

**UNIVERSITÀ DI GENOVA
SCUOLA DI SCIENZE SOCIALI
DIPARTIMENTO DI ECONOMIA**



Tesi di laurea magistrale

in

Management LM-77

**Dall'Intuition-based HRM
all'analisi predittiva: evoluzione e
implicazioni etiche delle HR
Analytics nella gestione del turnover**

Relatore: Teresina Torre

Candidato: Stefania Suppa
Mat.: 5630934

**Anno accademico
2023-2024**

*A chi mi ha sempre messa al primo posto
A chi mi ha sostenuta quando ne ho avuto più bisogno
A chi è sempre stata al mio fianco
E lo è anche oggi e so che lo sarà per sempre*

A mia mamma

INDICE

<i>Abstract italiano</i>	4
<i>Abstract inglese</i>	5
INTRODUZIONE	6
<i>I. INTRODUZIONE ALLE HR ANALYTICS</i>	10
1.1 Definizione di HR Analytics, sue componenti, e processo analitico	11
1.2 Verso una gestione delle Risorse Umane basata sui dati: riflessioni sull'evoluzione	14
1.2.1 L'era dei dati e le HR Analytics	17
1.2.2 I Big Data: caratteri distintivi, potenzialità e criticità	19
1.2.3 Una nuova fase: Machine Learning e AI	21
1.3 HR Analytics e sue applicazioni	22
1.3.1 L'utilizzo delle analytics per la gestione del turnover	24
1.3.2 Effetti e possibili cause del turnover sull'organizzazione	26
1.4 Vantaggi e ostacoli delle HR Analytics	28
<i>II. LA GESTIONE DEL TURNOVER INTUITION-BASED</i>	31
2.1 Cosa si intende per approccio intuition-based?	32
2.2 Il processo intuition-based è totalmente irrazionale?	35
2.3 Panoramica delle tecniche intuitive per l'identificazione dei fattori di turnover	37
2.3.1 Exit interview e stay interview	38
2.4 Confronto: benefici e confini dell'approccio intuition-based nella gestione del turnover	44
2.4.1 Panoramica bias cognitivi dei manager in sede di predizione del turnover	46
<i>III. L'ANALISI PREDITTIVA PER LA PREVENZIONE DEL TURNOVER</i>	50
3.1 Introduzione all'analisi predittiva in HR	51
3.1.1 Descriptive Analysis vs Predictive Analysis	53

3.2 Raccolta e gestione dei dati	57
3.2.1 Fonti, qualità e pulizia dei dati	61
3.3 Principali modelli statistici e algoritmici utilizzati e loro funzionamento	64
3.3.1 Modelli statistici	64
3.3.2 Modelli di Machine Learning	65
3.3.3 Benefici dei modelli predittivi statistici e algoritmici	67
3.4 Vantaggi dell'analisi predittiva	68
3.5 Criticità e sfide dell'analisi predittiva	69
3.5.1 Bias dei modelli predittivi	71
3.5.2 Impatto sulla cultura aziendale e sui dipendenti	73
3.6 Alcuni punti riepilogativi di capitolo	75
<i>IV. RISVOLTI ETICI E PROSPETTIVE FUTURE DELLE HR ANALYTICS NELLA GESTIONE DEL TURNOVER</i>	77
4.1 Risvolti etici, privacy e sicurezza dei dati	78
4.1.1 I principi di trasparenza e consenso informato	81
4.2 Normativa sull'utilizzo dei dati nel HRM	83
4.2.1 GDPR	84
4.2.2 Tutele dello Statuto dei lavoratori, Codice della privacy, e Circolare n. 29/2022	88
4.2.3 IEEE Standard for Transparent Employer Data Governance	90
4.3 Decision-making intuition-based vs. data-driven: implicazioni etiche nella predizione del turnover	93
4.4 Il futuro delle HR Analytics: moda passeggera o parte integrante del decision-making HR?	96
<i>CONCLUSIONI</i>	99
Ringraziamenti	103
Bibliografia	105

ABSTRACT ITALIANO

Oggetto di questa tesi è l'analisi dell'influenza delle HR Analytics sulla gestione del turnover, indagando come tale approccio si ponga in contrapposizione con la metodologia intuitiva HRM. La ricerca si inserisce nel contesto della trasformazione digitale e dell'uso dei Big Data nelle attività HR, con l'obiettivo di rispondere alla domanda: "Come si sta configurando la gestione del turnover aziendale con l'introduzione delle HR Analytics, e quali sono le implicazioni etiche di questa trasformazione?"

I motivi di questo studio risiedono nel voler comprendere come i modelli analitici, in particolare la predictive analysis, possano supportare un decision-making più informato e migliorare la gestione del turnover, tenendo sempre in considerazione le possibili implicazioni etiche connesse alla privacy.

Il metodo adottato ha previsto una revisione della letteratura e uno studio comparativo tra HR Analytics e Intuition-based HRM, il tutto attraverso il delineamento dell'evoluzione delle HRA, degli strumenti predittivi e intuitivi applicati al turnover, ed infine una riflessione su etica, privacy, trasparenza dei processi, e tutela dei diritti dei lavoratori.

La tesi si chiude con il suggerimento e una sfida per le organizzazioni, consistenti in un bilanciamento di questi due approcci per un uso sostenibile e responsabile delle HR Analytics in ambito di gestione e predizione del turnover.

ABSTRACT INGLESE

The object of this thesis is to analyze the influence of HR Analytics on turnover management, investigating how this approach is in contrast with the intuitive HRM methodology. The research is placed in the context of digital transformation and the use of Big Data in HR activities, with the aim to answer the question: "How is the management of turnover with the introduction of HR Analytics, and what are the ethical implications of this transformation?"

The rationale for this study is to understand how analytical models, particularly predictive analysis, can support better informed decision-making and improve turnover management, always taking into account the possible ethical implications related to privacy.

The method adopted included a literature review and a comparative study between HR Analytics and Intuition-based HRM, all through the delineation of the evolution of HRA, predictive and intuitive tools applied to turnover, and finally a reflection on ethics, privacy, transparency of processes, and protection of the rights of workers.

The thesis closes with a suggestion and challenge for organizations to balance these two approaches for a sustainable and responsible use of HR Analytics in the field of turnover management and prediction.

INTRODUZIONE

L'interesse accademico per le HR Analytics (HRA) è cresciuto notevolmente negli ultimi anni, nel momento in cui sono diventate ben note nel settore aziendale grazie a studi che ne hanno evidenziato i vantaggi (Davenport et al., 2010; Becker et al., 2001). Il potenziale promesso dall'approccio data-driven è interessante: migliore efficacia del decision-making e ottimizzazione delle performance organizzative. Tuttavia, l'adozione delle HRA è ancora in fase iniziale in molte organizzazioni, come confermano le ricerche di Shruti Gupta et al. (2023). Questo rallentamento è connesso a svariati fattori, dalla qualità dei dati disponibili, all'evidente mancanza di competenze adeguate all'interno dei dipartimenti HR, ma anche la presenza di tecnologie non ancora sufficientemente capaci di sfruttare appieno il potenziale dei dati raccolti (Angrave et al., 2016; McIver et al., 2018; Minbaeva, 2018; Fernandez, 2021). La tesi che segue si pone l'obiettivo di indagare come gli attuali modelli analitici, nel dettaglio la predictive analysis, possano supportare il decision-making aziendale e migliorare la predizione del turnover, riservando sempre particolare importanza alle possibili problematiche etiche legate alla questione della privacy; il tutto avverrà proponendo un confronto ed una discussione del passaggio da una gestione con approccio di tipo intuition-based verso l'adozione dell'analisi predittiva in ambito di gestione del turnover aziendale.

Big Data (BD), Machine Learning (ML), e intelligenza artificiale (AI) stanno influenzando profondamente le modalità operative delle organizzazioni, spingendo sempre più quest'ultime verso quella che sembra stia diventando la soluzione più ottimale per la gestione del capitale umano. Il capitolo I si aprirà con una panoramica generale delle HR Analytics, delineandone una definizione, presentando le sue componenti principali e come si articola il processo analitico. Verrà poi illustrata l'evoluzione nel contesto aziendale moderno; in tale sezione si discuterà e verrà posta enfasi sull'evoluzione in atto nel mondo aziendale con l'avvento dei Big Data, corredandola con un'anticipazione alle tecnologie emergenti come il Machine Learning, approfondito poi nel corso del III capitolo, e l'intelligenza artificiale, entrambi strumenti che stanno contribuendo a rendere le HR Analytics una strategia particolarmente versatile e sempre più affermata anche in contesti più "umani" come le HR. Focus particolare, e centrale per la tesi, sarà dedicato all'applicazione delle HR Analytics nella gestione del turnover,

fenomeno sensibile, critico e sempre attuale nelle aziende. Si analizzeranno, infatti, in un'apposita sezione, cause ed effetti del turnover, e come l'approccio data-driven della predictive analysis possa migliorare le decisioni in questo ambito, supportando il management nell'identificazione tempestiva dei fattori che trainano questa casistica critica. Sempre nel presente contesto, si sottolineeranno benefici e limiti alla corretta adozione di tali strumenti.

Il capitolo II sarà funzionale ad introdurre l'approccio tradizionale di gestione del turnover, quello che sarà per tutto il tempo definito come *modello intuition-based*. Tale metodo, fondato quasi totalmente sull'esperienza e sulle capacità intuitive e percettive dei manager, ha per anni dominato lo scenario della gestione del personale. Tuttavia, è corretto domandarsi se l'intuizione possa essere considerata ancora sufficiente nel rispondere a quelle che sono le sfide complesse e dinamiche che il turnover aziendale può avanzare. Il concetto di HRM intuitivo verrà approfondito con l'obiettivo di esplorare se, per quanto riguarda il processo operativo che lo caratterizza, si possa parlare ancora di qualcosa di puramente irrazionale o se, al contrario, vi possano essere elementi razionali. A supporto della presente riflessione, si analizzeranno le exit interview e le stay interview, come tecniche largamente impiegate per comprendere le motivazioni e le variabili che possono spingere i dipendenti ad abbandonare l'impresa. Il confronto finale tra vantaggi e svantaggi dell'approccio intuition-based fornirà una base solida per valutare l'efficacia di tale modello rispetto alle HRA. Si approfondirà la problematica dei bias cognitivi, principale ostacolo che mina l'affidabilità di tale metodologia in un ambito di predizione dei fattori alla base del turnover.

Il capitolo III rappresenta la parte principale della tesi: l'analisi predittiva applicata alla predizione e prevenzione del turnover. La predictive analysis, considerato lo strumento più sofisticato delle HR Analytics, permette alle imprese di anticipare prontamente le dimissioni dei dipendenti, prevedere trend e pattern, e identificare i fattori critici e variabili che potrebbero potenzialmente portare ad un aumento del turnover. Questo capitolo si aprirà con un confronto tra l'analisi descrittiva e l'analisi predittiva, proponendo un quadro esaustivo delle opportunità che l'analisi dei dati nel contesto delle risorse umane ha da offrire. Funzionale al completo inquadramento della tematica trattata nella presente sezione, si rivelerà il delineamento del processo analitico in tutti i suoi step

fondamentali, focalizzando l'attenzione sulla fase preliminare di raccolta e gestione dei dati, step cruciale a garanzia di qualità e affidabilità delle previsioni elaborate. Si esploreranno poi i modelli statistici e algoritmici primariamente impiegati, illustrandone il funzionamento e le applicazioni pratiche attraverso un linguaggio non troppo complesso e prettamente ingegneristico. Si presenteranno anche gli ostacoli alla corretta implementazione delle HRA in ambito di gestione del turnover; dalla presenza di bias cognitivi nei modelli fino ad arrivare all'impatto sulla cultura aziendale e sui dipendenti. I dati non possono essere considerati totalmente neutri, e un loro uso non consapevole e responsabile, così come un'inadeguata adozione degli algoritmi predittivi, può generare disparità o ampliare pregiudizi già esistenti all'interno delle imprese.

Il capitolo IV, infine, sarà importante per affrontare le questioni etiche e le prospettive future delle HR Analytics all'interno delle organizzazioni e delle Risorse Umane più nello specifico. Non si può trascurare l'influenza che un'analisi dati può generare a livello di privacy delle informazioni sensibili dei dipendenti; privacy e tutela dei dati sono infatti argomenti importanti degni di un'attenzione specifica. Attraverso il presente capitolo si intende offrire una panoramica delle normative vigenti che regolano l'uso dei dati nel HRM (e di conseguenza le HR Analytics), con un focus su GDPR, Statuto dei lavoratori, Codice della privacy, e la recente Circolare n. 29/2022. Le normative serviranno anche come base di partenza per affrontare e discutere i principi di trasparenza e consenso informato, elementi posti a garanzia di un utilizzo etico dei dati raccolti e analizzati. Il capitolo esaminerà anche le implicazioni etiche sia di un approccio decisionale data-driven, sia di un modello intuition-based, sempre nel contesto specifico della predizione dei fattori del turnover, ponendoli a confronto. L'analisi predittiva può in effetti portare indubbiamente a decisioni informate, ma non dovrebbe subentrare in sostituzione dell'intuizione e dell'esperienza di manager e leader aziendali. La sfida, come emerge dagli studi di Manuti & de Palma (2023), consiste nel trovare un equilibrio tra questi due approcci.

L'ultima parte del capitolo chiede di interrogarsi sulla questione importante del futuro delle Risorse Umane in ambito digital, che aiuta a riflettere anche su come queste si stiano configurando con l'introduzione di tali innovazioni data-driven e predittive: le HR Analytics si ridurranno ad una moda manageriale passeggera o diventeranno parte integrante e considerevole del decision-making HR? Le organizzazioni di oggi si trovano

di fronte ad una scelta importante; se da un lato le HRA e la predictive analysis promettono una rivoluzione del HRM, dall'altro lato, l'introduzione di questi algoritmi predittivi e sistemi di ML e AI chiedono cambiamenti complessi nella cultura organizzativa e nel modo in cui le aziende hanno sempre gestito problematiche come il turnover. Verranno presentati studi nei quali si evince come le Analytics, seppure non prive di limiti e criticità, se adottate in modo sostenibile e responsabile possano rivelarsi un mezzo soddisfacente per migliorare i livelli di engagement e di soddisfazione della forza lavoro, riducendo il turnover.

Questa tesi mira quindi a rispondere alla seguente domanda di ricerca:

“Come si sta configurando la gestione del turnover aziendale con l'introduzione delle HR Analytics, e quali sono le potenziali implicazioni etiche dirette di questa trasformazione? Un confronto con l'approccio Intuition-based HRM.”

Delineando i caratteri distintivi delle HR Analytics, e nel dettaglio della predictive analysis, e ponendoli a confronto con l'approccio intuition-based, il presente elaborato offrirà una visione olistica dello stato attuale e delle prospettive future della gestione del turnover aziendale.

CAPITOLO I

INTRODUZIONE ALLE HR ANALYTICS

In questo primo capitolo, verrà fornita una panoramica completa delle HR Analytics, analizzando le sue principali componenti, ripercorrendo l'evoluzione della gestione delle risorse umane nell'era dei dati, per poi concludere con le applicazioni pratiche in azienda. Oggi le HRA rappresentano un mezzo di grandi possibilità per l'organizzazione, per via dell'abilità di trasformare i dati in informazioni essenziali per il decision-making strategico, migliorando la qualità delle decisioni inerenti alla gestione del capitale umano.

Nella prima parte del capitolo viene avanzata la definizione di HR Analytics, i suoi fattori costitutivi principali e la descrizione del processo analitico. Alla luce di questi primi concetti definitivi, viene esplorata la modalità con cui le organizzazioni riescono, attraverso questo approccio, ad ottenere informazioni precise sulla forza lavoro, supportando l'ottimizzazione delle politiche di gestione del personale.

Verrà proposta una panoramica dell'evoluzione della gestione delle risorse umane, con un focus particolare sull'era dei dati e l'impatto che ha avuto sul settore di interesse. In questa sede, si metteranno in luce criticità e opportunità dei big data, così come l'avvento di strumenti digitali sofisticati quali il Machine Learning (ML) e l'Artificial Intelligence (AI). L'inserimento di tali tecnologie nelle funzioni HR sta progressivamente trasformando la modalità con cui le organizzazioni prevedono trend futuri o fenomeni critici, come il turnover aziendale e i fattori che lo generano.

Il capitolo procede discutendo le applicazioni pratiche delle HR Analytics, con particolare attenzione alla gestione del turnover. Verranno esplorate cause ed effetti del turnover sull'impresa, e come le analytics in ambito HR possano supportare l'identificazione dei fattori che lo influenzano, al fine di realizzare strategie di retention adeguate e mirate. Saranno discussi infine i vantaggi proposti dalle HR Analytics, così come gli ostacoli che ne limitano l'adozione efficace in azienda.

1.1 *Definizione di HR Analytics, sue componenti, e processo analitico*

Negli ultimi tempi, le Human Resource Analytics (HRA) sono state presentate attraverso varie definizioni. Il CIPD ne ha parlato delineandolo come «l'analisi dei dati sulle persone per risolvere problemi aziendali.»¹.

*L'analisi delle risorse umane (HR) o del capitale umano è principalmente uno strumento di comunicazione. Riunisce dati provenienti da fonti disparate, come sondaggi, registri e operazioni, per dipingere un quadro coeso e attuabile delle condizioni attuali e dei futuri probabili. Questo è un approccio basato sull'evidenza per prendere decisioni migliori*².

È l'interpretazione che viene data da Jac Fitz-enz e John R. Mattox II (2014), i quali si preoccupano anche di spiegare nel dettaglio cosa loro intendano per “analytics”. Le persone quando sentono parlare di analisi pensano subito alla “statistica”, non considerando il fatto che le analisi siano prima di tutto un quadro mentale, una “progressione logica”, e solo in un secondo tempo un insieme di procedure statistiche. Seguono ancora altre definizioni, come quella di Marler e Boudreau (2017):

*Un approccio HR abilitato dalla tecnologia dell'informazione che utilizza analisi descrittive, visive e statistiche dei dati relativi ai processi HR, al capitale umano, alle prestazioni organizzative e ai parametri economici esterni per determinare l'impatto aziendale e abilitare la decisione basata sui dati*³.

Dall'elaborazione di queste versioni, in cui le HRA sono state interpretate nei modi più eterogenei, emerge tuttavia un “filo conduttore”, ovvero quello di basare il decision-making della funzione HR su analisi coerenti, al fine di creare un valore effettivo all'interno delle organizzazioni (Cayrat & Boxall, 2022). Riunendo infatti dati provenienti dalle fonti più disparate, le HRA promettono di migliorare la gestione delle

¹ CIPD, Factsheet “People analytics”, 29 febbraio 2024, <https://www.cipd.org/en/knowledge/factsheets/analytics-factsheet/>, traduzione mia.

² Trad. “Human resources (HR) or human capital analytics is primarily a communications device. It brings together data from disparate sources, such as surveys, records, and operations, to paint a cohesive, actionable picture of current conditions and likely futures. This is an evidence-based approach to making better decisions.” In *Predictive Analytics for Human Resources* (Jac Fitz-enz John, R. Mattox, II, 2014), p. 3.

³ Trad. “A HR practice enabled by information technology that uses descriptive, visual, and statistical analyses of data related to HR processes, human capital, organizational performance, and external economic benchmarks to establish business impact and enable data-driven decision-making” in “*An evidence-based review of HR Analytics*” di Janet H. Marler e John W. Boudreau (2017).

risorse umane all'interno delle aziende, delineando uno schema praticabile per determinare le condizioni attuali e gli scenari futuri e potenziali. Le HR Analytics sono quindi un'area della gestione delle risorse umane che prevede l'utilizzo di tecnologie dell'informazione, analytics descrittivi e predittivi, e altri strumenti, per generare informazioni interpretabili sui cambiamenti della forza lavoro e altri processi che possono generare valore se sfruttati strategicamente per migliorare efficacia ed efficienza dell'organizzazione (Tursunbayeva et al, 2018).

Come si è potuto capire, l'analisi dei dati è elemento centrale delle analytics, motivo per cui tale modalità di gestione delle risorse umane può essere validamente identificata come un approccio *data-driven*, ovvero un insieme di tecniche analitiche che, come suggerisce già il termine, viene “guidato” dalle informazioni ricavabili dall'elaborazione dei dati per la presa di decisioni; in un articolo di Filippo Torrini (2021) per UniverseIT, per approccio data-driven si intende proprio la capacità di saper sfruttare il grande volume di informazioni che si ha a disposizione.

Questo approccio data-driven si articola in tre componenti principali identificate rispettivamente in: Descriptive Analytics, Predictive Analytics, e Prescriptive Analytics (Fitz-enz & Mattox, 2014).

La *Descriptive Analytics* rappresenta le fondamenta delle HR Analytics, focalizzandosi sulla raccolta, l'organizzazione e l'interpretazione dei dati storici delle risorse umane. Tale livello coinvolge metriche tradizionali per misurare l'efficienza delle HR, come ad esempio il tasso di turnover, il tempo necessario per coprire una posizione, il costo delle assunzioni e il numero di persone assunte e formate. Fornendo una panoramica dello stato attuale delle risorse umane, costituisce, come anticipato, il livello di partenza e la base per avviare eventualmente in seguito analisi di carattere più predittivo.

La *Predictive Analytics* supera la mera descrizione dei dati, utilizzando modelli statistici sofisticati e tecniche di Machine Learning (ML) per elaborare previsioni basate su dati storici e attuali. Tecniche e modelli cui si fa riferimento includono la regressione e la modellazione ad equazioni strutturali (Structural Equation Modeling, SEM), nonché strumenti più complessi come le reti neurali, per identificare relazioni articolate tra variabili HR indipendenti e variabili dipendenti (Sivarajah et al., 2017). Le relazioni che vengono ad essere delineate attraverso la predictive analytics conducono all'elaborazione di proiezioni sul comportamento futuro dell'organizzazione. Questo livello di analisi è

quello più significativo per la gestione delle future necessità di reclutamento, amministrazione del turnover e razionalizzazione nell’allocazione delle risorse.

La *Prescriptive Analytics* rappresenta l’elemento costitutivo più importante delle HRA, così come definito da Fitz-enz e Mattox. Si tratta del livello più proattivo delle HR Analytics, in quanto supera la semplice previsione, andando in seguito a proporre soluzioni decisionali precise e supportando il miglioramento della gestione della forza lavoro. Si serve di algoritmi complessi, tecniche di simulazione e ottimizzazione per la valutazione delle più disparate scelte decisionali con le rispettive implicazioni che possono generare. Essendo tecniche alquanto articolate, il loro utilizzo in ambito HR è abbastanza raro, sebbene possano contribuire considerevolmente al decision-making riguardante scenari complessi.

Tuttavia, da un’analisi della letteratura più recente sembrerebbe emergere un’ulteriore componente, non analizzata in tutti gli studi e ripresa solo in questi ultimi anni. La *Diagnostic Analysis* permette di comprendere le cause e i fattori scatenanti determinati scenari e risultati organizzativi. Le correlazioni individuate dalle imprese riescono a spiegare, attraverso approcci statistici di analisi dati, eventi ormai passati (Wolniak & Grebski, 2023).

Come ci tengono a sottolineare gli autori, il livello predittivo, che si serve di procedure statistiche, è quello maggiormente considerato negli studi e nelle pratiche.

Le HRA si articolano in cinque step principali, che vengono illustrati nell’immagine (Fig. 1.1) proposta qui di seguito:

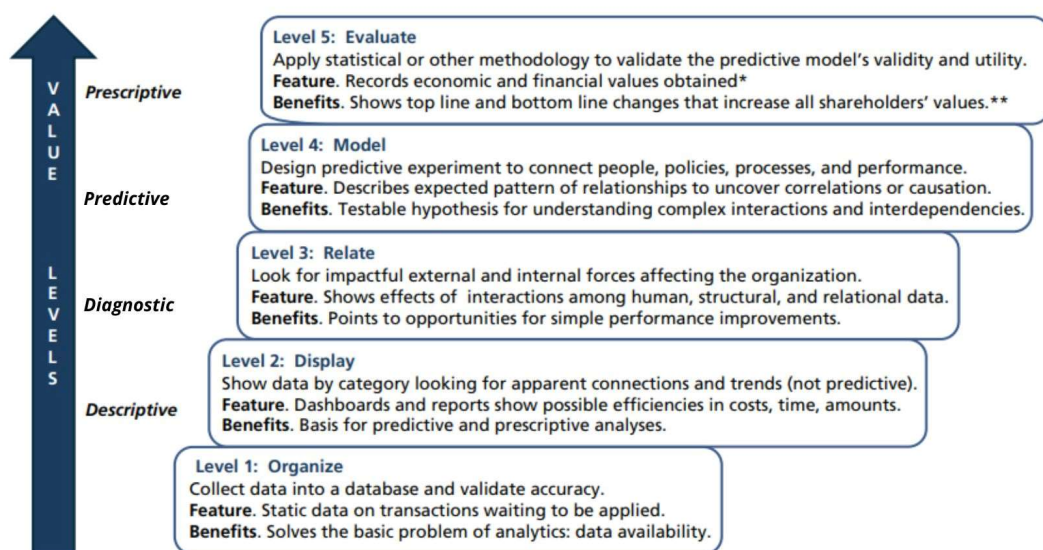


Figura 1.1 Data Analysis Levels © J. Fitz-enz, 2012 (rielaborazione personale alla luce del contributo di R. Wolniak et al.)

