendo conto di alcuni test come il *Failure Mode and Effect Analysis* (FMECA). Mentre adoperando un approccio qualitativo nella fase iniziale di implementazione si effettuano interviste con esperti e benchmarking con altre imprese per ottenere maggiori informazioni (Rastegari and Bengtsson, 2015). Inoltre anche la selezione dei macchinari da utilizzare durante la fase pilota risulta fondamentale, tenendo conto di diversi fattori, quali: processi critici, importanza per la catena di produzione, complessità e disponibilità dei dati (Wagner and Hellingrath, 2019).

Mentre, nel caso della scelta degli algoritmi si necessita di una modalità di comparazione che tenga conto non solo delle caratteristiche dell'algoritmo ma anche delle competenze ed esigenze specifiche dell'utente. Un esempio

potrebbe essere una comparazione numerica basata su un punteggio di ciascuna categoria, così da selezionare il algoritmo migliore possibile (esempio :*QFD*) (Lee et al., 2014). Un altro metodo più semplice ma comunque efficace consiste nella comparazione dei risultati della matrice di confusione (*cross-validation*), dopo aver diviso il campione di dati in training e test e aver modificato opportunamente le condizioni dell'algoritmo (Wagner and Hellingrath, 2021).

- Operatori 4.0

L'implementazione della predictive Maintenance comporta la necessità di nuove skills richieste per gli operatori o nuove caratteristiche del team, e in letteratura si sono riscontrati diversi requisiti per una corretta implementazione.

La terminologia operatore 4.0, sfruttando un'assonanza con industria 4.0, descrive una visione futuristica di lavoratori che operano supportati da macchinari e tecnologie digitali, utilizzando a pieno le opportunità dell'industria 4.0 (Kadir and Broberg, 2021). Un altro approccio consiste nel creare un team di Machine Learning che servirebbe come centro di competenza per il trasferimento delle conoscenze acquisite. Tale team sarebbe interdisciplinare e composto da dipendenti interni provenienti da diversi campi di competenza (Welte, Estler and Lucke, 2020). Oppure per sopperire alla multidisciplinarietà della tematica si ricorre alla formazione di un team di esperti con tre competenze chiave: conoscenza tecnica e ingegneristica, data science skills e conoscenza funzionale ai macchinari (Wagner and Hellingrath, 2021). Altre caratteristiche necessarie sono la capacità di adattamento e la capacità di lavorare in un ambiente dinamico in continua evoluzione e guidato dai dati (Blayone and VanOostveen, 2021).

- Trasparenza nelle decisioni e inclusione nel processo

Per una corretta implementazione della Predictive Maintenance risulta utile mettere i dipendenti a conoscenza delle intenzioni dell'azienda riguardo alla digitalizzazione al fine di ridurre il livello di diffidenza del personale (Rauch, Dallasega and Unterhofer, 2019). Infatti si riscontra la necessità di renderli maggiormente partecipi condividendo gli obiettivi, le ragioni e i vantaggi del progetto (Welte, Estler and Lucke, 2020).

Questo atteggiamento comporta una maggiore comprensione e consapevolezza delle opportunità offerte dall'intelligenza artificiale e dal Machine Learning da parte degli stakeholders, semplificando il processo di integrazione (Welte, Estler and Lucke, 2020).

ID	Contromisura	Definizione	Reference
C1	Standardizzazione e acquisizione dei dati	Consiste nella standardizzazione del formato dei dati e nell'utilizzo dei dati di monitoraggio dei macchinari, come prima risorsa per determinare i malfunzionamenti	<ul style="list-style-type: none"> • Wagner and Hellingrath, 2021 • Teixeira, Lopes and Braga, 2020
C2	Corretto utilizzo dei dati	Esistono diverse metodologie per l'utilizzo dei dati, tra cui l'automation scenario e il tool scenario. In entrambi i casi l'intervento umano risulta necessario per i problemi operazionali emergenti.	<ul style="list-style-type: none"> • Blayone and VanOostveen, 2021 • Wagner and Hellingrath, 2021 • Teixeira, Lopes and Braga, 2020 • Rastegari and Bengtsson, 2015
C3	Progetti pilota e analisi fattibilità	Si riscontra la necessità di effettuare progetti di piccole dimensioni per riuscire a comprendere meglio sia gli investimenti necessari che le opportunità derivanti dalla Predictive Maintenance	<ul style="list-style-type: none"> • Welte, Estler and Lucke, 2020 • Wagner and Hellingrath, 2021 • Rastegari and Bengtsson, 2015

C4	Selezione hardware e algoritmi	La corretta selezione di hardware e algoritmi risulta fondamentale per venire incontro alle esigenze dell'impresa, riducendo l'importanza di una bassa maturità delle tecnologie	<ul style="list-style-type: none"> • Rastegari and Bengtsson, 2015 • Wagner and Hellingrath, 2019 • Lee et al., 2014 • Wagner and Hellingrath, 2021
C5	Operatori 4.0	Consiste nella necessità di un'impresa di definire le caratteristiche necessarie di un operatore in un'industria 4.0	<ul style="list-style-type: none"> • Kadir and Broberg, 2021 • Welte, Estler and Lucke, 2020 • Wagner and Hellingrath, 2021 • Blayone and VanOostveen, 2021
C6	Trasparenza nelle decisioni e inclusione nel processo	La trasparenza nelle scelte di digitalizzare l'impresa rassicura i dipendenti e il rendere partecipi i dipendenti e i manager dell'industria 4.0 comporta una maggior compartecipazione nel cambiamento	<ul style="list-style-type: none"> • Rauch, Dallasega and Unterhofer, 2019 • Welte, Estler and Lucke, 2020

Tabella 3 - Contromisure alle barriere relative alla manutenzione predittiva

2.5 Proposta di CSF per l'implementazione della Predictive Maintenance (ipotesi finali)

Di seguito si descrivono i fattori critici di successo risultanti dalla literature review dei capitoli precedenti.

- Assumere personale esterno qualificato

Le aziende spesso presentano delle lacune rispetto al *know-how* riguardante i nuovi ambiti dell'industria 4.0, inclusi quelli della manutenzione predittiva come il Machine Learning e l'IoT. Quindi è risultato fondamentale la creazione di una nuova tipologia di operatore e l'assunzione di nuove figure professionali con competenze relative alle tecniche e ai tools dei data analytics, così da poter gestire internamente la nuova strategia manutentiva.

- Formare il personale interno sugli aspetti tecnici

Un'alternativa al CSF espresso precedentemente consiste nella formazione interna di personale qualificato. Questa preparazione dovrà essere svolta *ad-hoc* su tutte le risorse aziendali interessate dal cambiamento. Inoltre, la formazione dovrà essere svolta in maniera continuativa a causa della elevata velocità di innovazione della materia per permettere ai lavoratori di mantenersi costantemente aggiornati.

- Formare il personale interno sui nuovi processi

La manutenzione predittiva offre buone soluzioni nel caso si interpretino nella maniera corretta i risultati. Questo comporta un cambiamento nelle procedure a supporto dei processi decisionali, in quanto con l'implementazione della nuova strategia manutentiva dovrà avvenire una lettura critica dei dati raccolti e delle informazioni generate.

- Acquisire modelli di funzionamento dei macchinari

Per una corretta acquisizione dei dati da utilizzare risulta fondamentale conoscere i modelli di funzionamento dei macchinari prima di implementare la manutenzione predittiva, per determinare la migliore variabile o le migliori variabili da esaminare per predire i guasti. Infatti, si riscontra un'ampia varietà di variabili per determinare i guasti come per esempio: le sonore, le vibrazionali, le termiche e i residui nei fluidi.

- Possedere un database idoneo alle analisi predittive

Per la corretta implementazione della manutenzione predittiva risulta fondamentale allenare l'algoritmo per predire guasti futuri. Quindi risulta necessario ottenere una buona quantità di dati, soprattutto quelli relativi ai guasti, che però possono risultare difficili da ottenere dato lo scarso numero di guasti funzionali.

- Utilizzare soluzioni di Cyber-Security

Le connessioni necessarie per implementare la manutenzione predittiva comportano dei collegamenti con l'esterno che risultano pericolosi per la possibilità di attacchi informatici. Per tale motivo la sicurezza informatica risulta fondamentale al fine di evitare la perdita di dati o di interruzioni della produzione.

- Utilizzare protocolli standard di comunicazione tra i macchinari

Per consentire la raccolta di dati e ottenere una visione d'insieme risulta necessario permettere la comunicazione tra i macchinari attraverso l'utilizzo di protocolli. Questo assume una notevole importanza nei casi di macchinari eterogenei nelle caratteristiche tecnologiche.

- Accedere a finanziamenti

Nella implementazione della manutenzione predittiva risulta necessario un elevato investimento che spesso le aziende non riescono a sostenere senza aiuti esterni. Per tale motivo risulta fondamentale poter accedere ai finanziamenti così da effettuare ingenti investimenti in tecnologia e formazione del personale.

- Acquisire competenze per la misurazione del ritorno sull'investimento digitale

Le aziende mostrano diffidenza riguardo la nuova tecnologia della manutenzione predittiva data la scarsa sicurezza del ritorno sull'investimento digitale. Affinché le aziende acquisiscano una maggiore sicurezza nell'effettuare alti investimenti nella manutenzione predittiva, risulta fondamentale aumentare le competenze relative alle tecniche di

analisi di costi e benefici in tale ambito per misurare correttamente il ritorno sull'investimento.

- Adottare la strategia dell'Open Innovation

La strategia dell'Open Innovation consiste in un paradigma che presuppone che le aziende possano e debbano usare idee esterne così come idee interne, per permettere alle aziende di far progredire la loro tecnologia (Chesbrough, 2003). Infatti, le aziende nel momento in cui decidono di adottare la manutenzione predittiva devono mostrarsi aperte nei confronti degli altri attori della filiera. Queste azioni risultano utili soprattutto al management che verrà stimolato nell'applicazione di modifiche tecnologiche e organizzative.

- Adottare un business model basato su hardware e servizi (*machine as a service or equamente as a service*)

La creazione di un nuovo modello di business non più basato esclusivamente sull'hardware, ma basato su hardware e servizi rende l'offerta maggiormente allettante per il cliente. Infatti, questo nuovo business model permette alle aziende di adottare la strategia manutentiva predittiva superando diverse barriere. In questo modello le aziende necessitano un minor *know-how* interno in ambito tecnologico, dato che la manutenzione è gestita interamente dal noleggiatore e quindi i dati sono raccolti da più fonti di clienti, creando un database di dimensioni maggiori rispetto a quello della sola azienda. Inoltre, l'impresa sostiene minori investimenti di capitale, trasformando i CAPEX (spese di capitale) in OPEX (spese operative), e ottiene anche una maggiore flessibilità, in quanto la fabbrica potrà essere allestita abbastanza rapidamente grazie al minor costo di noleggio rispetto all'acquisto.

- Partecipazione attiva del personale nel processo

La partecipazione attiva del personale nel processo consiste in una metodologia che permetta ai lavoratori coinvolti nel cambiamento di sentirsi parte attiva di quest'ultimo. Infatti, risulta fondamentale per la corretta implementazione della manutenzione predittiva rendere partecipe il personale durante il processo, così da contrastare la resistenza al cambiamento che consiste nella naturale opposizione ad abbandonare la propria zona di comfort.

CATEGORIA	IPOTESI CSF	DEFINIZIONE	PERCHÉ (BARRIERE CHE VANNO A SOPPERIRE)
<i>CULTURA DIGITALE</i>	Assumere personale esterno qualificato	Acquisizione di competenze esterne relative alle tecniche e ai tool dei data analytics necessari per l'implementazione della manutenzione predittiva (esempio: Machine Learning, IoT) attraverso l'assunzione di nuove figure in azienda	Per sopperire la carenza di competenze digitali nelle aziende (B9) (C5)
	Formare il personale interno sugli aspetti tecnici	Incremento delle competenze interne relative alle tecniche e ai tool dei data analytics necessari per l'implementazione della manutenzione predittiva (esempio: Machine Learning, IoT) attraverso attività di formazione ad-hoc per le risorse aziendali interessate dal cambiamento	Per sopperire la carenza di competenze digitali nelle aziende (B9) (C5)
	Formare e il personale interno sui nuovi processi	Introduzione delle nuove procedure a supporto dei processi decisionali guidati dalla lettura critica dei dati raccolti e delle informazioni generate dagli algoritmi di Machine Learning	Al fine di permettere al personale una corretta comprensione delle informazioni generate dalla manutenzione predittiva (B3) (C2)
<i>DATA GOVERNANCE</i>	Acquisire modelli di funzionamento dei macchinari	Acquisizione di una buona conoscenza delle variabili che possono determinare un eventuale guasto dei macchinari (temperatura, residui nei fluidi, vibrazioni, sonore ecc.)	Per consentire la decisione più adatta nella scelta delle variabili e dei macchinari da utilizzare (B7) (C4)

	<p>Possedere un database idoneo alle analisi predittive</p>	<p>Raccolta e archiviazione di dati idonei a supportare analisi predittive, ovvero nelle giuste quantità e relativi sia a casi di funzionamento che di guasto del macchinario</p>	<p>Per permettere all'algoritmo di allenarsi e predire i guasti futuri (B8, B2) (C1)</p>
	<p>Utilizzare soluzioni di Cyber-security</p>	<p>Identificazione e selezione di soluzioni di protezione dei dati e sistemi informatici da attacchi esterni, che possano supportare il sistema di manutenzione predittiva fornito da rischi di perdite di dati</p>	<p>Al fine di evitare la perdita del segreto industriale ed eventuali interruzioni della produzione (B6)</p>
	<p>Utilizzare protocolli standard di comunicazione tra i macchinari</p>	<p>Identificazione e selezione di protocolli standard di comunicazione tra i macchinari, che possano consentire una raccolta e analisi omogenea dei dati macchina</p>	<p>Per permettere la maggior comunicazione tra i macchinari e ottenere una visione d'insieme (B1)</p>
<p><i>FINANZIARIO/ ECONOMICO</i></p>	<p>Accedere a finanziamenti</p>	<p>Possibilità di richiedere un prestito ed effettuare investimenti ingenti nell'implementazione, sviluppo e mantenimento della soluzione di manutenzione predittiva</p>	<p>Per investire nella formazione o assunzione del personale e in tecnologie innovative (B4)</p>
	<p>Acquisire competenze per la misurazione del ritorno sull'investimento digitale</p>	<p>Incremento delle competenze relative a tecniche per la misurazione dei costi e dei benefici della manutenzione predittiva e il calcolo del ritorno sull'investimento digitale</p>	<p>Per convincere le aziende a investire nella manutenzione predittiva, motivando gli elevati investimenti iniziali (B5) (C3)</p>

<i>GESTIONE DEL CAMBIAMENTO</i>	Adottare strategia Open Innovation	Adozione di una strategia più attenta al confronto e collaborazione con altre aziende e attori della filiera volta allo sviluppo e all'implementazione della manutenzione predittiva	Per stimolare il management nell'applicare modifiche tecnologiche e organizzative (B11)
	Adottare un business model basato su hardware e servizi	Introduzione di un nuovo modello di business all'interno dell'azienda che si basi su un'offerta sia hardware che software e concentri le attività commerciali nel rendere tale offerta interessante e conveniente per il cliente	Per permettere alle aziende di accedere alla strategia manutentiva superando diverse barriere
	Partecipazione attiva del personale nel processo	Adozione di una metodologia che coinvolga attivamente il personale durante il processo di implementazione delle tecnologie innovative della manutenzione predittiva	Per evitare la resistenza al cambiamento, cioè una naturale opposizione ad abbandonare la propria comfort zone (B10) (C6)

Tabella 4 - CSF proposti relativi alla manutenzione predittiva

3. Metodologia

In questo capitolo si espone la metodologia utilizzata per convalidare i probabili fattori critici di successo risultanti dalla literature review e presentati nel capitolo precedente.

Per validare i suddetti CSF si è deciso di utilizzare una ricerca esplorativa che permette di investigare su un problema non ancora esaminato nella sua interezza e di ottenere una conoscenza più approfondita dell'argomento. Per questi motivi è stato redatto un questionario ovvero un metodo di ricerca primario quantitativo che consente di acquisire informazioni da un gruppo predefinito di candidati (Forza, 2002).

Il processo per impostare un questionario si compone di diverse fasi: la definizione del modello e degli obiettivi di ricerca, il design del questionario e il pilot test, la raccolta dei dati, l'analisi dei dati e l'interpretazione dei risultati (Forza, 2002).

La definizione del modello e degli obiettivi di ricerca e le loro ipotesi sono state esposte nei capitoli precedenti attraverso l'analisi della letteratura. Tale analisi ha poi permesso di determinare degli obiettivi misurabili, che risultano essere i CSF della manutenzione predittiva.

La struttura del questionario prevede la suddivisione delle domande tra variabili indipendenti e dipendenti. Per quanto riguarda le variabili indipendenti si sono ritenute interessanti: il ruolo in azienda del rispondente; la fase di implementazione della manutenzione predittiva; alcune caratteristiche dell'azienda in generale come: fatturato, numero dipendenti, settore di appartenenza, tipologia di azienda e tipologia di manutenzione implementata. Inoltre, è stata prevista una domanda aperta facoltativa per consentire ulteriori commenti.

Con riferimento alle variabili dipendenti è stata usata la *Likert scale* (1932) che è una scala psicometrica spesso utilizzata nelle ricerche esplorative (Babbie, 2011). Questa tipologia di scala consiste nel misurare le opinioni dei partecipanti chiedendo di rispondere a una serie di affermazioni su un determinato argomento esprimendo il loro gradimento (McLeod, 2008). Uno dei principali pregi di questo strumento è la facilità di lettura, comprensione e compilazione (Bhandari and Nalmpantis, 2019).

Nel questionario proposto la *Likert scale* è stata utilizzata per chiedere in quale misura il CSF fosse ritenuto necessario per una corretta implementazione della manutenzione predittiva. Alle domande è sempre stata abbinata una breve definizione del CSF, elaborata sulla base dell'analisi della letteratura.

Di seguito si riporta un esempio di domanda riguardante i CSF (figura 1):

CSF 1/12						
L'assunzione di personale esterno qualificato in che misura è risultata necessaria per l'implementazione della manutenzione predittiva? (1= non necessaria, 5= fondamentale) *						
<i>Definizione: Acquisizione di competenze esterne relative alle tecniche e ai tool dei data analytics necessari per l'implementazione della manutenzione predittiva (esempio: Machine Learning, IoT) attraverso l'assunzione di nuove figure in azienda</i>						
	1	2	3	4	5	Non so
Assumere personale esterno qualificato	<input type="radio"/>					

Figura 1 - Esempio di quesito relativo ai CSF

Come si evince dall'esempio è stata utilizzata una scala che presenta un intervallo di valori compresi tra 1 a 5, i quali indicano il grado di importanza da “non necessaria” a “fondamentale” del CSF proposto. Inoltre, è stata aggiunta la possibilità di fornire una risposta “Non so” nel caso in cui il rispondente non avesse una chiara idea riguardo la domanda. L'utilizzo di questa scala ha permesso di ottenere dati ordinali e quantitativi.

Il questionario, inviato via mail alle aziende, consiste in 20 domande caratterizzate da un tempo di completamento di circa 8 minuti. Queste caratteristiche consentono di ottenere il giusto *trade off* tra lunghezza e completezza al fine di evitare un elevato numero di abbandoni.

Spesso questa tipologia di questionari sono affetti da alcuni *bias*, come quelli della tendenza centrale, della acquiescenza e della desiderabilità sociale. Il primo consiste nella riluttanza del soggetto a dare risposte estreme della scala e nella sua propensione a scegliere risposte centrali, il secondo è dovuto all'inclinazione a dichiararsi d'accordo con l'affermazione della domanda, infine l'ultimo *bias* consiste nella volontà di essere accettati socialmente, adattando le proprie risposte (Jonald L. Pimentel, 2019). Di conseguenza le domande sono state poste nella maniera più chiara e imparziale possibile per evitare il primo e secondo *bias*. Mentre per ridurre al minimo il terzo *bias* si è utilizzata una forma anonima del questionario e la somministrazione neutralizzata tramite computer.

Al termine di questa fase è stato effettuato il *pilot test*, contattando degli esperti del settore al fine di compilare il questionario e individuare eventuali problematiche nella struttura dello stesso.

La definizione della popolazione target consiste nel determinare i potenziali rispondenti a seconda di diverse caratteristiche (geografiche, età, settore, ecc.). Per questo questionario si è deciso di porre limiti solo a livello geografico, ricercando esclusivamente aziende con produzione in Italia.

Successivamente è stata eseguita l'analisi dei risultati mediante l'utilizzo di diversi test non parametrici, in quanto i test parametrici non possono essere utilizzati per i dati ordinali (Nicolucci, 2018).

Per la scelta dei test non parametrici si sono affrontati diversi step, quali: scelta della domanda per la quale si vuole ottenere una risposta attraverso il test, formulazione dell'ipotesi nulla e alternativa, selezione del test statistico adatto ed infine la esecuzione del test selezionato attraverso il software statistico Rstudio (Du Prel *et al.*, 2010).

In primo luogo, serve studiare l'affidabilità (o attendibilità), che indica la probabilità di ottenere lo stesso risultato replicando il questionario in condizioni simili. Il questionario è stato somministrato soltanto una volta alle aziende, quindi anche il metodo di calcolo di tale caratteristica fondamentale si deve basare su un'unica somministrazione. Il primo metodo, che non è un test statistico, utilizzato per valutare l'affidabilità è stato l'*alpha di Cronbach*, che è l'indice statistico maggiormente utilizzato per determinare l'attendibilità di questionari con item, come le risposte ordinali ottenute dalla *scala Likert*.

Questo indice statistico presenta come condizioni: la unidirezionalità delle votazioni, ovvero le risposte non si presentano caratterizzate da scale *reverse*, unidimensionalità, cioè le diverse domande si devono ricondurre allo stesso concetto, e la *tau-equivalence*, che consiste nell'ottenere dei valori di varianza simili per le diverse domande. Quest'indicatore assume valori compresi tra 0 e 1 e, nel caso di valori vicini all'unità, si ottiene un'elevata affidabilità del test. La condizione di accettabilità solitamente consiste nel valore soglia pari a 0,7, infatti superandolo si ottiene un'attendibilità sufficiente per la validazione del questionario (Barbera *et al.*, 2021).

L'indice appena descritto presenta come caratteristica la *true variance* che dipende anche dalle diverse caratteristiche della popolazione presa in esame e non proviene unicamente dalle caratteristiche del questionario. Quindi maggiormente sarà variabile il questionario, maggiore sarà la affidabilità (Viladrich, Angulo-Brunet and Doval, 2017). Inoltre la letteratura scientifica preferisce l'*omega di McDonald* rispetto all'*alpha di Cronbach*, per diverse altre motivazioni (Ravinder and Saraswathi, 2020).

Quindi è stata utilizzata anche l'*omega di McDonald* come indicatore dell'affidabilità del questionario. Questo indice performa meglio rispetto all'*alpha di*

Cronbach nel caso si violi la *tau-equivalence*, comportando una riduzione delle possibilità di sottostimare o sovrastimare la attendibilità (Pastore, 2017).

L'*omega di McDonald* è un modello maggiormente complesso caratterizzato dallo stesso obiettivo dell'*alpha di Cronbach* ma che si basa solamente sull'unidimensionalità, ottenendo un maggior riscontro con i casi reali.

Per il calcolo dell'*omega di McDonald* è stata utilizzata la funzione *omega* all'interno della libreria *psych*. La funzione permette di ottenere non solo la *omega* ma anche la *alpha* (Revelle, 2013).

Successivamente il dataset è stato esplorato per acquisire maggiore familiarità con le risposte ottenute, per poi passare alle analisi statistiche. Per tale motivo è stata effettuata un'analisi descrittiva delle risposte alle domande di carattere generale poste nel questionario e delle risposte dei fattori critici di successo.

Il primo gruppo di domande è stato impostato per esaminare l'eterogeneità dei dati e per comprendere al meglio le caratteristiche dei rispondenti. Quindi è stato utilizzato un grafico a torta con le percentuali di ciascuna categoria per ciascuna domanda. Le domande prevedono le seguenti categorie: fatturato dell'azienda, numero di dipendenti dell'azienda, ruolo dell'azienda nella filiera relativa alla manutenzione e fase in cui si trova l'azienda rispetto all'implementazione della manutenzione predittiva.

Oltre alle precedenti appena enunciate, durante questa fase è stata aggiunta una categoria che consiste nella dimensione dell'azienda secondo la normativa europea. Infatti, le aziende sono state divise in: micro, piccole, medie e grandi imprese, in funzione del fatturato e del numero di dipendenti (Commissione delle Comunità Europee, 2003). Le microimprese sono caratterizzate da un fatturato annuo minore di 2 milioni di euro e un numero di dipendenti minore di 10. Le piccole imprese presentano un fatturato annuo minore di 10 milioni di euro e un numero di dipendenti minore di 50. Le medie imprese si contraddistinguono per un fatturato minore di 50 milioni e un numero di dipendenti minore di 250. Infine, le grandi imprese superano i 50 milioni di euro o i 250 dipendenti. Successivamente alla etichettatura delle risposte secondo le condizioni appena presentate, la categoria creata è stata analizzata come le precedenti.

Quindi è stata effettuata l'analisi descrittiva delle domande relative ai CSF utilizzando degli istogrammi che rappresentano le frequenze. Questo tipo di grafico è risultato il maggiormente appropriato per comprendere: la moda, ovvero il valore più frequente; la distribuzione, che può risultare unimodale, bimodale o addirittura multimodale; infine la simmetria o asimmetria.

La moda permette di capire quale sia il pensiero maggiormente comune in azienda rispetto al fattore critico di successo preso in considerazione. La distribuzione nel caso si rivelasse bimodale o multimodale potrebbe essere un indizio per una differente visione in funzione delle diverse categorie precedentemente descritte. La simmetria della distribuzione indica un'opinione neutra rispetto al CSF, un'asimmetria è stata interpretata come una definizione del livello d'importanza rispetto al fattore critico di successo. L'asimmetria a sinistra enuncia la scarsa importanza di tale CSF per i rispondenti, mentre quella a destra denota l'importanza del fattore.

Per analizzare ciascun CSF si è deciso di applicare l'algoritmo CHAID (*Chi-Squared Automatic Interaction Detection*) dato che risponde pienamente alle nostre esigenze e ai dati forniti in input. Il risultato del CHAID consiste in un dendrogramma che esplicita i diversi raggruppamenti possibili evidenziando i cluster significativi. L'algoritmo CHAID è stato utilizzato per tutti i CSF impostando come variabile dipendente il CSF mentre il predittore è stato scelto dall'algoritmo tra le categorie descritte in precedenza nella prima parte della analisi descrittiva.

La divisione del database completo si basa sul calcolo del valore *Chi-Squared*, che è un indicatore statistico per valutare se accettare o rifiutare l'ipotesi nulla. In questo caso l'ipotesi nulla consiste nell'indipendenza tra variabile dipendente e predittore e per confermarla o rifiutarla si utilizza il valore *p-value* con una soglia di accettabilità inferiore allo 0,05. Il criterio di arresto dell'algoritmo si ottiene quando tutte le risposte dei nodi terminali appartengono alla stessa classe (Grossi, 2014).