Come si può osservare nella Fig. 1.1, i passaggi fondamentali sono essenzialmente cinque:

- 1) *Organize*: questa fase comporta la raccolta e organizzazione dei dati HR;
- 2) *Display*: i dati precedentemente raccolti e classificati, per potere essere correttamente compresi e utilizzati, necessitano di cruscotti che presentino le informazioni ai vari utilizzatori interni. I cruscotti rappresentano un'estensione dei dati descrittivi, in quanto indicano stato attuale e tendenze passate, non illustrando ancora però eventuali proiezioni future;
- 3) *Relate*: rilevante per l'analisi predittiva si rivela lo step che cerca di creare delle relazioni tra i dati raccolti, o quelli già presenti in impresa, e i fenomeni che si intendono indagare. In questa fase si incorre spesso nel benchmarking con altre aziende; ciò che tuttavia occorre tenere in considerazione è che questa pratica è possibile effettuarla solo nel caso di un'effettiva comparabilità tra queste;
- 4) *Model*: i dati raccolti e rappresentati tramite i cruscotti vengono impiegati per realizzare modelli predittivi che consentono agli utilizzatori di gestire potenziali scenari futuri.
- 5) *Evaluate*: una volta costruito il modello predittivo che descrive il risultato desiderato per il futuro, lo step seguente è quello di determinare il modo migliore per raggiungere il medesimo obiettivo. Questo processo richiede un'analisi prescrittiva. Mentre l'analisi predittiva ha identificato i possibili risultati e le relazioni che possono portare a tali risultati, l'analisi prescrittiva indica le azioni specifiche da adottare per ottenere il risultato desiderato. Nel concreto, si tratta di definire quali cambiamenti portare e come implementare queste modifiche in modo efficace.

1.2 Verso una gestione delle Risorse Umane basata sui dati: riflessioni sull'evoluzione

Ripercorrere alcune delle tappe principali che segnano l'evoluzione dello Human Resource Management (HRM) permette a mio personale avviso di osservare più da vicino i vari fenomeni che hanno portato piano piano le analytics a farsi strada all'interno delle organizzazioni. A tal fine, diventa essenziale spiegare in primis cosa si intenda con il concetto di “*gestione delle risorse umane*” (HRM).

La “gestione delle risorse umane” è un approccio strategico che permette di gestire quelle che sono le risorse più preziose di un'organizzazione, ovvero le persone che vi lavorano (Armstrong, 2009). La gestione delle persone all'interno dell'organizzazione è il focus principale del HRM, il quale si concentra quindi anche sulle politiche specifiche (Collings et al., 2019). Queste definizioni, così come sono state ora presentate, sono state chiaramente riordinate in *“History, Evolution And Development Of Human Resource Management: A Contemporary Perspective”* (Kipkemboi, 2015).

Tralasciando le tappe più primitive del HRM analizzate, che per approfondimenti possono essere ripercorse attraverso il suo saggio (Kipkemboi, 2015), l'autore evidenzia come una prima fase evolutiva la si possa incontrare nel corso del XIX secolo. Questa fase, definita “Welfare Stage”, ha visto le funzioni del personale svolte da supervisori, line manager e specialisti (come addetti al reclutamento o formatori) prima ancora dell'istituzione di un'associazione nazionale per la professione delle risorse umane. Importanti in questa fase sono i contributi di F. Taylor, F. Gilbreth e A. Sloan, che facilitarono l'inserimento di pratiche come la progettazione del lavoro, sistemi di ricompensa strutturati e tecniche di selezione scientifiche nella gestione del personale⁴. In questo scenario si inseriscono anche gli apporti del management e della scienza comportamentale. Quest'ultima ha introdotto, grazie al contributo di Elton Mayo, i primi test psicologici e motivazionali.

La seconda fase, nominata “Welfare and administration Stage”, si caratterizza per una serie di cambiamenti economici e sociali che hanno influito sulle pratiche di gestione del personale in vari contesti nazionali.

L'impatto della Seconda guerra mondiale ha innescato profondi cambiamenti nella forza lavoro, favorendo una sempre maggiore partecipazione delle donne, le quali andarono a sostituire gli uomini impegnati nel servizio militare. Al termine della guerra, si presentò la necessità di reintegrare i soldati di ritorno, spesso privi delle capacità lavorative adeguate, nel mercato del lavoro. Questo spinse anche verso una sentita necessità di programmi di sviluppo di welfare con l'obiettivo di attrarre e trattenere i dipendenti, e con il tentativo di migliorarne benessere e produttività (Kipkemboi, 2015).

⁴ Kipkemboi non riporta direttamente le opere in cui è possibile ritrovare i contributi apportati dagli autori nominati. Guardando alla letteratura disponibile, riporto per approfondimenti "The Principles of Scientific Management" (Taylor F., 1911), "Motion Study: A Method for Increasing the Efficiency of the Workman" (Gilbreth F., 1911), e "My Years with General Motors" (Sloan A., 1963).

Si comincia ad assistere alla transizione da una gestione del personale in capo ai supervisor e line manager della prima fase ad un approccio più specializzato, caratterizzato da ruoli specifici e dedicati, come i responsabili del personale. In questo scenario, si assiste alla creazione dei primi programmi di formazione HR presso istituzioni educative, che hanno contribuito alla professionalizzazione del settore. A tal scopo, vengono anche istituite associazioni come l'IPMA (Institute of Personnel Management Australia). Testimone di questa transazione è anche l'espansione delle funzioni di gestione del personale, con l'integrazione di attività quali reclutamento, selezione, formazione, relazioni industriali, anche in risposta alle crescenti esigenze dell'economia in forte sviluppo. I sindacati rafforzano il loro ruolo, portando a salari e condizioni lavorative migliori, che influiscono inevitabilmente anche sulle pratiche HR (Kipkemboi, 2015).

In questa seconda fase, oltre a prendere piede nuove teorie psicologiche e comportamentali che seguono i nomi di Maslow, Hertzberg e McGregor, avanzano i primi metodi scientifici e quantitativi nell'ambito HRM per ottimizzare produttività ed efficacia organizzativa.

La terza fase evolutiva, "HRM and SHRM", coinvolge il periodo compreso tra la metà degli anni '70 e la metà degli anni '90. L'ambiente economico e commerciale è turbolento, e la pressione competitiva delle imprese statunitensi ed europee è molto elevata. Associazioni professionali come l'IPMA, ma anche le università, adottano tecniche complesse e sofisticate, introducendo le teorie dell'eccellenza⁵, della leadership e del Total Quality Management (TQM). È in questa fase che si assiste al passaggio da "*gestione del personale*" a "*gestione delle risorse umane*" (Kipkemboi, 2015). I dipendenti vengono considerati delle risorse dotate di competenze, attitudini e un potenziale da esprimere, e per questo motivo si rivelano necessarie strategie di gestione complementari e integrate come la progettazione del lavoro, tecniche di retention, sicurezza sul lavoro e altre. Vengono sviluppati nuovi metodi di coinvolgimento dei lavoratori; e si assiste alla nascita della gestione strategica delle risorse umane (SHRM),

⁵ La teoria dell'eccellenza viene illustrata da Thomas J. Peters e Robert H. Waterman Jr. in "In Search of Excellence" (1982). Dallo studio delle quarantatré aziende statunitensi meglio organizzate e gestite, appartenenti a vari settori commerciali, i due autori descrivono i principi e fondamenti essenziali di gestione che hanno permesso a queste organizzazioni di avere successo.

che allinea obiettivi e risultati individuali di funzione a quelli dell'organizzazione nel suo complesso. Questo risultato si ottenne con la Resource Based View (Barney, 1991).

Tappa fondamentale da considerare per la presente tesi, e funzionale per cominciare a interrogarsi sulla domanda di ricerca posta all'inizio di questo capitolo, è sicuramente quella che vede il XXI secolo come sfondo. La crescente importanza a livello strategico delle funzioni HR e l'accesa competitività sui mercati, hanno spinto le nuove tecnologie e i Big Data a dominare questo scenario, così come hanno portato le organizzazioni a sentire la necessità di introdurre le analisi dei dati nelle loro attività quotidiane per non rimanere escluse da questa ondata di innovatività. La digitalizzazione ha trasformato le pratiche HR, introducendo strumenti sofisticati per l'analisi dati, portando questa funzione a dover affrontare questioni come l'etica e la privacy. La trasformazione digitale sta richiedendo nuove tecniche e strategie di HRM (Kipkemboi, 2015).

È facilmente osservabile come i cambiamenti a cui la gestione delle risorse umane è andata incontro riflettano i mutamenti di esigenze e desideri di organizzazioni e lavoratori. Da funzione puramente amministrativa, con il tempo si è cominciato a riconoscerla come una vera e propria componente strategica, al pari di tutte le altre in azienda, dal Marketing alla Finanza. Se si guarda al futuro, si può intuire come le pratiche HR continueranno a trasformarsi, rispondendo alle nuove sfide e opportunità del contesto globale.

1.2.1 L'era dei dati e le HR Analytics

Il precedente paragrafo si è concluso esplicitando come il contesto globale stia portando verso un adattamento delle pratiche HR rispetto alle incertezze e potenzialità del panorama competitivo digitale internazionale, sottoponendo manager e professionisti del settore ad una forte pressione dovuta dal rapido cambiamento delle condizioni e delle necessità del mercato (Gupta S. et al., 2023).

Raccolta ed analisi di dati per i processi HR, quali reclutamento, retribuzione e turnover, hanno progressivamente preso piede nel settore. Big data e algoritmi hanno cominciato ad integrarsi in una di quelle funzioni che difficilmente veniva vista come un'area potenzialmente data-driven. La trasformazione digitale ha stravolto il modo di elaborare i dati personali dei dipendenti nei contesti lavorativi. L'adozione dei più disparati

strumenti e infrastrutture rende possibile l'integrazione di grandi quantità di dati sui lavoratori in tempi relativamente brevi, tali da poter generare un quantitativo ragionevole di informazioni sul personale, utili ad ottimizzare i vari processi organizzativi.

Claudia Ogriseg (2017) in riferimento a tale fenomeno che vede protagonisti i dati personali nel contesto lavorativo, afferma che:

“Questo cambiamento in corso è potenzialmente enorme e con conseguenze di vasta portata”.

Da un'analisi della letteratura⁶, sembra abbastanza condivisa tra gli studiosi un'evidente tendenza della funzione HR, soprattutto negli ultimi anni, verso un processo di digitalizzazione e di analisi dei dati. Questo approccio sta decisamente cambiando il modo in cui le organizzazioni hanno sempre lavorato e gestito il loro personale, permettendo a queste di conoscere ciò che non sarebbe altrimenti conoscibile con così tanta precisione. L'ambito HR si caratterizza per la sua natura prettamente soggettiva, che quindi può essere esposta ad imprecisioni dovute all'interpretazione della persona che sta valutando. La statistica e l'analisi dati concedono alle risorse umane struttura, prognosticabilità, nonché abilità di scoprire relazioni nascoste tra più variabili (es. comportamenti o fattori interni/esterni che possono contribuire al turnover aziendale) (Isson & Harriott, 2016).

Cosa sta guidando questo spostamento verso l'analisi? Le organizzazioni stanno piano piano capendo che il reale valore aggiunto ai loro business deriva dalle persone che ne fanno parte con le loro competenze e know-how individuali; per questo motivo stanno reinventando le pratiche tradizionali di gestione della forza lavoro. Contestualmente, bisogna anche ricordarsi dei grandi volumi di dati e informazioni digitali originati dalle più eterogenee reti sociali, che sono materiale fondamentale per le analisi (Davenport et al., 2010).

⁶ Nel capitolo V di *“People Analytics: Data to Decisions”* (Ghatak, 2022), uno dei sottoparagrafi viene intitolato “Il futuro della gestione delle persone sarà basato sui dati”, (Trad. personale, p. 81). “Tuttavia, indipendentemente da tutto, è inevitabile che le risorse umane si orienteranno verso i dati e la computerizzazione” pag. 3 di *“The evolution from information-based HRM to big data HRM”* (Zhu, 2023). “Le organizzazioni competono nell'analisi dei dati non solo perché possono — oggi il business è sommerso da dati e analisti di dati — ma anche perché si rivela necessario” pag. 2 di *“Competing on Analytics”* (Davenport, 2006).

1.2.2 I Big Data: caratteri distintivi, potenzialità e criticità

In un'economia in cui sempre più aziende si affacciano al mondo dell'acquisizione e dell'analisi dati, e nella quale gli stessi sistemi produttivi e contesti sociali ne sono generatori in considerevoli quantità, la OECD (Organization for Economic Cooperation and Development) parla del fenomeno dell'innovazione data-driven e dell'avvento dei big data. Il termine "big data" è stato oggetto di non poche interpretazioni ed è espressione ormai in voga, tanto da risultare anche spesso difficile riuscire a comprendere quando ci si trovi effettivamente nell'ambito di questo fenomeno. Nel corso di un'indagine conoscitiva sui big data, il Garante europeo per la protezione dei dati li ha definiti come l'integrazione di grandi volumi di dati, tra i quali si possono includere anche quelli di natura personale⁷.

Come si è accennato, spesso diventa difficile comprendere quando ci si trovi dinanzi a tale contesto. Buyya R. et al. (2016) in "Big data: Principles and Paradigms" hanno opportunamente riordinato i vari contributi che si sono susseguiti dal 1997, e che hanno promosso l'identificazione degli attributi più significativi di questa particolare tipologia di dati. Ad aver teorizzato il primo modello sembrerebbe essere stato Douglas Laney (2001), proponendo il paradigma delle "3V": volume, velocità, e varietà. Il *volume* si riferisce al livello quantitativo di dati; la *velocità* indica la tempestività di generazione dei dati; infine, la *varietà* evidenzia la diversità di tipologie (qualitativi/quantitativi, strutturati non strutturati, etc.).

A complemento di tale primo contributo, segue l'aggiunta di un'ulteriore "V", quella di *veridicità* introdotta da IBM, attributo strettamente legato all'incertezza dei dati in questione⁸.

Le "4V" vengono però ulteriormente ampliate da Microsoft con l'integrazione di: visibilità e variabilità. Per *variabilità* ci si riferisce alla complessità e flessibilità dei dati nel tempo; a differenza quindi della varietà che si focalizza sui diversi formati e tipologie

⁷ Questa definizione è stata ripresa da "Indagine conoscitiva sui big data" avviata congiuntamente dall'Autorità garante della concorrenza e del mercato, dal Garante per la protezione dei dati personali, e dall'Autorità per le garanzie nelle comunicazioni (30 maggio 2017), p. 7.

⁸ Come spiegato in un articolo di OpenSistemas (The Four V's of Big Data, 2023), l'incertezza legata ai big data è provocata dal carattere della varietà, che, come viene sottolineato, non riguarda esclusivamente la tipologia di dati che è possibile ottenere, ma anche la grande eterogeneità delle fonti da cui questi dati vengono generati. Tanto più le imprese sapranno controllare e gestire opportunamente questa varietà, attraverso anche un controllo puntuale delle fonti, tanto più i dati che vengono utilizzati possono essere considerati veritieri e quindi affidabili.

di dati, la variabilità si concentra su come questi dati possano mutare nel tempo e su come questi loro cambiamenti possano non essere necessariamente prevedibili. La *visibilità* presuppone che il solo accesso ai dati non sia sufficiente al fine di una completa comprensione della situazione che si sta cercando di delineare e studiare. La corretta visualizzazione, riferibile all'accesso e all'interpretazione dei dati, è altrettanto importante per una comprensione totale del fenomeno oggetto di studio.

Come osservato nelle ricerche di Rajkumar Buyya et al. (2016), al contributo di Microsoft ne seguiranno altri che cercheranno di articolare ulteriormente i caratteri dei big data. Nella Fig. 1.2 vengono sintetizzate le varie evoluzioni che sono appena state esplicitate.

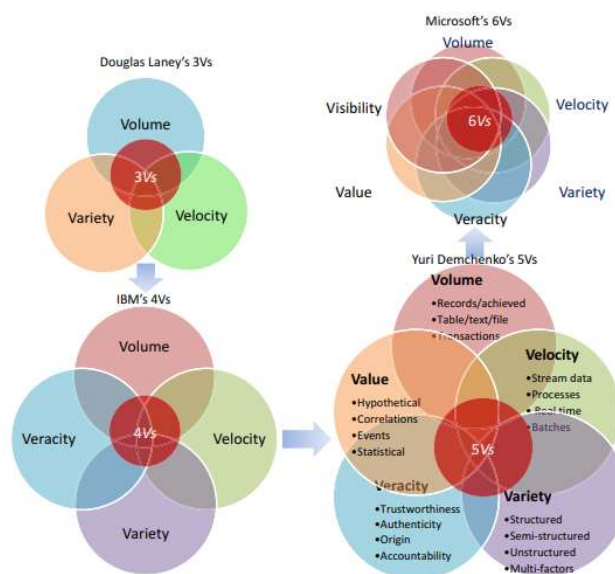


FIG. 3
From 3Vs, 4Vs, 5Vs, and 6Vs big data definition.

Figura 1.2 (Fonte: Rajkumar Buyya et al., *Big data: Principles and Paradigms*, 2016, p. 9)

Le potenzialità dei big data stanno emergendo lentamente e le organizzazioni stanno imparando a coglierne i vantaggi. Come si è potuto comprendere dai caratteri distintivi che li definiscono, questi dati possono essere una fonte inesauribile di informazioni se opportunamente elaborati, in quanto continuamente generati dai sistemi più disparati. Da una conoscenza più approfondita dei consumatori all'identificazione di potenziali mercati in cui il nostro business potrebbe entrare, le opportunità che l'analisi dei big data offre sfociano in un aumento o consolidamento del vantaggio competitivo delle imprese che se ne servono (Domagala, 2019).

Sono diverse le promesse dell'analisi dei big data. In primo luogo, si parla della possibilità di valutare le performance di dipendenti, manager e unità organizzative praticamente in tempo reale. Promettono contestualmente di migliorare l'efficienza delle operazioni

quotidiane, così come supportano il miglioramento della qualità dei servizi di welfare. L'analisi dei big data garantisce il miglioramento dei processi di decision-making, permettendo una più efficiente allocazione delle risorse (Pedersen & Wilkinson, 2019).

Sebbene i vantaggi siano considerevoli, vi è nella letteratura anche un certo scetticismo riguardante l'utilizzo dei big data nelle Risorse Umane. Si è messo in evidenza come la funzione HR sia sostanzialmente più indietro rispetto ad altre aree funzionali, come possono essere il Marketing o la Finanza, nella gestione e adozione di tecnologie analitiche sofisticate e, in particolare, nell'analisi dei big data. Sono stati sollevati dubbi sull'effettiva applicabilità dei big data nella gestione delle HR, sostenendo, ad esempio, che il volume e la varietà dei dati delle Risorse Umane non sia ancora in grado di soddisfare quei requisiti distintivi del concetto di "big data" (Angrave et al., 2016).

La portata innovativa dell'utilizzo dei big data da parte delle imprese è accompagnata, inoltre, da timori riguardanti la sicurezza delle tante informazioni personali dei soggetti coinvolti che questi dati racchiudono; per tale motivo, la loro adozione da parte di funzioni aziendali è controversa. Ciò che appare certo è che, per quanto concerne il dipartimento HR, questo dovrebbe assumere *"un ruolo di guida per le organizzazioni durante questa transizione verso i Big Data, promuovendo l'innovazione e al contempo preservando la dimensione umana e sociale"*⁹ (Torre et al., 2022).

1.2.3 Una nuova fase: Machine Learning e AI

Continuando il passo evolutivo intrapreso nei paragrafi precedenti, è possibile individuare un'ultima fase ancora in corso di sviluppo. L'implementazione delle HRA, tramite algoritmi di data science e Machine Learning, è diventata un trend in questi ultimi decenni (Sohrabi et al., 2018). Oggi le tecnologie digitali, come il Machine Learning (ML) e l'intelligenza artificiale (IA), stanno entrando a pieno regime nelle attività quotidiane, e affiancheranno la trasformazione dei business (Yawalkar, 2019); questo è in

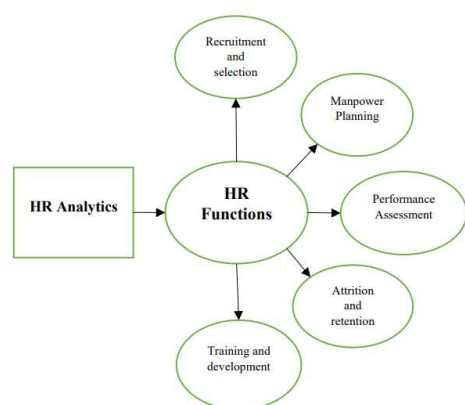
⁹ Trad. "Effective HR Department should assume a guidance role for the organization in the shift toward BD, thus promoting the newness while protecting the social and human dimension" in People Analytics and The Future of Competitiveness: Which Capabilities HR Departments Need to Succeed in the Next Normal. In Subhra R Mondal, S. R., Di Virgilio, F., & Das, S. (2022). *HR Analytics and Digital HR Practices: Digitalization post COVID-19*. p. 13

parte dovuto dal quantitativo di dati cui oggi siamo sommersi, che richiedono sempre più metodi automatizzati di analisi, che poi è ciò che il Machine Learning offre. Più nello specifico, per ML si intende “un insieme di metodi che possono rilevare automaticamente schemi nei dati, per poi utilizzarli per prevedere dati futuri o per prendere decisioni in condizioni di incertezza”¹⁰ (Murphy, 2012). In parole più semplici, un algoritmo di Machine Learning è un algoritmo che è in grado di apprendere dai dati (Goodfellow et al., 2016).

Le applicazioni di IA analitica sono utilizzate nella gestione delle risorse umane per aiutare nello screening dei CV, nella selezione dei candidati sotto forma di sistemi avanzati di tracciamento delle candidature (ATS) (Kaplan & Heanlein, 2019).

Molte di queste pratiche lavorative abilitate dalla tecnologia non sono ancora entrate in pieno funzionamento in tutte le realtà organizzative, le quali quindi sono ancora estranee a quest’ultima fase evolutiva della gestione delle risorse umane. Come emerge da un’indagine condotta da PwC, “*The way we work – in 2025 and beyond*” (2017), molte organizzazioni, pur dichiarando di conoscere i meccanismi e i processi della digitalizzazione, nel concreto non considerano la propria realtà ancora pronta ad “abbracciare” questo cambiamento.

1.3 HR Analytics e sue applicazioni



Le attività che possono beneficiare dell’applicazione delle HR Analytics sono le più disparate. Dal reclutamento e selezione alla valutazione delle prestazioni, fino ad arrivare a coaching, sviluppo della carriera, employee engagement e all’analisi e conseguente prevenzione del turnover (Fig. 1.3). Gestione dei talenti, sviluppo, engagement e retention sono i

Figura 1.3 “HR functions highlighted in the literature” in *Trends in the thematic landscape of HR analytics research: a structural topic modeling approach* di Priyanka Thakral et al. (2023)

¹⁰ Trad. “[...] a set of methods that can automatically detect patterns in data, and then use the uncovered patterns to predict future data, or to perform other kinds of decision making under uncertainty [...]”, p. 1-2.

quattro moduli che possono trarre maggior beneficio dalla Data Analysis (Bandari, 2019).

Google, Best Buy, Sysco sono solo alcune delle aziende che hanno compreso come servirsi di elaborati metodi di analisi dei dati dei propri dipendenti per ottimizzare la produttività e di conseguenza guadagnare vantaggio competitivo. Queste imprese hanno cominciato a tutti gli effetti a privilegiare l'analisi rispetto alla mera intuizione. Harrah's Entertainment è un classico esempio di realtà che, utilizzando le informazioni estratte dai dati, sia riuscita ad attuare corrette strategie di job design, così da allineare le competenze e abilità dei lavoratori al ruolo che avrebbero potuto svolgere meglio in azienda sulla base di queste loro conoscenze. Oggi quest'ultima si serve dell'approccio data-driven anche per comprendere ciò che contribuisce in maniera più incisiva alla felicità e salute dei dipendenti (Davenport et al., 2010), che non coincide obbligatoriamente con i valori condivisi dalla forza lavoro di altre imprese; questo è anche uno dei motivi per cui diventa necessario effettuare un'analisi dati interna, in quanto non sempre è tutto generalizzabile.

Anche in merito ai processi di selezione, i benefici che possono essere ottenuti non sono da sottovalutare. Thomas H. Davenport et al. (2010) hanno riportato l'esempio di imprese come AT&T e Google che, attraverso i dati, hanno rilevato che curricula eccellenti o studi presso istituti prestigiosi non sono sempre indicatori di elevate performance individuali; al contrario, l'abilità di prendere decisioni e scelte in autonomia si è rivelata un predittore più efficace. Grazie alle HRA è possibile identificare i canali di reclutamento che generano il maggior volume di candidature, il numero dei dipendenti qualificati di cui la nostra impresa avrà bisogno in futuro; tutto questo aiuta a identificare le motivazioni che spingono un individuo a candidarsi in una determinata organizzazione (Stoian, 2019), e ha il potenziale di aumentare l'accuratezza del sistema di valutazione delle performance, offrendo dati più precisi, puntuali, e obiettivi riguardo al rendimento dei dipendenti (Sharma, 2017).

La formazione è un'altra funzione HR che beneficia particolarmente dell'analisi dati. In tale contesto, le HR Analytics vengono implementate per l'identificazione di programmi di training. Programmi di sviluppo appropriati diventano strategici per le imprese, in quanto permettono di formare il personale sulla base delle abilità e competenze

effettivamente carenti in azienda. L'analisi dei cluster¹¹ può essere utilizzata al fine di identificare questi bisogni formativi, facilitando la creazione di programmi che siano in linea con le reali necessità dell'organizzazione (Escobar-Jimenez et al., 2019).

Più esempi sono stati presentati in merito ai vantaggi ottenuti dalle aziende. Maersk Drilling, riscontrando fluttuazioni nel livello di prestazione dei suoi impianti di perforazione, seppure operanti nelle medesime condizioni, si è servita delle analytics per comprendere più a fondo cosa causasse tale variabilità. Qualità della leadership, livello di sicurezza, HSE, soddisfazione del cliente e altre variabili sono state identificate come i fattori maggiormente interconnessi con la performance organizzativa (Rasmussen & Ulrich, 2015).

Anche Google, come già accennato, è stata oggetto di svariati studi. Comprendendo il valore dei suoi dipendenti, ha integrato le analytics nei suoi processi decisionali quotidiani. In questo modo l'impresa è riuscita a identificare tre fattori alla base dell'innovazione: nuove conoscenze, lavoro di squadra e divertimento. Alla luce di questi elementi estrapolati dalle informazioni sui dati, Google ha ad esempio intenzionalmente mantenuto lunghi i tempi di attesa alla mensa della sua sede centrale; sostare aspettando il proprio turno per il pasto ha consentito al personale di collaborare e confrontarsi, elaborando nuove idee e progetti (Shrivastava et al, 2018).

1.3.1 L'utilizzo delle analytics per la gestione del turnover

Come evidenziato nei paragrafi precedenti, la gestione del turnover, tra i fenomeni organizzativi più studiati nel HRM, è uno dei possibili moduli delle Risorse Umane che può beneficiare delle potenzialità delle analytics. Le tecniche implementate nel corso dei vari studi sono le più disparate, andando dalle tecniche di regressione logistica agli alberi decisionali. Tutti questi strumenti saranno opportunamente approfonditi nel corso del capitolo III, nel quale verrà spiegato il loro funzionamento.

¹¹ Per “cluster” si intende il raggruppamento di oggetti o individui che condividono caratteristiche simili nel medesimo gruppo o classe, e tali caratteri distintivi li differenziano dagli individui di altri gruppi. Questa è la rielaborazione della definizione di “cluster” che viene data da Brian S. Everitt in “*Cluster Analysis*” (2011) pp. 1-3, 7-9

Per *turnover* si intende il processo con il quale i dipendenti lasciano volontariamente o involontariamente un'organizzazione. Viene definito involontario quando il personale viene licenziato ad esempio per via delle prestazioni sotto gli standard interni e definiti dal ruolo che ricopre internamente; mentre viene considerato volontario nel momento in cui sono i lavoratori stessi che, di loro volontà, decidono di interrompere il rapporto con l'impresa per via di vari fattori, che possono rimanere più o meno sotto il controllo del datore di lavoro (Mathis & Jackson, 2008). Il turnover incide significativamente sui costi aziendali, per via delle spese legate ai processi di sostituzione dei lavoratori che abbandonano il lavoro, alla formazione necessaria per i nuovi assunti, al rallentamento della produttività aziendale (Cascio, 1991). Proprio a causa di questi costi, è intuibile come diventi cruciale per le organizzazioni cercare dei rimedi praticabili per ridurre o attenuare quei fattori che sono motivo di turnover controllabile, così come precedentemente definito da Robert L. Mathis e John H. Jackson (2008).

*“Crediamo di sapere cosa accade nella nostra mente, che spesso consiste in un pensiero cosciente che porta in modo ordinato a un altro. Ma questo non è l'unico modo in cui funziona la mente, né tantomeno è il modo tipico”*¹² (Kahneman, 2011)

Questo modo di pensare, alla base dei processi decisionali, può portare a pregiudizi ed errori cognitivi che influenzano giudizi e scelte, non solo nella sfera personale, ma anche lavorativa e nelle pratiche HR. Per questo motivo vediamo in questi ultimi anni questo avvicinamento del HRM all'analisi statistica e quantitativa.

I modelli predittivi elaborati grazie all'utilizzo di tecniche di apprendimento automatico (ML) possono essere strumenti efficaci per comprendere a fondo le motivazioni sottostanti la dinamica del turnover (Saradhi, 2011). L'utilizzo del Machine Learning non è però la sola soluzione applicabile nell'ambito della prevenzione di tale fenomeno. Modelli di regressione logistica e tecniche ad albero decisionale (es. analisi CHAID)¹³

¹² Trad. “You believe you know what goes on in your mind, which often consists of one conscious thought leading in an orderly way to another. But that is not the only way the mind works, nor indeed is that the typical way” in *“Thinking, fast and slow”*, pag. 1 (Kahneman, 2011).

¹³ Chi-square Automatic Interaction Detector (CHAID) permette di identificare e successivamente studiare le interconnessioni tra variabili categoriche nei dati (le variabili categoriche includono genere, sesso,

possono essere utilizzate per questo scopo (Rombaut, 2018). Vi sono stati anche studi che si sono serviti del potenziale delle tecniche di deep learning (Srivastava, 2021).

1.3.2 Effetti e possibili cause del turnover sull'organizzazione

Comprendere le cause che si celano dietro al turnover è una pratica strategica di non poco conto, in quanto come discusso da McKinsey in “‘Great Attrition’ or ‘Great Attraction’? The choice is yours” (2021), non comprendendo cosa spinga le persone a lasciare l'azienda e verso cosa potrebbero essere attratti, i leader aziendali mettono in serio rischio le loro stesse imprese (Fig. 1.4).

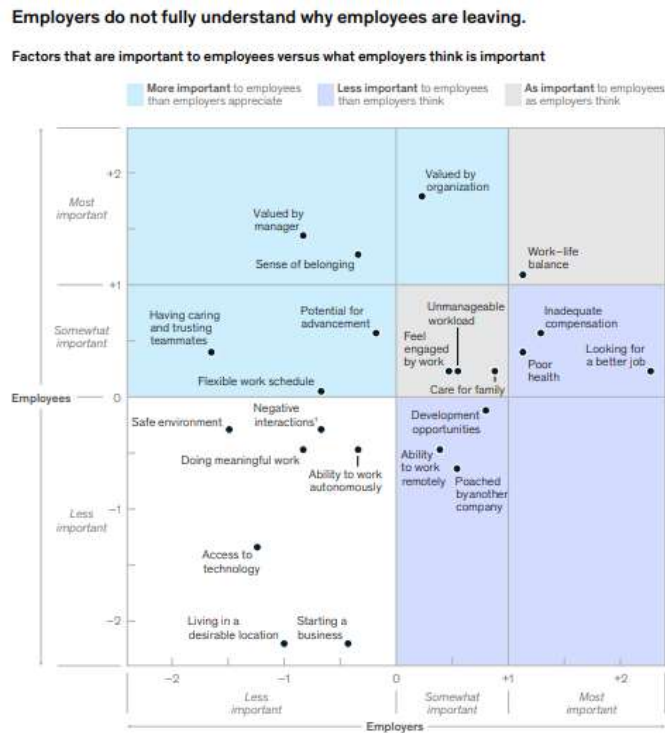


Figura 1.4 “Employers do not fully understand why employees are leaving” in ‘Great Attrition’ or ‘Great Attraction’? The choice is yours, di McKinsey & Company

Sono diversi gli studi che hanno cercato di analizzare i possibili effetti del turnover sull'organizzazione. Le discipline che si sono interrogate sulla relazione tra i tassi di turnover e le performance aziendali sono le più disparate: dalla psicologia organizzativa alla sociologia, fino a toccare lo HRM. Non tutte le ricerche sono riuscite però a far emergere delle relazioni negative tra queste due variabili (Tae-Youn Park, 2013).

Ciò che è abbastanza condiviso è sicuramente la connessione tra le prestazioni organizzative e il tasso di sostituzione del personale; più direttamente, si parla del nesso tra i ricavi dell'impresa e il livello di istruzione ed esperienza della forza lavoro (Strober,

tipologia di prodotto, etc. Questi concetti possono essere approfonditi in “An Exploratory Technique for Investigating Large Quantities of Categorical Data” (Leon H. Kass, 1980).

1990). Dal momento che il tasso di abbandono dei dipendenti comporta contestualmente la perdita del capitale umano¹⁴ che questi rappresentano, quindi del know-how e dell'esperienza, è facile comprendere come vi sia una correlazione lineare negativa tra i profitti dell'organizzazione e il turnover, in quanto quest'ultimo risulta costoso per via delle perdite subite e che dovranno essere colmate.

Tuttavia, occorre anche riportare i risultati raggiunti da altri studiosi circa le conseguenze del turnover su altre variabili interne all'impresa, come customer satisfaction, aumento delle vendite, profitto e ritorno sul capitale proprio (Morrow & McElroy, 2007; Batt, 2002; Kacmar M., 2006; Cannella & Hambrick, 1993).

Per quanto riguarda la prima variabile citata, è emerso come le realtà che affrontano problemi di turnover interno siano portate a sostenere ingenti costi per via delle operazioni divenute più dispendiose¹⁵; come conseguenza diretta di questo evento, le performance organizzative si abbassano di livello, portando ad una conseguente riduzione anche della soddisfazione dei principali clienti (Morrow & McElroy, 2007).

I clienti fedeli sono generalmente la fonte principale della crescita delle vendite di un'impresa. Nel momento in cui la customer satisfaction diminuisce a causa del turnover (come mostrato nello studio di Morrow & McElroy), il livello degli acquisti effettuati da questa categoria di consumatori rallenta e diminuisce progressivamente. Si può quindi osservare come il turnover abbia effetto anche sul volume delle vendite (Batt, 2002).

Altre influenze del turnover sono state registrate in merito al profitto (Kacmar, 2006) e alla redditività del capitale proprio (Cannella & Hambrick, 1993).

Queste reazioni, che in certi casi si sviluppano a catena dal turnover aziendale, vengono quindi a tradursi come spese dirette nel caso, ad esempio, di costi per le eventuali riassunzioni e formazione del nuovo personale, ma anche come spese indirette derivanti da una riduzione della produttività e del capitale umano dell'organizzazione (Tae-Youn Park, 2013).

¹⁴ “Sono chiamati capitale umano perché le persone non possono essere separate dalle loro conoscenze, competenze, salute o valori, come invece possono essere separate dai loro beni finanziari e fisici.” (traduzione personale) è come definisce Gary S. Becker tale concetto e che può essere approfondito in “Human Capital and the Economy” (1992) pubblicato su *Proceedings of the American Philosophical Society*, Vol. 136(1), p. 23

¹⁵ L'aumento dei costi sostenuti per le operazioni è da ritenersi strettamente correlato alla problematica esplicitata nel paragrafo soprastante inerente alla riduzione del capitale umano. La perdita di personale specializzato e istruito porta inevitabilmente alla necessità di ricercare, selezionare ed infine formare nuove risorse, che saranno inserite per colmare la perdita di persone e know-how interni.

Se fino ad ora sono stati presentati solo i potenziali effetti negativi del turnover sull'organizzazione, è importante analizzare gli impatti benefici che questo ricambio del personale porta dentro l'azienda. Sebbene si sia fatta menzione all'aumento dei costi sostenuti per far fronte alle attività di reclutamento e formazione delle nuove risorse inserite nei processi produttivi, è importante sottolineare come il turnover possa essere fonte di innovazione, in quanto può portare anche alla sostituzione dei dipendenti sotto-performanti con altri dalle capacità e conoscenze superiori (Kopelman et al, 1990). Il preconcetto che il turnover sia un fenomeno dagli effetti esclusivamente negativi è stato sventato in molti studi. Oggi è più corretto riconoscere che vi sia un "turnover ottimale" e un "turnover disfunzionale" (Abelson & Baysinger, 1984).

1.4 Vantaggi e ostacoli delle HR Analytics

L'adozione delle Human Resource Analytics (HRA) da parte delle imprese promette notevoli opportunità; dalla possibilità di elaborare strategie di retention al miglioramento delle prestazioni dell'organizzazione, fino ad arrivare, come nel presente caso studio oggetto di tesi, alla previsione e conseguente prevenzione del turnover aziendale attraverso i dati.

Oltre a questi generici vantaggi che possono essere ottenuti, bisogna tuttavia considerare anche i potenziali ostacoli all'implementazione di questo approccio data-driven, così come le possibili problematiche che il loro utilizzo comporta; quest'ultime saranno oggetto di una più approfondita analisi, con riferimento specifico ad una delle componenti del HRA (la predictive analysis), nel sottoparagrafo 3.5 "Criticità e sfide dell'analisi predittiva".

Cominciando ad illustrare i possibili vantaggi delle analytics, gli studiosi hanno sottolineato come il loro uso strategico sia uno strumento di crescente importanza nella valutazione dell'efficacia della gestione del personale (Batovrina et al., 2022). L'analisi del sentiment dei dipendenti e l'analisi predittiva rappresentano due dei vantaggi principali delle HRA. La prima valuta la percezione del lavoratore analizzando i loro feedback, per poi utilizzarli per comprendere i fattori che influenzano la retention, la soddisfazione e la produttività dei dipendenti (Costa & Veloso, 2015); mentre la seconda, come già discusso in precedenza, permette di realizzare previsioni future sui fenomeni

più disparati. Sembrerebbe, tra l'altro, che le organizzazioni già avviate in questa attività di analisi dati abbiano un vantaggio strategico considerevole rispetto a tutte quelle realtà che ancora non si sono avvicinate a tale fenomeno; questo è quanto emerso in un sondaggio condotto dal MIT Sloan Management Review (Kiron & Shockley, 2011). Grazie ai vari strumenti di cui si servono, le HRA abilitano alla comprensione di ampi volumi di dati personali (big data); migliorano, sulla base delle informazioni estrapolate, le prestazioni dei team e le previsioni sulle necessità dei dipendenti; identificano tendenze sottostanti i set di dati oggetto di analisi; aiutano a prioritizzare le attività HR sulla base del loro contributo sugli investimenti dell'organizzazione; eliminano, o quantomeno riducono, quella soggettività già citata a fondamento del decision-making delle HR, rendendolo più trasparente e accettato dal personale (Shrivastava et al., 2018).

Sebbene i contributi che le analytics possono offrire alle organizzazioni siano considerevoli, non sono pochi gli ostacoli che rendono difficoltosa l'integrazione di questa modalità di gestione all'interno delle imprese. Gupta S. et al. (2023) hanno provveduto a classificare le principali sfide alla corretta implementazione delle HRA in azienda in due categorie di fattori: individuali e organizzativi.

Per identificare i *fattori individuali* sono stati uniti i contributi di vari autori, includendo in primis la mancanza del know-how necessario così come le inadeguate, e quindi insufficienti, competenze in materia di metodi statistici e di ricerca idonei (Dahlbom, 2019; Andersen, 2017). Le percezioni degli individui e i caratteri soggettivi sono nuovamente fattori individuali che influenzano l'implementazione delle HRA. Secondo Vargas et al. (2018), la sola percezione di essere in grado di eseguire questa tipologia di analisi ne influenzerebbe l'adozione¹⁶. Inoltre, anche il modo in cui le motivazioni dell'organizzazione sull'utilizzo delle HRA vengono percepite dai lavoratori influiscono sulla loro effettiva applicazione. La scarsità di competenze variegate e la poca diffusione di queste abilità analitiche nelle HR (Harris et al., 2011), come abilità statistiche e numeriche, e gestione dei dati, sono ulteriore motivo del lento avanzamento delle analytics.

¹⁶ Con "percezione di essere in grado" è possibile utilizzare il concetto di "self-efficacy" (autoefficacia) teorizzato da Albert Bandura e che può essere approfondito nella sua opera "Self-Efficacy: The Exercise of Control" del 1997.

Fattori organizzativi che ostacolano la corretta integrazione delle HRA sono da considerarsi: scarsa qualità dei dati (Boudreau & Cascio, 2017), dati disorganizzati (Andersen, 2017), mentalità strategica inadeguata (Rasmussen & Ulrich, 2015), assenza di supporto da parte della direzione esecutiva (Harris et al., 2011), e cultura organizzativa non favorevole (Vargas et al., 2018). Inerente alla qualità dei dati ritorna l'attributo della "veridicità" discusso nel sottoparagrafo "1.2.2 I Big Data: caratteri distintivi, potenzialità e criticità". È facilmente intuibile come dati imprecisi e quindi poco attendibili non garantiscano una comprensione adeguata dell'oggetto di studio, portando a sottovalutare l'impatto innovativo delle HRA; si rivela quindi più che necessaria l'attività di rielaborazione e pulizia dei dati, con la selezione solo di quei set veritieri e certi (Dahlbom et al., 2019).

I benefici che le analytics portano con sé potrebbero essere annullati anche da alcune particolari tendenze dei suoi utilizzatori. Le potenzialità dei big data sono già state precedentemente illustrate; tuttavia, non bisogna farsi trascinare dalla convinzione che un ampio volume di dati possa essere sinonimo di qualità o di analisi più efficienti e precise. Le analisi non devono essere fini a sé stesse; queste dovrebbero sempre partire da sfide aziendali, e in vista di tali obiettivi, è necessario raccogliere solo i dati che sono a tutti gli effetti funzionali per il loro raggiungimento. Altro trend particolarmente dannoso per l'integrazione e affermazione delle HRA risiede nel loro "*approccio giornalistico*"¹⁷; le HR analytics, come strumento di raccolta e analisi dei dati sui dipendenti, può essere soggetto a dinamiche di potere e interessi personali, al pari di quanto accade nel giornalismo. Il giornalista che seleziona e manipola gli eventi per sostenere la sua narrazione viene paragonato all'analista che ricerca quei dati che confermano obiettivi predeterminati; in tal modo vengono totalmente ignorati risultati negativi o neutrali. Al pari ancora delle notizie che potrebbero disturbare il messaggio principale, quelle iniziative di HR Analytics che non hanno prodotto gli effetti sperati vengono censurate. Si evidenzia come le analytics nell'ambito della gestione delle risorse umane, come succede nelle forme di comunicazione della conoscenza, possano essere influenzate da meccanismi di potere e bias cognitivi; questi possono influenzarne la credibilità e la loro progressiva applicazione in azienda (Rasmussen & Ulrich, 2015).

¹⁷ "*Journalistic approach*" è come lo definiscono Rasmussen & Ulrich in "Learning from practice: how HR analytics avoids being a management fad" (2015), p. 237.

CAPITOLO II

LA GESTIONE DEL TURNOVER INTUITION-BASED

Nel capitolo I è stata offerta una panoramica introduttiva delle HR Analytics che permette di comprendere l'innovatività e le problematiche di questa pratica. Nei capitoli successivi, l'attenzione si concentrerà in particolare sull'analisi predittiva, una delle componenti delle HRA, mettendola a confronto con un approccio più tradizionale della gestione delle risorse umane. In questo capitolo verrà infatti esplorato come l'intuizione dei manager possa essere una modalità alternativa di gestione del turnover aziendale, divergente dai metodi basati esclusivamente sui dati e sulle analisi statistiche. L'approccio intuition-based permette di fondare le decisioni aziendali su un'interpretazione più personale delle dinamiche lavorative; basando le scelte manageriali sull'intuizione e la soggettività degli individui sarà possibile rilevare indicatori di malcontento alla base di potenziali dimissioni volontarie. Autori come Shapiro S. e Spence M. T. (1997) hanno enfatizzato il potere dell'intuizione nel processo decisionale manageriale, suggerendo una strada alternativa alla pura razionalità centrata sui dati. Si cercherà di comprendere successivamente se il meccanismo intuitivo possa sfuggire completamente dalla coscienza umana, o possa avere un fondamento di razionalità. La sezione 2.3 fornisce un'illustrazione di due delle tecniche intuition-based individuate nella letteratura per riconoscere pattern emergenti di abbandono del lavoro. L'esemplificazione di questi strumenti renderà il confronto tra l'analisi predittiva delle HRA e l'approccio intuition-based più accessibile, abilitando ad una comprensione più accurata di tutte queste tecniche di previsione del turnover aziendale. Per concludere, la sezione 2.4 comparerà vantaggi e limiti dell'approccio intuitivo. Questo capitolo si propone quindi di fornire una visione complessiva, ma anche critica, di questo approccio empirico-intuitivo, mostrando come, nonostante i suoi vincoli, possa essere uno strumento valido di gestione di dinamiche organizzative come il turnover aziendale.

2.1 Cosa si intende per approccio intuition-based?

L'intuizione è un concetto complesso, oggetto di varie e differenti interpretazioni. L'essere umano tende a definire l'intelligenza¹ come un'attività logica e consapevole. La nostra mente, tuttavia, elabora pensieri inconsci, che non sempre seguono le norme del ragionamento formale: i processi che attiva includono reazioni spontanee a stimoli e intuizioni (Gigerenzer, 2007). L'intuizione si manifesta immediatamente e in modo spontaneo nella mente. Alla sua base non ritroviamo un'analisi razionale e dettagliata, e spesso emerge senza che ce ne rendiamo totalmente conto. Per quanto inizialmente possa apparire logica, spesso l'uomo non è cosciente e non è in grado di giustificare le ragioni che sostengono la sua intuizione. È un processo che si fonda su conoscenze che operano al di sotto della consapevolezza. Questo "sesto senso" sembrerebbe essere in grado di orientare le nostre azioni e decisioni (Gigerenzer, 2007).

In linea con questa prima interpretazione, vi sono stati tentativi di accorpamento concettuale, come questo riportato sotto, che definisce l'intuizione come:

*"La modalità di elaborazione non conscia e olistica in cui i giudizi vengono formulati senza consapevolezza delle regole o delle conoscenze utilizzate per dedurre, e può sembrare corretta nonostante l'incapacità di articolarne la ragione."*² (Shapiro & Spence, 1997)

Da queste definizioni è ora possibile comprendere appieno cosa si intenda più nel dettaglio con il concetto di "*approccio intuition-based*". Si tratta di una modalità di decision-making o di gestione che, utilizzando come base l'intuizione soggettiva degli individui, permette di assumere delle decisioni attraverso percezioni istintive o l'esperienza del soggetto. Questo approccio valorizza le emozioni, le sensazioni, le conoscenze acquisite nel corso del tempo, le interazioni passate; il tutto però sembrerebbe avvenire, la maggior parte delle volte, in modo spontaneo e inconscio. Nell'ambito aziendale, l'intuizione costituisce spesso il fondamento dei provvedimenti attuati dai manager, soprattutto in quei contesti complessi o incerti, in cui le informazioni a

¹ "*Intelligenza*" è qui da intendersi come l'attività di pensare e fare ragionamenti per risolvere problemi, identificare situazioni e prendere decisioni.

² Trad. "[...] a nonconscious, holistic processing mode in which judgements are made with no awareness of the rules or knowledge used for inference and can feel right despite one's inability to articulate the reason." in *Managerial Intuition: A Conceptual And Operational Framework*" (Shapiro & Spence, 1997), p. 64.

disposizione sono fortemente limitate o assenti, in cui vi è quindi la necessità di una risposta rapida³. L'intuizione si dimostra quindi particolarmente preziosa in ambienti in cui i dati sono scarsi e le soluzioni analitiche avanzate non sono applicabili. In questi casi, l'intuizione consente di prendere decisioni che, pur non essendo perfette, sono quantomeno “*satisficing*” (Simon, 1955). Tale concetto coniato da Herbert A. Simon viene utilizzato per identificare delle soluzioni che, seppure non ottimali, sono soddisfacenti e sufficienti; il termine deriva infatti dall'unione dei due termini “*satisfaction*” e “*suffice*”.

Il concetto di “*satisficing*” è direttamente correlato alla teoria della *razionalità limitata* o *bounded rationality*. Secondo Simon, contrariamente ai modelli economici tradizionali, gli uomini non hanno né il tempo né le capacità cognitive per esaminare tutte le possibili alternative che si presentano e scegliere conseguentemente quella ottimale. Per via di limitazioni imposte dal contesto, è possibile accedere solamente ad informazioni scarse, in cui i soggetti adottano una razionalità limitata; gli individui, per tale motivo, si accontentano di risultati relativamente soddisfacenti, piuttosto che perfetti. Se si trovasse in una realtà utopica dominata da razionalità illimitata, i decisori sarebbero perfettamente in grado di esaminare tutte le alternative a loro disposizione e di assumere la decisione in grado di ottimizzare i risultati ricercati. La realtà attuale non si presenta, tuttavia, con i connotati appena descritti. Conseguenza di ciò, la razionalità cui sono soggetti i decisori, e quindi anche i manager, è una razionalità puramente limitata. Da qui nasce il compromesso offerto dal concetto di “*satisficing*”, che bilancia il risultato ottimale con i limiti dati dal contesto esterno. Si osserva quindi come nel contesto dell'approccio intuition-based, il concetto di *satisficing* rivesta un ruolo cruciale. Quando la razionalità limitata interferisce nel processo decisionale dei manager, l'intuizione gioca un ruolo primario, permettendo di bypassare processi analitici particolarmente lunghi e sofisticati.

³ Questo scenario, che presuppone scelte rapide dovute dall'urgenza della situazione, riprende molto gli studi di Klein G. (1998) sugli infermieri in terapia intensiva e i vigili del fuoco, soggetti portati a prendere decisioni attingendo ad esperienza e intuizione, non confrontando sempre tutte le opzioni a loro disposizione per via proprio dell'immediata necessità. Questo studio di Klein è stato preso da “*Blink: The Power of Thinking Without Thinking*” (Gladwell, 2012), pp. 49-50, e può essere approfondito in “*Sources of Power: How People Make Decisions*” (Klein, 1998).