Per il calcolo dell'algoritmo CHAID è stato utilizzato il pacchetto R denominato CHAID e la funzione omonima. Gli input richiesti consistono nella semplice definizione della variabile dipendente e dei predittori possibili da utilizzare. Successivamente a questo passaggio si sono creati i *cluster* evidenziati dall'algoritmo così da poter controllare il *p-value* e nel caso approfondire i gruppi proposti dal CHAID (Kass, 1980).

Inoltre, per comprendere meglio i gruppi evidenziati dall'algoritmo CHAID è stata utilizzata la funzione *inference* del pacchetto omonimo. La funzione ha permesso il calcolo del *p-value* per i gruppi evidenziati dal CHAID e un *barplot* che evidenzia le percentuali dei votanti di ciascuna categoria in funzione del livello d'importanza assegnato (Vinh Nguyen, 2017).

Successivamente è stato utilizzato l'analisi DEMATEL (*decision making trial and evaluation laboratory*) che consiste in uno strumento statistico utile nell'analisi delle relazioni causa e effetto tra i componenti di un sistema, consentendo di visualizzare l'interdipendenza tra fattori attraverso una mappa che mostra le diverse relazioni (Si et al., 2018).

La metodologia DEMATEL è stata proposta a supporto di future ricerche, dato che in questa trattazione, durante l'applicazione della metodologia, è stata utilizzato un confronto interno invece del coinvolgimento di un *pool* di esperti atti ad indicare le dipendenze tra i fattori. Quindi i risultati ottenuti sono stati determinati da questa modalità e si auspica che, partendo dai risultati di questa analisi, si possa proseguire coinvolgendo gli esperti e arrivare a risultati maggiormente significativi.

La metodologia DEMATEL necessita come input della matrice denominata *direct influence matrix*, che è stata ricavata dalla moltiplicazione di due matrici: la *adjacency matrix* e la *Spearman rank correlations matrix*.

La creazione della prima matrice necessita della individuazione e creazione di gruppi di fattori. Successivamente la metodologia si serve di un *pool* di esperti per indicare le dipendenze, ma in questa trattazione si è utilizzato un *brainstorming* interno per determinarle. Quindi la *matrice di adiacenza* sarà una 12 x 12 che avrà come righe e come colonne i 12 CSF. Sarà composta solo da 1 e 0 a seconda che sia presente o meno la freccia di influenza tra i gruppi di appartenenza dei fattori.

Esempio: il gruppo del CSF “Assumere personale esterno qualificato” influenza il gruppo del CSF “Acquisire modelli di funzionamento dei macchinari” che sono rispettivamente i CSF numero 1 e 4. Quindi la matrice in posizione (1,4) avrà come valore 1. Mentre, dato che il gruppo del CSF 4 non influenza il gruppo del CSF 1, la matrice in posizione (4,1) presenta valore 0.

Quindi è stata creata la matrice di correlazione di *Spearman* che indica la relazione tra ciascuna coppia di CSF. Questo indicatore viene utilizzato nel caso non si soddisfino le condizioni del coefficiente di correlazione di *Pearson*, in particolare quando la distribuzione è diversa dalla normale. Quindi è stato utilizzato il coefficiente di correlazione di *Spearman* che assume valori compresi tra -1 e 1 ad indicare la forza della correlazione e per valori vicini all'unità si ottiene una correlazione vicina alla perfezione.

Quindi moltiplicando le due matrici appena descritte, si ottiene la *direct influence matrix* che è l'input del DEMATEL che permette di ottenere quali fattori influenzino gli altri e la loro importanza.

Per questa analisi sono stati utilizzate due funzioni di Rstudio, la prima è *rcorr* del pacchetto *Hmisc* che restituisce la matrice di correlazione di *Spearman*. Mentre la seconda è *execute_dematel* che utilizza come input la *direct influence matrix* (Miscellaneous and Yes, 2021). La funzione restituisce le relazioni tra i criteri e il grafico IRM (*influential relation map*) che permette di visualizzare i CSF maggiormente influenti e la relativa importanza.

4. Analisi dati

4.1 Analisi descrittive

Per le analisi descritte in seguito sono state utilizzate le 60 risposte valide ottenute dal questionario.

Nel nostro caso l'*alpha* calcolata per le dodici domande, denominate *item* durante l'utilizzo di questo indicatore statistico, è pari a 0,89 che risulta essere un ottimo risultato in quanto, come precedentemente affermato, solitamente la soglia di accettabilità di *alpha* risulta essere pari a 0,7.

Come già illustrato in precedenza, in alcuni casi l'*alpha di Cronbach* potrebbe essere sottovalutata o sopravvalutata quindi è stata calcolata anche l'*omega di McDonald* che si basa su condizioni meno stringenti e che, in questo caso, ha fornito un risultato ancora migliore pari a 0,92 (Ravinder and Saraswathi, 2020).

Successivamente sono state eseguite le analisi descrittive rispetto alle prime domande generali per comprendere le caratteristiche dei rispondenti:

- Numero dipendenti: si nota che l'80% delle risposte sono arrivate dalle aziende facenti parte delle tre categorie intermedie ovvero realtà con dipendenti tra i 10 e i 1.000 e di conseguenza disponiamo di dati limitati dalle imprese con un numero di dipendenti minore di 10 e di quelle con un numero di dipendenti maggiore di 1.000.

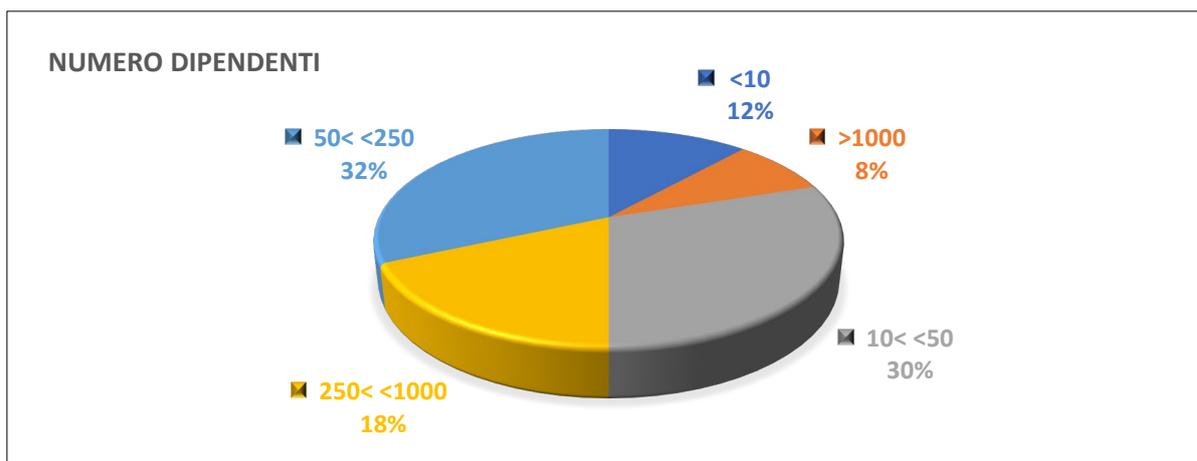


Figura 2 - Suddivisione delle aziende in funzione del numero di dipendenti

- Fatturato: in questo caso i dati sono sostanzialmente omogenei al netto della categoria comprendente imprese con fatturato maggiore di 1 miliardo. Quest'ultimo risultato sarà oggetto di valutazione nelle successive fasi.

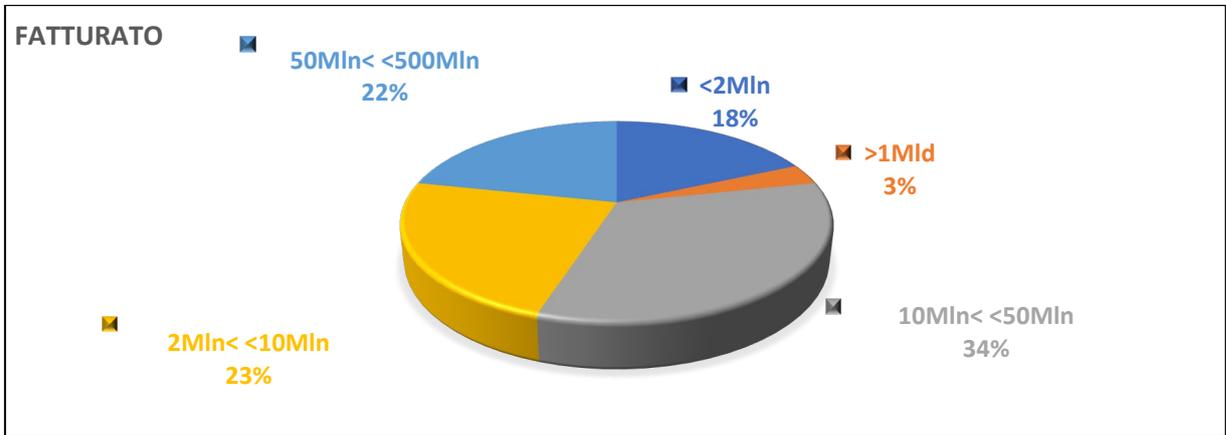


Figura 3 - Suddivisione delle aziende in funzione del fatturato

- Ruolo dell'azienda all'interno della filiera manutentiva: il grafico sottostante evidenzia una netta maggioranza delle aziende manifatturiere nel campione e un'esigua percentuale di aziende sviluppatrici di tecnologie.

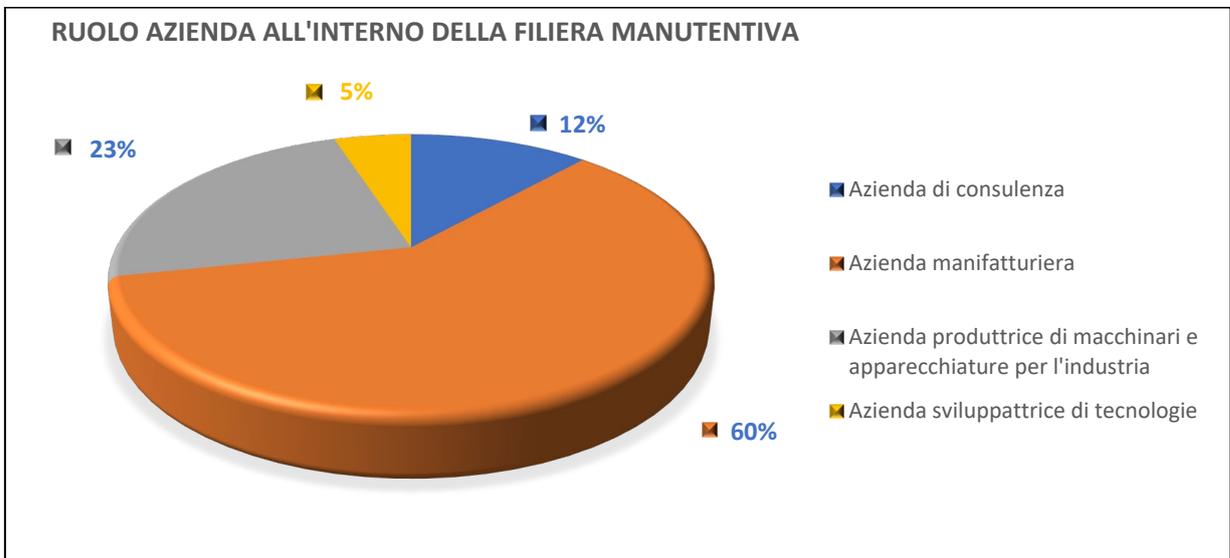


Figura 4 - Suddivisione delle aziende in funzione del ruolo dell'azienda all'interno della filiera manutentiva

- Fase dell'azienda nel processo di implementazione della manutenzione predittiva: si può notare dal grafico che quasi la metà dei

rispondenti non ha ancora preso in considerazione l'utilizzo di questa metodologia manutentiva, mentre la restante parte sta lavorando su un progetto pilota o ha già implementato almeno una soluzione di manutenzione predittiva.

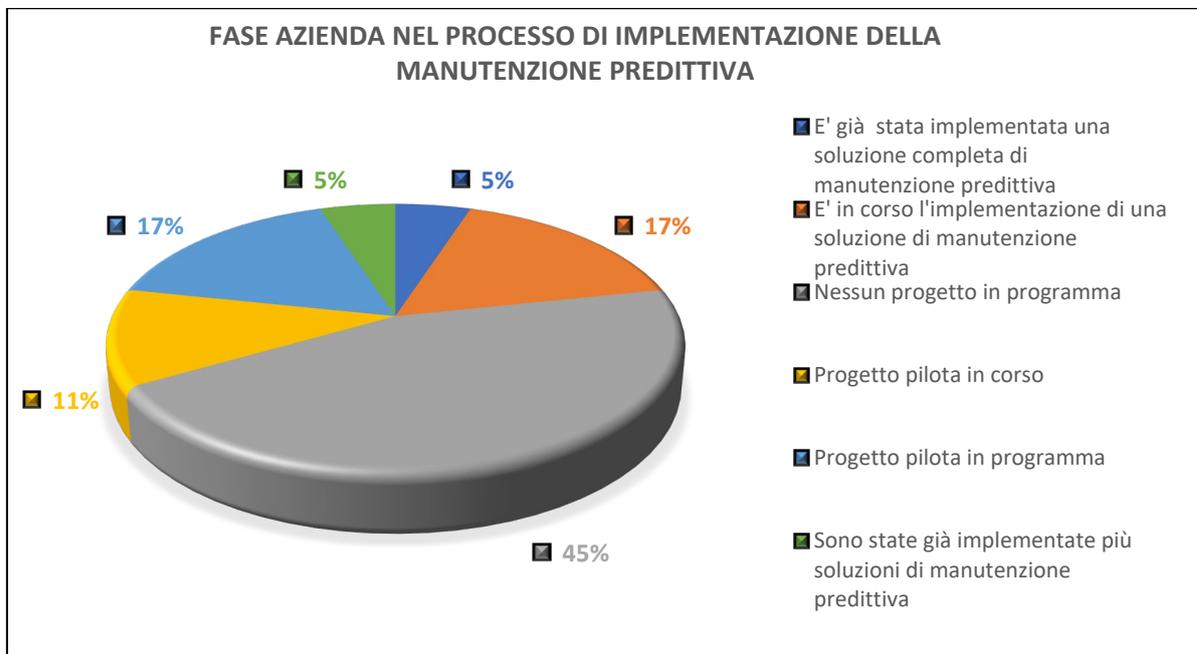


Figura 5 - Suddivisione dell'azienda in funzione della fase del processo di implementazione della manutenzione predittiva

- Dimensione dell'azienda: dal grafico si nota che è presente eterogeneità nel campione, con un numero di aziende simili per le categorie piccola, media e grande e una quantità minore di microimprese.

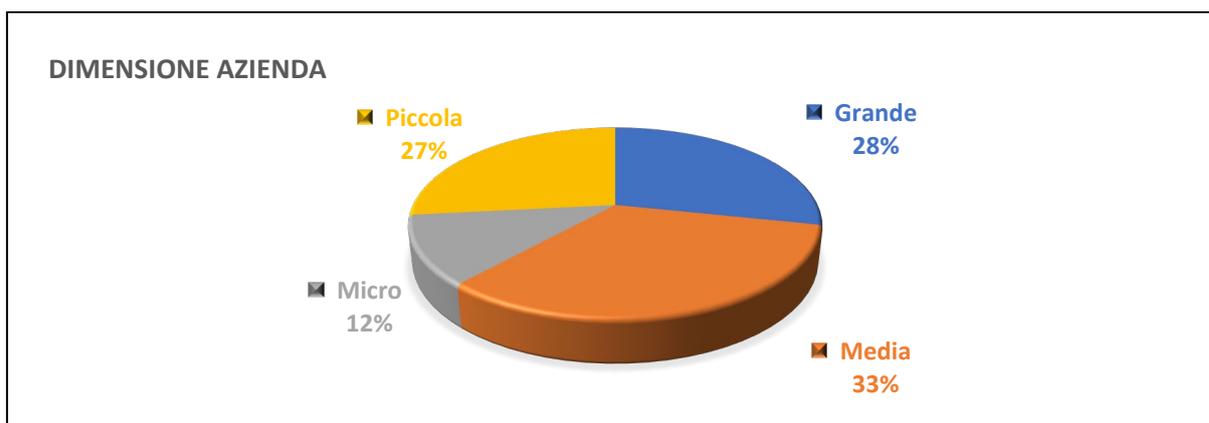


Figura 6 - Suddivisione delle aziende in funzione della dimensione

L'analisi descrittiva prosegue con i risultati relativi ai fattori critici di successo. Sono analizzate le frequenze delle votazioni, con una particolare attenzione alla moda, fondamentale nel caso dell'utilizzo di una *Likert scale* (Jonald L. Pimentel, 2019).

- Assumere personale esterno qualificato (CSF 1)

Le votazioni espresse per il primo CSF proposto si concentrano tra i valori 2 e 4 della *scala Likert*.

La moda risulta essere pari a 3 indicando la poca importanza attribuita dalle aziende a tale CSF. Inoltre, la distribuzione risulta essere quasi simmetrica confermando il livello d'importanza precedentemente attribuita



Figura 7 –Votazioni espresse in relazione al CSF 1

- Formare il personale interno sugli aspetti tecnici (CSF 2)

Le votazioni espresse per il secondo CSF proposto si concentrano tra i valori 4 e 5 della *scala Likert*, mentre le votazioni relative a 1 e 2 sono esigue.

La moda risulta essere pari a 5 evidenziando l'elevata importanza di tale CSF per le aziende.

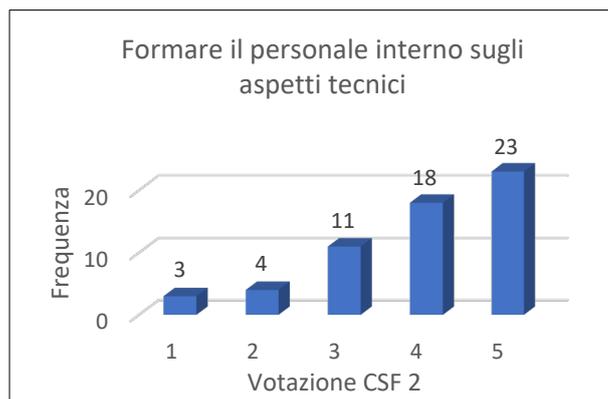


Figura 8 - Votazioni espresse in relazione al CSF 2

- Formare il personale interno sui nuovi processi (CSF 3)

Le votazioni espresse per il terzo CSF proposto si concentrano tra i valori 4 e 5 che presentano un numero quasi analogo di risposte.

La moda risulta essere pari a 4 dimostrando l'importanza riservata a tale CSF per le aziende.

La distribuzione risulta essere asimmetrica verso destra confermando la valutazione precedente.

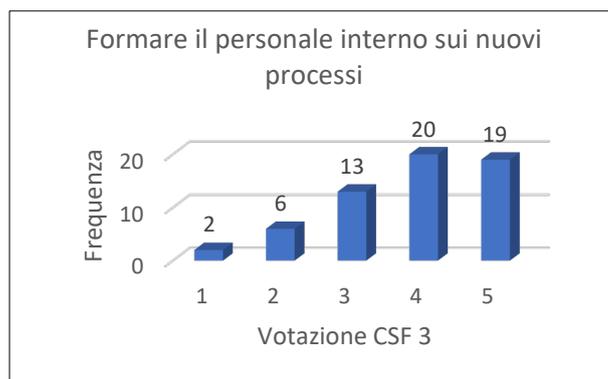


Figura 9 - Votazioni espresse in relazione al CSF 3

- Acquisire modelli di funzionamento dei macchinari (CSF 4)

Le votazioni espresse per il quarto CSF proposto sono quasi esclusivamente 4 e 5, mentre le risposte relative agli altri valori sono molto inferiori.

La moda risulta essere pari a 4 sottolineando l'importanza di questo CSF per le aziende.

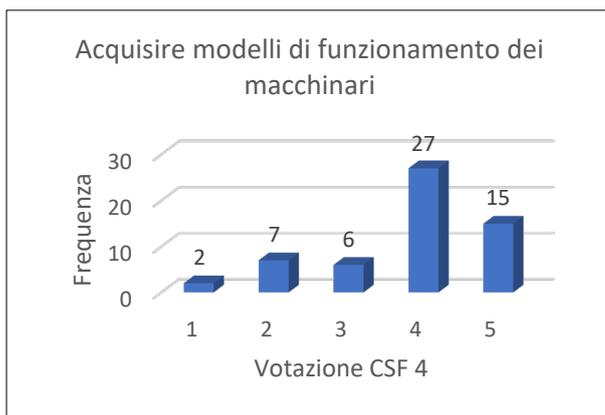


Figura 10 - Votazioni espresse in relazione al CSF 4

- Possedere un database idoneo alle analisi predittive (CSF 5)

Le votazioni espresse per il quinto CSF proposto mostrano un andamento crescente di risposte che si concentrano tra i valori 4 e 5.

La moda risulta essere pari a 5 indicando la fondamentale importanza di tale CSF per le aziende.

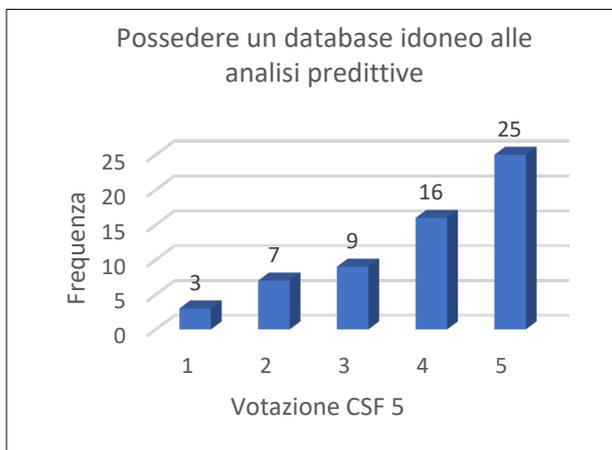


Figura 11 - Votazioni espresse in relazione al CSF 5

- Utilizzare le soluzioni di cyber security (CSF 6)

Le votazioni espresse per il sesto CSF proposto dividono le votazioni in due ben distinti gruppi, quelle comprese tra 3 e 5 e quelle relative a 1 e 2. Il primo dei due gruppi mostra un maggior numero di risposte rispetto al secondo e la differenza tra essi è considerevole.

La moda risulta essere pari a 3 ma l'insieme delle votazioni permette di attribuire a questo CSF un'importanza maggiore rispetto a quella che si desume dalla sola moda.

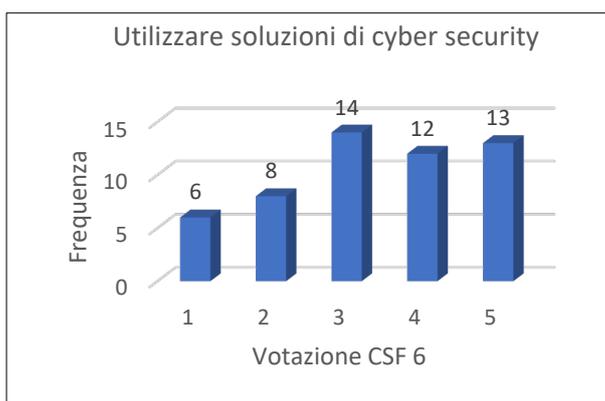


Figura 12 - Votazioni espresse in relazione al CSF 6

- Utilizzare protocolli standard di comunicazione tra i macchinari (CSF 7)

Le votazioni espresse per il settimo CSF proposto si concentrano tra i valori 4 e 5 che hanno ricevuto pari numero di risposte.

In questo caso si avranno due mode 4 e 5 che evidenziano un'elevata importanza del CSF per le aziende.

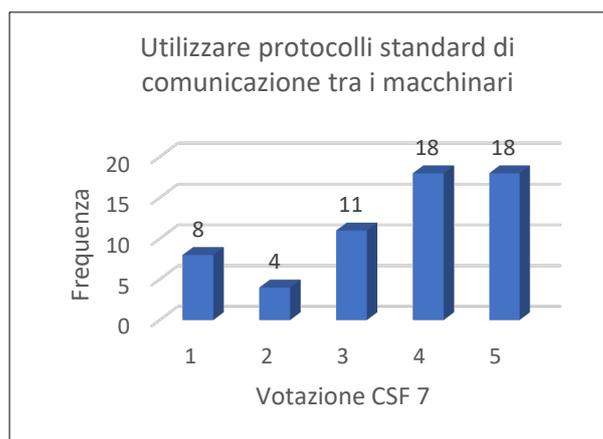


Figura 13 - Votazioni espresse in relazione al CSF 7

- Accedere ai finanziamenti (CSF 8)

Le votazioni espresse per l'ottavo CSF proposto si concentrano soprattutto tra i valori 4 e 5, pur rilevando un consistente numero di adesioni in 1 e 3.

La moda risulta essere pari a 4 sottolineando l'importanza riservata a tale CSF. Tuttavia potrebbe risultare necessario approfondire l'analisi a causa dell'elevato numero di votazioni relative all'1.

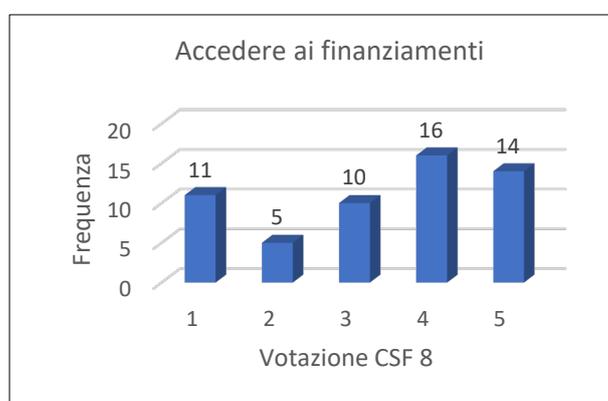


Figura 14 - Votazioni espresse in relazione al CSF 8

- Acquisire le competenze sulla misurazione del ritorno sull'investimento digitale (CSF 9)

Le votazioni espresse per il nono CSF proposto si concentrano tra i valori 3 e 4, anche se le differenze tra le frequenze delle diverse votazioni sono abbastanza limitate.

La moda risulta essere pari a 4 mostrando la relativa importanza del CSF per le aziende.

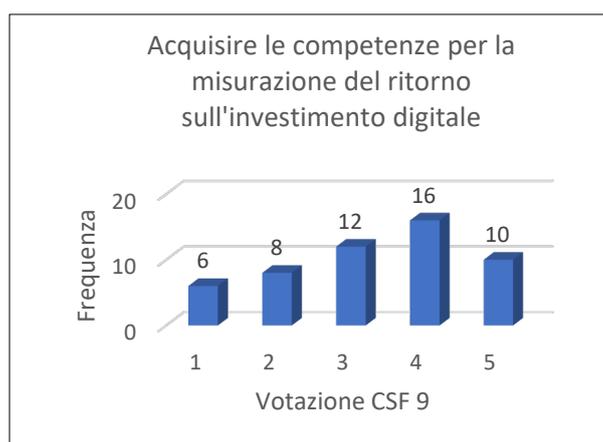


Figura 15 - Votazioni espresse in relazione al CSF 9

- Adottare una strategia di Open Innovation (CSF 10)

Le votazioni espresse per il decimo CSF proposto presentano un picco sul valore 4, anche se 2 e 3 presentano un consistente numero di voti evidenziando una preferenza delle aziende per i valori posti al centro della scala.