L'ambito HR è complesso; le persone sono imprevedibili e i dati ed informazioni che le riguardano non sono sempre così chiari. Informazioni incerte, confuse, eccessive, incomplete, inaffidabili e una comunicazione inadeguata sono solo alcuni degli elementi che spingono i decisori a adottare un approccio che non faccia esclusivo affidamento su processi logici e razionali (Harrison, 2005). Si comprende quindi come l'ambiente delle Risorse Umane si presti particolarmente alla metodologia intuition-based, facendo leva sull'interpretazione umana delle dinamiche aziendali e l'empatia dei manager nei processi decisionali.

L'approccio intuition-based nei processi decisionali si fonda su alcuni principi chiave che è possibile identificare attraverso l'analisi della letteratura (Klein, 2017; Kahneman, 2011; Simon, 1955):

- a) *Esperienza e conoscenza pregresse*: come affermato in precedenza, il potere dell'intuizione è fortemente alimentato dalla qualità dall'esperienza acquisita e delle competenze maturate nel tempo, fattori che consentono di riconoscere più rapidamente pattern ed elaborare previsioni. Questo principio è stato ricavato dallo studio dell'approccio *Naturalistic Decision Making* (NDM)⁴ di Gary Klein (2017), che individua nell'esperienza un fattore che abilita le persone nel catalogare prontamente gli eventi per prendere decisioni efficaci.
- b) *Rapidità*: l'intuizione si rivela un'alleata ideale in quegli scenari dominati da forte incertezza richiedenti una risposta elaborata in tempi brevi. La rapidità viene quindi ad essere un ulteriore principio alla base dell'approccio intuition-based, che viene individuato in quello che Kahneman (2011) definisce "System 1"⁵ di ragionamento.
- c) *Satisficing*: venendo incontro all'esigenza di rapidità del contesto, la soluzione intuitiva elaborata potrebbe non essere perfetta sotto tutti i punti di vista.

⁴ In *Naturalistic Decision Making* (Klein, 2008) vengono delineati ben nove modelli di NDM, come la teoria del continuum cognitivo di Hammond et al. (1987), il modello di controllo cognitivo di Rasmussen (1983), e il Recognition-Primed Decision process (RPD) di Klein (1989). Tutte queste teorie portano alla medesima conclusione: le persone usano la propria esperienza pregressa per prendere decisioni in contesti reali, senza confrontare e generare in modo sistematico set di scelte alternative.

⁵ Nella prima parte di "Thinking, fast and slow" (Two Systems), Kahneman D. propone una modalità di funzionamento della mente elaborata dagli psicologi Keith E. Stanovich e Richard F. West. La loro teoria prende il nome di "Teoria del doppio processo" e vede coinvolti due sistemi di pensiero e assunzione delle decisioni: il sistema 1 è quello più veloce in quanto legato all'intuizione, mentre il sistema 2 è più lento, riflessivo e analitico.

L'importante è però ottenere una risposta che sia sufficientemente soddisfacente e per questo motivo viene ripreso il concetto “satisficing” di Herbert A. Simon (1995).

Nei contesti organizzativi, l'approccio intuition-based avanza come una risposta necessaria in ambienti dominati da un'alta complessità e incertezza. Qui, l'intuizione permette di dare risposte rapide a sfide e opportunità, facendo affidamento su percezioni istintive e sull'esperienza accumulata piuttosto che su un'analisi razionale che si affida a set di dati relativamente completi e a volte di difficile interpretazione; questo approccio, valorizzando emozioni e sensazioni, si rivela efficace anche quando i dati disponibili sono limitati o poco affidabili. Per quanto l'intuizione possa apparire immediata, spontanea o irrazionale, attingendo ad esperienze e competenze coltivate nel tempo, permette di identificare pattern emergenti e formulare giudizi pur in assenza di un'analisi puramente data-driven.

2.2 Il processo intuition-based è totalmente irrazionale?

Come si è potuto comprendere nel paragrafo precedente, l'intuizione gioca un ruolo fondamentale nel processo decisionale dei manager, in particolar modo in tutti quei contesti complicati e in rapida evoluzione. Il supporto dell'approccio intuitivo emerge soprattutto in quelle situazioni in cui vi è carenza di informazioni e le tempistiche per avviare un'analisi approfondita sono insufficienti; scenari che sono dominati da quella che è stata definita *razionalità limitata*. È in presenza di questi fattori di base che i manager si vedono costretti ad assumere decisioni repentine basate sulla loro esperienza pregressa, che si manifesta per mezzo dell'intuizione. Ciò che non risulta pienamente chiaro, è se l'intuizione possa essere definita come un processo che si attiva del tutto inconsapevolmente o se possa avere un fondamento di razionalità.

La conoscenza tacita sembra essere un fattore fondamentale che sostiene l'intuizione (Klein, 2015). È un sapere di difficile riconoscimento e non spesso accessibile alla coscienza umana. Un decision-making fondato sulla conoscenza tacita appare intuitivo, derivate da schemi di azione e decisione sviluppati partendo dall'esperienza. Si può comprendere come tali schemi si differenzino da individuo a individuo, a seconda

delle esperienze specifiche che ciascuno ha vissuto, e che vengono ad essere applicate nel momento in cui si palesa un bisogno.

L'intuizione, come discusso precedentemente, è un mezzo fondamentale che permette ai manager di prendere prontamente decisioni in scenari complessi. La teoria del *Recognition-Primed Decision Model* (RPD) descrive infatti come l'esperienza pregressa possa essere applicata come fondamento per assumere decisioni in situazioni dinamiche e difficili (Klein, 1993). Secondo tale teoria, gli esperti riconoscono situazioni a loro familiari tramite la loro esperienza e competenze passate, che li guidano a adottare in tempi rapidi la linea d'azione più appropriata; le decisioni non sono quindi il risultato di un confronto tra diverse opzioni di scelta, come suggerivano invece i modelli decisionali tradizionali.

Tuttavia, l'intuizione non viene vista come un elemento positivo nel processo di decision-making da tutti gli studiosi. Nel paragrafo precedente era stata proposta la definizione che David Kahneman avanza in merito all'intuizione, presentandola come una forma di conoscenza, la maggior parte delle volte irrazionale, che viene ad attivarsi quando determinati elementi esterni o una specifica situazione fanno riaffiorare alla memoria del decisore informazioni che sono immagazzinate nella sua mente. Inoltre, come verrà affrontato nel paragrafo riguardante gli svantaggi del decision-making intuition-based, questo approccio decisionale è di frequente legato a euristiche che possono indurre ad errori e scelte non desiderabili (Tversky & Kahneman, 1974).

Comprendere il rapporto che intercorre tra intuizione e conoscenza, esperienza ed emozioni può aiutare a chiarire se si tratti di un processo puramente irrazionale o meno. Per quanto riguarda la conoscenza, si è già osservato come questa possa essere tacita e manifestarsi per mezzo di intuizioni che si generano inconsciamente (Klein, 2015). L'esperienza è uno dei pilastri fondamentali su cui si basano le decisioni manageriali e su cui vengono quindi ad essere realizzati quegli schemi di ragionamento funzionali per le decisioni intuitive. Le emozioni, infine, svolgono un ruolo cruciale nel processo decisionale intuitivo, in quanto agiscono orientando le decisioni (Damasio, 1994).

In sintesi, la teoria sull'intuizione chiarisce come l'intuizione non sia totalmente un processo irrazionale e incosciente, ma un meccanismo di decision-making alimentato

da esperienza, conoscenza tacita ed emozioni. Gli studi di Klein dimostrano infatti come l'intuizione abiliti i manager a seguire particolari linee d'azione e ad assumere decisioni tempestive e comunque precise in situazioni dinamiche e complicate, servendosi di schemi mentali realizzati tramite l'esperienza e le competenze pregresse. Tuttavia, risulta necessario considerare anche i limiti dell'intuizione e le varie definizioni che sono state date da studiosi più scettici, circa questo argomento, come Kahneman, e pensare ad un uso integrato di intuizione e pensiero analitico e sistemico in contesti di più elevata complessità di analisi.

2.3 Panoramica delle tecniche intuitive per l'identificazione dei fattori di turnover

Come precedentemente evidenziato, questo approccio fondato sull'intuizione si presta ad ambienti complessi e incerti, come ad esempio l'ambito HR. Per affrontare la domanda di ricerca del presente elaborato, è stato necessario individuare nella letteratura quelle che fossero le tecniche intuitive maggiormente discusse per la gestione del turnover aziendale. La ricerca non si è rivelata semplice, in quanto per rendere logico il confronto con gli strumenti dell'analisi predittiva HRA è stato necessario ricercare tecniche empirico-intuitive che abilitassero i decisori nell'individuazione dei fattori trainanti il turnover volontario o l'intenzione di turnover. Gli strumenti individuati sono stati le exit interview e le stay interview. Queste pratiche, per quanto possano partire da una base di informazioni e dati estremamente essenziale fornita dai dipendenti intervistati, fanno affidamento su esperienze pregresse e sull'intuizione dei decisori. L'obiettivo principale è comprendere ciò che potrebbe influenzare il clima aziendale e la soddisfazione dei dipendenti, in quanto il turnover è strettamente legato anche a questi due fattori. Importante è quindi capire come i manager osservano le dinamiche dei team, cambiamenti del comportamento individuale del dipendente, e in generale tutti quei segnali non verbali per presagire i sintomi che possono portare alla rottura della relazione con il personale.

2.3.1 Exit interview e stay interview

Come anticipato, per riuscire ad effettuare un confronto coerente tra l'approccio intuition-based e l'analisi predittiva HRA è stato necessario, tra le tante tecniche di gestione del turnover aziendale, individuare solo quelle con un valore predittivo dei fattori alla base delle dimissioni volontarie dei dipendenti.

L'*exit interview* o "colloquio di uscita" è uno strumento importante per le organizzazioni in sede di gestione del turnover. Rispetto alla seconda tecnica che verrà analizzata, questa intervista avviene nel momento in cui il dipendente ha già preso la decisione di lasciare volontariamente l'impresa. Tale colloquio permette all'organizzazione di comprendere quali siano state le variabili più significative per quel soggetto tali da aver contribuito a interrompere il rapporto di lavoro. Questa best practice permette al dipartimento HR, alla luce delle informazioni ricevute e interpretate, di intervenire sui fattori critici per evitare che la stessa casistica si ripresenti in futuro ("Cos'è l'exit interview e come impostare il colloquio di uscita", 2023).

Di fondamentale importanza, per la corretta implementazione dell'*exit interview*, si rivela la struttura del colloquio e la profondità del contatto con il dipendente in uscita; se non correttamente pianificata, la struttura difficilmente sarà funzionale al rilevamento degli aspetti critici dell'impresa su cui sarebbe necessario intervenire. Al tempo stesso, compito fondamentale di chi conduce tali colloqui è quello di lasciare una buona impressione dell'ambiente organizzativo al lavoratore in dimissioni, in modo tale che questo possa comunque eventualmente raccomandare positivamente l'organizzazione (Neal, 1989). Il formato standard ed essenziale dell'intervista garantisce il fatto che ad ogni potenziale ex dipendente vengano poste le stesse domande per poter analizzare gli argomenti predefiniti e gli obiettivi fissati; tuttavia, è determinante anche ricordare di non rimanere legati allo schema, dimenticando domande che potrebbero rivelarsi cruciali per un lavoratore che per un altro prima di lui non lo erano.

In "*Employee Turnover and the Exit Interview*" (Neal, 1989) vengono riportati alcuni elementi che non possono mai mancare per un efficiente colloquio di uscita, come informazioni di base pertinenti, aspetti positivi e negativi del lavoro, incidenti critici, ragioni dell'uscita, modifiche suggerite e accordi di separazione. L'opera si preoccupa di riportare anche alcune delle domande fondamentali che vengono generalmente poste, che

sono volte a far emergere gli elementi appena citati, e che per completezza di informazione sono riportate qui di seguito:

- Cosa ti è piaciuto di più del tuo lavoro?
- Cosa ti è piaciuto di meno del tuo lavoro?
- Descrivi la varietà del tuo lavoro.
- Come valuteresti la qualità della formazione che hai ricevuto?
- Cosa suggeriresti per migliorare l'orientamento/formazione della persona che ti sostituirà?
- Cosa si potrebbe fare per rendere il tuo lavoro più facile/più stimolante/più interessante?
- Quali miglioramenti nella comunicazione renderebbero questo un posto migliore in cui lavorare?
- Quali risorse potrebbero essere messe a disposizione per migliorare questa posizione per il tuo successore?
- Cosa ha contribuito a rendere piacevole il tuo lavoro qui?
- Pensi che gli standard prestazionali fossero ragionevoli e chiaramente spiegati?
- Hai ricevuto indicazioni chiare e adeguate riguardo ai doveri specifici della tua posizione?
- Come caratterizzeresti il supporto che hai ricevuto dal tuo supervisore?
- Il feedback ricevuto sulla tua performance è stato tempestivo, utile e specifico?
- Cosa rende la tua nuova posizione più attraente del lavoro attuale?
- Quali fattori hanno contribuito alla tua decisione di lasciare?

Questa tipologia di colloquio dovrebbe essere condotta da una sola persona, interna o esterna all'organizzazione, in grado di riconoscere la possibilità di eventuali pregiudizi che il dipendente potrebbe portare in sede di colloquio (Neal, 1989), e con la capacità di trasmettere fiducia negli intervistati. Si può percepire l'importanza di questa qualità attraverso l'esperienza del CEO di un'impresa non profit con sede a Singapore, riportata come esempio in *"Love 'Em or Lose 'Em: Getting Good People to Stay"* (2014). Dalla dichiarazione del manager emerge come solo coloro che in sede di colloquio sono stati sinceri hanno rivelato che il motivo principale che li avesse portati a lasciare l'organizzazione fosse stato il conflitto con il loro supervisore. Si tratta di un elemento importante da considerare, in quanto è facilmente intuibile come non sempre i dipendenti,

in questa particolare fattispecie, si trovino a proprio agio nel mettere in luce ciò che veramente contribuisce alla loro insoddisfazione lavorativa, soprattutto se legata a comportamenti ingiusti dei loro manager diretti. È qui che entra in gioco sicuramente l'intuizione degli intervistatori, che, basandosi su esperienze pregresse e sugli stimoli che i soggetti interrogati trasmettono, dovrebbero essere in grado di intuire se le dichiarazioni degli ormai ex dipendenti siano state distorte da timori di possibili ripercussioni future; al tempo stesso, creare un ambiente aperto che promuova fiducia e trasparenza contribuisce nell'ottenimento di informazioni pure, che possono realmente contribuire ad ottimizzare la gestione del turnover e a ridurre i livelli futuri.

La riluttanza nel rilasciare dichiarazioni fedeli alla realtà da parte dei dipendenti si collega ad alcune best practice che possono essere adottate per dare un'effettiva funzionalità a questa prima tecnica intuition-based analizzata. In primo luogo, come accennato, è consigliato che il soggetto che conduce il colloquio d'uscita non sia il supervisore diretto. Se il comportamento non appropriato del manager ha anche solo contribuito in parte alla decisione di lasciare l'organizzazione, il dipendente sarà reticente nell'essere onesto (Smith & Mazin, 2004). In secondo luogo, sempre per motivi legati all'attendibilità delle informazioni raccolte, è opportuno che questo confronto avvenga in un luogo appartato che possa stimolare una comunicazione aperta e veritiera. Altro punto suggerisce all'intervistatore di specificare all'inizio del colloquio i motivi dell'incontro, così come l'uso previsto delle informazioni raccolte (Neal, 1989). L'exit interview deve quindi essere confidenziale.

L'exit interview è strumento importante non solo per avere informazioni sui fattori organizzativi su cui intervenire in futuro al fine di ridurre un alto tasso in turnover, ma si presta anche per prevenire già al principio una potenziale uscita. Kaye e Jordan-Evans (2014) riportano una testimonianza di un manager che ha dovuto affrontare lo scioglimento del rapporto con un dipendente. In sede di colloquio, non è stata però posta la domanda se ci fosse stata qualche variabile su cui intervenire per rivalutare questa scelta di abbandono; il manager era convinto che tale domanda fosse già stata posta dal supervisore diretto e che non fosse emerso nulla. L'ex lavoratore ha poi rivelato che l'essere coinvolto maggiormente nelle nuove task force l'avrebbe motivato a restare, perché in linea con i suoi obiettivi di crescita professionale.

Dal delineamento delle modalità di esecuzione di questa tipologia di colloquio, è possibile evidenziare benefici e svantaggi di questa pratica. Si è potuto comprendere come la sua utilità sia intrinsecamente correlata alla qualità delle informazioni estrapolate. Il valore di quest'ultime è influenzabile dall'adozione di alcuni provvedimenti che contribuiscono a creare un ambiente che promuove collaborazione e comunicazione aperta e trasparente tra gli ex dipendenti e chi conduce l'intervista. Soggetto intervistatore e sue qualità, luogo del colloquio, motivi alla base dell'abbandono sono solo alcuni degli elementi che intervengono a livello di qualità delle informazioni ricavate. In questo scenario caratterizzato da dati insufficienti e potenzialmente distorti, l'intuizione gioca un ruolo chiave, abilitando alla rilevazione di quegli elementi che potrebbero non essere così direttamente esplicitati dai lavoratori, ma che si dimostrano i più funzionali per apportare degli effettivi cambiamenti nell'organizzazione e intervenire concretamente nella riduzione dei tassi di abbandono.

Parallela alla tecnica del colloquio d'uscita è sicuramente la *stay interview*. Con questo termine si fa riferimento ad una strategia che sfrutta il potere delle conversazioni per trattenere il personale. Al pari delle exit interview, lo scopo è quello di riuscire a individuare gli elementi che possono contribuire alla permanenza del dipendente in azienda. I colloqui di permanenza non sono tuttavia da confondere con focus group o riunioni di squadra; si tratta di incontri privati e che vengono eseguiti individualmente con il personale. Non vengono inoltre condotti dalle HR, bensì dal supervisore diretto, in quanto è quest'ultimo che può contribuire esplicitamente alla tenure. Il focus non viene posto sui livelli di performance, quanto piuttosto sul grado di soddisfazione del dipendente per la posizione lavorativa occupata (Finnegan, 2015).

Come però viene evidenziato da alcuni autori (Kaye & Jordan-Evans, 2014), sono tre i motivi principali che dissuadono i manager nell'adottare tale tecnica:

- 1) I manager temono di far riflettere i collaboratori sull'intenzione di abbandonare l'impresa, non considerando il fatto che possa essere un'idea già valutata individualmente da questi;
- 2) I manager paventano di non poter poi concretamente soddisfare le richieste dei lavoratori a seguito delle domande poste;

- 3) La mancanza di tempo per intrattenere tali interazioni viene usata come scusante. L'urgenza viene posta sulla produzione e non sul comprendere ciò che potrebbe essere migliorato per far sentire i propri dipendenti apprezzati.

Ci sono alcuni tratti desiderabili che i supervisori devono possedere per aver successo in questo tipo di colloqui. Autenticità, trasparenza, empatia sono tutte qualità che possono essere accorpate per identificare un'unica competenza essenziale alla quale queste contribuiscono, ossia la fiducia (Finnegan, 2015); chi riesce a promuovere questo sentimento è in grado anche di ottenere con più probabilità risposte veritiere. Quello che è certo, è che oltre alla fiducia sono importati anche almeno altre tre azioni: ascoltare la maggior parte del tempo, indagare continuamente per approfondire gli aspetti cruciali, e prendere appunti per avere un quadro chiaro e funzionale per apportare successivamente dei cambiamenti (Finnegan, 2018).

Come avveniva per i colloqui di uscita, anche in questo caso la struttura di questa ulteriore tipologia di intervista richiede progettazione e una struttura adeguata e coerente rispetto ciò che si vuole analizzare. La mancanza di organizzazione prima del colloquio può essere percepita dai dipendenti intervistati come un disinteresse da parte dei loro supervisori per ciò che è realmente importante per loro. Le domande di una stay interview devono trasmettere nel dipendente questo senso di interesse appena citato da parte dei loro manager. Vengono elencate qui di seguito cinque questioni da sollevare in sede di intervista:

- Cosa aspetti ogni giorno quando arrivi al lavoro?
- Cosa stai imparando qui e cosa vorresti imparare?
- Perché resti qui?
- Quando è stata l'ultima volta che hai pensato di lasciarci e cosa ti ha spinto a farlo?
- Cosa posso fare per rendere il tuo lavoro migliore per te?

Queste due tecniche di rilevazione dei fattori che possono portare alle dimissioni del personale sono state identificate come intuition-based per via del ruolo fondamentale che l'intuizione gioca in sede di colloquio. L'intuizione dell'intervistatore, come precedentemente accennato, permette di cogliere segnali nascosti o interpretare più correttamente messaggi non verbali che, nel caso di un'analisi puramente razionale e data-driven, non sarebbe possibile percepire. Un colloquio dal vivo potrebbe non promuovere

un ambiente aperto in cui chiunque si sente a proprio agio nel dichiarare i fattori alla base delle dimissioni. Attraverso l'analisi dei dati raccolti, ad esempio, tramite un questionario a risposta multipla, questi timori non verrebbero in alcun modo percepiti e, nonostante il formato anonimo, potrebbero convertirsi in risposte distorte fini a sé stesse che non risultano funzionali al miglioramento organizzativo per la gestione del turnover. In sede di colloquio di permanenza o di uscita risulta più difficile per il dipendente mascherare tali paure, che possono essere notate e tradotte dai manager, per poi essere utilizzate per ottimizzare la gestione del turnover. Anche la possibilità di poter adattare le domande e la modalità di approccio in tempo reale, realizzando sul momento domande più mirate, sono opportunità che l'intuizione concede per ottenere risposte più autentiche. Questo approccio più dinamico supporta una comprensione più completa dei problemi e preoccupazioni dei dipendenti.

Questo approfondimento su exit e stay interview sottolinea come entrambe le tecniche rappresentino strumenti efficaci per la gestione del turnover in un'organizzazione. Le exit interview, che sono condotte dopo che un dipendente ha deciso di interrompere il suo rapporto con l'azienda, permettono di ottenere informazioni significative sui fattori che hanno contribuito all'abbandono. Tuttavia, l'efficacia di questi colloqui dipende anche dalla struttura del colloquio, dalla capacità dell'intervistatore di creare un ambiente di fiducia e dall'abilità di interpretare il sottotesto per cogliere eventuali avversioni o distorsioni nelle risposte fornite. Le informazioni raccolte possono supportare nell'identificazione delle criticità aziendali con l'intento di apportare i cambiamenti necessari per prevenire future dimissioni, ma solo se tali colloqui sono pianificati in modo adeguato e condotti con competenza ed empatia.

Simultaneamente, le stay interview si caratterizzano per un approccio proattivo, volto a comprendere le ragioni che portano i dipendenti a rimanere in azienda e ad affrontare possibili malcontenti prima che si traducano in dimissioni effettive. Condotte dal supervisore diretto, promuovono un dialogo aperto e trasparente, offrendo ai lavoratori l'occasione di esprimere le proprie necessità e aspettative in un contesto non conflittuale. Nonostante gli appena citati vantaggi, molti manager esitano a intraprendere questa strada per il timore di sollevare questioni difficili o perché percepiscono di non avere il tempo necessario per tali interazioni.

In sintesi, si può affermare che entrambe le tecniche intuitive analizzate sono efficaci non sono nella misura della loro corretta esecuzione e struttura, ma anche dalle qualità personali degli intervistatori.

2.4 Confronto: benefici e confini dell'approccio intuition-based nella gestione del turnover

Affrontate le tecniche intuition-based più studiate nella letteratura, risulta ora più immediato comprendere vantaggi e svantaggi dell'adozione dell'intuizione manageriale nell'ambito della predizione del turnover.

Partendo dai benefici che questo approccio porta con sé, è da nominare nuovamente la rapidità di elaborazione di risposte o l'assunzione di decisioni. Si richiama alla mente quel "sistema 1" (Kahneman, 2011) nominato in merito ai principi alla base dell'intuizione. Questo sistema era stato descritto come il più rapido e più affine al pensiero intuitivo. Il "sistema 1" include abilità innate, attività mentali che diventano rapide e automatiche con la pratica prolungata e associazioni di idee.

*"Tale conoscenza è immagazzinata nella memoria e diviene accessibile senza intenzione e senza sforzo."*⁶ (Kahneman, 2011)

Diventa importante e di immediata urgenza per i manager riuscire a identificare i fattori di disturbo alla base di potenziali dimissioni; nel caso in cui questi segnali di discontento venissero ignorati, questo porterebbe ad un aumento del turnover, contribuendo alla perdita anche di soggetti particolarmente validi in impresa.

Altro contributo significativo dell'intuizione risiede nel semplificare e ridurre il carico cognitivo in capo ai manager. Il decision-making intuition-based spesso è legato a euristiche che alleggeriscono il processo decisionale (Gigerenzer, 2007). Per euristica si intende infatti un percorso alternativo di ragionamento che può avviarsi anche in carenza di informazioni complete o totalmente corrette.

⁶ Trad. "The knowledge is stored in memory and accessed without intention and without effort.", Parte I "Two Systems". In *Thinking, fast and slow* (Kahneman, 2011).

Affrontando ora gli svantaggi associati a questo approccio empirico-intuitivo è necessario analizzarne almeno i tre più evidenti e che ne ostacolano particolarmente l'adozione: bias cognitivi, mancanza di trasparenza, e limitata applicabilità in nuovi contesti.

Per quanto riguarda i bias cognitivi, questi saranno oggetto di discussione nel successivo sotto-paragrafo, per non rischiare di appesantire questo più generico, e per aver modo di approfondire, più nel dettaglio, vari errori di ragionamento in cui i manager possono rischiare di incorrere nel determinare i fattori trainanti il turnover volontario.

L'ambiguità alla base del processo decisionale intuitivo rende difficile giustificare le scelte adottate, portando a conseguenze negative come nella fattispecie di previsione dei fattori alla base del turnover del personale. Uno degli aspetti da considerare risiede ad esempio nell'impossibilità di sviluppare piani strategici a lungo termine per la gestione delle dimissioni volontarie. La complicità più evidente si osserva nell'inadeguata preparazione delle organizzazioni nell'individuare e affrontare pattern emergenti o cambiamenti dell'attitudine dei dipendenti che con un approccio intuition-based erano stati associati a particolari scenari. Questo problema si lega a quello di non riuscire a replicare le decisioni assunte proprio per la mancanza di affidabilità che è meramente affidata al "sesto senso" dei manager.

L'altro elemento negativo citato è la limitata applicabilità a nuovi contesti. Questo svantaggio è strettamente legato al principio dell'esperienza alla base dell'intuizione. Ai fini di una più chiara comprensione di questa problematica verrà proposto l'esempio illustrativo di elaborazione personale che segue:

L'azienda Alfa ha affrontato un cambio generazionale del personale. Fino a pochi anni prima, l'impresa si caratterizzava per una forza lavoro costituita principalmente da persone della generazione X. Stabilità del lavoro, benefici a lungo termine e riconoscimenti formali erano i valori più condivisi. I manager avevano per questo motivo sviluppato esperienza e intuizione alla luce di questi modelli comportamentali e valoriali, gli stessi che venivano identificati come fattori potenziali in grado di influenzare il turnover. L'azienda Alfa oggi risulta costituita in parte da dipendenti della generazione Z, con valori sostanzialmente differenti rispetto a quelli della coorte immediatamente

precedente, quali: cultura aziendale inclusiva, opportunità di crescita professionale, significatività del lavoro svolto e maggiore flessibilità. Illustrato lo scenario posto come esempio, si dovrebbe comprendere come i manager, facendo affidamento alle esperienze e competenze pregresse con la generazione X, potrebbero non riconoscere o dare valore ai nuovi segnali emergenti di turnover del nuovo personale. Interpretando erroneamente, attraverso l'intuizione, gli attuali sintomi di malcontento (come, ad esempio, il desiderio di lavorare da remoto o engagement lavorativo), potrebbero considerarli "irrilevanti reclami" piuttosto che indicatori di una potenziale intenzione di abbandono o di turnover effettivo.

Come conseguenza di questo processo decisionale empirico-intuitivo, le previsioni elaborate risulteranno incorrette e inadeguate rispetto al nuovo scenario. L'organizzazione potrebbe decidere di continuare ad aumentare i benefit tradizionali, non più rilevanti, tuttavia, per il nuovo personale più giovane.

2.4.1 Panoramica bias cognitivi dei manager in sede di predizione del turnover

Nel paragrafo precedente, con riferimento ai vantaggi derivanti dall'utilizzo dell'intuizione manageriale nell'ambito della predizione, si era fatta menzione alle "euristiche", che semplificano il processo decisionale. Le euristiche vengono spesso identificate come scorciatoie che permettono di elaborare una soluzione sufficiente e soddisfacente pure in assenza di tutte le informazioni che normalmente permetterebbero di ottenere una risposta completa e adeguata. Sebbene queste strategie intuitive elaborino conclusioni in tempi considerevolmente brevi, sono spesso alla base di quelli che vengono definiti *bias cognitivi*.

I bias cognitivi sono delle distorsioni sistematiche che influenzano la valutazione intuitiva delle probabilità. Molte decisioni vengono prese sulla base di convinzioni riguardanti la possibilità di accadimenti imprevedibili. Tali assunti si manifestano tramite frasi come "credo che ...", "è probabile che ..." o "è improbabile che ...", e si fondano su informazioni imparziali elaborate tramite quelle regole semplificate definite euristiche (Tversky & Kahneman, 1974).

Nella predizione delle variabili del turnover volontario, delineando scenari ipotetici è stato possibile individuare alcuni dei principali bias che possono influire sul processo decisionale manageriale, quali: bias di conferma, bias di ancoraggio, bias dell'effetto di inerzia, bias di sovrastima, bias della disponibilità e bias dell'attribuzione.

Il *bias di conferma* (confirmation bias) si rivela come la tendenza a ricercare, interpretare o riportare alla mente solo quelle informazioni che confermano opinioni preesistenti (Nickerson, 1998). Questa distorsione potrebbe verificarsi qualora i manager partano ad esempio con l'idea che il fattore alla base delle dimissioni volontarie di un determinato dipendente sia la componente salariale. Con questo assunto di base si andranno ad interpretare i cambiamenti comportamenti di quel soggetto come legati a questo parametro, ignorando totalmente altri possibili aspetti, come potrebbero essere la cultura o il clima aziendale.

Il *bias di ancoraggio* (anchoring bias) si identifica come la propensione ad affidarsi eccessivamente alla prima informazione ottenuta (Tversky & Kahneman, 1974). Prendendo nuovamente un esempio, un manager che ha riscontrato inizialmente che un elevato livello di abbandono volontario è connesso ad un'alta intensità di stress, tenderà a sottostimare l'influenza di altri fattori.

Il *bias dell'effetto di inerzia* (status quo bias) si manifesta come la reticenza di cambiare lo stato attuale, sebbene esistano alternative più ottimali (Samuelson & Zeckhauser, 1988). Questo bias preannuncia una delle criticità fondamentali che impediscono alle HRA di affermarsi in organizzazioni ancora estranee alla loro innovatività, o a svilupparsi e ad essere oggetto di maggiore attenzione in quelle in cui le analytics sono già una pratica familiare. Nell'ambito della predizione del turnover, i manager soggetti a questa distorsione cognitiva sono portati, nonostante le evidenze, a non riconoscere il valore che tecniche alternative come l'analisi predittiva delle HRA garantiscono, continuando a adottare un approccio di previsione empirico-intuitivo.

Il *bias di sovrastima* (overconfidence bias) è strettamente connesso al bias appena descritto, in quanto di presenta, come suggerisce il nome, come una propensione a sovrastimare le proprie abilità personali, esperienze e conoscenze base di previsione (Kahneman, 2011). Esageratamente fiduciosi del proprio know-how e abilità innate

nell'elaborare previsioni in ambito di gestione del turnover, i decisori si ritrovano ad ignorare fattori critici alla base del fenomeno o non considerare necessari dati ed informazioni che potrebbero portare ad una decisione più adeguata e completa.

Se le altre tipologie di euristiche possono essere, sotto certi punti di vista, sorpassate attraverso una formazione volta a promuovere un decision-making più logico e razionale, il *bias della disponibilità* (availability bias) sembra essere una problematica intrinseca al processo decisionale intuitivo. Questo preconetto induce a fondare le decisioni su informazioni di facile reperimento o più recenti, piuttosto che su dati esaustivi e strutturati (Tversky & Kahneman, 1973). Un esempio che può aiutare a comprendere meglio questa distorsione è quello di considerare la pubblicazione di un articolo che indaga le variabili più influenti sul turnover volontario in un gruppo di imprese. Questa euristica porta a considerare le cause delle dimissioni del caso specifico trattato come affini alla nostra organizzazione, bloccandoci nella ricerca e analisi di statistiche più dettagliate o registri storici.

Ultimo orientamento distorto che è possibile individuare in sede di predizione è sicuramente il *bias dell'attribuzione* (attribution bias), ossia la tendenza ad associare erroneamente eventi o attitudini a fattori interni o esterni. Questo bias è correlato con quella distinzione illustrata nel capitolo I in merito alla differenza tra i concetti di "turnover controllabile" e "turnover non controllabile" (Mathis & Jackson, 2008). I manager, imputando in modo improprio a fattori esterni all'organizzazione gli alti livelli di abbandono volontario, rischiano di ignorare le cause interne da loro controllabili e modificabili, che possono contribuire realmente e positivamente a questo fenomeno⁷.

Analizzare benefici e confini dell'approccio intuition-based nella gestione del turnover rende evidente un'interazione articolata tra rapidità decisionale e probabilità di errore. Da un lato, l'intuizione offre vantaggi come la riduzione del carico cognitivo in capo ai manager, abilitando scelte agili in contesti nebulosi. Dall'altro lato, questi benefici percepiti sono bilanciati da problematiche intrinseche all'approccio stesso. I bias

⁷ Cause esterne che influiscono sul livello di turnover volontario possono individuarsi in cambiamenti nell'andamento di mercato, concorrenza nel settore, o ancora politiche governative. Attribuendo a questi eventi la colpa di aver impattato sul dimensionamento del personale, il rischio è quello di non considerare fattori interni quali una leadership inefficiente o una cultura aziendale inadeguata.

cognitivi orientano le decisioni e possono distorcere la predizione dei fattori di turnover, così come la difficoltà di riproposizione in nuovi contesti evidenziano non poche fragilità insite in tale approccio. L'esempio dell'azienda Alfa dimostra infatti come un'intuizione fondata su modelli obsoleti di previsione di schemi comportamentali di turnover possa portare a supposizioni distorte e strategie inadeguate.

CAPITOLO III

L'ANALISI PREDITTIVA PER LA PREVENZIONE DEL TURNOVER

Nell'ultimo decennio, l'analisi predittiva ha rafforzato il suo ruolo all'interno delle risorse umane, grazie alla sua capacità di prevedere e prevenire fenomeni critici, come il turnover del personale. Il turnover, come discusso nei capitoli precedenti, rappresenta una delle sfide più rilevanti per le organizzazioni, per via dei costi elevati connessi a tale fenomeno, al rischio di perdita del know-how e agli impatti negativi sulla produttività. In questo scenario, l'analisi predittiva offre un'occasione innovativa: per mezzo della raccolta e della gestione di dati storici e comportamentali, promette di identificare i fattori che maggiormente influenzano la volontà di abbandonare un'azienda. Questa tipologia di analisi non solo aiuta a determinare le variabili all'origine del turnover, ma facilita anche lo sviluppo di strategie di retention mirate, riducendo così l'impatto di un'elevata rotazione del personale.

Il presente capitolo si pone l'obiettivo di studiare come l'analisi predittiva HRA possa essere un mezzo strategico per individuare i fattori alla base del turnover aziendale. Essa, infatti, consente alle aziende di anticipare tempestivamente le dimissioni del personale, permettendo a queste di intervenire per migliorare il benessere generale dei dipendenti e la loro retention. Nel dettaglio, nella prima parte (3.1), verrà introdotto il concetto di analisi predittiva applicata alle HR, avanzando una distinzione tra predictive analysis e descriptive analysis (3.1.1). In seguito, si passerà alla raccolta e gestione dei dati (3.2), con un approfondimento su fonti, qualità e pulizia degli stessi (3.2.1), elementi alla base dell'affidabilità dei risultati ottenuti. Saranno poi presentati i principali modelli statistici e algoritmici ritrovati nella letteratura e impiegati per la previsione del turnover (3.3), illustrandone il funzionamento. La trattazione includerà anche una riflessione sui vantaggi (3.4), ma anche le criticità e le sfide che l'analisi predittiva comporta (3.5), come i bias cognitivi dei modelli (3.5.1) e l'impatto culturale (3.5.2), aiuteranno ad avere una panoramica completa circa questa modalità di analisi.

L'obiettivo di questo capitolo è quindi fornire un quadro generale completo e anche critico sull'applicazione dell'analisi predittiva per la prevenzione del turnover, che

possa poi supportare la riflessione che verrà affrontata nel capitolo IV circa le normative legate a questa pratica in ambito HR.

3.1 Introduzione all'analisi predittiva in HR

Negli ultimi decenni, l'analisi predittiva ha guadagnato un'importanza crescente in molti ambiti organizzativi, comprese le Risorse Umane (HR). In un contesto economico in cui il turnover aziendale rappresenta una sfida persistente, gli strumenti predittivi si sono rivelati fondamentali al fine di individuare prontamente i fattori di rischio e prevenire la perdita di personale qualificato. In questa sede, l'analisi predittiva verrà introdotta con particolare riferimento alla sua applicazione nelle risorse umane, mettendo in luce il suo valore strategico nella riduzione del turnover e contestualmente nell'ottimizzazione del processo decisionale all'interno delle imprese.

Come anticipato nel capitolo I, l'analisi predittiva si serve di dati sia storici che attuali per prevedere eventi futuri, tramite l'implementazione di modelli statistici e algoritmi di machine learning (ML). Nel campo delle risorse umane, permette alle aziende di identificare dipendenti a rischio di abbandono e i potenziali fattori sottostanti questa loro volontà, così da adottare strategie correttive adeguate (Lazzari et al., 2022). Esempio rappresentativo di adozione dell'analisi predittiva riguarda il turnover aziendale: le dimissioni, volontarie o involontarie che siano, rappresentano, come precedentemente osservato, uno dei costi più importanti per le imprese, in termini di spese di reclutamento e formazione, e anche di perdita del know-how. L'adozione dell'analisi predittiva in ambito HR riduce notevolmente i costi legati alla rotazione del personale, migliora la stabilità organizzativa e aumenta la performance complessiva dell'organizzazione (Davenport et al., 2010). Nel corso del presente capitolo, la predictive analysis verrà approfondita per comprendere meglio le sue specifiche tecniche e modelli utilizzati, così come le principali applicazioni nel contesto aziendale.

L'analisi predittiva non contribuisce solamente alla contrazione dei costi legati al turnover, ma anche al miglioramento della qualità delle decisioni manageriali. Rispetto all'utilizzo di un decision-making intuition-based, sembrerebbe, a primo impatto, che le

aziende che implementano tecniche predittive siano in grado di intervenire in maniera più efficace e reattiva sui dipendenti soggetti a possibile abbandono, grazie ad un'identificazione più tempestiva dei campanelli d'allarme. Questo abilita alla progettazione di programmi di retention più adeguati, rafforzando l'esperienza lavorativa del personale, e riducendo così il rischio di abbandono (Fitz-enz, 2010). Oltre al loro utilizzo in ambito di turnover, le tecniche predittive possono prevenire squilibri tra le necessità aziendali e il know-how a disposizione, dotando il reparto HR di strumenti più sofisticati per definire il fabbisogno di forza lavoro.

I passi evolutivi dell'analisi predittiva nel contesto HR evidenziano lo sviluppo tecnologico che ha interessato il settore delle risorse umane in questi ultimi anni. Le decisioni precedentemente legate all'intuizione manageriale seguivano quell'approccio descritto come *descriptive analysis* (Fitz-enz, 2010), ossia un'analisi retrospettiva limitata alla descrizione di dati storici senza alcuna previsione sul futuro. Con l'affermarsi di nuovi strumenti informatici e la crescita del volume dei dati a disposizione, l'analisi descrittiva ed empirico-intuitiva ha lasciato progressivamente spazio a quella predittiva, basata su algoritmi complessi di previsione di fenomeni emergenti. Si parla di una vera e propria rivoluzione delle pratiche HR, cambiamento che ha permesso tra l'altro alle Risorse Umane di rivestire sempre più un ruolo strategico nelle organizzazioni (Marler & Boudreau, 2016).

3.1.1 Descriptive Analysis vs Predictive Analysis

Nel processo decisionale manageriale, l'analisi dei dati rappresenta un passaggio fondamentale, mentre nel contesto delle risorse umane (HR) ha gradualmente visto crescere la sua importanza. In questo panorama di analisi dati nell'ambito HR, sono due i processi analitici protagonisti: la Descriptive Analysis e la Predictive Analysis. Sebbene complementari, questi due metodi di analisi si differenziano in modo netto dal punto di vista di obiettivi, tecniche e influenza sul processo decisionale. La comprensione di tali divergenze è fondamentale per tutte quelle imprese che desiderano sfruttare il potenziale dei dati per rafforzare la gestione del personale e prevenire criticità come il turnover.

Queste due tipologie di analisi sono state introdotte nel Capitolo I; in questa sede, ci occuperemo di approfondire questi concetti, ponendo le tecniche a confronto per fare emergere le differenze sostanziali. Questo permetterà di chiarire ulteriormente l'esame comparativo tra analisi predittiva e approccio intuition-based nello scenario della predizione del turnover.

La *descriptive analysis* si focalizza su apprendimento, rielaborazione, interpretazione e intuizione dei dati passati, fornendo una visione storica che permette ai manager di rispondere a interrogativi come: "Cosa è successo?" o "Qual è la situazione attuale?" (Fitz-enz, 2010). Dalla raccolta, organizzazione e gestione dei dati passati, permette di identificare pattern, trend ed eventuali anomalie. Se si guarda al contesto HR, questa particolare tipologia di HRA può essere utilizzata per studiare i tassi di turnover mensili, la demografia del personale o le prestazioni pregresse. La visualizzazione e consultazione dei dati avviene spesso tramite tabelle, grafici e report che illustrano ciò che è successo in un dato periodo temporale.

La *predictive analysis* prevede invece scenari futuri partendo da dati storici e attuali, integrandoli con modelli statistici sofisticati e algoritmi di machine learning (Sivarajah et al., 2017). Questa forma di analisi risponde a domande come: "Cosa accadrà in futuro?" o "Qual è la probabilità che un determinato evento si verifichi?" (Davenport, 2006). Il dipartimento HR può servirsi della predictive analytics per prevedere il potenziale di abbandono del personale, identificare candidati con probabilità più elevate

di successo in una data posizione o identificare il momento più adeguato per implementare programmi di retention.

La differenza principale tra i due approcci si rivela il focus temporale: la descriptive analysis pone l'attenzione sul passato, mentre la predictive analysis sul futuro. Le differenze però non si limitano a questo. Altra principale differenza tra i due approcci si individua negli strumenti e metodologie adoperate. La descriptive analysis implementa tecniche statistiche basilari, mentre la predictive analysis richiede abilità più complesse, come la progettazione di modelli predittivi basati su regressioni multiple, alberi decisionali e reti neurali (Fitz-enz, 2010). Tali modelli predittivi si servono di set di dati storici per identificare correlazioni e pattern base essenziali per le previsioni sul futuro.

Queste due tipologie di analisi trovano spazio in molte attività delle risorse umane, seppure con finalità divergenti. La descriptive analysis è maggiormente impiegata per la reportistica e al fine di comprendere dinamiche ormai passate che distinguevano la forza lavoro. Ad esempio, un'azienda potrebbe utilizzare questo approccio per investigare il tasso di turnover mensile allo scopo di capire quali possano essere gruppi più a rischio di abbandono (Fitz-enz, 2000). La descriptive analysis può essere utile anche per comprendere più chiaramente quali siano state le prestazioni storiche del personale, attività che può contribuire all'identificazione delle possibili aree di miglioramento organizzativo.

Il caso Google è un esempio concreto di utilizzo della descriptive analytics nell'ambito HR. L'impresa ha sviluppato una piattaforma interna, denominata People Analytics, che ha permesso di monitorare i trend interni della forza lavoro. Attraverso l'analisi descrittiva, Google è riuscita a identificare dinamiche di genere, esperienza lavorativa e dipartimento che hanno effetti su soddisfazione e produttività dei lavoratori, fornendo ai manager informazioni rilevanti che hanno facilitato la gestione del personale (Bock, 2015).

La predictive analysis, come si è già accennato, si colloca ad un livello più proattivo, tanto da poter essere implementata per ottimizzare la gestione dei dipendenti e, rilevante per il presente lavoro, prevenire il turnover. IBM, multinazionale nel settore informatico, ha realizzato un sistema di analisi predittiva in grado di identificare i

dipendenti con un'alta probabilità di abbandono con un tasso di accuratezza superiore al 95%. Questa interfaccia si serve di un set di dati storici relativi ai comportamenti e alle performance dei dipendenti molto ampio, per riuscire a identificare il personale più propenso a lasciare l'impresa entro i successivi sei mesi. Questi modelli predittivi permettono a IBM di agire rapidamente con programmi mirati (Agrawal et al., 2018).

Sempre nel contesto delle HR, KPMG si è servita della predictive analysis per individuare i profili dei candidati con la più alta probabilità di realizzazione all'interno dell'organizzazione. Attraverso l'analisi dei dati storici, l'impresa ha creato modelli predittivi che offrissero indicazioni ai recruiter circa i candidati con i caratteri ideali richiesti da ogni specifico ruolo nell'organizzazione. La riduzione delle tempistiche di assunzione e il miglioramento della qualità della selezione sono due degli effetti che è stato possibile raggiungere con l'analisi predittiva (Fitz-enz & Mattox, 2014).

I benefici che entrambi questi due approcci di analisi promettono sono differenti; tuttavia, non sono esentati da criticità o limitazioni degne di considerazione da parte delle organizzazioni.

La descriptive analysis, sebbene si sia rivelata negli anni uno strumento utile per comprendere cosa sia accaduto in passato, è limitata dalla sua stessa natura retrospettiva. Pur fornendo una prospettiva trasparente e di facile comprensione del trascorso aziendale, non fornisce raccomandazioni su come prevenire criticità future o sviluppare le prestazioni in prospettiva. Un esempio di ciò potrebbe essere un'azienda che scopre, per via dell'analisi descrittiva, che il turnover in un particolare dipartimento è aumentato del 20% negli ultimi sei mesi; tuttavia, questo dato non offre indicazioni sulle possibili cause del fenomeno né tantomeno sulle modalità per prevenirlo. Inoltre, l'interpretazione di dati descrittivi può essere influenzata da bias cognitivi, che manipolano la percezione del passato e possono indirizzare verso decisioni non ottimali (Rasmussen & Ulrich, 2015).

La predictive analysis non è esente da criticità. Tra le limitazioni principali è necessario fare riferimento alla qualità dei dati. I modelli predittivi sono efficaci esclusivamente nella misura in cui i dati di cui si servono sono corretti, completi e rilevanti. Se tali dati si presentano imprecisi e inadeguati, le previsioni possono risultare fuorvianti, con la possibilità di orientare verso strategie inidonee. Un'ulteriore problematica è inerente ai

bias algoritmici: i modelli predittivi possono ereditare pregiudizi impliciti radicati nei dati utilizzati, portando a replicare o ampliare disuguaglianze preesistenti nelle decisioni manageriali HR, come potrebbe succedere nel caso di assunzioni o promozioni (O'Neil, 2016). Un algoritmo, addestrato su informazioni che manifestano discriminazioni passate verso determinati gruppi demografici, potrebbe continuare anche in futuro a penalizzare tali gruppi.

Per concludere, una delle maggiori sfide dell'analisi predittiva riguarda l'accettazione culturale all'interno dell'organizzazione. L'adozione di modelli predittivi nel contesto HR può non essere percepito dal personale in maniera ottimale, vedendolo come invasivo o deterministico, e sollevando apprensioni etiche e legali sulla privacy e sull'autonomia individuale (Tursunbayeva et al., 2022). Alla luce delle presenti considerazioni, molte imprese hanno preferito adoperare un approccio trasparente e cauto nell'utilizzo degli strumenti predittivi, con l'intento di equilibrare l'efficienza organizzativa con il rispetto dei diritti dei lavoratori.

Le criticità menzionate sono rilevanti; tuttavia, il numero di imprese che sta adottando la predictive analysis nelle loro strategie HR sta aumentando considerevolmente nel corso degli anni. Questa transizione è guidata inevitabilmente da diversi fattori cruciali. In primis, l'analisi predittiva promette un vantaggio competitivo consistente, permettendo alle varie realtà di rispondere anticipatamente e in modo proattivo ai cambiamenti della loro forza lavoro. Le organizzazioni che si servono di mezzi predittivi sono quindi in grado di assumere decisioni informate e tempestive, riducendo il turnover, ottimizzando la retention e migliorando i processi di selezione e formazione. Se si considera anche la crescente disponibilità di dati digitali e l'evoluzione delle tecnologie di AI, ci si rende conto di quanto i modelli predittivi stiano divenendo sempre più accessibili e accurati, potenziando la loro possibilità di applicazione in azienda. In un mercato del lavoro sempre più competitivo, l'analisi predittiva non è una semplice opzione o alternativa, bensì una necessità che permette di potenziare le organizzazioni.

In sintesi, sebbene l'analisi descrittiva continui ad essere un supporto essenziale per avere una panoramica storica dell'azienda, la predictive analysis guarda al futuro della gestione delle risorse umane, dando alle imprese l'occasione di prevedere e prevenire

fenomeni critici come il turnover, migliorando al tempo stesso efficienza ed efficacia del processo decisionale.

3.2 Raccolta e gestione dei dati

La raccolta e gestione dei dati sono alla base dell'analisi predittiva HRA, in quanto sono fattori essenziali per la realizzazione dei modelli predittivi funzionali alla prevenzione e identificazione di fenomeni come il turnover aziendale. Volume, e soprattutto qualità, dei dati utilizzati sono direttamente proporzionali all'efficacia predittiva dei modelli, in quanto da queste qualità dipende l'affidabilità delle previsioni. Questo processo deve essere posto come fondamento di tutte le analisi successive che verranno svolte, in quanto solo in questo modo le organizzazioni sono in grado di prendere decisioni strategiche attraverso previsioni attendibili, come accennato nell'introduzione del capitolo.

Nell'ambito della predictive analysis, la qualità dei dati raccolti ed utilizzati è una questione importante per creare modelli che possano identificare con precisione i fattori che contribuiscono realmente al turnover. Tra gli obiettivi principali delle HR è da ricordare infatti la capacità di prevedere il rischio di abbandono e di intervenire preventivamente adottando strategie di retention per i talenti più preziosi. Tale capacità è strettamente interconnessa alle possibilità di accesso ad un set di dati ed informazioni sufficientemente ampio e completo, che descriva tanto le caratteristiche dei dipendenti, quanto le loro prestazioni, il livello di engagement e altri fattori essenziali.