La moda risulta essere pari a 4 che ricondurrebbe a un'importanza significativa ma, notando le frequenze delle altre votazioni, si riconduce il CSF ad un'importanza moderata.



Figura 16 – Votazioni espresse in relazione al CSF 10

- Adottare un business model basato su hardware e servizi (CSF 11)

Le votazioni espresse per l'undicesimo CSF proposto si concentrano tra i valori 3 e 4. Mentre le frequenze di votazione relative ai restanti valori sono molto inferiori.

La moda risulta essere pari a 4 evidenziando l'importanza di tale CSF per le aziende.

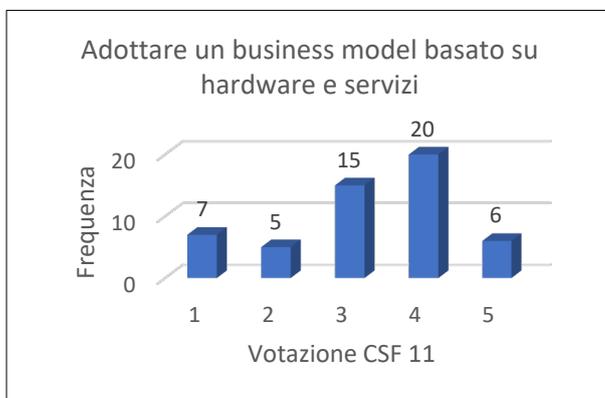


Figura 17 - Votazioni espresse in relazione al CSF 11

- Partecipazione attiva del personale nel processo (CSF 12)

Le votazioni espresse per il dodicesimo CSF proposto si concentrano tra i valori 4 e 5. L'andamento delle votazioni mostra una crescita delle frequenze all'aumentare della votazione, con un salto significativo tra 3 e 4.

La moda risulta essere pari a 5 indicando l'elevata importanza di questo CSF per le aziende.

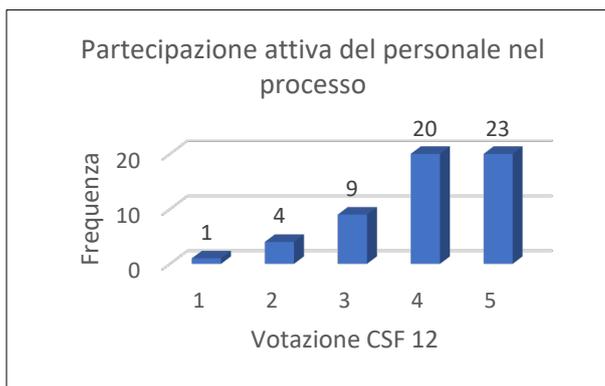


Figura 18 – Votazioni espresse in relazione al CSF 12

Inoltre si è voluto evidenziare quali CSF hanno raccolto il maggior numero di “Non so” come risposta in modo da evidenziare i fattori che generano i maggiori dubbi o che non sono ancora oggetto di interesse da parte delle aziende, non permettendo così un’opinione specifica.

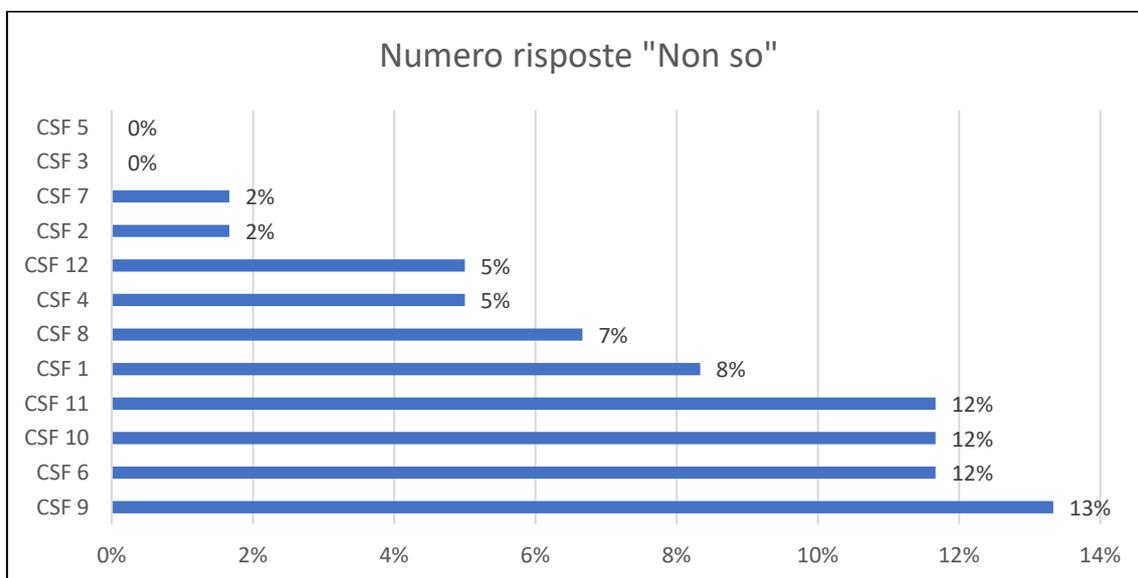


Figura 19 - Percentuali di risposte "Non so" rispetto a ciascun CSF

Dal grafico (figura 19) si evince che le aziende hanno fornito una risposta ben definita (numero di risposte “Non so” minori del 5%) nel caso dei CSF numero: 2, 3, 5, 7. Mentre hanno riscontrato maggiori difficoltà (numero di risposte “Non so” superiore al 10%) nel caso dei CSF numero: 6, 9, 10, 11.

4.2 Analisi Likert

Per ottenere una visione d'insieme sulla *scala Likert* si è deciso di visualizzare i diversi fattori critici di successo attraverso un *barplot orizzontale* (figura 20) centrato sulle votazioni pari a 3 e ordinato in funzione della percentuale di 4 e 5 nella votazione. Questo grafico permette non solo di stilare una classifica, attraverso un confronto tra CSF, ma anche di evidenziare la votazione dei singoli fattori.

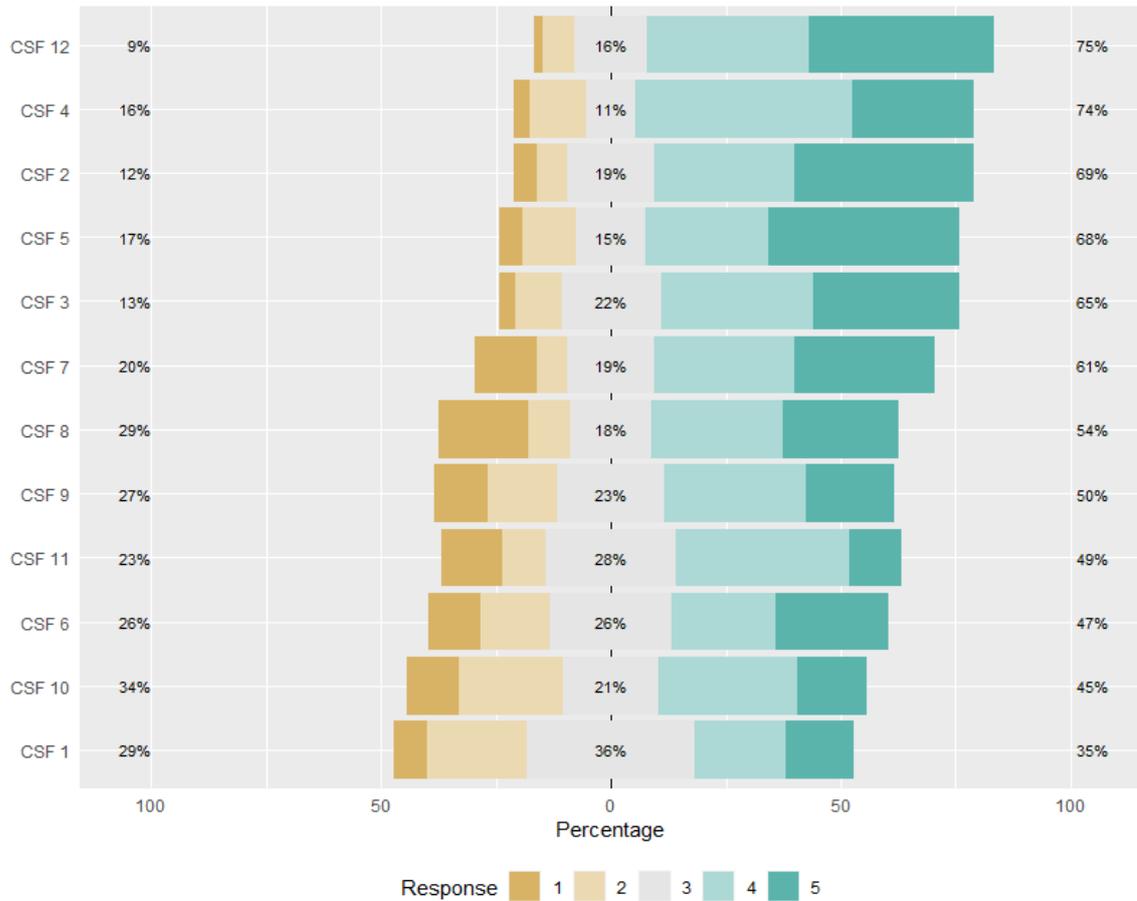


Figura 20 - Ranking dei CSF in funzione delle votazioni

Si nota subito che nessun fattore presentato ha ricevuto una percentuale di risposte negative superiore al 35% e quasi tutti i CSF hanno ottenuto risposte positive per una percentuale superiore al 45%. Inoltre, il grafico ordina i diversi CSF in funzione delle votazioni positive offrendo una classifica per importanza dei fattori.

Successivamente si è deciso di comparare i diversi fattori attraverso la media confrontandola con la deviazione standard. Questo ha permesso di ottenere un'ottima visione d'insieme.

Il grafico seguente rappresenta uno *scatterplot* (figura 21) che pone sull'asse delle x la media, mentre sull'asse delle y la deviazione standard.

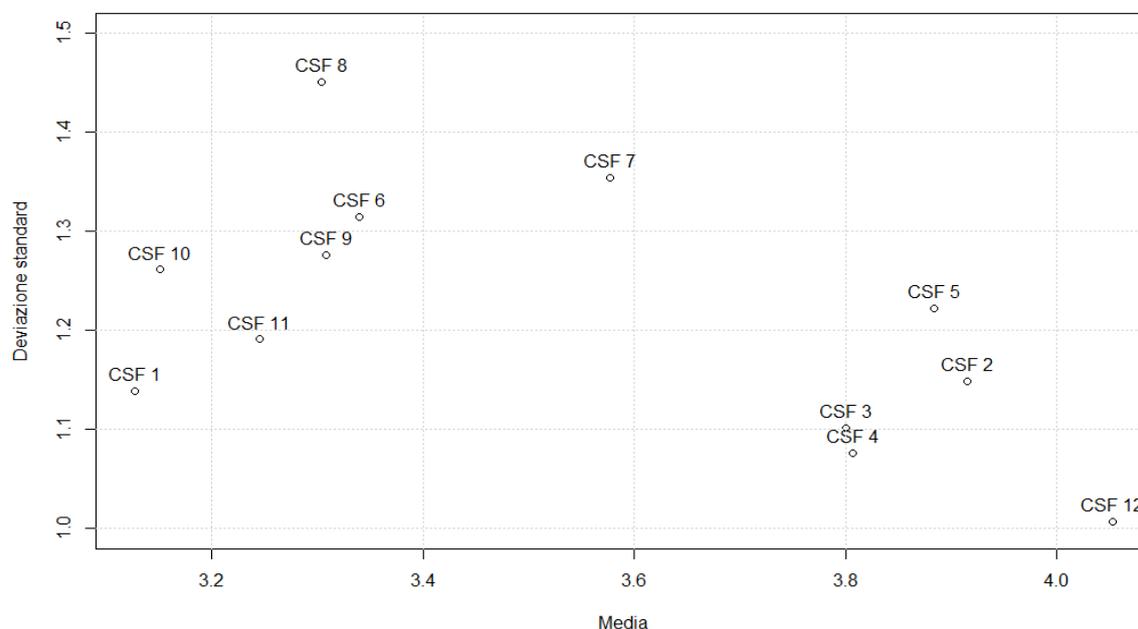


Figura 21 – Scatterplot raffigurante la media e la deviazione standard relative a ciascun CSF

Analizzando il grafico dalla media della votazione maggiore alla media della votazione minore si ottiene la conferma che il CSF 12 ricopre un ruolo fondamentale per le aziende, in quanto presenta la media maggiore e la deviazione standard minore. Successivamente si nota un gruppo di quattro CSF (2,3,4,5) che, come confermato dal grafico *Likert*, presentano un dato superiore alla media con una variabilità contenuta. Al contrario il CSF 7 si trova in una zona intermedia sia per rispetto alla media che rispetto alla deviazione standard. Il valore con la deviazione standard maggiore è il CSF 8, in linea con il risultato dell'analisi CHAID, che verrà eseguita nel capitolo successivo. A seguire troviamo i restanti CSF. In quest'ultima parte il CSF 1 presenta la peggiore media con una deviazione standard relativamente contenuta come già dimostrato nel grafico precedente (*barplot orizzontale*).

Fattore critico di successo	Media	Deviazione standard	Coefficiente di variazione
Partecipazione attiva del personale nel processo	4,05	1,01	0,25
Formare il personale interno sugli aspetti tecnici	3,92	1,15	0,29
Possedere un database idoneo alle analisi predittive	3,88	1,22	0,31
Acquisire modelli di funzionamento dei macchinari	3,81	1,08	0,28
Formare il personale interno sui nuovi processi	3,80	1,10	0,29
Utilizzare protocolli standard di comunicazione tra i macchinari	3,58	1,35	0,38
Utilizzare le soluzioni di cyber security	3,34	1,31	0,39
Acquisire le competenze per la misurazione del ritorno sull'investimento digitale	3,31	1,28	0,39
Accedere ai finanziamenti	3,30	1,45	0,44
Adottare un business model basato su hardware e servizi	3,25	1,19	0,37
Adottare una strategia Open Innovation	3,15	1,26	0,40
Assumere personale esterno qualificato	3,13	1,14	0,36

Tabella 5 - Media, deviazione standard e coefficiente di variazione di ciascun CSF

Oltre a media e deviazione standard precedentemente descritte nel grafico è stato calcolato il coefficiente di variazione che consiste in una misura di variabilità relativa per controllare eventuali incertezze. In nessun caso è stato superato il valore pari a 0,5 permettendo una certa affidabilità sui risultati ottenuti. Bisogna porre maggiore attenzione solo al CSF 8 che, come precedentemente affermato, potrebbe risultare il meno affidabile.

4.3 Analisi CHAID

Qui di seguito si presentano i risultati dell’algoritmo CHAID discusso in precedenza.

Nel caso del primo CSF “Assumere personale esterno qualificato” il risultato dell’algoritmo CHAID è stato il seguente:

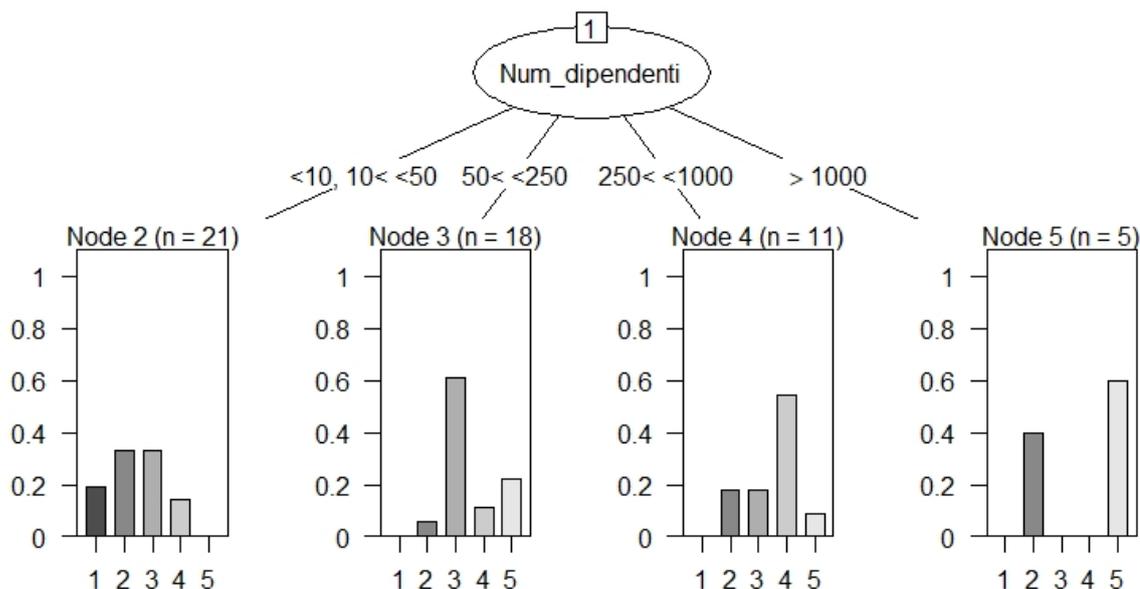


Figura 22 - Risultato dell'algoritmo CHAID applicato al CSF 1

Il risultato dell’algoritmo CHAID evidenzia 4 gruppi categorizzati dal numero di dipendenti: minore di 50 dipendenti, tra i 50 e i 250 dipendenti, tra i 250 e i 1000 dipendenti, e oltre i 1000 dipendenti. I quattro cluster si distinguono tra loro a causa della differente moda, infatti presentano 2 e 3 come votazione maggiormente frequente nel primo cluster con il numero minore di dipendenti, 3 per il secondo, 4 per il terzo e 5 per l’ultimo gruppo. Questo mostra una tendenza di come all’aumentare del numero di dipendenti, aumenti anche la valutazione del CSF in questione. Purtroppo, però si nota

che i primi tre gruppi con un numero di dipendenti minore di 1000 sono composti da un numero di rispondenti superiore alla decina, mentre l'ultimo è stato creato a partire da sole 5 risposte. Quindi l'ultimo *cluster* risulta meno significativo dei precedenti a livello statistico, ma offre comunque una lieve conferma dell'andamento precedentemente descritto che deve essere confermata da un numero di campioni maggiormente significativo.

Quindi l'analisi successiva è stata effettuata creando un *cluster* con un numero di dipendenti maggiore di 250, aggregando i due gruppi dell'analisi precedente. Il risultato dell'algoritmo è stato:

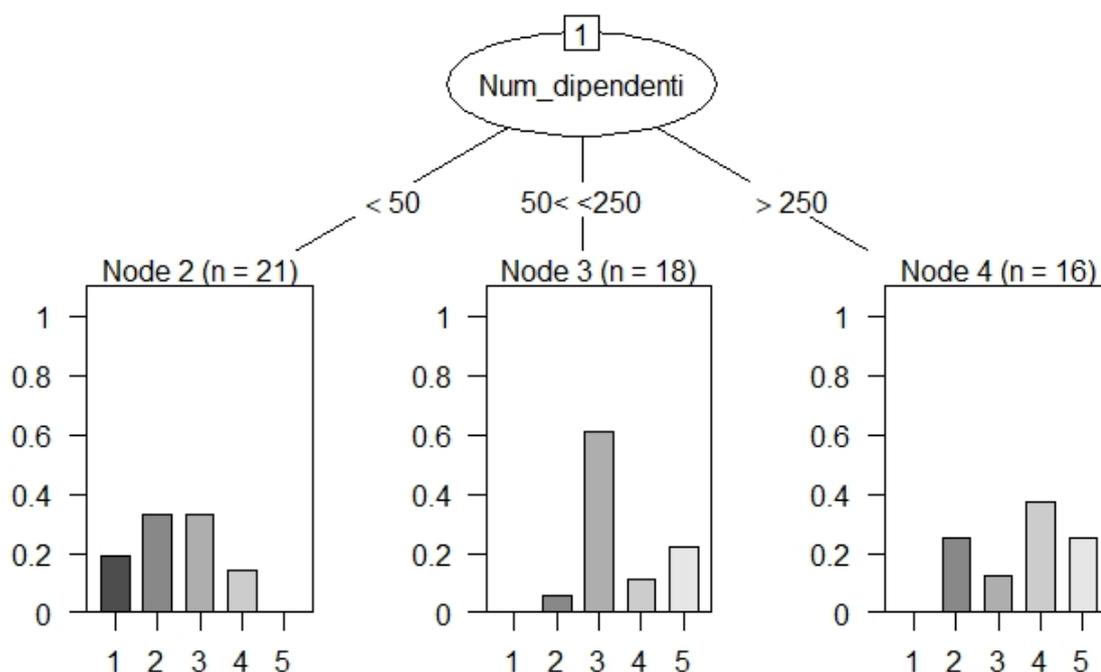


Figura 23 - Risultato dell'algoritmo CHAID applicato ai dati relativi al CSF 1 unendo i gruppi di rispondenti con oltre 250 dipendenti

I *cluster* sono stati nuovamente confermati dal CHAID presentando le stesse mode del caso precedente, ma con un numero di campioni maggiormente attendibile in tutti i gruppi. Per confermare la differente significatività dei gruppi è stato calcolato il *p-value* che ha restituito come valore 0,0015, minore del valore soglia 0,05, confermando così l'ipotesi non nulla che la valutazione del fattore in considerazione dipende dal numero di dipendenti dell'azienda.

Ad ulteriore conferma di tale ipotesi è stato creato il seguente grafico (figura 24) che permette la visualizzazione dell'andamento descritto. Infatti, i colori più scuri rappresentano le aziende con un numero di dipendenti minore, mentre quelle con i colori più chiari quelle con un numero di dipendenti maggiore. Si nota quindi che all'aumentare della valutazione la barra si schiarisce di colorazione.

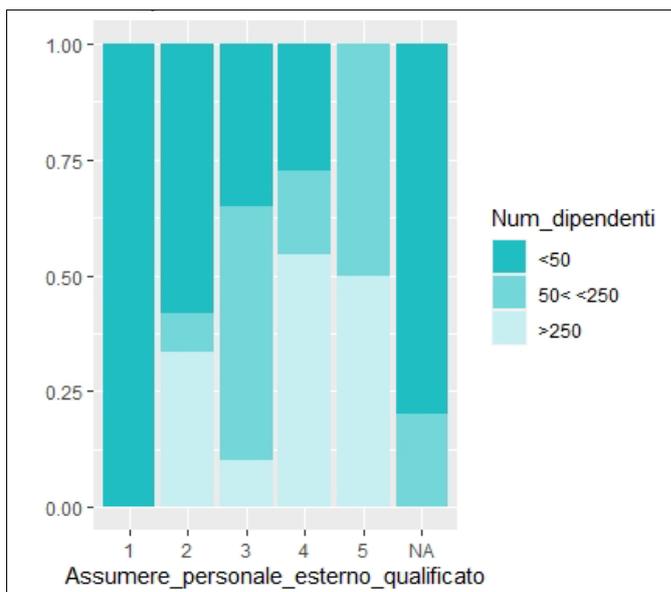


Figura 24 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base al numero di dipendenti, per ciascun voto relativo al CSF 1

Nel secondo CSF “Formare il personale sugli aspetti tecnici”, il risultato dell’algoritmo CHAID è stato il seguente:

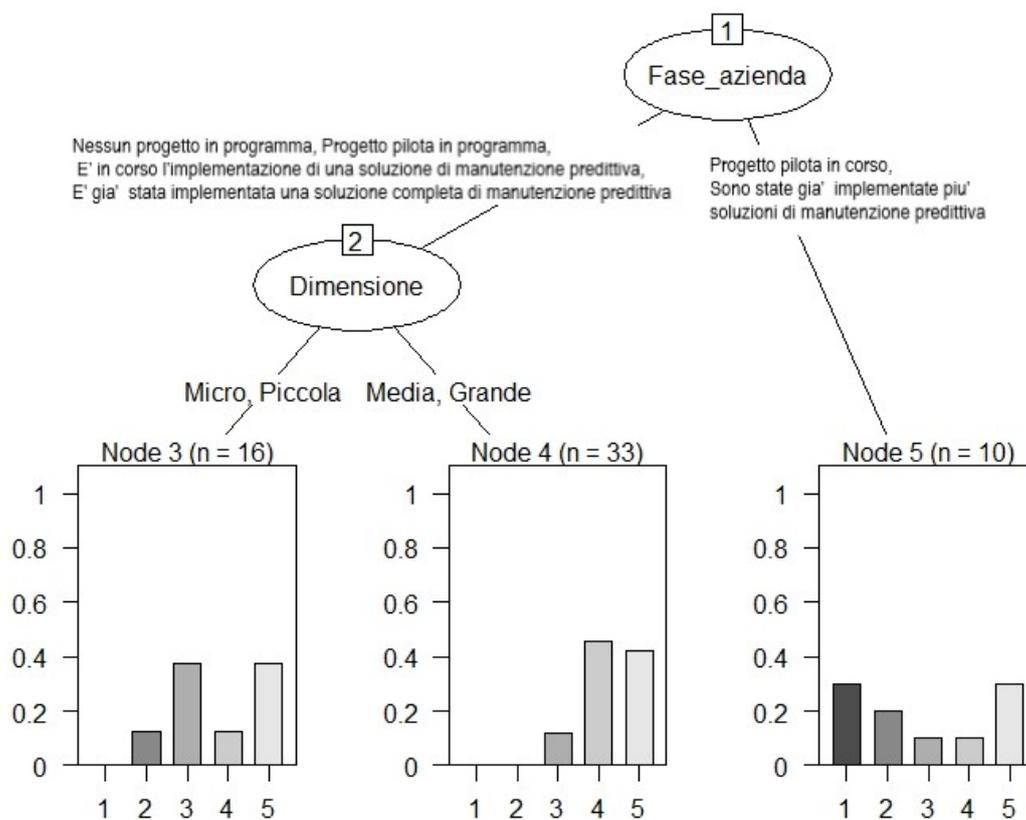


Figura 25 - Risultato dell'algoritmo CHAID applicato al CSF 2

L’algoritmo ha creato quindi un doppio nodo riscontrando dei sottogruppi dopo la prima suddivisione, quindi sono state analizzate le due divisioni in due momenti distinti.

La prima divisione è stata effettuata in funzione della fase in cui si trova l'azienda rispetto all'implementazione della manutenzione predittiva.

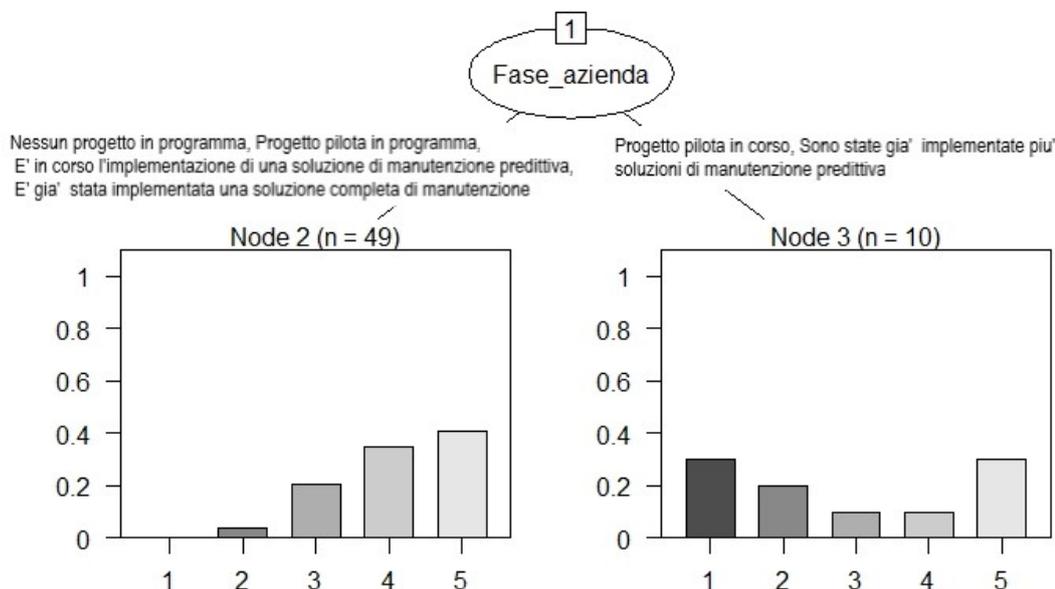


Figura 26 - Prima suddivisione del risultato dell'algorithm CHAID applicato al CSF 2

La categorizzazione presentata dall'algorithm risulta di difficile comprensione in quanto ha unito aziende che si trovano in fasi d'implementazione non consecutive. Il risultato è stata la creazione di due cluster, il primo comprendente le fasi: "Nessun progetto in programma", "Progetto pilota in programma", "E' in corso l'implementazione di una soluzione di manutenzione predittiva", "E' già stata implementata una soluzione completa di manutenzione predittiva". Mentre il secondo è composto da: "Progetto pilota in corso", "Sono state già implementate più soluzioni di manutenzione predittiva". Le fasi presentate, quindi, sono state raggruppate in modo alternato rispetto alla normale successione delle fasi di implementazione.

È possibile notare che il primo cluster presenta cinque volte il numero di campioni rispetto al secondo. Di conseguenza il secondo cluster potrebbe avere una bassa significatività statistica, dato che il numero di rispondenti è pari a 10. Quindi si dovrebbe aumentare il numero di rispondenti delle sottocategorie appartenenti al secondo cluster così da verificare se si otterrà una frequenza di votazione più simile al primo o presenterà una clusterizzazione differente.

Mentre la seconda suddivisione dipende dalla dimensione dell'azienda.

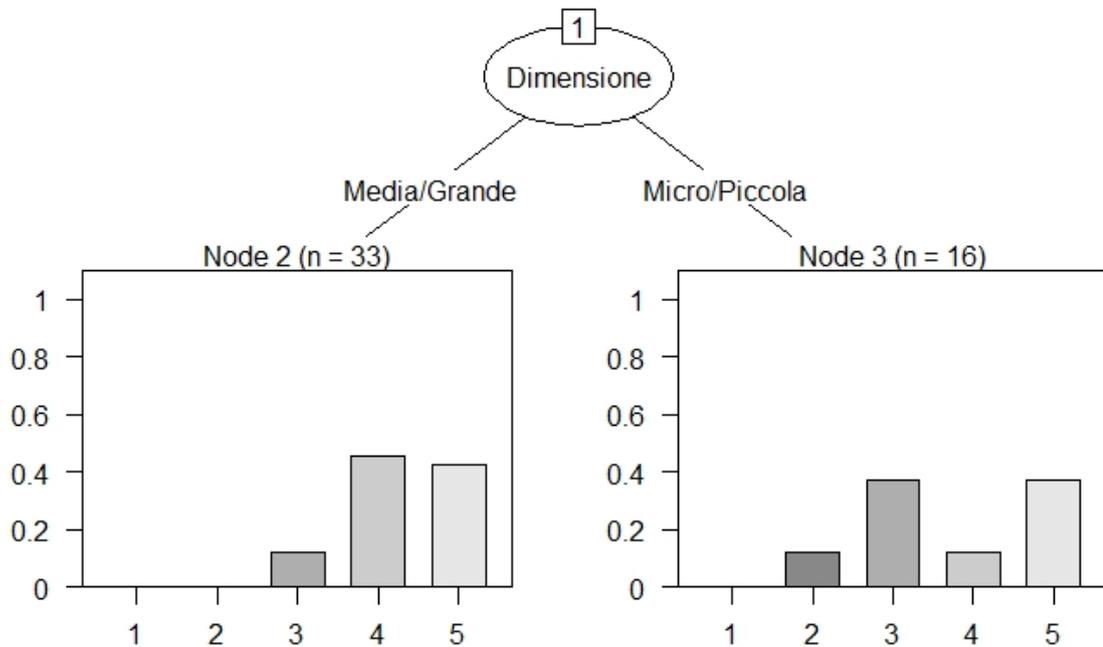


Figura 27 - Seconda suddivisione del risultato dell'algorithm CHAID applicato al CSF 2

Il risultato del CHAID (figura 27) divide le aziende in due cluster: “Micro/Piccola” e “Media/Grande”. Gli istogrammi presentati dall'algorithm possono condurre ad affermare che le aziende di dimensioni maggiormente contenute, nelle fasi d'implementazione precedentemente descritte, considerino tale CSF d'importanza minore rispetto a quelle di dimensioni maggiori.

Come ulteriore controllo è stato calcolato il *p-value* che ha dato come risultato 0,012 confermando la dipendenza tra la dimensione dell'azienda e la valutazione dell'importanza del secondo fattore critico di successo esposto. Al fine di permettere una visualizzazione maggiormente esplicativa delle votazioni tra i due gruppi è stato creato un *barplot* (figura 28).

Questa visualizzazione conferma ed evidenzia l'andamento precedentemente descritto in cui le aziende di dimensioni contenute considerino questo CSF d'importanza minore rispetto a quelle di dimensioni maggiori.

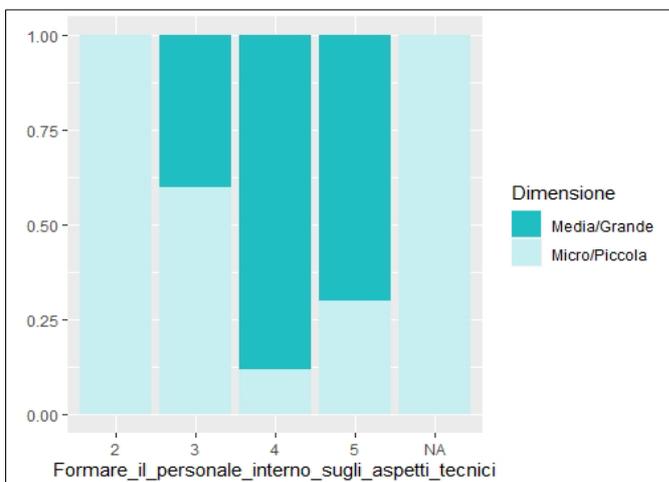


Figura 28 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alla dimensione, per ciascun voto relativo al dataset creato con la prima suddivisione del CSF 2

Quindi si è deciso di controllare se le valutazioni dello stesso CSF indicassero lo stesso comportamento anche per le aziende nelle altre fasi di implementazione della manutenzione predittiva. Quindi utilizzando tutto il *dataset*, ottenuto non effettuando la prima suddivisione, è stato generato il grafico (figura 29) che evidenzia una forte differenza tra i due gruppi di aziende: le micro/piccole e le medie/grandi, permettendo di confermare l'andamento già visto in precedenza per il dataset di dimensioni contenute creato dalla prima suddivisione del CHAID. Inoltre è stato calcolato il *p-value* che è risultato pari a 0,01, confermando la dipendenza delle valutazioni di tale CSF rispetto alla dimensione dell'azienda.

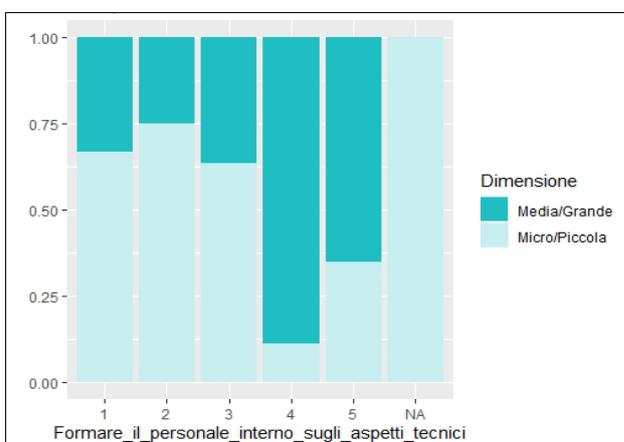


Figura 29 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alla dimensione, per ciascun voto relativo al CSF 2

Nel terzo CSF “Formare il personale interno sui nuovi processi”, il risultato dell’algoritmo CHAID è stato il seguente:

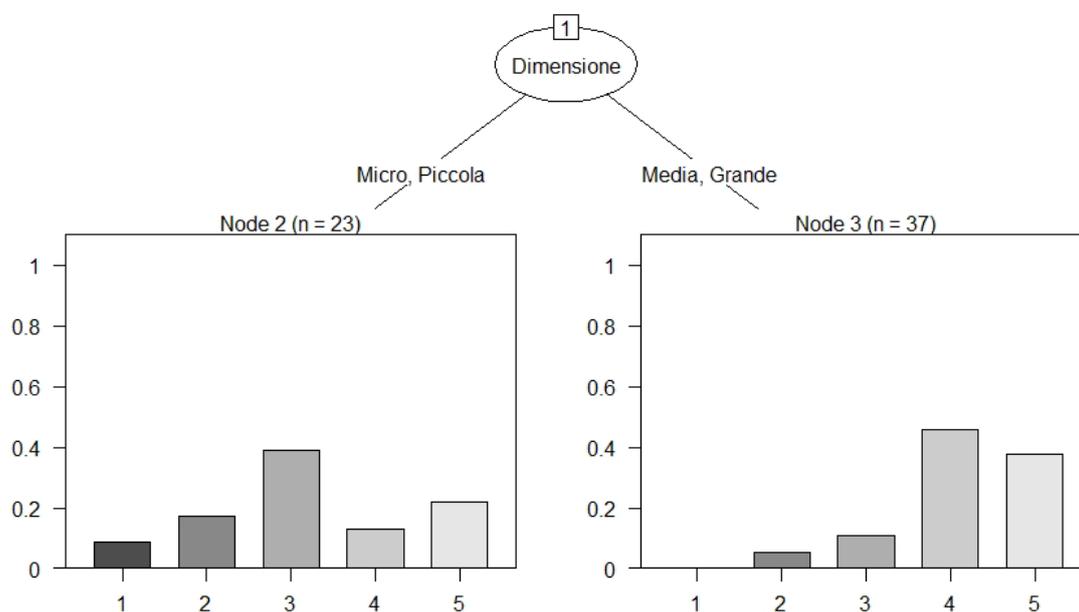


Figura 30 - Risultato dell'algoritmo CHAID applicato al CSF 3

La suddivisione in questo caso è stata determinata dalla dimensione dell’azienda. La categoria composta da imprese di medie e grandi dimensioni è maggiormente propensa a valutare come elemento di notevole importanza il fattore critico di successo. Mentre quelle di dimensioni contenute sono state maggiormente eterogenee nella votazione, esprimendo comunque minore interesse rispetto alla categoria precedente.

Al fine di confermare tale differenza è stato creato un *barplot* (figura 31), che permette di notare come le votazioni delle aziende di medie e grandi dimensioni siano maggiormente presenti nelle votazioni della scala Likert pari a 4 e 5.

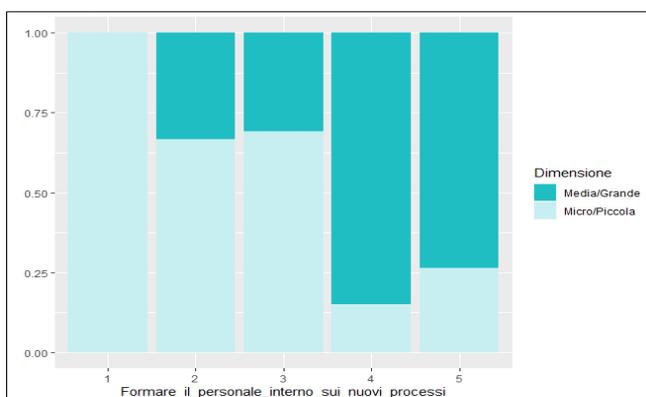


Figura 31 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alle dimensioni, per ciascun voto relativo al CSF 3

Nel sesto CSF “Utilizzare soluzioni di cyber-security”, il risultato dell’algoritmo CHAID è il seguente:

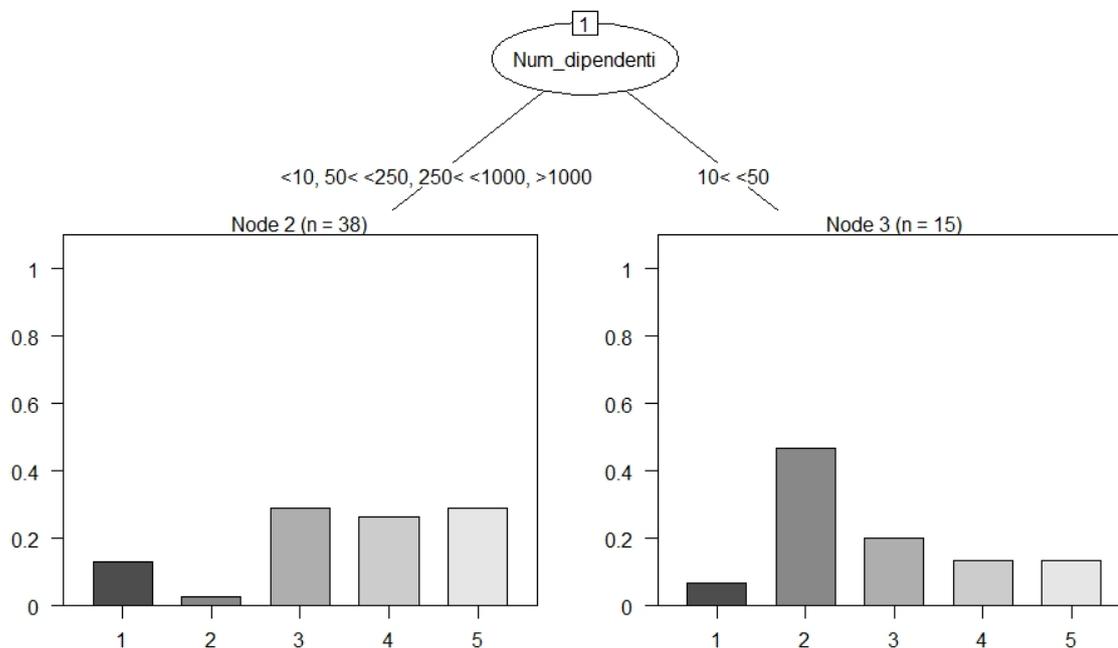


Figura 32 - Risultato dell’algoritmo CHAID applicato al CSF 6

L’algoritmo evidenzia un piccolo cluster di aziende con un numero di dipendenti compresi tra 10 e 50 che attribuiscono poca importanza all’argomento della cyber-security. Mentre le restanti categorie hanno votato in maniera abbastanza uniforme con una lieve propensione verso le votazioni comprese tra 3 e 5.

Ponendo maggiore attenzione alla suddivisione, risulta atipico clusterizzare insieme aziende con più di 50 dipendenti e aziende con meno di 10 tralasciando, invece quelle intermedie. Questo comportamento dell’algoritmo potrebbe essere dovuto al numero esiguo di rispondenti per il livello di aziende con meno di 10 dipendenti. Infatti, si potrebbe approfondire l’opinione di questa sottocategoria attraverso la raccolta di ulteriori risposte al fine di comprendere se la clusterizzazione proposta dal CHAID risulti corretta o se debba essere creata una clusterizzazione differente.

Il grafico (figura 33) è stato generato per evidenziare in maniera netta la motivazione del cluster definito per le aziende con un numero di dipendenti compreso tra 10 e 50.

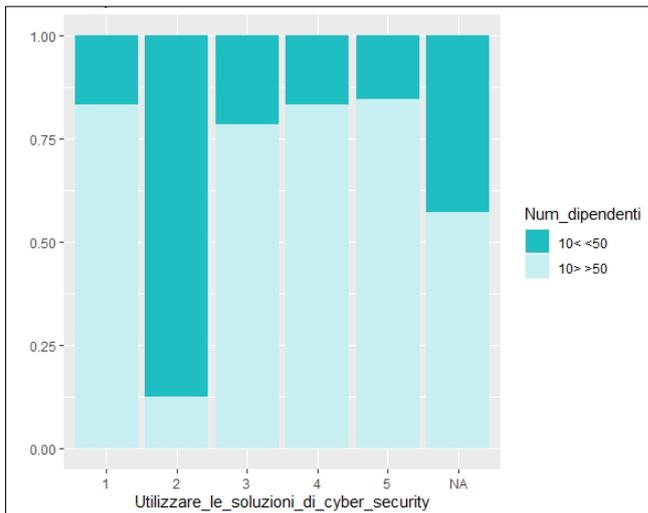


Figura 33 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base al numero di dipendenti, per ciascun voto relativo al CSF 6

Inoltre, dalla normale analisi effettuata per approfondire i dati, è emerso questo grafico che mostra come le medie delle votazioni differiscano per le imprese manifatturiere rispetto alle altre.

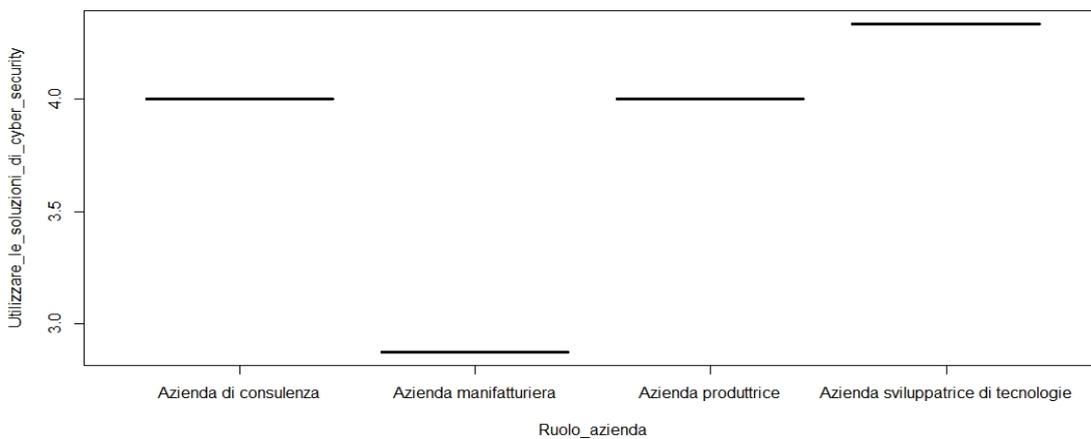


Figura 34 – Confronto tra le medie delle votazioni relative al CSF 6 in funzione del ruolo dell'azienda nella filiera manutentiva

Infatti, nel caso di aziende manifatturiere, la media delle votazioni risulta essere pari a 2,875 mentre, negli altri casi, pari o superiore a 4. In seguito è stata controllata la significatività statistica calcolando il *p-value* che ha ottenuto come risultato 0,0085. Dato che indica una dipendenza tra il ruolo dell'azienda e il sesto CSF. Pertanto è stato forzato l'algoritmo CHAID mettendo in relazione il fattore critico di successo solo con la tipologia di azienda ed il risultato è stato il seguente:

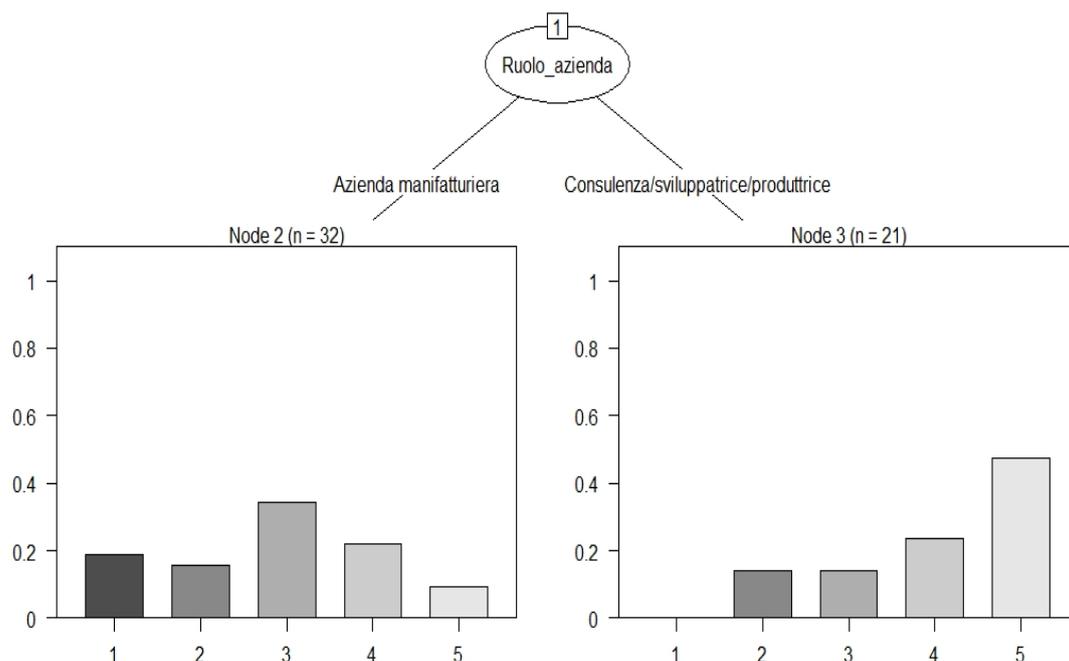


Figura 35 - Risultato dell'algoritmo CHAID applicato al CSF 6 modificato utilizzando solamente il ruolo dell'azienda come predittore

Si nota che circa il 50% delle aziende diverse dalle manifatturiere ha espresso una votazione pari a 5 e nessuna ha scelto la votazione pari a 1. Mentre nelle aziende manifatturiere la votazione è stata maggiormente equilibrata preferendo però la votazione pari a 3.

Inoltre, è stato creato un *barplot* (figura 36) a conferma della differenza di votazione per le aziende manifatturiere che si rilevano soprattutto nelle votazioni inferiori. Come si nota dal grafico, all'aumentare della votazione aumenta anche la percentuale di votanti appartenenti ad aziende non manifatturiere. Risulta anche particolarmente evidente che la votazione pari a 1 sia stata scelta solo da aziende

manifatturiere. Mentre nessun rispondente appartenente ad altre tipologie di azienda ha dato così poca importanza all'utilizzo di soluzioni di cyber-security.

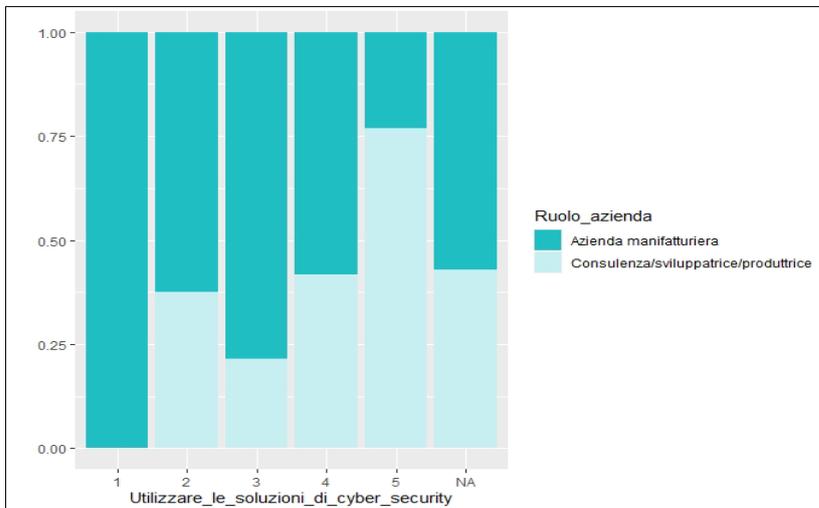


Figura 36 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base al ruolo dell'azienda, per ciascun voto relativo al CSF 6

Nell'ottavo CSF "Accedere ai finanziamenti", il risultato dell'algoritmo CHAID è il seguente:

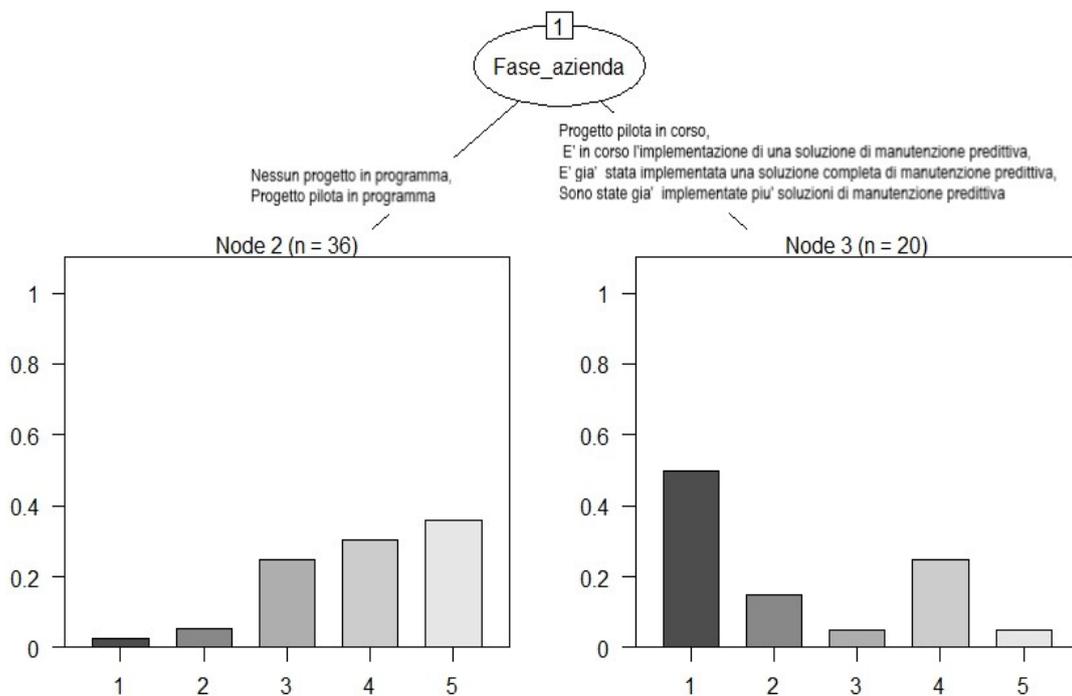


Figura 37 - Risultato dell'algoritmo CHAID applicato al CSF 8

Si nota subito una netta differenza tra quelle aziende che hanno iniziato a implementare almeno il progetto pilota e quelle in una fase antecedente a questa. Infatti, la divisione è stata effettuata in base all'avanzamento della strategia di implementazione della manutenzione predittiva. Le aziende che si trovano nelle fasi iniziali prediligono delle votazioni maggiormente elevate, ponendo molta importanza nel CSF relativo all'accesso ai finanziamenti. Al contrario molte aziende che stanno già implementando la strategia manutentiva hanno riservato molta meno importanza a tale CSF.