I *dati demografici* del personale rappresentano informazioni di base utili per individuare gruppi a rischio di turnover (Fitz-enz, 2000). Sebbene importanti, questi da soli non sono sufficienti a comprendere e motivare i fattori che possono spingere un dipendente ad abbandonare l'impresa. A tal fine, integrare anche eventuali *dati di performance* si rivela fondamentale. In questo caso si fa riferimento a valutazioni sulle performance lavorative e KPI raggiunti, che possono identificare quei lavoratori stanno attraversando una fase di stallo professionale o di riduzione dei risultati.

I *dati di coinvolgimento* o di “employee engagement” offrono inoltre un’indicazione più o meno diretta circa livello di soddisfazione e motivazione del dipendente. Il coinvolgimento sembrerebbe essere uno dei principali indicatori predittivi del turnover (Miao et al., 2020). Un’opportunità lavorativa più stimolante può spingere un lavoratore poco coinvolto ad abbandonare l’organizzazione o almeno a valutare quest’idea. I sondaggi sul clima aziendale o analisi del benessere organizzativo sono strumenti validi, capaci di offrire informazioni cruciali per misurare l’engagement del personale.

In un contesto in cui la quantità di dati disponibili è in costante crescita, l’integrazione dei *big data* nella raccolta e gestione delle informazioni HR sta diventando sempre più cruciale nell’identificazione di tendenze, migliorando anche le capacità previsionali nel contesto delle Risorse Umane (Holwerda, 2021). I big data, infatti, abilitano alla raccolta tanto di dati demografici e prestazionali, quanto ad informazioni complesse e inquadrare, come quelle che si originano dalle interazioni sociali e dai comportamenti online. Ciò consente la costruzione e lo sviluppo di profili molto dettagliati dei lavoratori e di anticipare quindi potenziali criticità come il rischio di turnover. I modelli predittivi supportati da big data possono identificare messaggi di insoddisfazione, sostenendo l’integrazione di strategie di retention più mirate e precise.

In breve, il reperimento dei dati in ambito HR non può limitarsi a pochi parametri demografici, ma deve poter includere una varietà di informazioni che rappresentino l’attitudine e i sentimenti del personale all’interno dell’organizzazione. In questo modo sarà possibile sviluppare modelli predittivi idonei a identificare tempestivamente i segnali di rischio di turnover.

Il processo di raccolta dei dati nelle per le operazioni HR si costituisce di varie fasi, ognuna delle quali riveste un ruolo fondamentale nella realizzazione di una base informativa adeguata e coerente all’analisi predittiva da condurre. La raccolta precisa e ponderata dei dati non solo è proporzionale alla qualità dei modelli predittivi, ma migliora anche la gestione interna delle Risorse Umane attraverso decisioni strategiche fondate su informazioni adeguate e concrete. Vi sono vari strumenti in grado di raccogliere dati ed informazioni utili all’analisi predittiva.

Tra i metodi più frequentemente utilizzati a tal fine vi sono *questionari e sondaggi*. La raccolta dei dati avviene direttamente dai dipendenti e le informazioni possono riguardare l'esperienza lavorativa, il livello di engagement e di soddisfazione generale per le mansioni svolte, le criticità incontrate e le loro aspettative future. I dati estrapolati da sondaggi sul coinvolgimento vengono elaborati, ad esempio, per identificare e costruire pattern di comportamento capaci di predire il rischio di turnover. Ad esempio, i sondaggi annuali o semestrali sono tra i più comuni strumenti con cui le imprese possono monitorare lo stato di salute organizzativo e il morale dei dipendenti (Fitz-enz, 2000).

In un contesto sempre più digitale, i *sistemi HRIS* (Human Resource Information Systems) si presentano come un ulteriore strumento utile alla raccolta dei dati, in quanto si identificano come piattaforme digitali che selezionano, organizzano ed infine archiviano dati relativi al personale. La loro integrazione con gli altri sistemi aziendali, come possono essere le piattaforme di gestione delle prestazioni o i sistemi di gestione del lavoro, permette di produrre una visione olistica e sempre aggiornata del personale (Kariuki, 2021). I sistemi di HRIS automatizzano la raccolta di dati in tempo reale, ottimizzando il processo e riducendo il rischio di errori umani.

Oltre agli strumenti appena nominati, le organizzazioni possono raccogliere informazioni anche attraverso i *sistemi di gestione delle performance*, per mezzo dei quali è possibile monitorare regolarmente il rendimento dei lavoratori in termini di obiettivi o KPI raggiunti, e anche di abilità dimostrate. Questi dati costruiscono una panoramica rappresentativa del valore che ogni singola persona apporta all'interno dell'impresa e possono aiutare a comprendere se un determinato dipendente stia incontrando problematiche nella sua attuale mansione o se avesse bisogno di nuove opportunità di crescita e sviluppo.

Importante però ricordare che la raccolta di dati include anche la dimensione qualitativa. Nel dettaglio, le interviste ai dipendenti, i feedback a 360 gradi e le conversazioni informali con i manager forniscono informazioni di tipo qualitativo in grado di affiancare e completare la panoramica fornita dai soli dati quantitativi. Questi strumenti qualitativi possono fornire indicazioni sulle ragioni meno palesi alla base del turnover, come possono essere lo stress lavorativo, problemi relazionali o insoddisfazione per le opportunità di crescita.

Trasparenza e comunicazione sono sicuramente i due principi cardine che devono accompagnare il processo di reperimento dei dati, in quanto è importante che i dipendenti comprendano il motivo per cui tali informazioni personali e professionali vengono raccolte e come vengono utilizzate.

In ultima analisi, la raccolta deve essere un processo continuo e non sporadico. La raccolta annuale rischia ad esempio di portare all'elaborazione e costruzione di uno scenario solo parziale e non aggiornato dei fenomeni che caratterizzano il personale. È la continuità che permette di monitorare costantemente l'evoluzione del comportamento e delle necessità dei dipendenti, facendo comprendere in maniera tempestiva come intervenire su fenomeni come il rischio di abbandono.

Reperire dati precisi e diversificati è il presupposto alla base per l'attuazione efficace di modelli predittivi volti a prevedere il turnover. Dati prestazionali, di employee engagement e demografici rappresentano le principali variabili di cui si servono i modelli di predictive analysis per calcolare la probabilità che un lavoratore lasci l'azienda. Le imprese, in questo modo, possono monitorare i messaggi d'allarme intervenendo con strategie correttive prima ancora che il dipendente decida di abbandonare l'organizzazione. A fine esplicativo si può osservare come IBM abbia realizzato un sistema di Predictive Analysis alimentandolo attraverso un set di dati interni considerevolmente ampio con il fine di prevedere con precisione quali lavoratori fossero più a rischio di turnover. Il dataset utilizzato includeva dati sulle prestazioni, feedback dei dipendenti ed opportunità lavorative, permettendo ai manager di pianificare azioni correttive adeguate (Mansoor et al., 2024).

Per concludere, la raccolta e gestione dei dati sono pilastri essenziali dell'analisi predittiva HRA. Dati di qualità, diversificati e continuamente aggiornati, consentono alle organizzazioni di costruire modelli predittivi in grado di elaborare previsioni affidabili o funzionali alla predizione e prevenzione di fenomeni come il turnover. L'integrazione di sondaggi, HRIS e altri strumenti permette la raccolta di informazioni complete sui dipendenti, ottimizzando l'efficacia delle analisi e supportando decisioni strategiche più complete e immediate.

3.2.1 Fonti, qualità e pulizia dei dati

Dopo la raccolta e gestione dei dati, le fonti, la qualità e la pulizia rappresentano tre ulteriori colonne portanti essenziali per lo sviluppo di modelli predittivi affidabili nell'ambito della predictive analysis HRA. Come è facile intuire, dati adeguati, corretti e completi influenzano la capacità dei modelli di prevedere con precisione fenomeni come il turnover aziendale. Le fonti di reperimento dei dati possono e devono essere, per completezza, le più diversificate, pur continuando a garantire coerenza e affidabilità. Come già accennato precedentemente, la qualità dei dati non può essere sottovalutata in quanto da questa dipende l'efficacia dei modelli, in quanto errori o lacune informative possono poi influire negativamente anche sull'intero processo decisionale che segue un'analisi predittiva in ambito HR.

In merito alle tipologie di fonti dati che possono essere utilizzate, queste possono essere suddivise in: fonti interne e fonti esterne.

Le *fonti interne*, come suggerisce il nome, sono quelle interne all'organizzazione e che rappresentano l'anima centrale del processo di raccolta dei dati HR. I dati che si estrapolano da tali fonti sono quelli demografici, prestazionali, di engagement, ma anche dati su assenteismo ed eventuali promozioni. Come si è visto in precedenza, nell'ambito dell'archiviazione di tali informazioni, i sistemi di HRIS giocano un ruolo cruciale.

Le *fonti esterne* sono invece quelle collocate al di fuori delle mure organizzative, ma dalle quali si originano dati comunque preziosi per analizzare e prevedere il turnover. I dati che vengono raccolti possono essere quelli riguardanti l'andamento del settore di appartenenza dell'impresa o anche dinamiche economiche generali. I dati che si originano da fonti esterne sono fondamentali per la contestualizzazione di quelli interni e per capire, ad esempio, se un possibile aumento di turnover dell'impresa sia connesso a dinamiche economiche particolarmente sfavorevoli che stanno caratterizzando, nel periodo di riferimento, un dato settore o sono intrinseci all'organizzazione (Isson & Harriott, 2016)

La *qualità* dei dati rappresenta una delle sfide più critiche nella gestione delle risorse umane e ostacola l'adozione dell'analisi predittiva in ambito HR. Dati di scarsa qualità possono infatti portare a scelte sbagliate e a decisioni strategiche non coerenti,

influenzando l'intero processo predittivo. Criteri rigorosi di valutazione dei dati sono essenziali per non incorrere in decisioni sbagliate; questi criteri si basano su tre dimensioni essenziali: accuratezza, completezza e consistenza.

Per *accuratezza* si intende la misura in cui i dati riflettono correttamente la realtà che affermano di descrivere. L'origine dei dati inaccurati possono essere errori umani nel reperimento e archiviazione dei dati, ma anche problematiche tecniche riguardanti i sistemi e i processi utilizzati per gestirli e analizzarli. Nel contesto dell'analisi predittiva, qualsiasi imprecisione nei dati può portare alla realizzazione di modelli predittivi del turnover non efficienti (Fitz-enz, 2000).

La *completezza* riguarda il quadro rappresentativo che i dati permettono di costruire circa un dato fenomeno studiato. Se incompleti, i dati potrebbero non fornire tutte le informazioni importanti riguardo una determinante variabile. Ad esempio, in mancanza di tutti i dati relativi alle prestazioni o al livello di coinvolgimento della forza lavoro, i modelli predittivi potrebbero non identificare correttamente i segnali d'allarme del turnover. A fondamento della completezza, vi è un lavoro di monitoraggio delle fonti e di progettazione dei processi di raccolta in modo che questi siano costruiti per ridurre al minimo le lacune informative.

La *consistenza* diventa sinonimo di coerenza dei dati tra le varie fonti utilizzate e nel tempo. Questa variabile garantisce l'assenza di discrepanze e l'allineamento nel tempo dei set di dati interni ed esterni. Ad esempio, se un lavoratore ha un livello di performance elevato in un database, ma in un altro viene riportato come "non prestante", i risultati dell'analisi risultano distorti.

Ci sono varie tecniche che possono garantire la qualità dei dati, come la validazione automatica dei dati, impiego di strumenti di data auditing, ma anche l'allineamento dei formati tra fonti di dati divergenti. A tal fine, si comprende la necessità di una forte collaborazione tra reparti HR e IT per raggiungere tale obiettivo.

La *pulizia dei dati*, denominata anche "data cleaning", è quel processo fondamentale capace di assicurare che i dati che alimentano i modelli predittivi siano privi di anomalie. Il data cleaning diventa particolarmente importante soprattutto quando si

gestiscono grandi volumi di informazioni provenienti da fonti diverse (ad esempio nel contesto di gestione dei big data); questi dati sono maggiormente esposti a incongruenze o duplicazioni che possono compromettere le capacità di predizione dei modelli.

La pulizia dei dati può essere vista come un processo su più fasi, tra cui:

1. Identificazione e gestione dei dati mancanti: le lacune informative sono uno dei principali ostacoli dell'analisi predittiva. Errori nell'inserimento dei dati o informazioni non riportate dai lavoratori sono solo alcune delle cause di questo fenomeno. I dati mancanti possono essere gestiti attraverso la rimozione delle informazioni incomplete, oppure, soluzione opposta, la sostituzione dei valori mancanti con la media dei dati disponibili (Kang, 2013). La scelta della tecnica dipende dalla natura dei dati e dalla rilevanza delle informazioni assenti.
2. Rilevamento e correzione degli errori: gli errori nei dati devono essere individuati e opportunamente corretti. In questa sede si parla anche dell'eliminazione dei duplicati, in quanto la presenza di più informazioni uguali può influenzare negativamente l'analisi predittiva.
3. Normalizzazione dei dati: dati provenienti da fonti differenti si possono presentare sotto formati diversi. Per normalizzazione si intende quindi il processo di conversione dei dati in un unico formato standard in grado di facilitare la loro analisi e lettura.
4. Gestione degli outlier: gli outlier sono dati anomali che si identificano all'interno di un set perché significativamente differenti dagli altri dati presenti. In un processo di data cleaning diventa importante decidere se questa tipologia di dati debba essere eliminata, corretta o mantenuta all'interno dell'analisi, proprio perché può influenzare notevolmente i risultati.

Il processo di pulizia dei dati è importante per assicurare l'efficacia dei modelli dell'analisi predittiva. Errori nei dati o incongruenze non opportunamente identificate possono distorcere i risultati e portare a decisioni strategiche non adeguate. Un approccio sistematico di pulizia, con strategie di rilevamento e correzione dei dati errati,

normalizzazione e gestione degli outlier, può migliorare la qualità complessiva dei dati (Rahm & Do, 2000).

3.3 Principali modelli statistici e algoritmici utilizzati e loro funzionamento

L'analisi predittiva è un elemento cruciale nell'ottimizzazione della gestione delle risorse umane (HR), specialmente nel monitoraggio e nella previsione del turnover dei dipendenti. Come si è più volte affermato, il turnover è un fenomeno che incide significativamente sui costi, la produttività e il clima aziendale, ragioni che spingono molte realtà a adottare strumenti sofisticati di analisi predittiva in grado di identificare quelli che sono i potenziali fattori che lo determinano, così da intervenire tempestivamente.

La predictive analysis utilizza sia modelli statistici che modelli algoritmici. Le tecniche maggiormente utilizzate sono la regressione statistica, i decision trees e le reti neurali. Questi tre approcci rappresentano i "big three" nell'analisi predittiva, fornendo una solida base metodologica per il trattamento dei dati complessi in HR (McCarthy et al., 2019).

3.3.1 Modelli statistici

Tra i modelli statistici, la regressione è sicuramente quello più conosciuto e utilizzato per prevedere l'interazione tra le variabili. Nella gestione delle risorse umane, e soprattutto per identificare i fattori alla base del turnover, la regressione lineare e la regressione logistica sono indubbiamente le due forme maggiormente adoperate.

La *regressione lineare* viene utilizzata per stabilire relazioni lineari tra una variabile dipendente continua (come potrebbe essere il livello di soddisfazione lavorativa o di prestazione di un dipendente) e una o più variabili indipendenti. Questa tipologia di regressione statistica si presta particolarmente in quei casi in cui si vuole comprendere come variabili quali età, esperienza lavorativa, formazione e altre influenzano particolari fenomeni che si sviluppano in azienda.

La *regressione logistica*, contrariamente a quella lineare, viene adottata nel caso di variabili dipendenti binarie, come nel presente caso studio la probabilità che un dipendente lasci o meno l'azienda. Tale modello misura le probabilità che un determinato fenomeno si verifichi in base a una serie di variabili indipendenti. Ad esempio, employee engagement, soddisfazione lavorativa, assenteismo e livelli prestazioni sono variabili spesso studiate per stimare la probabilità che un dipendente abbandoni l'organizzazione nella quale lavora. Un modello potrebbe far emergere che la forza lavoro con una bassa soddisfazione nello svolgere le proprie mansioni e un alto livello di assenteismo presenta una probabilità significativamente più alta di abbandono. Tale informazione permette alle aziende di intervenire su queste due variabili, con il fine di ridurre un elevato tasso di turnover specificatamente per questo gruppo di dipendenti.

3.3.2 Modelli di Machine Learning

Nel panorama dell'analisi predittiva moderna, i modelli di ML offrono un approccio operativo più sofisticato e dinamico rispetto ai modelli statistici tradizionali appena affrontati. Decision trees, random forest e reti neurali sono strumenti capaci di individuare pattern e trend complessi nei dati, e utilizzare questi risultati per elaborare previsioni puntuali sul comportamento attuale e futuro della forza lavoro, inclusa la probabilità di turnover.

I *decision trees*, algoritmi più comunemente utilizzati per l'analisi predittiva, elaborano una rappresentazione visiva delle decisioni possibili e dei loro risultati e conseguenze. Un decision tree si costituisce di nodi decisionali, rami e foglie; i nodi rappresentano ogni decisione basata su una condizione, i rami sono l'esito di una determinata decisione, mentre le foglie rappresentano i potenziali risultati e previsioni. Nel contesto del HRM, i decision trees possono essere utilizzati per prevedere fenomeni come il turnover sulla base di una serie di fattori predittivi. Un modello di decision tree potrebbe individuare che i lavoratori con un basso livello di soddisfazione lavorativa ed entrati solo recentemente nell'organizzazione presentano una probabilità significativamente più alta di abbandonare l'impresa. Quest'analisi permette ai manager HR di visualizzare quelle che possono essere le variabili cruciali che influiscono sul

turnover e portarli ad implementare coerenti strategie di retention. L'interpretabilità è uno dei vantaggi più tangibili di questo modello predittivo, in quanto le decisioni prese da tale modello sono di facile comprensione e soprattutto giustificabili.

Si potrebbe utilizzare un decision tree, ad esempio, per prevedere il turnover basato su variabili come salario, livello di soddisfazione ed età. Identificando i segmenti di personale più a rischio di turnover è possibile comprendere quali misure applicare per trattenerli, come aumenti salariali o programmi di miglioramento della soddisfazione.

La *random forest* può essere vista come un'evoluzione dei decision trees. Questo modello in effetti combina più decision trees, realizzati su differenti sottoinsiemi casuali del dataset, per produrre una previsione aggregata. Il vantaggio deriva dalla combinazione delle previsioni di molti alberi, che riduce il rischio di over fitting¹, ottenendo una maggiore precisione nelle previsioni. Una random forest potrebbe prevedere il rischio di turnover sulla base di un bacino alquanto grande di variabili; è infatti particolarmente indicata nel caso di dati complessi e sovradimensionali (McCarthy et al., 2019).

In ultima analisi, le *reti neurali* sono un ulteriore modello di ML che trovano ispirazione dalla struttura e dall'operatività del cervello umano. Si articolano in una serie interconnessa di nodi, denominati "neuroni", che riescono ad elaborare e riadattare i dati. Sul modello di funzionamento della mente umana, le reti neurali si prestano particolarmente all'analisi di dati molto complessi e soprattutto non lineari, garantendo una valutazione approfondita di una grande mole di informazioni. Dai dati sulle performance ai dati storici di turnover, sono differenti le tipologie di informazioni che tale modello previsionale è in grado di analizzare. Nell'ambito HR, in presenza infatti di dati particolarmente sofisticati, di difficile interpretazione, e che coinvolgono più variabili, le reti neurali possono concretamente facilitare la previsione dei fattori potenziali di turnover. Tuttavia, dalla letteratura sembra emergere una generale difficoltà di interpretazione dei risultati ottenuti rispetto a modelli più semplici come possono essere i decision trees o la regressione.

¹ L'*over fitting* è un problema che si verifica quando un modello di apprendimento automatico, come possono essere i decision trees, si adatta troppo ai dati di addestramento, i training data. Il modello, in questo modo, impara non solo i pattern generali, ma anche le eventuali anomalie presenti nel set di dati di addestramento, portando a una scarsa capacità di generalizzazione quando lo stesso modello viene applicato ad un nuovo set di dati.

3.3.3 Benefici dei modelli predittivi statistici e algoritmici

L'adozione di modelli statistici tradizionali, così come quella di modelli algoritmici più complessi come quelli di ML, supportano in maniera positiva l'analisi predittiva dei possibili fattori influenzanti il turnover aziendale.

Tra i vari vantaggi che possono apportare, è funzionale considerare in primis la possibilità di *personalizzazione dei processi di intervento*; tali modelli presentati permettono all'organizzazione di non servirsi di soluzioni standardizzate per intervenire sui fattori di turnover, bensì di modellare le strategie di retention sulla base degli effettivi risultati che sono stati ottenuti. Solo in questo modo si può avere la certezza che quel dato intervento possa aiutare quel singolo dipendente a rivalutare l'intenzione di abbandono.

Altro beneficio percepibile si concretizza in una *più razionale allocazione delle risorse* solo su decisioni volte a migliorare il rapporto con quella forza lavoro maggiormente a rischio, che però porta contestualmente un grande valore per l'impresa.

Il *miglioramento della cultura aziendale* rappresenta un ulteriore vantaggio realizzabile tramite i modelli di analisi predittiva. L'analisi delle variabili che incidono realmente su soddisfazione del personale, loro impegno e coinvolgimento, abilita le organizzazioni nello sviluppo di un ambiente lavorativo più inclusivo e positivo per tutti.

Per concludere, si può affermare che modelli predittivi statistici e algoritmici quali la regressione, i decision trees, le random forest e le reti neurali si presentano come strumenti efficaci a supporto della predizione del turnover. Ciascuno offre vantaggi peculiari legati alla tipologia del dato che intendono analizzare e a seconda del contesto di riferimento. Attraverso l'integrazione di questi modelli nella gestione del turnover, le aziende riescono ad assumere decisioni più ponderate e data-driven, in grado di sviluppare strategie di retention più mirate e personalizzabili.

3.4 Vantaggi dell'analisi predittiva

La predictive analysis si sta affermando come uno strumento cruciale per le HR, tanto da contribuire significativamente in termini di riduzione dei costi di turnover, miglioramento della gestione del talento e di supporto al processo decisionale strategico riguardante questa fase delicata del rapporto dipendente-organizzazione.

Il primo beneficio, sicuramente il più tangibile dei tre appena menzionati, è quello inerente all'influenza dell'analisi predittiva sui costi legati al turnover aziendale. Si è osservato infatti che il turnover può pesare considerevolmente sul salario annuale di un dipendente (Isson & Harriott, 2016). Identificare preventivamente i segnali di allarme, e quindi le variabili controllabili dalle imprese che sono alla base di elevati tassi di abbandono, può concretamente supportare questo processo di riduzione dei costi. Attraverso modelli statistici e algoritmici, le organizzazioni si possono servire di dati anche storici, oltre che attuali, presenti nei loro database o raccolti sul momento, per individuare quali fattori gravano maggiormente sul turnover. Nel dettaglio, la regressione logistica identifica caratteristiche demografiche e variabili intrinseche al lavoro che sono correlate a un elevato tasso di abbandono (Hosmer et al., 2013). Attraverso l'analisi dati, le aziende riescono ad implementare strategie preventive, dai programmi di retention a corsi di formazione professionale mirati, riducendo significativamente le spese legate alla sostituzione della forza lavoro.

La gestione del talento è indubbiamente un altro vantaggio degno di attenzione. Dalla comprensione delle dinamiche che influenzano coinvolgimento e soddisfazione del personale, è possibile comprendere anche quali politiche siano più convenienti ed ottimali in termini di attrazione e retention dei talenti. Dipendenti coinvolti, oltre ad essere più produttivi, sono nettamente più propensi a rimanere all'interno dell'organizzazione. Monitorando costantemente il livello di engagement, abilità che l'analisi predittiva permette alle aziende, quest'ultime riescono ad intervenire rapidamente nel momento in cui si registrano fattori di disaffezione e poco coinvolgimento. Strumenti come sondaggi e feedback si rivelano particolarmente utili per analizzare meglio richieste e aspettative del personale, contribuendo ad un ambiente di lavoro più stimolante e coinvolgente.

Infine, l'analisi predittiva è funzionale anche per quanto riguarda il processo decisionale strategico nelle HR. A differenza di quanto accadrebbe in maniera più probabile con decisioni prettamente soggettive, le decisioni basate su dati oggettivi tendono ad essere più realistiche e, si conseguenza, più efficaci rispetto a quelle basate su intuizioni o esperienze. L'analisi predittiva offre ai manager HR mezzi efficaci per prendere scelte concrete su assunzioni, promozioni e anche piani di sviluppo e formazione.

In sintesi, le pratiche di gestione delle risorse umane di tipo data-driven sembrerebbero portare a risultati superiori in termini di prestazioni organizzative (Becker & Huselid, 1998), di riduzione dei costi di turnover, di miglioramento nella gestione del talento, e nel supporto decisionale. Integrare un approccio orientato ai dati contribuisce significativamente nella creazione di un ambiente di lavoro positivo, capace mantenere il personale e di ridurre, in questo modo, elevati tassi di turnover.

3.5 Criticità e sfide dell'analisi predittiva

Non si sarebbe del tutto onesti nel presentare l'analisi predittiva solo nei suoi connotati più positivi, e a vantaggio di una corrente che vorrebbe la digitalizzazione come la sola strada percorribile per ottimizzare la gestione organizzativa. Pur avendo vari vantaggi, non sono ignorabili criticità e sfide che la predictive analysis porta con sé e che si trova ad affrontare. Nel dettaglio, si sottolineano apprensioni inerenti ai costi e alle risorse necessarie per la sua corretta implementazione, nonché questioni etiche legate all'uso dei dati dei dipendenti.