A conferma dell'andamento precedentemente descritto è stato calcolato il *p-value* che ha assunto valore minore di 0,05, confermando la dipendenza tra la fase dell'azienda rispetto al progetto pilota e il fattore relativo all'accesso ai finanziamenti. Infatti, come si nota dal grafico (figura 38), la maggior parte delle votazioni pari a 1 e 2 sono state effettuate da rispondenti appartenenti ad aziende che sono in una fase successiva al progetto pilota, mentre votazioni maggiori sono caratterizzate dall'altro gruppo.

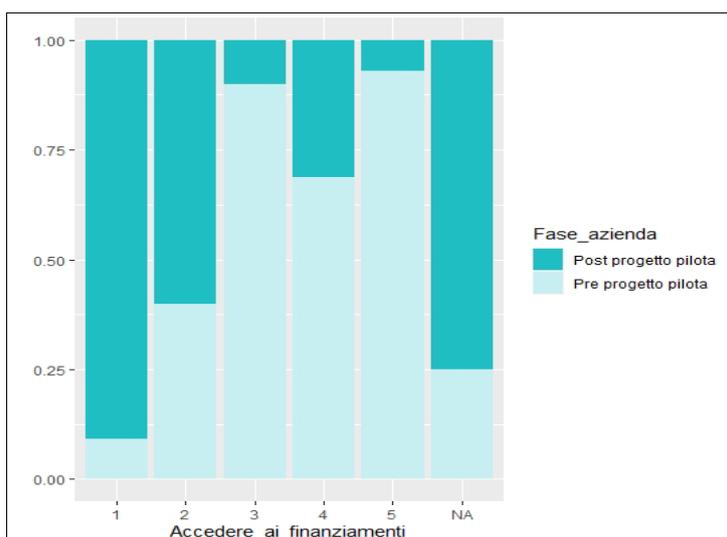


Figura 38 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alla fase d'implementazione della manutenzione predittiva, per ciascun voto relativo al CSF 8

Nel nono CSF “Acquisire le competenze per la misurazione del ritorno sull’investimento digitale”, il risultato dell’algoritmo CHAID è il seguente:

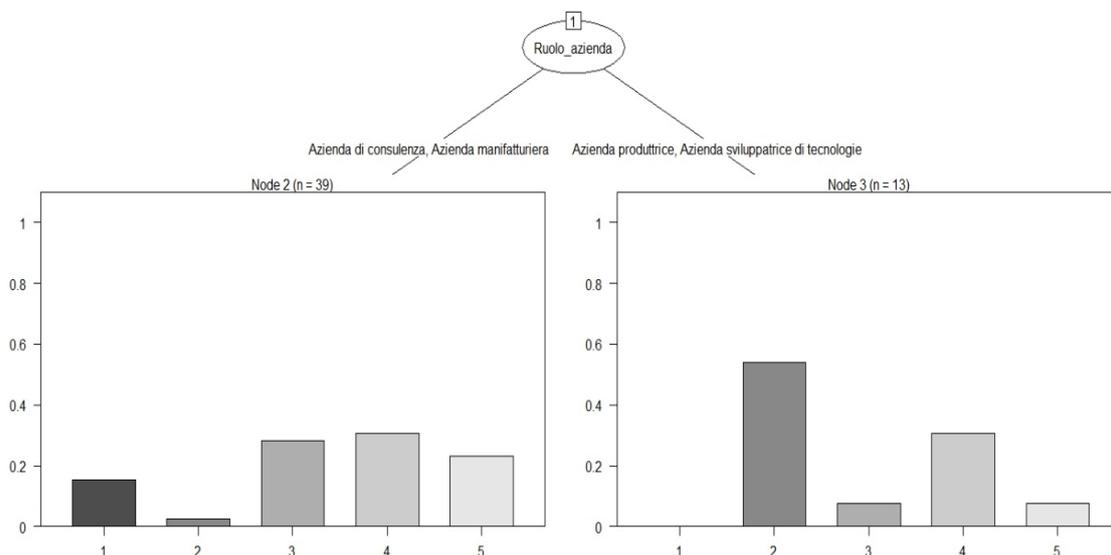


Figura 39 - Risultato dell'algoritmo CHAID applicato al CSF 9

Dalla clusterizzazione effettuata dall’algoritmo si nota una diversa valutazione a seconda della tipologia di azienda. Infatti, circa il 70% delle aziende di consulenza e manifatturiere hanno espresso una votazione da 3 a 5, mentre le aziende produttrici di macchinari e sviluppatrici di tecnologie hanno votato per oltre il 50% con votazione pari a 2. Questo potrebbe significare che le aziende, che non usufruiscono della manutenzione predittiva ma la sviluppano solamente per la rivendita, ritengono l’acquisizione di competenze per la misurazione del ritorno sull’investimento digitale un CSF di poca importanza contrariamente all’altro gruppo.

A conferma di questa suddivisione è stato calcolato il *p-value* risultato essere pari a 0,0005, convalidando la dipendenza tra il nono CSF e il ruolo dell’azienda nella filiera manutentiva.

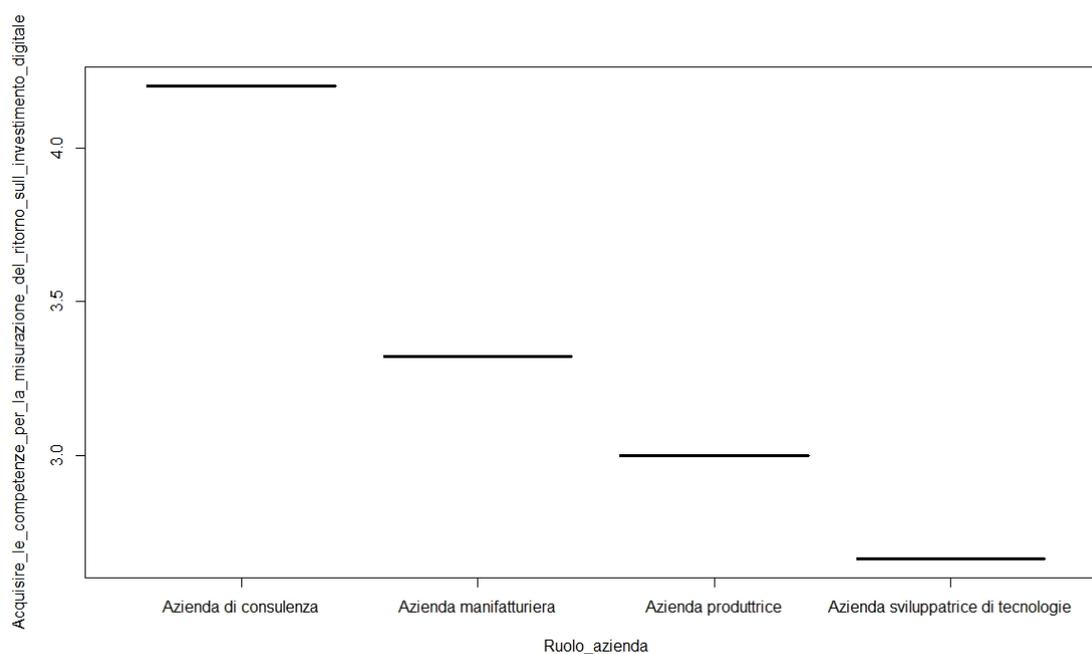


Figura 40 - Confronto tra le medie delle votazioni relative al CSF 9 in funzione del ruolo dell'azienda nella filiera manutentiva

Il grafico (figura 40) illustra la media delle votazioni per lo stesso CSF evidenziando l'elevata importanza riservata dalle aziende di consulenza, seppur con un numero di rispondenti appartenenti a questa tipologia di azienda limitato pari a 7.

Durante l'applicazione della metodologia CHAID sono stati studiati i CSF attraverso la media rispetto a ciascuna categoria (numero dipendenti, fatturato, ruolo azienda, fase azienda e dimensione) e il *p-value* per determinare la dipendenza del fattore critico di successo rispetto alla categoria. Durante queste analisi si sono riscontrati degli andamenti che potrebbero risultare interessanti anche se non evidenziati dal CHAID.

Durante l'analisi del nono CSF è stato notato il grafico (figura 41) raffigurante la media delle votazioni in funzione della fase d'implementazione della strategia manutentiva.

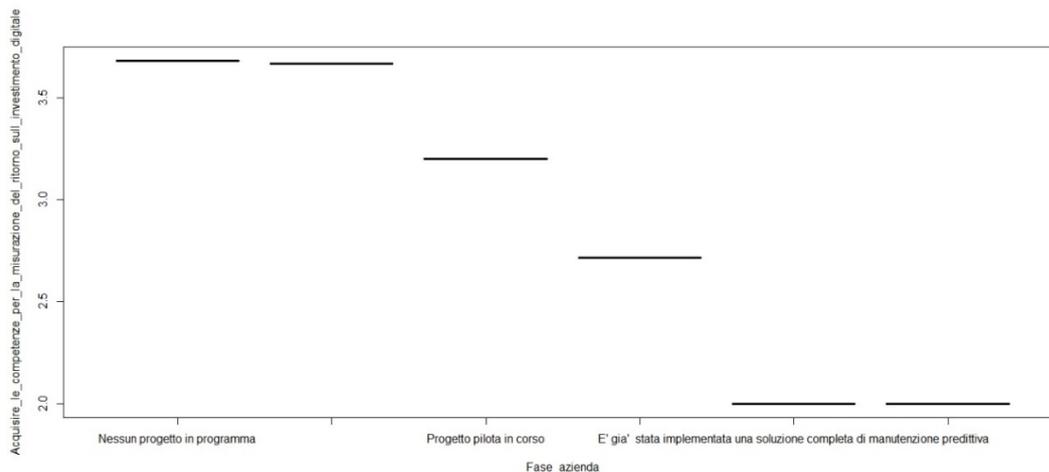


Figura 41 - Confronto tra le medie delle votazioni relative al CSF 9 in funzione della fase di implementazione della manutenzione predittiva

Si può facilmente notare la decrescita della media all'avanzare della fase d'implementazione in cui si trova l'azienda. Purtroppo questo risultato non è stato avvalorato da una significatività statistica, dato che il *p-value* ha restituito un valore pari a 0,3. A conferma di una possibile importanza di questo trend si mostra il *barplot* (figura 42) che mette in relazione le fasi con la votazione associata. Dal grafico si nota come le aziende in fasi avanzate abbiano espresso una votazione minore rispetto a quelle nelle fasi iniziali. La tendenza probabilmente non è stata indicata come significativo dall'algorithm a causa del basso numero di rispondenti, soltanto 6, appartenenti alle ultime due fasi di implementazione.

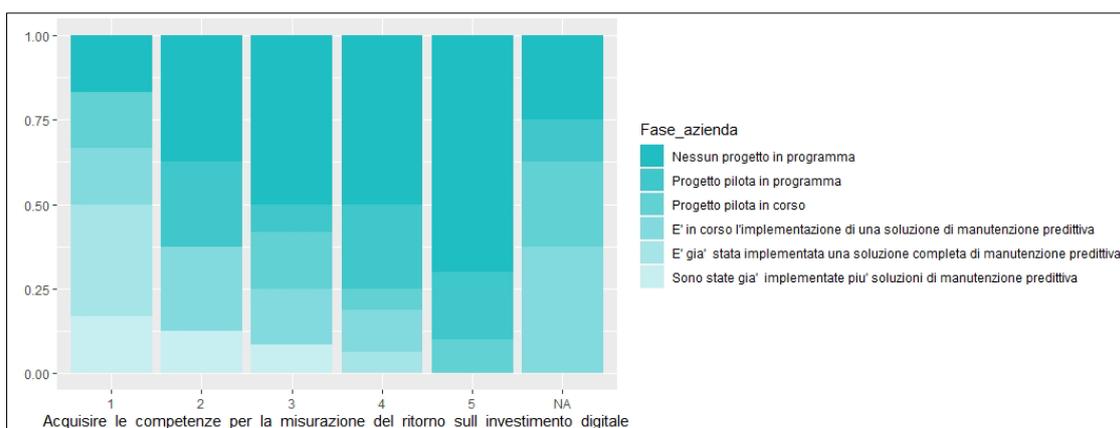


Figura 42 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alla fase d'implementazione della manutenzione predittiva, per ciascun voto relativo al CSF 9

Un andamento simile è anche stato notato nel caso del decimo CSF che decresce all'avanzamento della fase di implementazione.

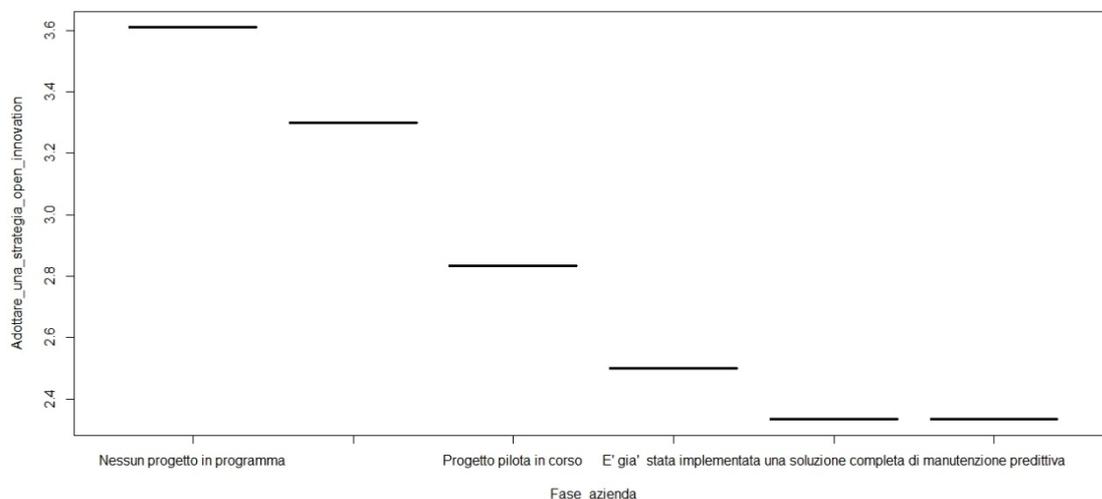


Figura 43 - Confronto tra le medie delle votazioni relative al CSF 10 in funzione della fase di implementazione della manutenzione predittiva

In questo caso il *barplot* (figura 44) conferma il trend anche se si riscontra un dato anomalo nella votazione pari a 4 dove il 20% dei rispondenti appartiene alle aziende nelle ultime fasi di implementazione della manutenzione predittiva. Purtroppo il *p-value* restituisce un valore pari a 0,7, non sufficiente per decretare la dipendenza tra il fattore e la fase d'implementazione. Anche in questo caso il trend potrebbe non essere stato visualizzato dall' algoritmo a causa del basso numero di casi appartenenti alle ultime due fasi d'implementazione. Quindi si consiglia per future ricerche di aumentare il numero di campioni appartenenti alle ultime due fasi per confermare o smentire la tendenza evidenziata nel nono e decimo CSF.

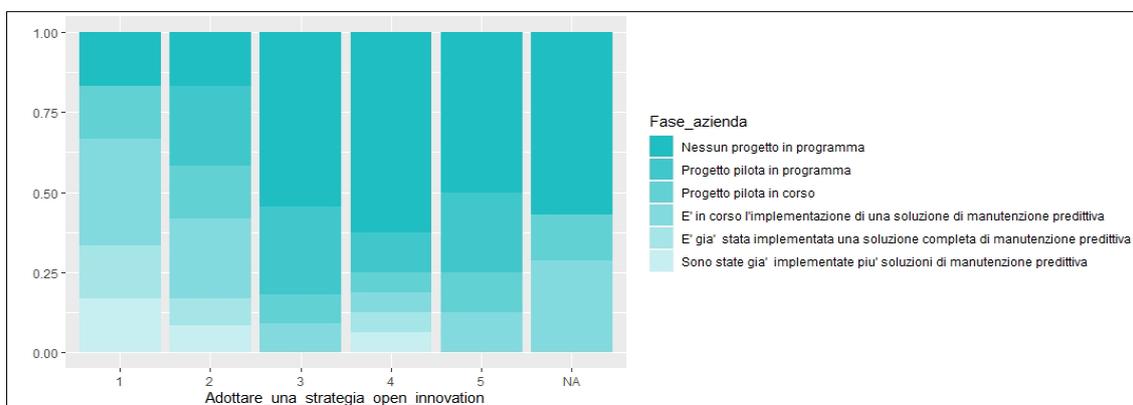


Figura 44 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alla fase d'implementazione della manutenzione predittiva, per ciascun voto relativo al CSF 10

4.4 Analisi DEMATEL

Qui di seguito si espone il metodo DEMATEL, descritto in precedenza.

L'input di tale metodologia consiste nella *direct-influence matrix* composta da decisioni di esperti circa le interdipendenze e l'importanza di tutti i fattori. Purtroppo, però le interdipendenze spesso risultano difficili da individuare anche per gli specialisti del settore, quindi è stato utilizzato un metodo diverso per la creazione della matrice di input.

Il metodo consiste in 5 step principali: raggruppare i fattori, creare un grafico con le relazioni dirette dei gruppi, creare la *matrice di adiacenza* dal grafico delle relazioni, calcolare la *Spearman rank correlations* dai dati ottenuti dalla survey e infine creare la *direct-influence matrix* (Kriksciuniene, Sakalauskas and Lewandowski, 2019)

Di seguito verrà illustrato ciascun passaggio precedentemente citato.

1. Raggruppamento dei fattori

Si è deciso di raggruppare i fattori in quattro categorie: cultura digitale, data governance, finanziario/economico, gestione del cambiamento.

Nel primo, che rappresenta le innovazioni digitali da apportare all'interno della impresa, sono compresi i seguenti CSF: "Assumere personale esterno qualificato", "Formare il personale interno sugli aspetti tecnici", "Formare il personale interno sui nuovi processi".

Nel secondo, che rappresenta gli aspetti relativi alla gestione dati, sono compresi: "Acquisire modelli di funzionamento dei macchinari", "Possedere un database idoneo alle analisi predittive", "Utilizzare soluzioni di cyber-security" e "Utilizzare protocolli standard di comunicazione tra i macchinari".

Nel terzo, che rappresenta i fattori relativi all'ambito economico e finanziario, sono compresi: "Accedere ai finanziamenti", "Acquisire le competenze per la misurazione del ritorno sull'investimento digitale".

Nel quarto, che rappresenta i cambiamenti da apportare a livello strategico nell'impresa, sono compresi: "Adottare una strategia Open Innovation", "Adottare un business model basato su hardware e servizi" e "Partecipazione attiva del personale nel processo".

Categoria	Fattori critici di successo
<i>Cultura digitale</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Assumere personale esterno qualificato (1) • Formare il personale interno sugli aspetti tecnici (2) • Formare il personale interno sui nuovi processi (3)
<i>Data governance</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Acquisire modelli di funzionamento dei macchinari (4) • Possedere un database idoneo alle analisi predittive (5) • Utilizzare soluzioni di cyber-security (6) • Utilizzare protocolli standard di comunicazione tra i macchinari (7)
<i>Finanziario/economico</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Accedere ai finanziamenti (8) • Acquisire le competenze per la misurazione del ritorno sull'investimento digitale (9)
<i>Gestione del cambiamento</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Adottare una strategia Open Innovation (10) • Adottare un business model basato su hardware e servizi (11) • Partecipazione attiva del personale nel processo (12)

Tabella 6 - Raggruppamento CSF durante il DEMATEL

2. Creazione del grafico con le relazioni dirette tra i gruppi di fattori

Il grafico (figura 45) è stato creato attraverso un confronto interno per la definizione delle possibili relazioni.

Le frecce indicano quali gruppi di fattori presentano una influenza diretta sugli altri.

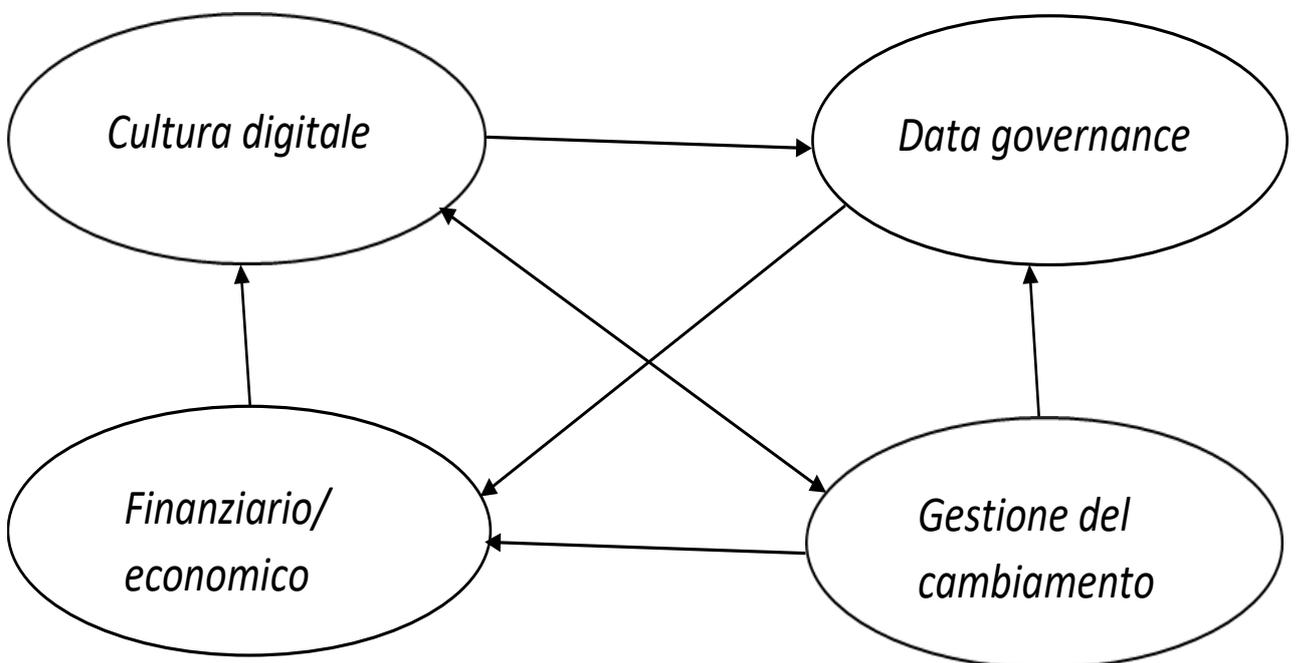


Figura 45 - Grafico rappresentante le relazioni tra i gruppi di fattori

3. Creazione della *matrice di adiacenza*

Di seguito (figura 46) la tabella di adiacenza risultante dalle dipendenze precedentemente descritte:

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
2	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
3	1	1	0	1	1	1	1	0	0	1	1	1
4	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0
5	0	0	0	1	0	1	1	1	1	0	0	0
6	0	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0
7	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0	0
8	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
9	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1
11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0

Figura 46 - Matrice di adiacenza

4. Creazione della *Spearman correlation matrix*

Per la creazione della *matrice di correlazione di Spearman*, che è una misura statistica non parametrica di correlazione, sono stati usati i dati ottenuti dalle votazioni in *scala Likert* dei diversi CSF.

Il risultato è la matrice (figura 47):

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1.0000000	0.5122631	0.5004990	0.2470597	0.2240953	0.3694730	0.3898391	0.3303476	0.4377653	0.4373450	0.2415051	0.2992972
2	0.5122631	1.0000000	0.7276894	0.3284616	0.3390912	0.2987435	0.2168105	0.2382085	0.3212195	0.2661503	0.1698653	0.4975486
3	0.5004990	0.7276894	1.0000000	0.3000031	0.2622040	0.2552287	0.2916536	0.1935855	0.3573773	0.2895844	0.1309098	0.5784972
4	0.2470597	0.3284616	0.3000031	1.0000000	0.1962674	0.3396793	0.2328515	0.1546473	0.3405930	0.2648450	0.2036426	0.3418677
5	0.2240953	0.3390912	0.2622040	0.1962674	1.0000000	0.4332377	0.2725421	0.4401919	0.3092509	0.3196320	0.4270285	0.3199742
6	0.3694730	0.2987435	0.2552287	0.3396793	0.4332377	1.0000000	0.4265359	0.2905538	0.4189050	0.4089040	0.4344883	0.1984213
7	0.3898391	0.2168105	0.2916536	0.2328515	0.2725421	0.4265359	1.0000000	0.4340882	0.3018859	0.4276116	0.4803123	0.2502424
8	0.3303476	0.2382085	0.1935855	0.1546473	0.4401919	0.2905538	0.4340882	1.0000000	0.6663459	0.4108673	0.3574154	0.2688900
9	0.4377653	0.3212195	0.3573773	0.3405930	0.3092509	0.4189050	0.3018859	0.6663459	1.0000000	0.6912075	0.5772225	0.4442611
10	0.4373450	0.2661503	0.2895844	0.2648450	0.3196320	0.4089040	0.4276116	0.4108673	0.6912075	1.0000000	0.7587563	0.2225805
11	0.2415051	0.1698653	0.1309098	0.2036426	0.4270285	0.4344883	0.4803123	0.3574154	0.5772225	0.7587563	1.0000000	0.2870532
12	0.2992972	0.4975486	0.5784972	0.3418677	0.3199742	0.1984213	0.2502424	0.2688900	0.4442611	0.2225805	0.2870532	1.0000000

Figura 47 - Matrice di correlazione di Spearman

5. Creazione della *direct influence matrix*

La *direct influence matrix*, che è l'input richiesto dalla metodologia DEMATEL, si otterrà attraverso il prodotto della *matrice di adiacenza* e della *matrice di correlazione di Spearman*, mostrando la diretta influenza tra ciascun CSF.

Il risultato è stato il seguente (figura 48):

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0.0000000	0.5122631	0.5004990	0.2470597	0.2240953	0.3694730	0.3898391	0.0000000	0.0000000	0.4373450	0.2415051	0.2992972
2	0.5122631	0.0000000	0.7276894	0.3284616	0.3390912	0.2987435	0.2168105	0.0000000	0.0000000	0.2661503	0.1698653	0.4975486
3	0.5004990	0.7276894	0.0000000	0.3000031	0.2622040	0.2552287	0.2916536	0.0000000	0.0000000	0.2895844	0.1309098	0.5784972
4	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.1962674	0.3396793	0.2328515	0.1546473	0.3405930	0.0000000	0.0000000	0.0000000
5	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.1962674	0.0000000	0.4332377	0.2725421	0.4401919	0.3092509	0.0000000	0.0000000	0.0000000
6	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.3396793	0.4332377	0.0000000	0.4265359	0.2905538	0.4189050	0.0000000	0.0000000	0.0000000
7	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.2328515	0.2725421	0.4265359	0.0000000	0.4340882	0.3018859	0.0000000	0.0000000	0.0000000
8	0.3303476	0.2382085	0.1935855	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.6663459	0.0000000	0.0000000	0.0000000
9	0.4377653	0.3212195	0.3573773	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.6663459	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
10	0.4373450	0.2661503	0.2895844	0.2648450	0.3196320	0.4089040	0.4276116	0.4108673	0.6912075	0.0000000	0.7587563	0.2225805
11	0.2415051	0.1698653	0.1309098	0.2036426	0.4270285	0.4344883	0.4803123	0.3574154	0.5772225	0.7587563	0.0000000	0.2870532
12	0.2992972	0.4975486	0.5784972	0.3418677	0.3199742	0.1984213	0.2502424	0.2688900	0.4442611	0.2225805	0.2870532	0.0000000

Figura 48 - *Direct influence matrix*

Quindi è stato utilizzato il DEMATEL che ha ricondotto ai seguenti valori di *Dispatching* (r_i), *Receiving* (c_i), *Prominence* ($c + r$) and *Relation* ($c - r$) vectors:

	c_i	r_i	$c+r$	$c-r$
C1	1.7580384	1.4143892	3.172428	0.3436492
C2	1.8283360	1.3974686	3.225805	0.4308674
C3	1.8361608	1.4154709	3.251632	0.4206900
C4	0.4954923	1.2322077	1.727700	-0.7367153
C5	0.6379842	1.3742492	2.012233	-0.7362650
C6	0.7227234	1.5536506	2.276374	-0.8309272
C7	0.6417387	1.4596343	2.101373	-0.8178955
C8	0.7644204	1.5599407	2.324361	-0.7955203
C9	0.9572451	1.8249071	2.782152	-0.8676620
C10	2.2524401	0.9216744	3.174115	1.3307657
C11	2.0285053	0.7387276	2.767233	1.2897777
C12	1.9119336	0.9426982	2.854632	0.9692354

Figura 49 - Valori di *dispatching*, *receiving*, *prominence* e *relation*

I valori di *Dispatching* indicano la forza di propagazione degli effetti diretti e indiretti da un fattore all'altro.

I valori di *Receiving* indicano il valore degli effetti diretti e indiretti da un fattore all'altro.

Quindi, attraverso la somma di r con c si ottiene un vettore denominato *Prominence* che mostra il grado di centralità che il fattore ricopre nel sistema. Mentre, svolgendo la differenza tra gli stessi fattori, si ottiene *Relation* che potrà assumere valori positivi o negativi. Nel caso di valori positivi, il fattore avrà influenza sugli altri fattori mentre, nel caso di valori negativi, il fattore verrà influenzato dagli altri fattori. Il primo gruppo è denominato *cause group*, il secondo *effect group*.

Da tali valori è stata poi ricavata la *influential relation map* (IRM) (figura 50) che permette di comprendere le dipendenze tra i diversi CSF.

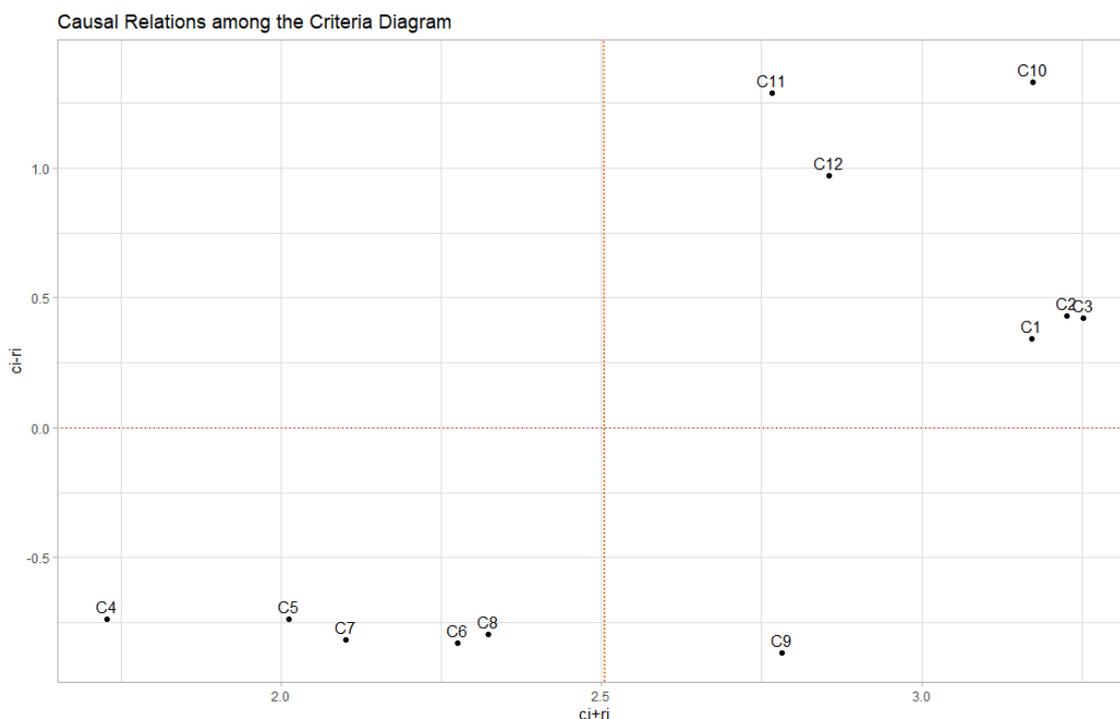


Figura 50 - Influential relation Map (IRM)

Il grafico divide i fattori in quattro categorie in funzione del quadrante di appartenenza. Il primo quadrante presenterà quei fattori con elevata *prominence* e *relation*, quindi si tratta di fattori chiave. Nel secondo quadrante saranno presenti quei fattori caratterizzati da elevata *relation* e *bassa prominence*. I fattori che si trovano nel terzo quadrante sono caratterizzati sia da una bassa *prominence* che da una bassa *relation* e non sono determinanti nell'influenza del sistema. Infine, i fattori nel quarto

quadrante contraddistinti da bassa *reaction* ed elevata *prominence* sono influenzati da altri fattori e risultano difficili da influenzare direttamente.

Nel primo quadrante si trovano i fattori relativi ai gruppi “Cultura digitale” e “Gestione del cambiamento”, mentre nel terzo quadrante si notano i fattori relativi al gruppo “Data governance” e un fattore del gruppo “Finanziario/economico”. Mentre l’altro fattore dello stesso gruppo (“Acquisire le competenze per la misurazione del ritorno sull’investimento digitale”) si trova nel quarto quadrante.

5 Conclusioni

5.1 Discussione dei risultati

La discussione dei risultati si pone come obiettivo quello di rispondere alla domanda di ricerca che ha condotto l'analisi fin dalle sue fasi iniziali: *“Quali sono i fattori critici di successo all'implementazione della Predictive Maintenance?”*.

Per rispondere a tale quesito riassumiamo in questo capitolo i passaggi salienti della *literature review* e i risultati empirici più significativi, ad eccezione dell'analisi DEMATEL alla luce delle motivazioni esplicitate nei capitoli precedenti. Quindi di seguito si analizzeranno tutti i CSF proposti.

- Assumere personale esterno qualificato

Il primo fattore critico di successo proposto è un metodo che le aziende possono utilizzare per sopperire alle lacune interne di competenze digitali. Queste risultano di fondamentale importanza per l'implementazione di una strategia manutentiva caratterizzata da tecnologie innovative. Tale approccio, non è stato considerato rilevante dalle aziende in quanto si colloca all'ultima posizione della classifica tra i CSF proposti. I rispondenti preferiscono altri metodi per sopperire la mancanza di *know-how* in ambito digitale come si evidenzierà nei due successivi CSF. Le votazioni del questionario hanno anche indicato un comportamento che, all'aumentare del numero di dipendenti in azienda, aumenti l'importanza riservata a questo CSF.

- Formare il personale interno sugli aspetti tecnici

Anche il secondo fattore critico di successo proposto consiste in un metodo che le aziende possono utilizzare per sopperire alle mancanze interne di competenze digitali. In questo caso le aziende si sono espresse con votazioni nettamente superiori rispetto al CSF precedente, mettendo in evidenza come questo metodo sia di notevole importanza per oltrepassare la barriera relativa alla carenza di *know-how* interno. In questi due primi fattori riscontriamo un comportamento analogo, infatti, anche in questo CSF, l'importanza aumenta per le aziende di maggiori dimensioni.

- Formare il personale interno sui nuovi processi

Il terzo fattore critico di successo è stato proposto al fine di permettere un corretto utilizzo dei dati durante il processo decisionale da parte degli operatori. Questa metodologia, utile per comprendere al meglio le informazioni generate dalla Predictive Maintenance è stata considerata come di notevole importanza. Anche questo CSF, che come il precedente si basa sulla formazione del personale interno, ha evidenziato un aumento di interesse da parte delle aziende di dimensioni maggiori.

- Acquisire modelli di funzionamento dei macchinari

Il quarto fattore critico di successo proposto risulta utile in letteratura per determinare le possibili variabili atte a prevedere i guasti permettendo l'implementazione ottimale della manutenzione predittiva. Questo CSF ha ottenuto una valutazione nelle votazioni superiori alla media e quindi è caratterizzato da un'elevata importanza da parte delle aziende.

- Possedere un database idoneo alle analisi predittive

Il quinto fattore critico di successo proposto si prefigge di sopperire alla mancanza di dati che permettono l'allenamento dell'algoritmo di Machine Learning e predire di conseguenza i guasti futuri. Questo fattore è caratterizzato da una valutazione nelle votazioni superiori alla media da parte delle aziende che lo considerano rilevante ai fini della implementazione della manutenzione predittiva.

- Utilizzare soluzioni di Cyber-security

Il sesto fattore critico di successo proposto è fondamentale per proteggere le aziende da eventuali attacchi informatici che potrebbero causare la perdita di segreti industriali o alla interruzione della produzione. Tale CSF non ha ottenuto votazioni molto elevate indicando la poca importanza che le aziende riservano a tale aspetto. Tuttavia è stato il terzo fattore per deviazione standard indicando l'alta variabilità delle risposte, caratteristica evidenziata anche in fase di analisi. Infatti le votazioni differiscono nettamente tra aziende manifatturiere e non: le seconde sono preponderanti nel considerare rilevante tale CSF.

- Utilizzare protocolli standard di comunicazione tra i macchinari

Il settimo fattore critico di successo proposto consiste nell'utilizzo di protocolli standard tra i macchinari al fine di permettere la raccolta e analisi dati che permettano l'implementazione della Predictive Maintenance. Questo fattore ha ottenuto delle valutazioni nelle votazioni che non consentono una chiara definizione del livello d'importanza. Anche la deviazione standard calcolata, relativa al fattore in considerazione, è elevata, esprimendo così un'incertezza generale.

- Accedere ai finanziamenti

L'ottavo fattore critico di successo proposto consiste nella possibilità di accedere a finanziamenti che permettano di superare la barriera degli alti investimenti all'implementazione della Predictive Maintenance. Il CSF è caratterizzato dalla deviazione standard più elevata, evidenziando anche in questo caso un'incertezza generale rispetto alla sua importanza. L'indeterminatezza potrebbe essere causata anche dalla suddivisione creata dalla valutazione del CSF. Infatti le aziende che non hanno ancora iniziato la fase pilota hanno considerato il CSF come di notevole importanza mentre le altre hanno espresso una rilevanza minore.

- Acquisire le competenze per la misurazione del ritorno sull'investimento digitale

Il nono fattore critico di successo proposto è utile a convincere le aziende che gli investimenti nella manutenzione predittiva comportino comunque un ritorno. Purtroppo, tale CSF non ha ottenuto una valutazione nelle votazioni maggiori alla media e quindi potrebbe essere considerato di importanza limitata ai fini dell'implementazione della manutenzione predittiva. Ma l'analisi evidenzia che le aziende manifatturiere e di consulenza hanno considerato tale fattore come un aspetto rilevante. In particolare le aziende di consulenza hanno espresso una votazione molto elevata, ritenendo il CSF significativo ai fini dell'implementazione.

- Adottare una strategia di Open Innovation

Il decimo fattore critico di successo proposto mira a creare una strategia propensa al confronto e alla collaborazione di aziende al fine di implementare nel migliore dei modi la Predictive Maintenance. Questo fattore occupa la penultima posizione in relazione alla media del valore nelle votazioni e quindi

le aziende non hanno ritenuto il fattore rilevante ai fini della implementazione.

- Adottare un business model basato su hardware e servizi

L'undicesimo fattore critico di successo proposto consiste in una nuova modalità di concezione della strategia manutentiva che permetterebbe di oltrepassare diverse barriere adattando un business model di hardware e servizi. Questo fattore non ha però riscosso molto interesse da parte delle aziende, infatti, rispetto agli altri fattori, la media del valore nelle votazioni si pone come terzultima.

- Partecipazione attiva del personale nel processo

Il dodicesimo fattore critico di successo proposto consiste nel coinvolgere attivamente il personale evitando così la resistenza al cambiamento. Questo ha ottenuto delle votazioni altissime, risultando il fattore più rilevante. Risultato confermato dalla deviazione standard che ha evidenziato la minore variabilità rispetto ai tutti i fattori precedenti.

Dopo aver esaminato singolarmente ciascun CSF si possono trarre alcune conclusioni per identificare quali sono i fattori critici di successo all'implementazione della Predictive Maintenance.

Partiamo dai CSF che, a seguito delle votazioni, vengono considerati meno importanti:

- Assumere personale esterno qualificato (CSF 1)
- Adottare una strategia di Open Innovation (CSF 10)
- Adottare un business model basato su hardware e servizi (CSF 11)
- Acquisire le competenze per la misurazione del ritorno sull'investimento digitale (CSF 9)
- Utilizzare soluzioni di Cyber-security (CSF 6)

Questo elenco presenta soprattutto competenze non ancora acquisite dalle aziende che dovrebbero affidarsi a strutture esterne o comunque prevedere un'apertura verso altre realtà. Molti possono essere i motivi che generano questo scenario: poca disposizione a trovare soluzioni innovative; diffidenza nell'affidarsi o confrontarsi con strutture esterne. Altra riflessione è che il poco interesse espresso per l'Open Innovation e per il business model basato su hardware e servizi segnala una bassa propensione a condividere dati con strutture esterne nonostante il possibile ritorno di informazioni e i conseguenti benefici. Altra considerazione è che a seconda della tipologia di azienda si

sono ottenute delle votazioni contrastanti sia per CSF 9 sia per CSF 6, nel primo caso le aziende di consulenza hanno dato maggior importanza mentre nel secondo le aziende manifatturiere hanno espresso poco interesse verso la cyber security. Nel caso dell'acquisizione delle competenze per la misurazione del ritorno sull'investimento digitale è comprensibile in quanto vendere servizi è il core business delle società di consulenza da qui l'importanza del fattore. Mentre nel secondo caso si evidenzia che le aziende manifatturiere rispondenti non ritengono essenziale la sicurezza dei dati. Possiamo solo ipotizzare le eventuali motivazioni: non ritengono di possedere dati sensibili; non pensano di essere possibili obiettivi di attacchi informatici.

Qui di seguito elenchiamo invece i CSF che, a seguito delle votazioni, si evidenziano come maggiormente importanti:

- Partecipazione attiva del personale nel processo (CSF 12)
- Formare il personale interno sugli aspetti tecnici (CSF 2)
- Possedere un database idoneo alle analisi predittive (CSF 5)
- Formare il personale interno sui nuovi processi (CSF 3)
- Acquisire modelli di funzionamento dei macchinari (CSF 4)

Contrariamente al precedente gruppo, questi CSF sono ritenuti i più interessanti per una corretta implementazione. La prima considerazione è che sono fattori che possono escludere il coinvolgimento di strutture esterne in quanto realizzabili con le risorse già disponibili in azienda. Il fattore che ha raccolto il miglior risultato è la partecipazione attiva del personale nel processo probabilmente perché le aziende hanno già sviluppato il metodo per affrontare la resistenza al cambiamento che si viene a creare ad ogni innovazione e conoscono il beneficio che questo comporta. Data l'alta votazione dei due CSF relativi alla formazione, CSF 2 e CSF 3, si deduce che le aziende preferiscano colmare le lacune di *know how* internamente, infatti il CSF 1 è il meno votato. I tre CSF appena citati hanno ottenuto le migliori votazioni da parte delle aziende di dimensione maggiore sottolineando l'importanza che tali aziende ripongono nel *know how*.

Due CSF non rientrano in alcun gruppo: accedere ai finanziamenti e utilizzare protocolli standard di comunicazione tra i macchinari per diverse motivazioni. Il primo per l'alta variabilità delle risposte e il secondo per una votazione generale intermedia che non evidenzia alcuna propensione.

Il fattore relativo ai finanziamenti è stato l'argomento più commentato evidenziando le difficoltà burocratiche, i costi non compatibili con i budget aziendali e l'erogabilità una tantum che genera complessità organizzative. In un caso è stato comunque autofinanziato perché ritenuto progetto strategico per l'azienda.

Possiamo quindi dedurre che le aziende tendono a porre maggiore importanza agli aspetti più conosciuti o già presenti all'interno della propria organizzazione. È uno scenario comprensibile in quanto la Predictive Maintenance è una strategia manutentiva innovativa ancora poco applicata nonostante i benefici che questa comporta in termini di efficienza.

5.2 Limitazioni e ricerche future

Infine si espongono le limitazioni presenti nella tesi. In primo luogo sarà necessario aumentare il numero degli intervistati per il questionario redatto al fine di confermare i gruppi o trend che nel capitolo "Analisi dati" sono stati proposti ma non sempre avvalorati dalla statistica. Inoltre si ritiene che interviste aggiuntive possano permettere di ottenere una tabella delle influenze ottenuta da un pool di esperti in modo da effettuare un'analisi DEMATEL attraverso la metodologia esposta nel capitolo omonimo, ma con risultati maggiormente significativi. In aggiunta si potrebbero effettuare dei *case study* per comprendere al meglio il processo di implementazione a livello operativo, anche se è difficile trovare situazioni in cui la Predictive Maintenance è stata completamente attuata.

Si ritiene inoltre che, in futuro, possono risultare utili interviste con i rispondenti per identificare le motivazioni legate alle votazioni inferiori di tutti i fattori critici di successo che implicano aperture verso altre realtà.

Appendice

Di seguito gli script di R utilizzati:

```
##### Preparazione #####
```

```
df <- (read.csv2(file = "C:/Users/marco/OneDrive/Desktop/Tesi/Risultati.csv", header=TRUE,  
stringsAsFactors = FALSE))
```

```
# elimino colonne vuote
```

```
df<- df[ , ! apply( df , 2 , function(x) all(is.na(x)) ) ]
```

```
# elimino dati errati o inutili
```

```
df<- df[-31, ]
```

```
df[is.na(df)] <- ""
```

```
for (j in 14:25)
```

```
{ col_new = ncol(df)+1
```

```
  for (i in 1:nrow(df))
```

```
    { if (df [i, j]== "")
```

```
      { df[i,col_new]<-as.integer(df[i,j+12])
```

```
    }else df[i,col_new]<-as.integer(df[i,j]) }}
```

```
df<-df[ , -c(1:8, 14:41)]
```

```
nome_csf<-c("Num_dipendenti",
```

```
  "Fatturato",
```

```
  "Ruolo_azienda",
```

```
  "Metodologie_manutenzione",
```

```
  "Fase_azienda",
```

```
  "Assumere_personale_esterno_qualificato",
```

```
  "Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici",
```

```
  "Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi",
```

```

"Acquisire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari",
"Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive",
"Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security",
"Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari",
"Accedere_ai_finanziamenti",

"Acquisire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale",
"Adottare_una_strategia_open_innovation",
"Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi",
"Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo")

colnames(df)<- nome_csf

df[df == "Non so"] <- NA

#### Esaminiamo la popolazione ####

# Numero dipendenti

df$Num_dipendenti<- gsub("Meno di 10", "<10", df$Num_dipendenti)

df$Num_dipendenti<- gsub("Tra 10 e 50", "10< <50", df$Num_dipendenti)

df$Num_dipendenti<- gsub("Tra 50 e 250", "50< <250", df$Num_dipendenti)

df$Num_dipendenti<- gsub("Tra 250 e 1000", "250< <1000", df$Num_dipendenti)

df$Num_dipendenti<- gsub("PiÙ di 1000", ">1000", df$Num_dipendenti)

# Fatturato

df$Fatturato<- gsub("Minore di 2 milioni", "<2Mln", df$Fatturato)

df$Fatturato<- gsub("Compreso tra i 2 e i 10 milioni", "2Mln< <10Mln", df$Fatturato)

df$Fatturato<- gsub("Compreso tra i 10 e i 50 milioni", "10Mln< <50Mln", df$Fatturato)

df$Fatturato<- gsub("Tra 50 e 500 milioni", "50Mln< <500Mln", df$Fatturato)

df$Fatturato<- gsub("Tra 500 milioni e 1 miliardo", "500Mln< <1Mld", df$Fatturato)

```

```

df$Fatturato<- gsub("Oltre 1 miliardo", ">1Mld", df$Fatturato)

# Tipologia di azienda

for (i in 1:nrow(df))

{ if(substr(df$Ruolo_azienda[i],8,9) == " p")

  {df$Ruolo_azienda[i]<- "Azienda produttrice"}

  if(substr(df$Ruolo_azienda[i],8,9) == " m")

  {df$Ruolo_azienda[i]<- "Azienda manifatturiera"}

  if(substr(df$Ruolo_azienda[i],8,9) == " s")

  {df$Ruolo_azienda[i]<- "Azienda sviluppatrice di tecnologie"}

  if(substr(df$Ruolo_azienda[i],8,9) == " d")

  {df$Ruolo_azienda[i]<- "Azienda di consulenza"}}

# Fase azienda

for ( i in 1:nrow(df))

{ if(substr(df$Fase_azienda[i],1,4) == "E' g")

  { df$Fase_azienda[i]<- "E' gia' stata implementata una soluzione completa di manutenzione
predittiva"

  } else if (substr(df$Fase_azienda[i],1,4) == "Sono")

  { df$Fase_azienda[i]<- "Sono state gia' implementate piu' soluzioni di manutenzione
predittiva"}}

# metto tutto in fattori con livelli

df$Fatturato<-as.factor(df$Fatturato )

df$Fatturato<- factor(df$Fatturato, levels = c("<2Mln", "2Mln< <10Mln", "10Mln< <50Mln",
"50Mln< <500Mln", "500Mln< <1Mld", ">1Mld"))

df$Num_dipendenti<-as.factor(df$Num_dipendenti )

df$Num_dipendenti<- factor(df$Num_dipendenti, levels = c("<10", "10< <50", "50< <250",
"250< <1000", ">1000"))

df$Ruolo_azienda<- as.factor(df$Ruolo_azienda)

```

```

df$Fase_azienda<-as.factor(df$Fase_azienda )

df$Fase_azienda<- factor(df$Fase_azienda, levels = c("Nessun progetto in
programma","Progetto pilota in programma", "Progetto pilota in corso", "E' in corso
l'implementazione di una soluzione di manutenzione predittiva", "E' gia' stata implementata
una soluzione completa di manutenzione predittiva", "Sono state gia' implementate piu'
soluzioni di manutenzione predittiva" ))

# Inserisco dimensione azienda

for (i in 1:nrow(df))

{ if(as.character(df$Num_dipendenti[i])=="<10")

  {if(as.character(df$Fatturato[i])=="<2Mln")

    { df$Dimensione[i]<- "Micro"}

  else if (as.character(df$Fatturato[i]=="2Mln< <10Mln"))

    {df$Dimensione[i]<- "Piccola"}}

if(as.character(df$Num_dipendenti[i])=="10< <50")

  {if(as.character(df$Fatturato[i])=="2Mln< <10Mln" ||
as.character(df$Fatturato[i])=="<2Mln")

    {df$Dimensione[i]<- "Piccola"}

  else if(as.character(df$Fatturato[i])=="10Mln< <50Mln")

    {df$Dimensione[i]<- "Media"}}

if(as.character(df$Num_dipendenti[i])=="50< <250")

  {if(as.character(df$Fatturato[i])=="<2Mln" || as.character(df$Fatturato[i])=="2Mln<
<10Mln" || as.character(df$Fatturato[i])=="10Mln< <50Mln" )

    {df$Dimensione[i]<- "Media"}

  else if(as.character(df$Fatturato[i])=="50Mln< <500Mln")

    {df$Dimensione[i]<- "Grande"}}

if(as.character(df$Num_dipendenti[i])=="250< <1000" ||
as.character(df$Num_dipendenti[i])==">1000" )

```

```

{df$Dimensione[i]<- "Grande"}}

df$Dimensione<-as.factor(df$Dimensione )

df$Dimensione<- factor(df$Dimensione, levels = c("Micro", "Piccola", "Media", "Grande" ))

write.csv2(file ="C:/Users/marco/OneDrive/Desktop/Tesi/Risultati_puliti.csv", df )

#### alfa di cronbach e omega di McDonald ####

library(psy)

library(statsr)

library(fitdistrplus)

df_mat<- matrix(nrow=nrow(df), ncol =12)

for ( i in 1:nrow(df))

{ for (j in 1:12)

{ df_mat[i,j]<- as.numeric(df[i, j+5])}}

om<-psych::omega(df_mat)

om$omega.tot

#### CSF 1 ####

library(labstatR)

descdist(as.numeric(na.omit(df$Assumere_personale_esterno_qualificato)), discrete= TRUE)

plot(aggregate(data= df, Assumere_personale_esterno_qualificato~Fatturato, FUN = mean ),
type = points)

plot(aggregate(data= df, Assumere_personale_esterno_qualificato~Num_dipendenti, FUN =
mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Assumere_personale_esterno_qualificato~Ruolo_azienza, FUN =
mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Assumere_personale_esterno_qualificato~Fase_azienza, FUN = mean
), type = "p")

```

```
plot(aggregate(data= df, Assumere_personale_esterno_qualificato~Dimensione, FUN = mean
), type = "p")
```

```
df$Assumere_personale_esterno_qualificato<-
as.factor(df$Assumere_personale_esterno_qualificato)
```

```
CSF1_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato, x=Assumere_personale_esterno_qualificato ,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Assumere_personale_esterno_qualificato) ,
method = "kendall")
```

```
CSF1_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,
x=Assumere_personale_esterno_qualificato , statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative
= "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Assumere_personale_esterno_qualifi
cato) , method = "kendall")
```

```
CSF1_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienza, x=
Assumere_personale_esterno_qualificato, statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative =
"greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienza),as.numeric(df$Assumere_personale_esterno_qualificat
o) , method = "kendall")
```

```
CSF1_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienza, x=
Assumere_personale_esterno_qualificato, statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative =
"greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fase_azienza),as.numeric(df$Assumere_personale_esterno_qualificato
) , method = "kendall")
```

```
CSF1_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x= Assumere_personale_esterno_qualificato,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Assumere_personale_esterno_qualificato)
, method = "kendall")
```

```
df_chaid<- df[ ,c(1:3,5,18,6)]
```

```
chaid_CSF1<-CHAID::chaid(Assumere_personale_esterno_qualificato~, data = df_chaid)
```

```
plot(chaid_CSF1)
```

```
df_chaid$Num_dipendenti<- as.character(df_chaid$Num_dipendenti)
```

```

for ( i in 1: nrow(df_chaid))

{ if(df_chaid$Num_dipendenti[i]=="<10" || df_chaid$Num_dipendenti[i]=="10< <50")

  { df_chaid$Num_dipendenti[i]<- "<50" }

  else if(df_chaid$Num_dipendenti[i]=="250< <1000" ||
df_chaid$Num_dipendenti[i]==">1000")

  { df_chaid$Num_dipendenti[i]<- ">250" }}

df_chaid$Num_dipendenti<- as.factor(df_chaid$Num_dipendenti)

df_chaid$Num_dipendenti<- factor(df_chaid$Num_dipendenti, levels = c("<50","50<
<250",">250"))

chaid_CSF1<-CHAID::chaid(Assumere_personale_esterno_qualificato~, data = df_chaid)

plot(chaid_CSF1)

inference(data = df_chaid, y = Num_dipendenti, x=Assumere_personale_esterno_qualificato ,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation")

inference(data = df_chaid, y = Num_dipendenti, x=Assumere_personale_esterno_qualificato ,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation")

CSF1_post<-cbind(aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Assumere_personale_esterno_qualificato)~Num_dipendenti, FUN = mean),

aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Assumere_personale_esterno_qualificato)~Num_dipendenti, FUN = sd),

aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Assumere_personale_esterno_qualificato)~Num_dipendenti, FUN = cv))

CSF1_post<-CSF1_post[ , -c(3,5)]

colnames(CSF1_post)<-c("Num_dipendenti", "Media", "Dev_st", "CV")

#library("remotes")

#install_version("rmngb", "0.6-1")

library(rmngb)

rmngb::pairwise.chisq.test(df_chaid$Assumere_personale_esterno_qualificato,
df_chaid$Num_dipendenti )

#### CSF 2 ####