Se è pur vero che un sistema di analisi predittiva permette una significativa riduzione dei costi legati al turnover, è pur sempre vero che la stessa integrazione di una metodologia di analisi tale comporta ingenti investimenti per le organizzazioni. Le aziende dovrebbero guardare non solo i costi diretti correlati all'acquisto di software e strumenti analitici, ma anche quelli indiretti, come la formazione del personale o l'aggiornamento di infrastrutture IT. Personale qualificato, data scientist e analisti, con le capacità di leggere, tradurre e utilizzare i dati in modo funzionale sono essenziali nell'adozione di questo tipo di analisi (Marr, 2016). Il bisogno di tali competenze

specifiche rappresenta sicuramente una sfida, in particolar modo per tutte quelle realtà di piccole-medie dimensioni, non nella posizione più vantaggiosa per ricercare profili di questo calibro. Si è visto inoltre come la qualità dei dati sia essenziale: dati incompleti o inutili possono generare risultati fuorvianti e fini a sé stessi, compromettendo il processo decisionale dei manager HR. Inutile sottolineare inoltre come i costi legati alla manutenzione ed eventuale aggiornamento dei sistemi di analisi predittiva siano considerevoli e possono anche aumentare in ragione della crescita dell'impresa e delle necessità che questa manifesta.

Le questioni etiche associate all'uso dei dati dei dipendenti sono una delle preoccupazioni, se non la preoccupazione più valutata, nel momento della scelta sull'adozione o meno di strumenti di analisi predittiva in ambito HR. Questo argomento sarà oggetto di una più approfondita analisi nel successivo capitolo. Inutile dire come la trasparenza nell'utilizzo di tali modelli predittivi sia cruciale; l'informazione ne è alla base. La mancanza di chiarezza può provocare sfiducia e compromettere il coinvolgimento della forza lavoro (Tursunbayeva et al., 2022). Inoltre, modelli predittivi data-driven possono creare a situazioni di discriminazione o bias (O'Neil, 2016), anche questo argomento affrontato più nel dettaglio nel successivo paragrafo.

In conclusione, oltre ai vantaggi che essa porta alle organizzazioni in merito al turnover e al supporto al processo decisionale dei manager HR, l'adozione dell'analisi predittiva deve essere valutata anche alla luce delle potenziali o effettive criticità e sfide legate ad essa. Solo affrontando aspetti quali le questioni etiche e la privacy e l'investimento adeguato in termini di costi e risorse qualificate, le aziende potranno massimizzare i benefici dell'analisi predittiva, costruendo un ambiente di lavoro più equilibrato e positivo.

3.5.1 *Bias dei modelli predittivi*

Come anticipato nel paragrafo precedente, l'analisi predittiva non si sottrae alla problematica dei bias già trattata in sede di gestione del turnover intuition-based. I bias cognitivi, al pari di quanto avviene nel caso dell'intuizione, possono influenzare i risultati generati dai modelli predittivi di HRA, compromettendone l'affidabilità e provocando conseguenze rilevanti sulla cultura aziendale. Anche in tale contesto, risulta essenziale esplorare le principali tipologie di bias in cui è possibile incorrere, ed eventuali interventi di mitigazione. Dall'analisi della letteratura (Nunan et al., 2017; O'Neil, 2016; Nickerson, 1998) è stato possibile identificare almeno i tre più frequenti: bias di selezione, bias algoritmico, bias di conferma.

Il *bias di selezione* è indubbiamente il più intuitivo da comprendere con riferimento ai modelli predittivi di HRA. Tale distorsione si verifica quando il set di dati utilizzato come campione per sviluppare il modello non è rappresentativo dell'intera popolazione. Si incorre in questo bias quando, ad esempio, si analizzano solo i dipendenti ad alte prestazioni per la realizzazione del modello; i risultati generali potrebbero in tal caso non rappresentare accuratamente le dinamiche di turnover dell'intera forza lavoro dell'organizzazione. Il bias di selezione influenza quindi in maniera diretta anche le decisioni ed interventi correttivi del turnover che vengono presi alla luce dei risultati distorti elaborati (Nunan et al., 2017).

Altra distorsione cognitiva legata ai modelli predittivi è il *bias algoritmico*. Questa tipologia è intrinseca ai modelli stessi e legata ai dati utilizzati per le analisi predittive. Gli algoritmi apprendono dai dati primari da cui vengono alimentati e possono amplificare con il tempo gli eventuali pregiudizi esistenti nei dati stessi. Se un modello predittivo si serve di dati storici dell'organizzazione in cui vi erano pregiudizi di genere o razziali intrinseci, lo stesso modello potrebbe produrre delle previsioni inerenti al turnover che discriminano determinati gruppi di dipendenti (O'Neil, 2016); in questo modo si rischia di compromettere l'equità e la reputazione dell'intera impresa.

Il *bias di conferma* era già stato presentato in sede di gestione del turnover di tipo intuition-based. Al pari di quanto avveniva nei processi decisioni dei manager basati sulla pura intuizione, questo bias in sede di modelli predittivi HRA si verifica quando gli

analisti ricercano e interpretano i dati in modo da confermare le proprie ipotesi preesistenti, seppure completamente o parzialmente errate. Si comprende quindi come questo bias possa influenzare le decisioni strategiche, portando a scelte non corrette basate su dati fuorvianti (Nickerson, 1998).

Gli effetti dei bias nei modelli predittivi sono spesso gravi e di ampia portata. Si è visto come questi possano influire sull'efficacia stessa del decision-making, quando ad esempio un modello predittivo finisce con il discriminare determinate categorie di lavoratori, portando a strategie di retention inadeguate, aumentando turnover e costi associati (O'Neil, 2016).

I bias producono effetti anche a livello della cultura aziendale. Se la forza lavoro percepisce, ad esempio, che le scelte dei loro manager sono influenzate da pregiudizi sistemici, la fiducia nei processi di decision-making può scalfirsi. Questo è alla base di un ambiente di lavoro tossico e disequilibrato, in cui i lavoratori si sentono poco valorizzati e discriminati, e guardando a lungo raggio, tutto questo può tranquillamente tradursi in una riduzione significativa dell'engagement e della produttività complessiva.

Fortunatamente, vi sono varie tecniche utili per mitigare gli effetti negativi dei bias nei modelli predittivi. Un primo consiglio è sicuramente quello di utilizzare set di dati diversificati e comunque rappresentativi della popolazione per addestrare i modelli. Integrare dati estrapolati dalle fonti più disparate supporta previsioni più accurate.

L'adozione di audit algoritmici si presenta come un ulteriore intervento attuabile volto alla riduzione dei potenziali effetti critici dei bias dei modelli predittivi. Per audit algoritmici si intende la revisione e la valutazione regolare dei modelli predittivi per identificare e correggere i possibili bias che li influenzano (Michinelli, 2023). Gli audit migliorano l'affidabilità del modello e contribuiscono a rafforzare anche la fiducia dei dipendenti nell'intero processo decisionale.

Inoltre, le organizzazioni possono intervenire in materia di promozione di una cultura basata sulla diversità e sull'inclusione. Servirsi di squadre di lavoro eterogenee per la realizzazione e l'integrazione di modelli predittivi può condurre a decisioni più eque.

Rimane ferma l'importanza nel fornire una formazione continua al personale sulle questioni riguardanti i bias e gli effetti che generano sui processi decisionali.

Per concludere, affrontare i bias dei modelli predittivi funge da garanzia per la presa di decisioni HR etiche e corrette in un contesto di prevenzione del turnover. Riconoscere le varie tipologie di bias e le conseguenze ad esse correlate, il tutto supportato dall'implementazione di interventi di mitigazione, può realmente aiutare le imprese a migliorare l'efficacia dei modelli predittivi HRA e a contribuire ad una cultura organizzativa più equa e inclusiva.

3.5.2 Impatto sulla cultura aziendale e sui dipendenti

L'analisi predittiva in ambito HR produce effetti sia sui processi decisionali che sulla cultura organizzativa nel suo complesso. Questo approccio data-driven può concretamente influire sulla percezione che il personale ha delle proprie mansioni, della leadership e dell'organizzazione intera. Analizzare le conseguenze generate sull'ambiente di lavoro, così come le percezioni dei lavoratori, diventa importante.

La predictive analysis sostiene e promuove una cultura data-driven, spingendo sempre più verso decisioni informate e basate su evidenze piuttosto che su intuizioni o pratiche tradizionali. Dalla letteratura sembrerebbe che le organizzazioni che adottano un approccio orientato ai dati possano ottimizzare realmente le loro prestazioni (Davenport, 2006). Il cambiamento che si innesca può portare verso un ambiente più proattivo, dove i risultati sono misurabili e la forza lavoro è stimolata a contribuire attivamente e direttamente agli obiettivi organizzativi.

Tuttavia, lo scenario dinamico e positivo appena descritto non è l'unico risultato a cui l'analisi predittiva può condurre. In alcuni casi, l'adozione di modelli predittivi in ambito di gestione del turnover può portare ad una cultura di sorveglianza, dove i lavoratori percepiscono di essere costantemente monitorati; questo può innescare ansia e sfiducia. In questo particolare scenario, si comprende come la trasparenza diventi un elemento di fondamentale importanza. È cruciale per le organizzazioni spiegare chiaramente le modalità di trattamento dei dati personali dei dipendenti, così come il fine di tali analisi.

Il modo in cui vengono affrontate le questioni sull'etica e la privacy dei dati personali possono fare davvero la differenza tra un ambiente di lavoro positivo e uno corrosivo (Zuboff et al., 2019).

L'analisi predittiva può, tuttavia, promuovere innovazione e soprattutto collaborazione. L'approccio data-driven incoraggia i team di lavoro ad indagare e scoprire nuove tecniche e pratiche, promuovendo una cultura fondata sull'apprendimento costante. La predictive analysis tende ad ottimizzare e valorizzare adattamento e flessibilità, fattori fondamentali in un mercato in continuo cambiamento.

Come si è cercato anche di anticipare, le reazioni del personale riguardo l'utilizzo dell'analisi predittiva possono variare considerevolmente. C'è chi potrebbe riconoscere a questo approccio grandi capacità di innovazione, mentre altri potrebbero percepirla come una minaccia alla loro autonomia. In un sondaggio, una parte rappresentativa dei lavoratori analizzati ha manifestato apprensioni riguardo all'uso di tecnologie avanzate e all'AI nel lavoro di tutti i giorni (Gallup, 2021). L'ansia correlata al cambiamento è la reazione più comune in cui ci si possa imbattere; una comunicazione aperta e onesta è la soluzione più diretta per affrontare tale scenario di paura. I leader dovrebbero spiegare il valore dell'analisi predittiva e come questa possa aiutare non solo l'organizzazione, ma anche i singoli dipendenti nel ritrovarsi nuovamente a proprio agio nel proprio contesto di lavoro, abbandonando l'idea di lasciare l'azienda.

Il coinvolgimento attivo del personale è un'altra strategia che può essere adottata con il tentativo di ridurre le resistenze. La raccolta di feedback e consigli dai lavoratori in merito all'uso dei dati nei processi decisionali può farli sentire più coinvolti in questa fase di cambiamento piuttosto che vittime di esso (Kotter, 1996). Le aziende possono organizzare workshop e sessioni di formazione per educare i dipendenti sui benefici dell'analisi predittiva e su come utilizzare i dati per migliorare il proprio lavoro.

Passaggio importante da non dimenticare è quello che riguarda il monitoraggio continuo delle reazioni e del morale dei dipendenti, in particolare dopo l'implementazione di strumenti di analisi predittiva. L'uso di survey e interviste può aiutare a identificare eventuali aree di preoccupazione e a prendere misure correttive in tempo utile.

In sintesi, l'analisi predittiva ha il potenziale di influenzare profondamente la cultura aziendale e le reazioni dei dipendenti. Mentre può promuovere un ambiente di lavoro orientato ai dati e all'innovazione, è fondamentale gestire le preoccupazioni legate alla sorveglianza e alla privacy. Le aziende devono impegnarsi a comunicare chiaramente i benefici di queste pratiche e coinvolgere i dipendenti nel processo, garantendo un'implementazione etica e responsabile.

3.6 Alcuni punti riepilogativi di capitolo

Come si è potuto comprendere, la predictive analysis si sta imponendo come uno strumento fondamentale nella gestione delle HR, proponendo alle imprese degli strumenti alquanto sofisticati per comprendere meglio le dinamiche interne, come il turnover, e ottimizzare il processo decisionale. I benefici promessi sono differenti, includendo la riduzione dei costi connessi al turnover, il miglioramento della gestione del talento aziendale, fino all'ottimizzazione dei processi decisionali. Ciò che bisogna però anche considerare sono la serie di sfide che la sua implementazione in azienda comporta e che richiedono una precisa pianificazione e approccio risolutivo. Importante per il presente caso studio si è rivelato il vantaggio inerente alla capacità dell'analisi predittiva di rilevare anticipatamente i segnali di potenziale abbandono dei dipendenti. Per mezzo di modelli statistici e algoritmici, le organizzazioni possono identificare i fattori che influenzano maggiormente il turnover e implementare strategie di retention adeguate. Oltre a contribuire nella riduzione dei costi legati alla perdita di personale, questi modelli agiscono sulla cultura aziendale, promuovendo un ambiente di lavoro più inclusivo e positivo. Strategie di intervento personalizzate e data-driven promettono di rispondere in modo preciso e corretto alle esigenze dei dipendenti, aumentando engagement e soddisfazione sul posto di lavoro.

Nel corso del capitolo sono stati presentati e descritti vari modelli predittivi che possono essere implementati nel contesto delle Risorse Umane, come la regressione logistica, i decision trees, le random forest e le reti neurali. Ognuno di questi strumenti si distingue per vantaggi specifici in base al contesto e ai dati disponibili. La regressione logistica si presta maggiormente a identificare variabili demografiche associate al

turnover, mentre le reti neurali sono più idonee nell'elaborazione di grandi set di dati articolati per previsioni più precise. L'integrazione di questi modelli nel HRM consente di prendere decisioni data-driven più informate.

Nonostante i tanti benefici, l'analisi predittiva presenta criticità e sfide significative. L'adozione di questi strumenti predittivi richiede investimenti considerevoli in termini di costi e risorse; questo si pone come una barriera ad esempio per le PMI. Oltre ai costi iniziali legati alla tecnologia e alla sua implementazione, vi sono continue spese per quanto riguarda formazione, gestione e anche manutenzione dei sistemi. Altra criticità significativa è quella inerente alla qualità dei dati: dati incompleti o inaccurati possono portare i modelli ad elaborare previsioni e decisioni fuorvianti.

Si è osservato anche un significativo impatto sulla cultura aziendale. Sebbene la predictive analysis intenda promuovere un ambiente con orientamento ai dati e all'innovazione, vi è il rischio che la forza lavoro interpreti questi obiettivi di analisi e gli strumenti utilizzati come vere e proprie forme di controllo e di sorveglianza. Per tale motivo, trasparenza e comunicazione sono due fondamenti essenziali per gestire queste apprensioni e per garantire che i lavoratori si sentano coinvolti e rispettati nel processo. L'adozione di pratiche etiche nella gestione dei dati e la creazione di un clima di fiducia sono essenziali per evitare effetti potenzialmente negativi sulla cultura aziendale e l'ambiente lavorativo.

Si è accennato il problema legato alla privacy e all'uso etico dei dati personali dei dipendenti, e di come diventi importante per le organizzazioni adottare quindi politiche trasparenti sulle modalità e finalità dell'utilizzo di tali categorie di dati con l'obiettivo di mantenere alta la fiducia della propria forza lavoro. Questo argomento sarà oggetto di analisi nel successivo capitolo.

Per concludere, l'analisi predittiva costituisce una risorsa cruciale per le HR, tuttavia, la sua implementazione in azienda richiede un bilanciamento ponderato tra innovazione, etica e sostenibilità. Valutando sistematicamente le sfide legate ai costi, alla gestione dei dati e alle questioni etiche, le organizzazioni possono massimizzare i vantaggi promessi dalla predictive analysis, supportando nella creazione di un ambiente lavorativo efficiente, equo e orientato al futuro.

CAPITOLO IV

RISVOLTI ETICI E PROSPETTIVE FUTURE DELLE HR ANALYTICS NELLA GESTIONE DEL TURNOVER

Attraverso i capitoli precedenti si è compreso come le HR Analytics, e nel dettaglio la predictive analysis, forniscano un grande supporto in ambito di gestione delle risorse umane. Nonostante i vari benefici promessi, si rende necessario riflettere sulle questioni etiche che derivano dall'utilizzo intensivo dei dati, in particolar modo nella predizione e gestione del turnover aziendale. In tale contesto si presentano interrogativi in merito a privacy, sicurezza e utilizzo responsabile delle informazioni personali dei lavoratori, così come viene affrontata la necessità di un equilibrio tra trasparenza, consenso informato e adozione strategica dei dati per garantire che le presenti tecnologie discusse nei capitoli precedenti siano allineate con i valori etici e le normative vigenti, sia di livello nazionale che internazionale.

Il presente capitolo si concentra sull'analisi delle criticità etiche connesse alle HR Analytics, approfondendo le implicazioni sulla privacy dei dipendenti e sulla sicurezza dei dati. In particolare, verranno affrontati i principi di trasparenza e consenso informato, fondamentali per promuovere fiducia tra azienda e dipendenti. Verrà proposto un approfondimento in merito alle normative che regolano l'utilizzo dei dati personali nello HRM, come il Regolamento Generale sulla Protezione dei Dati (GDPR), le tutele previste dallo Statuto dei Lavoratori, il Codice della Privacy e la più recente Circolare n. 29/2022 del Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali. Questo inquadramento normativo stabilisce i limiti entro cui le organizzazioni possono muoversi nel gestire e utilizzare i dati relativi ai lavoratori, equilibrando i due bisogni di efficienza organizzativa e di tutela e protezione dei diritti fondamentali della forza lavoro.

Verrà proposto successivamente l'approccio etico alla gestione del turnover basato sulla predictive analysis, ponendo a confronto le implicazioni del decision-making data-driven con quelle dell'approccio intuition-based. Tale confronto aiuterà a capire più nel dettaglio rischi ed opportunità intrinseche di entrambe le metodologie.

Il capitolo concluderà con una considerazione sulle prospettive future delle HRA. Si cercherà di comprendere se le HR Analytics stiamo divenendo una componente integrante ed essenziale del decision-making strategico in ambito HR, oppure se siano destinate a rivelarsi una moda passeggera. Le risposte a questa domanda dipenderà fondamentalmente dall'abilità delle organizzazioni nell'integrare in maniera sostenibile l'analisi dei dati nei propri processi decisionali, senza oscurare l'importanza di una gestione centrata sul valore delle persone e acquisendo competenze vitali per la loro corretta applicazione e continuazione in azienda. In questo contesto in continua evoluzione si rivela importante un dialogo continuo tra HR, management e autorità di regolamentazione, con il fine di garantire un'innovazione tecnologica rispettosa dei diritti e delle tutele dei lavoratori.

4.1 Risvolti etici, privacy e sicurezza dei dati

L'uso dei dati nell'ambiente HR sta rivoluzionando il modo in cui le imprese gestiscono la propria forza lavoro, ma al tempo stesso solleva una serie di questioni etiche, inerenti alla privacy e alla sicurezza stessa dei dati utilizzati. Tali preoccupazioni sono ancora in una fase iniziale di esplorazione da parte delle organizzazioni e della società in generale. Ciò che si cerca di comprendere è fino a che punto tali pratiche predittive di HRA, discusse nei capitoli precedenti, siano considerate eticamente praticabili nei contesti lavorativi. La riflessione che viene affrontata non riguarda solo l'ambito giuridico, ma si presenta anche morale e sociale, legate all'equità, alla trasparenza e al rispetto dei diritti individuali (Ghatak, 2022).

Tra gli interrogativi affrontati dagli studiosi vi è quello inerente alla capacità delle imprese di saper rispondere eticamente ai risultati ricavati attraverso le loro stesse analisi. Se si trovassero di fronte ad informazioni che rivelano un'elevata probabilità che un dato candidato abbandoni il lavoro dopo un breve tempo per via di particolari caratteri dell'azienda, le imprese come si comporterebbero? Vi è la possibilità che le organizzazioni si possano servire di tali dati per non assumere quelle persone che rientrano in determinati parametri, correndo contestualmente il rischio di non assumere individui talentuosi? Un approccio etico nell'utilizzo dell'analisi predittiva può garantire

che le decisioni assunte dai manager in merito alla gestione del turnover non siano legate esclusivamente a previsioni algoritmiche, ma tengono in considerazione anche aspetti umani e la singolarità degli individui (Ghatak, 2022).

Si evince come la gestione di una mole così grande di dati personali da parte delle imprese nella predizione del turnover si presenti correlata di problematiche ed ostacoli, le quali necessitano di una serie di best practice che possano aiutare a mantenere il focus anche su aspetti quali i diritti individuali, la trasparenza e la conformità normativa (Ghatak, 2022).

In ambito accademico, vi sono state alcune riflessioni sulla natura etica delle Risorse Umane, seppure in assenza di un framework consolidato in grado di supportare la gestione di questioni etiche particolari e relative alle Human Resource Analytics (HRA). Ciononostante, è possibile identificare alcuni principi chiave dalla letteratura generale sull'etica del lavoro e delle risorse umane. Primo esempio è sicuramente quello fornito dal *Chartered Institute for Personnel and Development* (CIPD), che utilizzando un approccio multilaterale all'etica delle HR, pone l'equità come elemento centrale in tutte le attività organizzative. L'equità è quel valore che garantisce dignità e rispetto dei lavoratori, elementi che devono essere protetti anche qualora venissero utilizzati strumenti sofisticati di gestione del personale come possono essere le HRA.

Nella letteratura grigia molti autori (Petersen, 2018; Smith, 2015; Fleming et al., 2018) sostengono che il successo di tali innovazioni dipende in larga parte dalla loro accettabilità dal punto di vista della privacy e dell'etica. Un'indagine di *Insight222* condotta su 57 aziende evidenzia la portata della sfida: l'81% delle aziende ha riferito che i loro progetti di analisi della forza lavoro sono stati talvolta o spesso compromessi da preoccupazioni riguardanti l'etica dei dati o la privacy (Petersen, 2018). Per non parlare delle critiche mosse nei confronti di tutte quelle organizzazioni che hanno avviato progetti di HRA senza poi essere in grado di ricavare delle informazioni utili dai dati raccolti, portando ad accentuare il divario tra aziende innovatrici e PMI, rimaste indietro in questo processo di digitalizzazione (Smith, 2015; Fleming et al., 2018).

Queste questioni riguardanti etica e privacy necessitano del supporto di legali esperti in materia, in quanto è difficile che i dipartimenti HR detengano una conoscenza tale da poter affrontare da sole questa problematica (Green, 2018).

Se si osserva quelle che sono spesso identificate come le competenze tipiche di leader delle HRA, vengono citate pazienza, innovazione, pensiero olistico, buona capacità di gestione dei progetti e leadership adattiva. L'etica non sembra essere considerata come una qualità trasversale necessaria. Chi ne parla considerandola una componente essenziale dei leader delle HRA, la considera sia fondamentale nei processi di formazione, sia elemento cruciale nelle attività di lavoro quotidiane (Reverse, 2023).

I processi di digitalizzazione del lavoro hanno introdotto sfide etiche rilevanti, in particolar modo per tutto ciò che riguarda il concetto di “datafication”¹ dei processi gestionali legati alle HR, dal reclutamento alla gestione del turnover. L'implementazione di algoritmi di predictive analysis per automatizzare tali attività ha generato non poche preoccupazioni inerenti alla possibilità di distorsione dei dati e delle informazioni che da essi si originano. Tuttavia, guardando alla letteratura parrebbe che le HRA siano viste positivamente e in una prospettiva ottimistica. Rimane ferma la necessità basilare di verificare che i dati utilizzati in questo tipo di analisi siano precisi e non distorti, in modo da garantire il principio di equità e risultati affidabili. Le HR Analytics viste in quest'ottica possono concretamente contribuire all'etica all'interno delle organizzazioni, specie se implementate con il fine di mitigare gli effetti dei pregiudizi umani nel decision-making manageriale e con l'obiettivo di supportare il benessere e la sicurezza della forza lavoro (Tursunbayeva et al., 2022). Infine, per quanto riguarda il caso specifico dei big data, si evidenzia la sentita necessità di un approccio etico e trasparente, con il quale vengano garantiti privacy e diritti dei dipendenti, ed una cultura organizzativa che promuova fiducia.

L'osservanza di norme etiche e l'utilizzo responsabile dei dati sono cruciali al fine di evitare conseguenze negative sulla forza lavoro, ma deve contribuire contestualmente al miglioramento delle condizioni lavorative attuali (Tursunbayeva et al., 2022).

¹ Per *datafication* si intende il processo di conversione di aspetti della vita umana e delle attività sociali in dati numerici o informazioni strutturate, rendendoli così suscettibili di essere raccolti, analizzati e utilizzati. Questo è come viene definito da Viktor Mayer-Schönberger e Kenneth Cukier in “*Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work, and Think*” (2013).