```

```

descdist(as.numeric(na.omit(df$Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici)),
discrete= TRUE)

plot(aggregate(data= df, Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici~Fatturato, FUN =
mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df,
Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici~Num_dipendenti, FUN = mean ), type =
"p")

plot(aggregate(data= df, Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici~Ruolo_azienza,
FUN = mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici~Fase_azienza,
FUN = mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici~Dimensione,
FUN = mean ), type = "p")

df$Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici<-
as.factor(df$Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici)

CSF2_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato,
x=Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici , statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_
tecnici) , method = "kendall")

CSF2_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,
x=Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici , statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Formare_il_personale_interno_sugli_
aspetti_tecnici) , method = "kendall")

CSF2_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienza, x=
Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici, statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienza),as.numeric(df$Formare_il_personale_interno_sugli_as
petti_tecnici) , method = "kendall")

CSF2_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienza, x=
Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici, statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation" )

```

```
cor.test(as.numeric(df$Fase_azienda),as.numeric(df$Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici), method = "kendall")
```

```
CSF2_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x=Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici, statistic = "proportion", type = "ht", alternative = "greater", method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici), method = "kendall")
```

```
df_chaid<- df[,c(1:3,5,18,7)]
```

```
chaid_CSF2<-CHAID::chaid(Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici~., data = df_chaid)
```

```
plot(chaid_CSF2)
```

```
print(chaid_CSF2)
```

```
df_chaid$Fase_azienda<- as.character(df_chaid$Fase_azienda)
```

```
for (i in 1: nrow(df_chaid))
```

```
{ if(df_chaid$Fase_azienda[i] == "Progetto pilota in corso" || df_chaid$Fase_azienda[i] == "Sono state gia' implementate piu' soluzioni di manutenzione predittiva")
```

```
{ df_chaid$Fase_azienda[i]<- "1"}
```

```
else { df_chaid$Fase_azienda[i]<- "2"}}
```

```
df_chaid$Fase_azienda<- as.factor(df_chaid$Fase_azienda)
```

```
inference(data = df_chaid, y = Fase_azienda, x=Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici, statistic = "proportion", conf_level = 0.95, type = "ht", alternative = "greater", method = "simulation" )
```

```
df_chaid$Dimensione<- as.character(df_chaid$Dimensione)
```

```
for (i in 1: nrow(df_chaid))
```

```
{ if(df_chaid$Dimensione[i] == "Micro" || df_chaid$Dimensione[i] == "Piccola")
```

```
{ df_chaid$Dimensione[i]<- "Micro/Piccola"}
```

```
else { df_chaid$Dimensione[i]<- "Media/Grande"}}
```

```
df_chaid$Dimensione<- as.factor(df_chaid$Dimensione)
```

```

inference(data = df_chaid, y = Dimensione,
x=Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici , statistic = "proportion" ,conf_level =
0.95, type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

CSF2_post<-cbind(aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici)~Dimensione, FUN = mean),

      aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici)~Dimensione, FUN = sd),

      aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici)~Dimensione, FUN = cv))

CSF2_post<-CSF2_post[ , -c(3,5)]

colnames(CSF2_post)<-c("Num_dipendenti", "Media", "Dev_st", "CV")

df_chaid<- df_chaid[df_chaid$Fase_azienda=="2", ]

plot(CHAID::chaid(data = df_chaid,Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici~. ))

inference(data = df_chaid, y = Dimensione,
x=Formare_il_personale_interno_sugli_aspetti_tecnici , statistic = "proportion" ,conf_level =
0.95, type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

##### CSF3 #####

descdist(as.numeric(na.omit(df$Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi)),
discrete= TRUE)

plot(aggregate(data= df, Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi~Fatturato, FUN =
mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi~Num_dipendenti,
FUN = mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi~Ruolo_azienda,
FUN = mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi~Fase_azienda,
FUN = mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi~Dimensione, FUN
= mean ), type = "p")

df$Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi<-
as.factor(df$Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi)

```

```

CSF3_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato,
x=Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi , statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_pr
ocessi) , method = "kendall")

CSF3_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,
x=Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi , statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Formare_il_personale_interno_sui_n
uovi_processi) , method = "kendall")

CSF3_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienza, x=
Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi, statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienza),as.numeric(df$Formare_il_personale_interno_sui_nuo
vi_processi) , method = "kendall")

CSF3_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienza, x=
Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi, statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Fase_azienza),as.numeric(df$Formare_il_personale_interno_sui_nuovi
_processi) , method = "kendall")

CSF3_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x=
Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi, statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_
processi) , method = "kendall")

df_chaid<- df[ ,c(1:3,5,18,8)]

chaid_CSF3<-CHAID::chaid(Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi~., data =
df_chaid)

plot(chaid_CSF3)

df_chaid$Dimensione<- as.character(df_chaid$Dimensione)

for (i in 1: nrow(df_chaid))

{ if(df_chaid$Dimensione[i] =="Micro" || df_chaid$Dimensione[i]== "Piccola")

{ df_chaid$Dimensione[i]<- "Micro/Piccola"}

```

```

else { df_chaid$Dimensione[i]<- "Media/Grande"}}

df_chaid$Dimensione<- as.factor(df_chaid$Dimensione)

inference(data = df_chaid, y = Dimensione,
x=Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi , statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation"

CSF3_post<-cbind(aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi)~Dimensione, FUN = mean),

      aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi)~Dimensione, FUN = sd),

      aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Formare_il_personale_interno_sui_nuovi_processi)~Dimensione, FUN = cv))

CSF3_post<-CSF3_post[ , -c(3,5)]

colnames(CSF3_post)<-c("Num_dipendenti", "Media", "Dev_st", "CV")

#### CSF4 ####

descdist(as.numeric(na.omit(df$Acquire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari)),
discrete= TRUE)

plot(aggregate(data= df, Acquire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari~Fatturato, FUN
= mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df,
Acquire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari~Num_dipendenti, FUN = mean ), type =
"p")

plot(aggregate(data= df,
Acquire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari~Ruolo_azienda, FUN = mean ), type =
"p")

plot(aggregate(data= df, Acquire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari~Fase_azienda,
FUN = mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Acquire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari~Dimensione,
FUN = mean ), type = "p")

df$Acquire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari<-
as.factor(df$Acquire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari)

CSF4_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato,
x=Acquire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari , statistic = "proportion" , type = "ht" ,
alternative = "greater" , method = "simulation" )

```

```
cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Acquisire_modelli_di_funzionamento_dei_m  
acchinari) , method = "kendall")
```

```
CSF4_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,  
x=Acquisire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari , statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Acquisire_modelli_di_funzionamento  
_dei_macchinari) , method = "kendall")
```

```
CSF4_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienda, x=  
Acquisire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari, statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienda),as.numeric(df$Acquisire_modelli_di_funzionamento_d  
ei_macchinari) , method = "kendall")
```

```
CSF4_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienda, x=  
Acquisire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari, statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fase_azienda),as.numeric(df$Acquisire_modelli_di_funzionamento_dei  
_macchinari) , method = "kendall")
```

```
CSF4_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x=  
Acquisire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari, statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Acquisire_modelli_di_funzionamento_dei  
macchinari) , method = "kendall")
```

```
df_chaid<- df[ ,c(1:3,5,18,9)]
```

```
chaid_CSF4<-CHAID::chaid(Acquisire_modelli_di_funzionamento_dei_macchinari~., data =  
df_chaid)
```

```
plot(chaid_CSF4)
```

```
#### CSF5 ####
```

```
descdist(as.numeric(na.omit(df$Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive,  
discrete= TRUE)))
```

```
plot(aggregate(data= df, Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive~Fatturato,  
FUN = mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df,  
Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive~Num_dipendenti, FUN = mean ), type  
= "p")
```

```
plot(aggregate(data= df,  
Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive~Ruolo_azienda, FUN = mean ), type =  
"p")
```

```
plot(aggregate(data= df,  
Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive~Fase_azienda, FUN = mean ), type =  
"p")
```

```
plot(aggregate(data= df, Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive~Dimensione,  
FUN = mean ), type = "p")
```

```
df$Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive<-  
as.factor(df$Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive)
```

```
CSF5_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato,  
x=Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive , statistic = "proportion" , type =  
"ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi  
_predittive) , method = "kendall")
```

```
CSF5_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,  
x=Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive , statistic = "proportion" , type =  
"ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Possedere_un_database_idoneo_alle  
_analisi_predittive) , method = "kendall")
```

```
CSF5_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienda, x=  
Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive, statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienda),as.numeric(df$Possedere_un_database_idoneo_alle_a  
nalisi_predittive) , method = "kendall")
```

```
CSF5_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienda, x=  
Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive, statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fase_azienda),as.numeric(df$Possedere_un_database_idoneo_alle_an  
alisi_predittive) , method = "kendall")
```

```
CSF5_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x=  
Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive, statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Possedere_un_database_idoneo_alle_anal  
isi_predittive) , method = "kendall")
```

```

df_chaid<- df[,c(1:3,5,18,10)]

chaid_CSF5<-CHAID::chaid(Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive~, data =
df_chaid)

plot(chaid_CSF5)

#### CSF6 ####

descdist(as.numeric(na.omit(df$Possedere_un_database_idoneo_alle_analisi_predittive,
discrete= TRUE)))

plot(aggregate(data= df, Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security~Fatturato, FUN = mean ),
type = "p")

plot(aggregate(data= df, Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security~Num_dipendenti, FUN =
mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security~Ruolo_azienda, FUN =
mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security~Fase_azienda, FUN = mean
), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security~Dimensione, FUN = mean ),
type = "p")

df$Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security<-
as.factor(df$Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security)

CSF6_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato, x=Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security ,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security) ,
method = "kendall")

CSF6_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,
x=Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security , statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative
= "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_secu
rity) , method = "kendall")

CSF6_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienda, x=
Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security, statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative =
"greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienda),as.numeric(df$Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_securit
y) , method = "kendall")

```

```

CSF6_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienda, x=
Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security, statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative =
"greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Fase_azienda),as.numeric(df$Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security
) , method = "kendall")

CSF6_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x= Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulatio" )

cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security) ,
method = "kendall")

df_chaid<- df[ ,c(1,2,3,5,18,11)]

chaid_CSF6<-CHAID::chaid(Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security~, data = df_chaid)

plot(chaid_CSF6)

df_chaid$Num_dipendenti<- as.character(df_chaid$Num_dipendenti)

for ( i in 1: nrow(df_chaid))

{ if(df_chaid$Num_dipendenti[i]!= "10< <50")

{ df_chaid$Num_dipendenti[i]<- "10> >50"}}

df_chaid$Num_dipendenti<- as.factor(df_chaid$Num_dipendenti)

inference(data = df_chaid, y = Num_dipendenti, x=Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security ,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

CSF6_post_dip<-cbind(aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security)~Num_dipendenti, FUN = mean),

aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security)~Num_dipendenti, FUN = sd),

aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security)~Num_dipendenti, FUN = cv))

CSF6_post_dip<-CSF6_post_dip[ , -c(3,5)]

colnames(CSF6_post_dip)<-c("Ruolo azienda", "Media", "Dev_st", "CV")

df_chaid$Ruolo_azienda<- as.character(df_chaid$Ruolo_azienda)

for ( i in 1: nrow(df_chaid))

```

```

{ if(df_chaid$Ruolo_azienda[i]!= "Azienda manifatturiera")
  { df_chaid$Ruolo_azienda[i]<- "Consulenza/sviluppatrice/produttrice"}}

df_chaid$Ruolo_azienda<- as.factor(df_chaid$Ruolo_azienda)

plot(CHAIID::chaid(Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security~Ruolo_azienda, data = df_chaid))

inference(data = df_chaid, y = Ruolo_azienda, x=Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security ,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

CSF6_post_ruolo<-cbind(aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security)~Ruolo_azienda, FUN = mean),

      aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security)~Ruolo_azienda, FUN = sd),

      aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Utilizzare_le_soluzioni_di_cyber_security)~Ruolo_azienda, FUN = cv))

CSF6_post_ruolo<-CSF6_post_ruolo[ , -c(3,5)]

colnames(CSF6_post_ruolo)<-c("Num_dipendenti", "Media", "Dev_st", "CV")

##### CSF7 #####

descdist(as.numeric(na.omit(df$Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macc
hinari)), discrete= TRUE)

plot(aggregate(data= df,
Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari~Fatturato, FUN = mean ),
type = "p")

plot(aggregate(data= df,
Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari~Num_dipendenti, FUN =
mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df,
Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari~Ruolo_azienda, FUN =
mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df,
Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari~Fase_azienda, FUN =
mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df,
Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari~Dimensione, FUN = mean
), type = "p")

```

```

df$Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari<-
as.factor(df$Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari)

CSF7_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato,
x=Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari , statistic = "proportion"
, type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari) , method = "kendall")

CSF7_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,
x=Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari , statistic = "proportion"
, type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari) , method = "kendall")

CSF7_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienda, x=
Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari, statistic = "proportion" ,
type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienda),as.numeric(df$Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari) , method = "kendall")

CSF7_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienda, x=
Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari, statistic = "proportion" ,
type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Fase_azienda),as.numeric(df$Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari) , method = "kendall")

CSF7_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x=
Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari, statistic = "proportion" ,
type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari) , method = "kendall")

df_chaid<- df[ ,c(1,2,3,5,18,12)]

chaid_CSF7<-
CHAID::chaid(Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari~., data =
df_chaid)

plot(chaid_CSF7)

```

```

CSF7_post<-cbind(aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari)~Dimensione,
FUN = mean),

                aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari)~Dimensione,
FUN = sd),

                aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Utilizzare_protocolli_standard_di_comunicazione_tra_i_macchinari)~Dimensione,
FUN = cv))

CSF7_post<-CSF7_post[, -c(3,5)]

colnames(CSF7_post)<-c("Num_dipendenti", "Media", "Dev_st", "CV")

##### CSF8 #####

descdist(as.numeric(na.omit(df$Accedere_ai_finanziamenti)), discrete= TRUE)

plot(aggregate(data= df, Accedere_ai_finanziamenti~Fatturato, FUN = mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Accedere_ai_finanziamenti~Num_dipendenti, FUN = mean ), type =
"p")

plot(aggregate(data= df, Accedere_ai_finanziamenti~Ruolo_azienza, FUN = mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Accedere_ai_finanziamenti~Fase_azienza, FUN = mean ), type = "p")

plot(aggregate(data= df, Accedere_ai_finanziamenti~Dimensione, FUN = mean ), type = "p")

df$Accedere_ai_finanziamenti<-as.factor(df$Accedere_ai_finanziamenti)

CSF8_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato, x=Accedere_ai_finanziamenti , statistic =
"proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Accedere_ai_finanziamenti) , method =
"kendall")

CSF8_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti, x=Accedere_ai_finanziamenti , statistic =
"proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Accedere_ai_finanziamenti) , method
= "kendall")

CSF8_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienza, x= Accedere_ai_finanziamenti, statistic =
"proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

```

```
cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienda),as.numeric(df$Accedere_ai_finanziamenti) , method =
"kendall")
```

```
CSF8_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienda, x= Accedere_ai_finanziamenti, statistic =
"proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fase_azienda),as.numeric(df$Accedere_ai_finanziamenti) , method =
"kendall")
```

```
CSF8_fase<- inference(data = df, y = Dimensione, x= Accedere_ai_finanziamenti, statistic =
"proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Accedere_ai_finanziamenti) , method =
"kendall")
```

```
df_chaid<- df[ ,c(1,2,3,5,18,13)]
```

```
chaid_CSF8<-CHAID::chaid(Accedere_ai_finanziamenti~., data = df_chaid)
```

```
plot(chaid_CSF8)
```

```
print(chaid_CSF8)
```

```
# dato che non si vede in figura, lo stampo
```

```
df_chaid$Fase_azienda<- as.character(df_chaid$Fase_azienda)
```

```
for (i in 1: nrow(df_chaid))
```

```
{ if(df_chaid$Fase_azienda[i] == "Nessun progetto in programma" ||
df_chaid$Fase_azienda[i] == "Progetto pilota in programma")
```

```
{ df_chaid$Fase_azienda[i]<- "Pre progetto pilota"}
```

```
else { df_chaid$Fase_azienda[i]<- "Post progetto pilota"}}
```

```
df_chaid$Fase_azienda<- as.factor(df_chaid$Fase_azienda)
```

```
plot(CHAID::chaid(Accedere_ai_finanziamenti~., data = df_chaid))
```

```
inference(data = df_chaid, y = Fase_azienda, x= Accedere_ai_finanziamenti, statistic =
"proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
##### CSF9 #####
```

```
descdist(as.numeric(na.omit(df$Acquisire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_s
ull_investimento_digitale)), discrete= TRUE)
```

```
plot(aggregate(data= df,
Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale~Fatturato, FUN = mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df,
Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale~Num_dipendenti, FUN = mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df,
Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale~Ruolo_azienda, FUN = mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df,
Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale~Fase_azienda, FUN = mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df,
Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale~Dimensione, FUN = mean ), type = "p")
```

```
df$Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale<-
as.factor(df$Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale)
```

```
CSF9_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato,
x=Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale ,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale) , method = "kendall")
```

```
CSF9_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,
x=Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale ,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale) , method = "kendall")
```

```
CSF9_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienda, x=
Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienda),as.numeric(df$Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale) , method = "kendall")
```

```

CSF9_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienda, x=
Acquisire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Fase_azienda),as.numeric(df$Acquisire_le_competenze_per_la_misura
zione_del_ritorno_sull_investimento_digitale) , method = "kendall")

CSF9_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x=
Acquisire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Acquisire_le_competenze_per_la_misurazi
one_del_ritorno_sull_investimento_digitale) , method = "kendall")

df_chaid<- df[ ,c(1,2,3,5,18,14)]

chaid_CSF9<-
CHAID::chaid(Acquisire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_d
igitale~., data = df_chaid)

plot(chaid_CSF9)

df_chaid$Ruolo_azienda<- as.character(df_chaid$Ruolo_azienda)

for (i in 1: nrow(df_chaid))

{ if(df_chaid$Ruolo_azienda[i] == "Azienda di consulenza" || df_chaid$Ruolo_azienda[i]==
"Azienda manifatturiera")

{ df_chaid$Ruolo_azienda[i]<- "Consulenza/Manifatturiera"}

else { df_chaid$Ruolo_azienda[i]<- "Produttrice/Sviluppatrice"}}

df_chaid$Ruolo_azienda<- as.factor(df_chaid$Ruolo_azienda)

inference(data = df_chaid, y = Ruolo_azienda, x=
Acquisire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

CSF9_post<-cbind(aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Acquisire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digi
tale)~Ruolo_azienda, FUN = mean),

```

```
aggregate(data= df_chaid,  
as.numeric(Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digi  
tale)~Ruolo_azienda, FUN = sd),
```

```
aggregate(data= df_chaid,  
as.numeric(Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digi  
tale)~Ruolo_azienda, FUN = cv))
```

```
CSF9_post<-CSF9_post[, -c(3,5)]
```

```
colnames(CSF9_post)<-c("Ruolo azienda", "Media", "Dev_st", "CV")
```

```
plot(CHAIID::chaid(Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimen  
to_digitale~Fase_azienda, data = df_chaid))
```

```
inference(data = df_chaid, y = Fase_azienda, x=  
Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digitale,  
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
CSF9_post<-cbind(aggregate(data= df_chaid,  
as.numeric(Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digi  
tale)~Fase_azienda, FUN = mean),
```

```
aggregate(data= df_chaid,  
as.numeric(Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digi  
tale)~Fase_azienda, FUN = sd),
```

```
aggregate(data= df_chaid,  
as.numeric(Acquire_le_competenze_per_la_misurazione_del_ritorno_sull_investimento_digi  
tale)~Fase_azienda, FUN = cv))
```

```
CSF9_post<-CSF9_post[, -c(3,5)]
```

```
colnames(CSF9_post)<-c("Fase azienda", "Media", "Dev_st", "CV")
```

```
##### CSF10 #####
```

```
descdist(as.numeric(na.omit(df$Adottare_una_strategia_open_innovation)), discrete= TRUE)
```

```
plot(aggregate(data= df, Adottare_una_strategia_open_innovation~Fatturato, FUN = mean ),  
type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df, Adottare_una_strategia_open_innovation~Num_dipendenti, FUN =  
mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df, Adottare_una_strategia_open_innovation~Ruolo_azienda, FUN =  
mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df, Adottare_una_strategia_open_innovation~Fase_azienda, FUN =
mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df, Adottare_una_strategia_open_innovation~Dimensione, FUN = mean
), type = "p")
```

```
df$Adottare_una_strategia_open_innovation<-
as.factor(df$Adottare_una_strategia_open_innovation)
```

```
CSF10_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato, x=Adottare_una_strategia_open_innovation ,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Adottare_una_strategia_open_innovation) ,
method = "kendall")
```

```
CSF10_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,
x=Adottare_una_strategia_open_innovation , statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative
= "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Adottare_una_strategia_open_innova
tion) , method = "kendall")
```

```
CSF10_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienda, x=
Adottare_una_strategia_open_innovation, statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative =
"greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienda),as.numeric(df$Adottare_una_strategia_open_innovati
on) , method = "kendall")
```

```
CSF10_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienda, x=
Adottare_una_strategia_open_innovation, statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative =
"greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fase_azienda),as.numeric(df$Adottare_una_strategia_open_innovatio
n) , method = "kendall")
```

```
CSF10_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x=
Adottare_una_strategia_open_innovation, statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative =
"greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Adottare_una_strategia_open_innovation)
, method = "kendall")
```

```
df_chaid<- df[ ,c(1,2,3,5,18,15)]
```

```
chaid_CSF10<-CHAID::chaid(Adottare_una_strategia_open_innovation~, data = df_chaid)
```

```
plot(chaid_CSF10)
```

```

inference(data = df_chaid, y = Fase_azienza, x= Adottare_una_strategia_open_innovation,
statistic = "proportion" , type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

CSF10_post<-cbind(aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Adottare_una_strategia_open_innovation)~Fase_azienza, FUN = mean),

                aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Adottare_una_strategia_open_innovation)~Fase_azienza, FUN = sd),

                aggregate(data= df_chaid,
as.numeric(Adottare_una_strategia_open_innovation)~Fase_azienza, FUN = cv))

CSF10_post<-CSF10_post[, -c(3,5)]

colnames(CSF10_post)<-c("Fase azienda", "Media", "Dev_st", "CV")

##### CSF11 #####

descdist(as.numeric(na.omit(df$Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi
)), discrete= TRUE)

plot(aggregate(data= df,
Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi~Fatturato, FUN = mean ), type
= "p")

plot(aggregate(data= df,
Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi~Num_dipendenti, FUN = mean
), type = "p")

plot(aggregate(data= df,
Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi~Ruolo_azienza, FUN = mean ),
type = "p")

plot(aggregate(data= df,
Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi~Fase_azienza, FUN = mean ),
type = "p")

plot(aggregate(data= df,
Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi~Dimensione, FUN = mean ),
type = "p")

df$Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi<-
as.factor(df$Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi)

CSF11_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato,
x=Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi , statistic = "proportion" ,
type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )

```

```
cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Adottare_un_business_model_basato_su_ha  
rdware_e_servizi) , method = "kendall")
```

```
CSF11_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,  
x=Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi , statistic = "proportion" ,  
type = "ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Adottare_un_business_model_basato  
_su_hardware_e_servizi) , method = "kendall")
```

```
CSF11_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienda, x=  
Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi, statistic = "proportion" , type =  
"ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienda),as.numeric(df$Adottare_un_business_model_basato_s  
u_hardware_e_servizi) , method = "kendall")
```

```
CSF11_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienda, x=  
Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi, statistic = "proportion" , type =  
"ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fase_azienda),as.numeric(df$Adottare_un_business_model_basato_su  
_hardware_e_servizi) , method = "kendall")
```

```
CSF11_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x=  
Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi, statistic = "proportion" , type =  
"ht" , alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Adottare_un_business_model_basato_su_  
hardware_e_servizi) , method = "kendall")
```

```
df_chaid<- df[ ,c(1,2,3,5,18,16)]
```

```
chaid_CSF11<-CHAID::chaid(Adottare_un_business_model_basato_su_hardware_e_servizi~.,  
data = df_chaid)
```

```
plot(chaid_CSF11)
```

```
#### CSF12 ####
```

```
descdist(as.numeric(na.omit(df$Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo)),  
discrete= TRUE)
```

```
plot(aggregate(data= df, Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo~Fatturato, FUN =  
mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df,  
Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo~Num_dipendenti, FUN = mean ), type =  
"p")
```

```
plot(aggregate(data= df, Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo~Ruolo_azienza, FUN = mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df, Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo~Fase_azienza, FUN = mean ), type = "p")
```

```
plot(aggregate(data= df, Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo~Dimensione, FUN = mean ), type = "p")
```

```
df$Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo<-  
as.factor(df$Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo)
```

```
CSF12_fatt<- inference(data = df, y = Fatturato,  
x=Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo , statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fatturato),as.numeric(df$Partecipazione_attiva_del_personale_nel_pr  
ocesso) , method = "kendall")
```

```
CSF12_dip<- inference(data = df, y = Num_dipendenti,  
x=Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo , statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Num_dipendenti),as.numeric(df$Partecipazione_attiva_del_personale  
_nel_processo) , method = "kendall")
```

```
CSF12_ruolo<- inference(data = df, y = Ruolo_azienza, x=  
Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo, statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Ruolo_azienza),as.numeric(df$Partecipazione_attiva_del_personale_n  
el_processo) , method = "kendall")
```

```
CSF12_fase<- inference(data = df, y = Fase_azienza, x=  
Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo, statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```
cor.test(as.numeric(df$Fase_azienza),as.numeric(df$Partecipazione_attiva_del_personale_nel  
_processo) , method = "kendall")
```

```
CSF12_dim<- inference(data = df, y = Dimensione, x=  
Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo, statistic = "proportion" , type = "ht" ,  
alternative = "greater" , method = "simulation" )
```

```

cor.test(as.numeric(df$Dimensione),as.numeric(df$Partecipazione_attiva_del_personale_nel_
processo) , method = "kendall")

df_chaid<- df[ ,c(1,2,3,5,18,17)]

chaid_CSF12<-CHAID::chaid(Partecipazione_attiva_del_personale_nel_processo~, data =
df_chaid)

plot(chaid_CSF12)

##### Likert #####

library(likert)

result_lik<- likert(df[ ,6:17])

# Grafici likert

likert.histogram.plot(result_lik)

likert.bar.plot(result_lik)

likert.heat.plot(result_lik)

likert.density.plot(result_lik)

likert.options(result_lik)

plot(result_lik, centered=FALSE)

plot(result_lik, center=1.5)

##### DEMATEL #####

# credo matrice di adiacenza

adjacency_matrix<- matrix(data = 0, nrow=12, ncol =12)

nomi_gruppi<-c("Cultura digitale", "Cultura digitale","Cultura digitale",

              "Data governance", "Data governance", "Data governance", "Data governance",

              "Finanziario/economico", "Finanziario/economico",

              "Gestione del cambiamento", "Gestione del cambiamento","Gestione del
cambiamento")

rownames(adjacency_matrix)<- nomi_gruppi

```

```

colnames(adjacency_matrix)<-nomi_gruppi

collegamenti<- matrix(c(1,0,1,1,1,1,0,1,0,1,1,1,1,0,0,1),nrow = 4, ncol = 4 )

nomi_collegamenti<-c("Cultura digitale", "Data governance", "Finanziario/economico",
"Gestione del cambiamento")

rownames(collegamenti)<- nomi_collegamenti

colnames(collegamenti)<- nomi_collegamenti

for (i in 1:4)
{for (k in 1:4)
{ if (collegamenti[i,k]==1)
{if (i ==1) {righe<- c(1:3)}
if(i ==2) {righe<- c(4:7)}
if(i==3) { righe<- c(8:9)}
if(i==4) { righe<- c(10:12)}
if (k ==1) {colonne<- c(1:3)}
if(k ==2) {colonne<- c(4:7)}
if(k==3) { colonne<- c(8:9)}
if(k==4) { colonne<- c(10:12)}
adjacency_matrix[righe, colonne]<-1}}}

diag(adjacency_matrix)<-0

colnames(adjacency_matrix)<- 1:12

rownames(adjacency_matrix)<- 1:12

# Spearman matrice di correlazione

library("Hmisc")

library("dematel")

```

```

Spearman_mat <- as.matrix(rcorr(as.matrix(df[ , 6:17]), type = "spearman" ))

Matrice_spearman<- matrix(nrow =12, ncol = 12)

colnames(Matrice_spearman)<- 1:12

for (i in 1:12)

  for(j in 1:12)

    {Matrice_spearman[i,j]<- as.numeric(Spearman_mat[[1]][i,j])}

Direct_influence_matrix<- Matrice_spearman*adjacency_matrix

colnames(Direct_influence_matrix)<- 1:12

rownames(Direct_influence_matrix)<- 1:12

dematel::visualize(Direct_influence_matrix)

dematel<- execute_dematel(Direct_influence_matrix)

dematel$graph

# per trovare asse y da inserire

mean(dematel$relationships_between_criteria$c+r`)

compare_criteria(Direct_influence_matrix)

dematel$threshold_value

#### Media e Dev st ####

Media_devst<- matrix(nrow = 12, ncol =3)

rownames(Media_devst)<-nome_csf[6:17]

colnames(Media_devst)<-c("Media", "Deviazione standard", "Coefficiente di variazione")

nomi_etichette<-c()

for (i in 1:12)

{Media_devst[i,1]<- mean(as.numeric(df [ , i+5]), na.rm=TRUE )

Media_devst[i,2]<- sd(as.numeric(df [ ,i+5]), na.rm =TRUE)

Media_devst[i,3]<- Media_devst[i,2]/Media_devst[i,1]

```

```
nomi_etichette<- c(nomi_etichette, paste("CSF", i))}

plot(x= Media_devst[,1], y=Media_devst[,2], xlab = "Media", ylab = "Deviazione standard")

text(Media_devst[,1], Media_devst[,2], nomi_etichette, cex = 1.3, pos = 3)

plot(Media_devst[,3], ylab = "Coefficiente di variazione")

text(Media_devst[,3], nomi_etichette, cex = 1.3, pos = 3)

write.csv2(Media_devst, file ='C:/Users/marco/OneDrive/Desktop/Tesi/Media_devst_CV.csv')
```

Indice delle figure e delle tabelle

Tabella 1 - CSF relativi all'industria 4.0	17
Tabella 2 - Barriere relative alla manutenzione predittiva	30
Tabella 3 - Contromisure alle barriere relative alla manutenzione predittiva	35
Tabella 4 - CSF proposti relativi alla manutenzione predittiva	41
Tabella 5 - Media, deviazione standard e coefficiente di variazione di ciascun CSF	58
Tabella 6 - Raggruppamento CSF durante il DEMATEL	77
Figura 1 - Esempio di quesito relativo ai CSF	43
Figura 2 - Suddivisione delle aziende in funzione del numero di dipendenti	48
Figura 3 - Suddivisione delle aziende in funzione del fatturato	49
Figura 4 - Suddivisione delle aziende in funzione del ruolo dell'azienda all'interno della filiera manutentiva	49
Figura 5 - Suddivisione dell'azienda in funzione della fase del processo di implementazione della manutenzione predittiva	50
Figura 6 - Suddivisione delle aziende in funzione della dimensione	50
Figura 7 –Votazioni espresse in relazione al CSF 1	51
Figura 8 - Votazioni espresse in relazione al CSF 2	51
Figura 9 - Votazioni espresse in relazione al CSF 3	51
Figura 10 - Votazioni espresse in relazione al CSF 4	52
Figura 11 - Votazioni espresse in relazione al CSF 5	52
Figura 12 - Votazioni espresse in relazione al CSF 6	52
Figura 13 - Votazioni espresse in relazione al CSF 7	53
Figura 14 - Votazioni espresse in relazione al CSF 8	53
Figura 15 - Votazioni espresse in relazione al CSF 9	53
Figura 16 – Votazioni espresse in relazione al CSF 10	54
Figura 17 - Votazioni espresse in relazione al CSF 11	54
Figura 18 – Votazioni espresse in relazione al CSF 12	54
Figura 19 - Percentuali di risposte "Non so" rispetto a ciascun CSF	55
Figura 20 - Ranking dei CSF in funzione delle votazioni	56
Figura 21 – Scatterplot raffigurante la media e la deviazione standard relative a ciascun CSF	57
Figura 22 - Risultato dell'algoritmo CHAID applicato al CSF 1	59

Figura 23 - Risultato dell' algoritmo CHAID applicato ai dati relativi al CSF 1 unendo i gruppi di rispondenti con oltre 250 dipendenti	60
Figura 24 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base al numero di dipendenti, per ciascun voto relativo al CSF 1	61
Figura 25 - Risultato dell' algoritmo CHAID applicato al CSF 2	62
Figura 26 - Prima suddivisione del risultato dell' algoritmo CHAID applicato al CSF 2	63
Figura 27 - Seconda suddivisione del risultato dell' algoritmo CHAID applicato al CSF 2	64
Figura 28 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alla dimensione, per ciascun voto relativo al dataset creato con la prima suddivisione del CSF 2	65
Figura 29 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alla dimensione, per ciascun voto relativo al CSF 2	65
Figura 30 - Risultato dell' algoritmo CHAID applicato al CSF 3	66
Figura 31 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alle dimensioni, per ciascun voto relativo al CSF 3	66
Figura 32 - Risultato dell' algoritmo CHAID applicato al CSF 6	67
Figura 33 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base al numero di dipendenti, per ciascun voto relativo al CSF 6	68
Figura 34 – Confronto tra le medie delle votazioni relative al CSF 6 in funzione del ruolo dell'azienda nella filiera manutentiva	68
Figura 35 - Risultato dell' algoritmo CHAID applicato al CSF 6 modificato utilizzando solamente il ruolo dell'azienda come predittore	69
Figura 36 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base al ruolo dell'azienda, per ciascun voto relativo al CSF 6	70
Figura 37 - Risultato dell' algoritmo CHAID applicato al CSF 8	70
Figura 38 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alla fase d'implementazione della manutenzione predittiva, per ciascun voto relativo al CSF 8	71
Figura 39 - Risultato dell' algoritmo CHAID applicato al CSF 9	72
Figura 40 - Confronto tra le medie delle votazioni relative al CSF 9 in funzione del ruolo dell'azienda nella filiera manutentiva	73
Figura 41 - Confronto tra le medie delle votazioni relative al CSF 9 in funzione della fase di implementazione della manutenzione predittiva	74
Figura 42 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alla fase d'implementazione della manutenzione predittiva, per ciascun voto relativo al CSF 9	74
Figura 43 - Confronto tra le medie delle votazioni relative al CSF 10 in funzione della fase di implementazione della manutenzione predittiva	75

Figura 44 - Barplot verticale che rappresenta la percentuale delle categorie di aziende in base alla fase d'implementazione della manutenzione predittiva, per ciascun voto relativo al CSF 10	75
Figura 45 - Grafico rappresentante le relazioni tra i gruppi di fattori	78
Figura 46 - Matrice di adiacenza	79
Figura 47 - Matrice di correlazione di Spearman	79
Figura 48 - Direct influence matrix	80
Figura 49 - Valori di dispatching, receiving, prominence e relation	80
Figura 50 - Influential relation Map (IRM)	81

Bibliografia

- Afrizal, A., Mulyanti, B. and Widiaty, I. (2020) 'Development of Cyber-Physical System (CPS) implementation in industry 4.0', *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 830(4), pp. 0–7. doi: 10.1088/1757-899X/830/4/042090.
- Babbie, E. (2011) *The basics of social research*. Wadsworth.
- Barbera, J. et al. (2021) 'Clarity on Cronbach's Alpha Use', *Journal of Chemical Education*, 98(2), pp. 257–258. doi: 10.1021/acs.jchemed.0c00183.
- Bartodziej, C. J. and Bartodziej, C. J. (2017) *The concept Industry 4.0, The Concept Industry 4.0*. doi: 10.1007/978-3-658-16502-4_3.
- Bhandari, S. B. and Nalmpantis, D. (2019) 'Application of Various Multiple Criteria Analysis Methods for the Evaluation of Rural Road Projects', *The Open Transportation Journal*, 12(1), pp. 57–76. doi: 10.2174/1874447801812010057.
- Bhatia, M. S. and Kumar, S. (2020) 'Critical Success Factors of Industry 4.0 in Automotive Manufacturing Industry', *IEEE Transactions on Engineering Management*, pp. 1–15. doi: 10.1109/TEM.2020.3017004.
- Biegler, C. et al. (2018) 'Adoption of Factory of the Future Technologies', *2018 IEEE International Conference on Engineering, Technology and Innovation, ICE/ITMC 2018 - Proceedings*. doi: 10.1109/ICE.2018.8436310.
- Blayone, T. J. B. and VanOostveen, R. (2021) 'Prepared for work in Industry 4.0? Modelling the target activity system and five dimensions of worker readiness', *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 34(1), pp. 1–19. doi: 10.1080/0951192X.2020.1836677.
- Bokrantz, J. et al. (2017) 'Maintenance in digitalised manufacturing: Delphi-based scenarios for 2030', *International Journal of Production Economics*, 191(June), pp. 154–169. doi: 10.1016/j.ijpe.2017.06.010.
- Bousdekis, A., Apostolou, D. and Mentzas, G. (2020) 'Predictive Maintenance in the 4th Industrial Revolution: Benefits, Business Opportunities, and Managerial Implications', *IEEE Engineering Management Review*, 48(1), pp. 57–62. doi: 10.1109/EMR.2019.2958037.
- British Standards Institution (2010) 'BSI Standards Publication Maintenance — Maintenance terminology', p. 36.
- Bukhsh, Z. A. and Stipanovic, I. (2020) 'Predictive Maintenance for Infrastructure Asset Management', *IT Professional*, 22(5), pp. 40–45. doi: 10.1109/MITP.2020.2975736.
- Bullen, C. V. and Rockart, J. F. (1981) 'A primer on critical success factors', *Working papers*, (69), pp. 1–64.
- Butler, J. and Smalley, C. (2017) *An introduction to predictive maintenance, Pharmaceutical Engineering*. doi: 10.1016/b978-0-7506-7531-4.x5000-3.

- Chesbrough, H. (2003) 'The logic of Open Innovation: Managing intellectual property', *California Management Review*, 45(3), pp. 33–58. doi: 10.2307/41166175.
- Çinar, Z. M. *et al.* (2020) 'Machine learning in predictive maintenance towards sustainable smart manufacturing in industry 4.0', *Sustainability (Switzerland)*, 12(19). doi: 10.3390/su12198211.
- Ciociu, L., Siemieniuch, C. E. and Hubbard, E. M. (2017) 'From preventative to predictive maintenance: The organisational challenge', *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit*, 231(10), pp. 1174–1185. doi: 10.1177/0954409717701785.
- Coleman, S. *et al.* (2016) 'How Can SMEs Benefit from Big Data? Challenges and a Path Forward', *Quality and Reliability Engineering International*, 32(6), pp. 2151–2164. doi: 10.1002/qre.2008.
- Commissione delle Comunità Europee (2003) 'RACCOMANDAZIONE DELLA COMMISSIONE del 6 maggio 2003 relativa alla definizione delle microimprese, piccole e medie imprese', *Gazzetta ufficiale dell'Unione europea*, pp. 36–41.
- Erboz, G. (2020) 'How To Define Industry 4.0: Main Pillars Of Industry 4.0', (November 2017).
- Fedele, L., Furlanetto, L. and Saccardi, D. (2004) 'Progettare e gestire la manutenzione'. McGraw-Hill, p. 381.
- Forschungsunion (2013) 'Umsetzungsempfehlungen für das Zukunftsprojekt Industrie 4.0', (April), pp. 1–116. Available at: papers3://publication/uuid/652D1AAF-E7CE-4EB5-A658-D19F345CD333.
- Forza, C. (2002) 'Survey research in operations management: A process-based perspective', *International Journal of Operations and Production Management*, 22(2), pp. 152–194. doi: 10.1108/01443570210414310.
- Gatica, C. P. *et al.* (2016) 'An industrial analytics approach to predictive maintenance for machinery applications', *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA*, 2016-Novem, pp. 1–4. doi: 10.1109/ETFA.2016.7733608.
- Gouriveau, R., Medjaher, K. and Zerhouni, N. (2016) *From Prognostics and Health Systems Management to Predictive Maintenance 1: Monitoring and Prognostics, From Prognostics and Health Systems Management to Predictive Maintenance 1: Monitoring and Prognostics*. doi: 10.1002/9781119371052.
- Grossi, L. (2014) 'Tecniche di segmentazione gerarchica', in *Analisi dei dati*.
- Hao, Y., Helo, P. and Gunasekaran, A. (2020) 'Cloud platforms for remote monitoring system: a comparative case study', *Production Planning and Control*, 31(2–3), pp. 186–202. doi: 10.1080/09537287.2019.1631459.
- Ingemarsdotter, E. *et al.* (2021) 'Challenges and solutions in condition-based maintenance

implementation - A multiple case study', *Journal of Cleaner Production*, 296, p. 126420. doi: 10.1016/j.jclepro.2021.126420.

Jonald L. Pimentel (2019) 'Some Biases in Likert Scaling Usage and its Correction | International Journal of Sciences: Basic and Applied Research (IJSBAR)', *International Journal of Sciences*, 45(1).

Kadir, B. A. and Broberg, O. (2021) 'Human-centered design of work systems in the transition to industry 4.0', *Applied Ergonomics*, 92(May 2020), p. 103334. doi: 10.1016/j.apergo.2020.103334.

Kamble, S. S., Gunasekaran, A. and Sharma, R. (2018) 'Analysis of the driving and dependence power of barriers to adopt industry 4.0 in Indian manufacturing industry', *Computers in Industry*, 101(March), pp. 107–119. doi: 10.1016/j.compind.2018.06.004.

Kass, G. V. (1980) 'An Exploratory Technique for Investigating Large Quantities of Categorical Data', *Applied Statistics*, 29(2), p. 119. doi: 10.2307/2986296.

Kriksciuniene, D., Sakalauskas, V. and Lewandowski, R. (2019) *Evaluating the Interdependent Effect for Likert Scale Items*, *Lecture Notes in Business Information Processing*. Springer International Publishing. doi: 10.1007/978-3-030-36691-9_3.

Lee, J. et al. (2014) 'Prognostics and health management design for rotary machinery systems - Reviews, methodology and applications', *Mechanical Systems and Signal Processing*, 42(1–2), pp. 314–334. doi: 10.1016/j.ymsp.2013.06.004.

McLeod, S. (2008) 'Likert Scale Likert Scale Examples How can you analyze data from a Likert Scale ?', *Simply Psychology*, pp. 1–3. Available at: <https://www.simplypsychology.org/likert-scale.html>.

Meesublak, K. and Klinsukont, T. (2020) 'A Cyber-Physical System Approach for Predictive Maintenance', *Proceedings - 2020 IEEE International Conference on Smart Internet of Things, SmartIoT 2020*, pp. 337–341. doi: 10.1109/SmartIoT49966.2020.00061.

Miscellaneous, T. H. and Yes, L. (2021) 'Package "Hmisc"'.
.

Moeuf, A. et al. (2020) 'Identification of critical success factors, risks and opportunities of Industry 4.0 in SMEs', *International Journal of Production Research*, 58(5), pp. 1384–1400. doi: 10.1080/00207543.2019.1636323.

Mubarok, K. (2020) 'Redefining Industry 4.0 and Its Enabling Technologies', *Journal of Physics: Conference Series*, 1569(3), pp. 0–7. doi: 10.1088/1742-6596/1569/3/032025.

Müller, J. M., Buliga, O. and Voigt, K. I. (2018) 'Fortune favors the prepared: How SMEs approach business model innovations in Industry 4.0', *Technological Forecasting and Social Change*, 132(September 2017), pp. 2–17. doi: 10.1016/j.techfore.2017.12.019.

Nicolucci, A. (2018) 'Guida alla scelta dei test statistici Selecting statistical tests', *Giornale Italiano di Diabetologia e Metabolismo*, 38, pp. 54–59.

Nosalska, K. *et al.* (2019) 'Industry 4.0: coherent definition framework with technological and organizational interdependencies', *Journal of Manufacturing Technology Management*, 31(5), pp. 837–862. doi: 10.1108/JMTM-08-2018-0238.

Nwaiwu, F. *et al.* (2020) 'Industry 4.0 concepts within the czech sme manufacturing sector: An empirical assessment of critical success factors', *Business: Theory and Practice*, 21(1), pp. 58–70. doi: 10.3846/btp.2020.10712.

Okoh, C., Roy, R. and Mehnen, J. (2017) 'Predictive Maintenance Modelling for Through-Life Engineering Services', *Procedia CIRP*, 59(TESSConf 2016), pp. 196–201. doi: 10.1016/j.procir.2016.09.033.

Ooijevaar, T. H. *et al.* (2019) 'Smart machine maintenance enabled by a condition monitoring living lab', *IFAC-PapersOnLine*, 52(15), pp. 376–381. doi: 10.1016/j.ifacol.2019.11.704.

Pastore, M. (2017) 'Tra Alfa E Omega C'È Di Mezzo La Cfa?', *Giornale Italiano di Psicologia*, 44(3), pp. 761–780. doi: 10.1421/88385.

Plattform Industrie 4.0 (2015) 'Whitepaper FuE-Themen', (April), p. 49.

Pozzi, R., Rossi, T. and Secchi, R. (2021) 'Industry 4.0 technologies: critical success factors for implementation and improvements in manufacturing companies', *Production Planning and Control*, 0(0), pp. 1–21. doi: 10.1080/09537287.2021.1891481.

Du Prel, J. B. *et al.* (2010) 'Auswahl statistischer testverfahren - Teil 12 der serie zur bewertung wissenschaftlicher publikationen', *Deutsches Arzteblatt*, 107(19), pp. 343–348. doi: 10.3238/arztebl.2010.0343.

Raj, A. *et al.* (2020) 'Barriers to the adoption of industry 4.0 technologies in the manufacturing sector: An inter-country comparative perspective', *International Journal of Production Economics*, 224(November 2019), p. 107546. doi: 10.1016/j.ijpe.2019.107546.

Rastegari, A. and Bengtsson, M. (2015) 'Implementation of Condition Based Maintenance in manufacturing industry - A pilot case study', *2014 International Conference on Prognostics and Health Management, PHM 2014*, pp. 1–8. doi: 10.1109/ICPHM.2014.7036377.

Rauch, E., Dallasega, P. and Unterhofer, M. (2019) 'Requirements and Barriers for Introducing Smart Manufacturing in Small and Medium-Sized Enterprises', *IEEE Engineering Management Review*, 47(3), pp. 87–94. doi: 10.1109/EMR.2019.2931564.

Ravinder, E. B. and Saraswathi, A. B. (2020) 'Literature Review Of Cronbach alpha coefficient (A) and McDonald ' s Omega Coefficient (Ω)', *European Journal of Molecular & Clinical Medicine*, 7(6), pp. 2943–2949.

Revelle, W. (2013) 'Using R and the psych package to find ω ', pp. 1–18.

Sakib, N. and Wuest, T. (2018a) 'Challenges and Opportunities of Condition-based Predictive Maintenance: A Review', *Procedia CIRP*, 78, pp. 267–272. doi: 10.1016/j.procir.2018.08.318.

- Sakib, N. and Wuest, T. (2018b) 'Challenges and Opportunities of Condition-based Predictive Maintenance: A Review', *Procedia CIRP*, 78, pp. 267–272. doi: 10.1016/j.procir.2018.08.318.
- Schroeder, A. *et al.* (2019) 'Capturing the benefits of industry 4.0: a business network perspective', *Production Planning and Control*, 30(16), pp. 1305–1321. doi: 10.1080/09537287.2019.1612111.
- Shetty, R. B. (2018) 'Predictive Maintenance in the IoT Era', *Prognostics and Health Management of Electronics*, pp. 589–612. doi: 10.1002/9781119515326.ch21.
- Si, S. L. *et al.* (2018) 'DEMATEL Technique: A Systematic Review of the State-of-the-Art Literature on Methodologies and Applications', *Mathematical Problems in Engineering*, 2018(1). doi: 10.1155/2018/3696457.
- Sony, M. and Naik, S. (2020) 'Critical factors for the successful implementation of Industry 4.0: a review and future research direction', *Production Planning and Control*, 31(10), pp. 799–815. doi: 10.1080/09537287.2019.1691278.
- Tay, S. I. *et al.* (2018) 'An overview of industry 4.0: Definition, components, and government initiatives', *Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems*, 10(14), pp. 1379–1387.
- Teixeira, H. N., Lopes, I. and Braga, A. C. (2020) 'Condition-based maintenance implementation: A literature review', *Procedia Manufacturing*, 51(2019), pp. 228–235. doi: 10.1016/j.promfg.2020.10.033.
- Telukdarie, A. and Sishi, M. N. (2019) 'Enterprise Definition for Industry 4.0', *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 2019-Decem, pp. 849–853. doi: 10.1109/IEEM.2018.8607642.
- Ton, B. *et al.* (2020) 'Primavera: Synergising predictive maintenance', *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(23), pp. 1–19. doi: 10.3390/app10238348.
- Tran Anh, D., Dabrowski, K. and Skrzypek, K. (2018) 'The Predictive Maintenance Concept in the Maintenance Department of the "industry 4.0" Production Enterprise', *Foundations of Management*, 10(1), pp. 283–292. doi: 10.2478/fman-2018-0022.
- Vaidya, S., Ambad, P. and Bhosle, S. (2018) 'ScienceDirect ScienceDirect ScienceDirect Industry 4.0 – A Glimpse Industry 4.0 – A Glimpse Costing models for capacity optimization in Industry 4.0 : Trade-off between used capacity and operational efficiency'. doi: 10.1016/j.promfg.2018.02.034.
- Viladrich, C., Angulo-Brunet, A. and Doval, E. (2017) 'A journey around alpha and omega to estimate internal consistency reliability', *An. psicol*, 33(3), pp. 755–782. doi: 10.6018/analesps.33.3.268401.
- Vinh Nguyen, A. and Vinh Nguyen, M. (2017) 'Package "inference" Title Functions to extract inferential values of a fitted model object'. Available at: <http://r-forge.r-project.org/projects/inference/><http://lists.r-forge.r->

project.org/mailman/listinfo/inference-devel.

Wagner, C. and Hellingrath, B. (2019) 'Implementing predictive maintenance in a company: Industry insights with expert interviews', *2019 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, ICPHM 2019*, pp. 1–8. doi: 10.1109/ICPHM.2019.8819406.

Wagner, C. and Hellingrath, B. (2021) 'Supporting the implementation of predictive maintenance – a process reference model', *International Journal of Prognostics and Health Management*, 12, pp. 1–17.

Welte, R., Estler, M. and Lucke, D. (2020) 'A method for implementation of machine learning solutions for predictive maintenance in small and medium sized enterprises', *Procedia CIRP*, 93, pp. 909–914. doi: 10.1016/j.procir.2020.04.052.

Witkowski, K. (2017) 'Internet of Things , Big Data , Industry 4 . 0 – Innovative Solutions in Logistics and Supply Chains Management', *Procedia Engineering*, 182, pp. 763–769. doi: 10.1016/j.proeng.2017.03.197.

Zonta, T. *et al.* (2020) 'Predictive maintenance in the Industry 4.0: A systematic literature review', *Computers and Industrial Engineering*, 150(April 2019), p. 106889. doi: 10.1016/j.cie.2020.106889.

Ringraziamenti

Ringrazio la Professoressa Violetta Giada Cannas, mia relatrice, e la Professoressa Rossella Pozzi, mia correlatrice, per la disponibilità dimostrata, per i preziosi consigli e il supporto per la stesura di questo scritto.

Vorrei riservare un ringraziamento speciale ai miei genitori, Graziella e Maurizio, che mi hanno supportato durante tutto il mio percorso, non credo sia possibile racchiudere in queste brevi righe tutta la mia gratitudine nei vostri confronti, quindi mi limiterò a ringraziarvi perché siete stati i migliori genitori che potessi mai desiderare. Se sono quello che sono oggi è soprattutto grazie a voi. Questo traguardo è anche vostro.

Grazie nonna Rosy e nonno Pio per avermi accolto e cresciuto in quella che è la mia seconda casa fin da piccolo.

Grazie Giorgia per avermi compreso e sostenuto in ogni momento. Per avermi sopportato. Grazie per ogni volta che mi addolcisci e mi rendi meno “brontolone”. Sei il mio completamento.

Grazie a tutti i “*Muchos Machos*” per avermi distratto dai libri e per ogni serata passata insieme. Siete e sarete i miei amici di sempre.