4.1.1 I principi di trasparenza e consenso informato

Come evidenziato nel paragrafo precedente, l'etica dei dati personali dei dipendenti deve essere posta alla base di ogni progetto di HRA in ambito organizzativo. In tale contesto, alcuni principi chiave supportano il raggiungimento di tale obiettivo. I principi di trasparenza e di consenso informato si rivelano infatti di fondamentale importanza nella protezione dei dati personali della forza lavoro e nella loro gestione etica. Per *trasparenza* si intende la comprensibilità con cui le organizzazioni comunicano agli utenti e lavoratori le modalità con cui i dati ed informazioni che li riguardano verranno raccolti, analizzati e utilizzati nei vari processi aziendali. Per *consenso informato*, invece, si intende il presupposto per cui il soggetto debba acconsentire formalmente all'utilizzo dei propri dati solo nel momento in cui viene messo a conoscenza, in modo chiaro e trasparente, del modo e delle finalità di utilizzo di tali sue informazioni (GDPR, 2018). Tali principi cominciano a rivestire sempre più importanza in particolare in contesti in cui si registra un forte aumento nell'utilizzo dei big data e in generale delle analytics, soprattutto in ambito HR.

In questo scenario, normative come il Regolamento Generale sulla Protezione dei Dati (GDPR) in Europa impongono forti limiti a chi si serve dei dati per le proprie attività di analisi, richiedendo che tali processi avvengano sulla base di principi di trasparenza e preceduti da forme di consenso informato. In precedenza, si è anticipato come nell'ambiente delle Risorse Umane la trasparenza assuma un compito essenziale; l'analisi dei dati personali della forza lavoro può realmente incidere sui diritti individuali dei soggetti, motivo per cui si richiede un certo grado di trasparenza e comprensibilità delle finalità di utilizzo di tali informazioni.

Trasparenza e consenso sono cruciali poiché pratiche come la predictive analysis possono automatizzare il trattamento di dati personali che valutano aspetti legati alla performance, all'affidabilità e ad altri comportamenti dei lavoratori (Dagnino, 2017). Si individua a tal fine nella normativa il regolamento UE 2016/679, che obbliga le imprese ad essere trasparenti nel comunicare l'uso di tali dati, e impedisce decisioni fondate esclusivamente su processi automatizzati che possono produrre effetti giuridici significativi (art. 15):

“L’interessato ha il diritto di ottenere dal titolare del trattamento la conferma che sia o meno in corso un trattamento di dati personali che lo riguardano e in tal caso, di ottenere l’accesso ai dati personali e alle seguenti informazioni:

h) L’interessato ha il diritto di non essere sottoposto a una decisione basata unicamente sul trattamento automatizzato, compresa la profilazione, che produca effetti giuridici che lo riguardano o che incida in modo analogo significativamente sulla sua persona.”² (Art. 15, comma 1, lettera h, GDPR)

La trasparenza è da considerarsi inoltre importante in sede di costruzione della fiducia tra dipendenti e manager. Se si è consapevoli delle modalità di trattamento dei propri dati, è maggiore la sensazione di sentirsi protetti e poter far valere i propri diritti, come nel presente caso quelli di rettifica o cancellazione dei dati:

“Il soggetto interessato ha il diritto di ottenere dal responsabile del trattamento, senza ingiustificato ritardo, la rettifica dei dati personali inesatti che lo riguardano. Tenendo conto delle finalità del trattamento, il soggetto interessato ha il diritto di ottenere l’integrazione dei dati personali incompleti, anche fornendo una dichiarazione integrativa.”³ (Art. 16, GDPR)

“L’interessato ha il diritto di ottenere dal titolare del trattamento la cancellazione dei dati personali che lo riguardano senza ingiustificato ritardo e il titolare del trattamento ha l’obbligo di cancellare senza ingiustificato ritardo i dati personali”⁴ (Art. 17, GDPR)

Alle imprese viene quindi richiesto espressamente di bilanciare l’adozione delle HR Analytics per migliorare le performance aziendali e la gestione di fenomeni come il

² Trad. “The data subject shall have the right to obtain from the controller confirmation as to whether or not personal data concerning him or her are being processed, and, where that is the case, access to the personal data and the following information: h) the existence of automated decision-making, including profiling, referred to in Article 22(1) and (4) and, at least in those cases, meaningful information about the logic involved, as well as the significance and the envisaged consequences of such processing for the data subject.” (Art. 15, comma 1, lettera h, GDPR).

³ Trad. “The data subject shall have the right to obtain from the controller without undue delay the rectification of inaccurate personal data concerning him or her. Taking into account the purposes of the processing, the data subject shall have the right to have incomplete personal data completed, including by means of providing a supplementary statement.” (Art. 16, GDPR).

⁴ Trad. “The data subject shall have the right to obtain from the controller the erasure of personal data concerning him or her without undue delay and the controller shall have the obligation to erase personal data without undue delay “ (Art. 17, GDPR).

turnover con il rispetto della privacy e dei diritti dei lavoratori, integrando politiche fondate sulla trasparenza.

Dall'altro lato, per quanto riguarda il principio del consenso informato, le normative europee richiedono che il consenso sia specifico, esplicito e informato. Si comprende come, per poter concedere il proprio consenso, il lavoratore debba trovarsi ed essere posto nella condizione di poter conoscere il modo in cui i dati e le informazioni che lo riguardano verranno utilizzati. Le persone devono inoltre avere la possibilità di revocare il proprio consenso in qualsiasi momento, come emerge dalle normative del GDPR affrontata sopra. Tuttavia, nel corso degli anni, le organizzazioni hanno cercato di aggirare tali limitazioni poste dalle normative; si sono adottate pratiche come la *deidentificazione*⁵ dei dati e la richiesta di consensi per utilizzi generici, facendo perdere in parte il valore del principio del consenso informato (Dagnino, 2017).

4.2 Normativa sull'utilizzo dei dati nel HRM

Nel presente paragrafo, si intende indagare il quadro normativo che disciplina l'utilizzo e l'analisi dei dati personali dei lavoratori da parte delle organizzazioni in ambito HRM. La nascita e l'evoluzione di strumenti analitici particolarmente sofisticati come HR Analytics ha posto le aziende di fronte alla necessità di analizzare un volume considerevole di informazioni inerenti ai dipendenti; inevitabilmente, queste si sono trovate a dover operare nei limiti posti dalle vigenti normative che operano in materia di tutela della posizione dei lavoratori, in quanto titolari dei dati utilizzati.

La gestione dei dati nel contesto HR si trova nella posizione di dover bilanciare due bisogni essenziali: da un lato il desiderio di sfruttare il potenziale che queste recenti tecnologie promettono, mentre dall'altro lato la necessità indispensabile di rispetto e conformità dell'utilizzo dei dati rispetto a quelle che sono le leggi in materia di protezione della privacy.

⁵ Il concetto di *deidentificazione* può essere estrapolato da quello che nella normativa UE 2016/67 (GDPR) viene definito "*pseudonimizzazione*" (Art. 4, comma 5), ossia quel processo attraverso il quale vengono rimossi o alterati gli elementi identificativi da un set di dati, rendendo difficile o impossibile risalire all'identità di una persona specifica.

Le normative cui si intende fare riferimento sono diverse; tra queste, quella che riveste un ruolo centrale e punto di riferimento e di partenza per tutte le altre risulta essere il Regolamento Generale sulla Protezione dei Dati (GDPR), che ha introdotto parametri rigidi per il trattamento dei dati dei lavoratori. A livello nazionale, vi sono invece normative come lo Statuto dei lavoratori e il Codice della privacy, integrati dalle più recenti circolari (Circolare n. 29/2022), che vanno ad applicare e adattare le norme internazionali al proprio scenario.

In conclusione, il capitolo propone un approfondimento sullo IEEE Standard for Transparent Employer Data Governance, riferimento normativo internazionale di volontaria applicazione che promuove la gestione trasparente dei dati nelle organizzazioni. Lo standard avanza linee guida per un utilizzo etico e responsabile dei dati della forza lavoro, con l'obiettivo di bilanciare la performance aziendale con il rispetto della privacy.

L'analisi di queste leggi permetterà di capire come il quadro normativo vigente si inserisca nell'applicazione sempre più diffusa delle HRA nel contesto aziendale, e come le imprese possano adottare politiche di governance dei dati rispettose delle stesse.

4.2.1 GDPR

Il Regolamento Generale sulla Protezione dei Dati (GDPR) noto come regolamento UE 2016/679 è entrato in vigore il 25 maggio 2018. Il GDPR è la normativa a livello europeo che stabilisce i principi alla base della protezione dei dati. Tale regolamento ha sostituito la precedente Legge sulla Protezione dei Dati, conosciuta come direttiva 95/46/CE ed entrata in vigore a partire dal 1995.

La principale differenza tra il GDPR e la Legge sulla Protezione dei Dati ha riguardato in particolar modo la definizione di "consenso". La vecchia direttiva non richiedeva agli utenti quello che viene definito "consenso attivo", ossia il compimento di un'azione concreta per dichiararsi favorevoli alla concessione del proprio consenso (es. selezionare una casella, firmare un modulo o cliccare su un link). La direttiva 95/46/CE si caratterizzava per quella che viene definita opzione di "*opt-out*", dove il soggetto è automaticamente incluso e deve fare un'azione per ritirare il consenso. Il GDPR, al

contrario, richiede espressamente che gli utenti siano messi a conoscenza del fatto che stanno rendendo accessibili propri dati personali, e che questo può potenzialmente avere un impatto sulla loro privacy. Questo consenso può essere revocato in qualsiasi momento:

*“Il soggetto interessato ha il diritto di revocare il proprio consenso in qualsiasi momento. La revoca del consenso non pregiudica la liceità del trattamento basato sul consenso prima della revoca. Prima di dare il consenso, il soggetto interessato deve esserne informato. La revoca deve essere altrettanto semplice quanto il conferimento del consenso.”*⁶ (Art. 7, comma 3, GDPR)

Strettamente connesso al consenso vi è il diritto che viene definito *diritto all'oblio*. Il consenso a concedere l'utilizzo dei propri dati personali si presenta come un processo continuo; questo significa che le organizzazioni sono tenute a monitorare costantemente se il consenso che è stato loro concesso dagli utenti non sia mutato nel tempo per volontà degli stessi.

Connesso alla tematica d'esame sulle analytics predittive in ambito di gestione del turnover aziendale risulta l'aspetto inerente alla protezione contro eventuali decisioni prese da algoritmi di AI senza contributi umani. Il GDPR prevede limitazione nel loro utilizzo qualora questo comportasse effetti significativi sull'utente i cui dati vengono utilizzati. In effetti, in pochi hanno concretamente riflettuto sulle conseguenze di una possibile conservazione dei loro dati personali e sull'accesso da parte di altri individui nel lungo termine. Le strategie predittive basate su algoritmi potrebbero infatti provocare effetti dannosi alla dignità umana e al principio di non discriminazione (Ogriseq, 2017).

Interessante risulta anche capire quali imprese siano soggette al rispetto delle imposizioni del regolamento UE 2016/679. Il GDPR si applica a tutte quelle organizzazioni o enti che trattano dati personali nell'ambito delle attività di una delle sue filiali stabilite nell'UE, indipendentemente dal luogo in cui tali dati vengono utilizzati; sono soggette anche aziende stabilite al di fuori dell'UE e che offrono beni o servizi (sotto pagamento o gratuiti) o monitorano il comportamento di utenti dell'UE.

⁶ Trad. “The data subject shall have the right to withdraw his or her consent at any time. The withdrawal of consent shall not affect the lawfulness of processing based on consent before its withdrawal. Prior to giving consent, the data subject shall be informed thereof. It shall be as easy to withdraw as to give consent.” (Art. 7, comma 3, GDPR).

Il GDPR viene ad imporsi in uno scenario mondiale di forte cambiamento. Come anticipato, agli inizi dell'era dei dati, in pochi si sono posti domande sui possibili effetti futuri che la concessione dei loro dati avrebbe generato; questo ha portato molte realtà a monitorare costantemente le informazioni dei loro utenti e a conservare quali volumi di dati senza essere messe obbligatoriamente in discussione (Laybats & Davies, 2018).

Tuttavia, l'UE non è riuscita a costruire un corpo di normative uniforme per tutti gli Stati membri in merito alla protezione dei dati dei lavoratori. Ogni Stato, di fatti, si trova nella posizione di poter adottare liberamente regolamenti specifici:

*“Gli Stati membri possono, mediante legge o accordi collettivi, prevedere regole più specifiche per garantire la protezione dei diritti e delle libertà in relazione al trattamento dei dati personali dei dipendenti nel contesto lavorativo [...]”*⁷ (Art. 88, comma 1, GDPR)

I diritti personali della forza lavoro possono ad esempio essere rafforzati attraverso una "presunzione di discriminazione" nel caso in cui venissero utilizzati per potenziare meccanismi algoritmici nella gestione delle HR senza una Valutazione di Impatto Etico e Sociale sulla Privacy (Ogriseg, 2017).

Inoltre, sebbene il GDPR riconosca il diritto alla protezione dei dati personali, si specifica che tale diritto non risulta essere “assoluto”; deve essere infatti bilanciato con altri diritti essenziali e commisurato alla sua funzione all'interno della società. Il diritto alla privacy viene ad essere quindi valutato di caso in caso, considerando contestualmente altri interessi, dalla sicurezza sul lavoro alla trasparenza aziendale; le misure di protezione dei dati non devono risultare quindi eccessive, ma devono permettere ad un datore di lavoro di operare secondo ragioni legittime come quelle appena citate.

Non bisogna però pensare che il GDPR sia stato sviluppato in modo da penalizzare le aziende che si servono dei dati dei propri dipendenti per le loro analisi. È previsto un certo bilanciamento tra gli interessi delle organizzazioni e quelli dei lavoratori.

⁷ Trad. “Member States may, by law or by collective agreements, provide for more specific rules to ensure the protection of the rights and freedoms in respect of the processing of employees’ personal data in the employment context [...]” (Art. 88, comma 1, GDPR).

Si comprende come il GDPR conceda all'«interessato»⁸ una libertà più attiva rispetto a quella che prevedeva la Direttiva 95/46/CE. L'interessato è quindi un soggetto attivo che contribuisce alla definizione della propria identità.

Alla base della nuova normativa UE vi è il principio di “*minimizzazione dei dati*”, particolarmente rilevante per via della trasformazione digitale che ha dominato lo scenario dell'ultimo decennio. Tale principio stabilisce che i dati raccolti debbano essere *limitati* a ciò che è strettamente necessario per le finalità per cui verranno trattati; tutto ciò prevede quindi la raccolta dei soli dati personali effettivamente necessari, il divieto di recuperare dati eccessivi e irrilevanti, e l'obbligo di conservare le presenti informazioni solo per il tempo strettamente necessario.

Il GDPR prevede inoltre un continuo monitoraggio del livello di sicurezza dei dati detenuti per proteggere l'interessato:

*“[...] Il titolare del trattamento e il responsabile del trattamento devono attuare misure tecniche e organizzative adeguate a garantire un livello di sicurezza appropriato al rischio [...]”*⁹ (Art. 32, GDPR)

Il Regolamento impone ai titolari del trattamento¹⁰ la notifica di una possibile fattispecie di distruzione, perdita, alterazione, divulgazione non autorizzata o accesso ai dati personali conservati con l'obiettivo di intervenire sulle potenziali conseguenze di una tale situazione (Art. 33, GDPR). Dall'altra parte, gli interessati sono tenuti a monitorare e identificare quali dati personali possano essere effettivamente trattati.

Elemento di connessione tra tutte le operazioni inerenti al trattamento dei dati risulta essere ad ogni modo il principio di trasparenza. La comunicazione deve essere posta a fondamento di ogni processo di utilizzo delle informazioni.

⁸ Soggetto proprietario dei dati che vengono utilizzati.

⁹ Trad. “[...] the controller and the processor shall implement appropriate technical and organisational measures to ensure a level of security appropriate to the risk [...]” (Art. 32, GDPR).

¹⁰ “Per ‘titolare del trattamento’ si intende la persona fisica o giuridica, l'autorità pubblica, l'agenzia o altro organismo che, da solo o insieme ad altri, determina le finalità e i mezzi del trattamento dei dati personali [...]” (Art. 4, comma 7, GDPR).

Ultimo articolo del GDPR meritevole di una considerazione risulta essere quello riguardante la richiesta al datore di lavoro di una Valutazione d’Impatto sulla Protezione dei Dati (DPIA):

“Qualora un tipo di trattamento, in particolare mediante l'uso di nuove tecnologie [...] possa comportare un alto rischio per i diritti e le libertà delle persone fisiche, il titolare del trattamento, prima di procedere al trattamento, deve effettuare una valutazione dell'impatto delle operazioni di trattamento previste sulla protezione dei dati personali [...]”¹¹ (Art. 35, GDPR)

Importante per il presente studio si rivela la possibilità per i datori di lavoro, per mezzo del GDPR, di poter ottenere il diritto di monitorare i propri lavoratori raccogliendo informazioni su opinioni, interessi, abitudini, ed atteggiamenti. Il monitoraggio, tuttavia, è considerato lecito se correlato a finalità aziendali o private, ma sempre nel rispetto dei diritti alla vita privata e familiare del dipendente.

In questo scenario di raccolta, rielaborazione ed utilizzo di dati personali dei dipendenti, sembra emerge la posizione di inferiorità e debolezza in cui questi soggetti si ritrovano, nel contesto delle HR Analytics, questa posizione di svantaggio sembrerebbe anche essere confermata (Ogriseg, 2017).

4.2.2 Tutele dello Statuto dei lavoratori, Codice della privacy, e Circolare n. 29/2022

Focalizzando un attimo l’attenzione sul contesto italiano, per comprendere la posizione dell’Italia di fronte all’utilizzo di tecnologie di HR Analytics in ambito lavorativo occorre considerare due differenti sistemi tra loro interconnessi: da un lato il Codice della privacy (D.lgs. 196/2003), dall’altro lato lo Statuto dei lavoratori (Dagnino, 2017).

Una questione che viene ripresa dalla nostra normativa è sicuramente quella riguardante il concetto di “consenso”. Per comprenderne appieno l’importanza, si rivela necessario

¹¹ Trad “Where a type of processing in particular using new technologies [...] is likely to result in a high risk to the rights and freedoms of natural persons, the controller shall, prior to the processing, carry out an assessment of the impact of the envisaged processing operations on the protection of personal data [...]” (Art. 35, GDPR).

distingue tra quelli che sono i “dati sensibili” e quelli identificati invece come semplici dati. È essenziale per gli analisti e i manager capire tale distinzione per non incorrere in problematiche gravi in tema di privacy dei dipendenti. L’art 26 del Codice della privacy sottolinea come nella fattispecie dei dati sensibili non basti il mero consenso dell’individuo; è necessaria un’autorizzazione del Garante della privacy, in quanto ci si trova in un ambito a regime rafforzato. In merito all’adozione delle HR Analytics per la gestione del turnover, si comprende come sia relativamente facile incorrere in tali ostacoli quando queste vengono applicate in azienda. La fonte essenziale delle analisi predittive risulta minacciata dal rischio di imbattersi in potenziali violazioni della privacy dei dipendenti, in quanto i dati raccolti ed elaborati possono includere dati sensibili sui lavoratori, dalle prestazioni ai comportamenti, dalle loro motivazioni alle preferenze personali.

Per quanto concerne le HRA, l’art. 7 dello Statuto dei lavoratori prevede l’osservanza di un aspetto fondamentale: l’interessato (i cui dati sono oggetto di analisi) ha il diritto di ricevere conferma dell’esistenza di suoi dati personali; può anche richiedere da dove questi si siano originati, a quale fine verranno destinati e potrà ricevere delucidazioni sulla logica applicata qualora subentrasse l’ausilio di strumenti e mezzi elettronici. (Art. 7 comma 1 e comma 2, D.lgs. 196/2003).

La normativa in materia è andata però ad aggiornarsi con la modifica apportata all’art. 1-bis del D.lgs. 152/1997 dall’art. 26, comma 2 del D.L. 48/2023, con cui viene stabilito che il datore di lavoro sia tenuto a adempiere a obblighi informativi aggiuntivi rispetto la precedente normativa nel solo caso in cui venissero implementati “sistemi integralmente automatizzati” (Art. 26, comma 2 del D.L. 48/2023). L’aggiunta del termine “integralmente” ha creato non pochi dubbi; tale concetto suggerisce che l’art. 1-bis si applichi esclusivamente nella fattispecie in cui il processo decisionale sia automatizzato *in toto*, escludendo quindi quei casi in cui vi sia intervento umano, seppure limitato? La Circolare n. 29/2022 del Ministero del Lavoro e delle Politiche Sociali risponde a questa domanda specificando che gli obblighi informativi devono essere rispettati anche quando i sistemi di HRA contemplano un intervento umano seppure marginale, a livello ad esempio di raccolta dati o controllo formale (Barbieri & Mamprin, 2023).

Queste normative affrontate non citano direttamente le HR Analytics, ma si muovono in un contesto di sistemi automatizzati per decisioni relative ai dipendenti, dove

si inserisce chiaramente anche il fenomeno del turnover. La richiesta di queste misure chiede alle organizzazioni che implementano sistemi di HRA di attenersi alle regole, in particolare in merito alla trasparenza e all'intervento dell'uomo nei processi decisionali gestiti da algoritmi.

4.2.3 IEEE Standard for Transparent Employer Data Governance

L'IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) è la più grande organizzazione internazionale con l'obiettivo primario della promozione delle scienze tecnologiche. L'innovazione tecnologica di cui si fa portavoce viene supportata nei campi più disparati, dall'ingegneria elettrica all'informatica, fino alla robotica e all'AI. Fondata il primo gennaio del 1963, si impegna anche nello sviluppo di particolari standard tecnologici. Rilevante, infatti, per il presente elaborato si rivela lo *IEEE Standard for Transparent Employer Data Governance*, ovvero lo standard che delinea step guida che supportano i datori di lavoro sulle modalità di raccolta, gestione e utilizzo dei dati dei propri dipendenti affinché queste pratiche vengano svolte nella maniera più trasparente e responsabile possibile. Il pensiero che traina questo standard è quello di aiutare i manager nella costruzione e nel mantenimento di un equilibrio tra l'uso dei dati della forza lavoro per la gestione dei processi aziendali e la salvaguardia di diritti e dignità dei lavoratori. Come viene specificato dall'IEEE, l'applicazione dei suoi standard è totalmente a carattere volontario. L'esistenza di tali linee guida non presuppone la mancanza di ulteriori metodologie o modelli più idonei nel garantire i principi che tale organizzazione si prefigge. Considerando quindi i possibili limiti di tali norme, vengono incoraggiate proposte di modifiche e revisioni dei testi, ovviamente accompagnati da commenti appropriati, da parte di qualsiasi utente interessato, indipendentemente dal fatto che sia affiliato o meno con l'IEEE.

La missione dell'Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) nasce dalla considerazione del fatto che i lavoratori, oggi, non possiedono potere sufficiente per poter influire sulle modalità con cui i loro dati personali in azienda vengono raccolti, monitorati ed utilizzati da parte dei datori di lavoro. Dall'altro lato, le imprese spesso non detengono né le competenze, né gli strumenti per poter gestire in modo sicuro dati ed informazioni. Per tali motivi, i soggetti che dovrebbero essere

maggiormente coinvolti e interessati dallo standard oggetto di discussione sono indubbiamente la direzione d'azienda, i suoi manager, i sindacati, ma anche le Risorse Umane (IEEE, 2021).

Lo IEEE Std 7005™-2021 (Standard for Transparent Employer Data Governance) avanza criteri specifici per fornire alle imprese un corpo di norme che fungano da linee guida funzionali per la raccolta, conservazione, protezione e uso dei dati della forza lavoro; una volta implementati, queste attività seguiranno comportamenti trasparenti e soprattutto etici. Per poter avere la garanzia che i suoi utilizzatori comprendano come integrare coerentemente tali principi nei loro processi, è importante che il tutto venga spiegato nella maniera più comprensibile possibile, senza l'utilizzo obbligatorio di concetti troppo tecnici. Lo standard in questione trova ispirazione, come si può facilmente intuire, dal Regolamento Generale sulla Protezione dei Dati (GDPR). I principi di cui si fa portavoce questo modello riguardano l'applicazione di una politica aziendale di utilizzo dei dati personali dei dipendenti che sia trasparente, basata sul rispetto dei loro diritti e co-creata. Per tale ragione, gli obiettivi perseguiti ed evidenziati nel testo dello standard medesimo sono i seguenti:

- a) Stabilire un quadro coerente e trasparente per la gestione di tutti i dati dei dipendenti in tutte le unità organizzative;
- b) Stabilire procedure organizzative per valutare l'impatto dei progetti che influenzano l'accesso e l'uso dei dati dei dipendenti;
- c) Stabilire supervisione e governance della politica sui dati.¹²

Come viene anche specificato, il presente standard specifica solo i requisiti, ciò che viene richiesto; non spiega quindi come implementare gli stessi nel contesto aziendale.

Risulta interessante capire il legame tra IEEE Std 7005™-2021 e utilizzo di HR Analytics per la predizione del turnover in azienda; questa connessione può essere affrontata osservando più nel dettaglio i requisiti chiave dello standard stesso.

Come già anticipato, L'IEEE Std 7005™-2021 richiede che i personal data in ambito organizzativo vengano raccolti e gestiti in modo trasparente. Le imprese sono quindi

¹² Trad. “a) Establish a consistent and transparent framework for handling all employee data across all organizational units; b) Establish organizational procedures for assessing the impact of projects that affect access to and use of employee data; c) Establish oversight and governance of the data policy” (IEEE, 2021).

tenute a informare i propri lavoratori circa le tipologie di dati che intendono utilizzare e il fine ultimo per il quale tali informazioni vengono raccolte. Alla luce di tale requisito, i manager HR devono indubbiamente raccogliere il consenso informato dei dipendenti e progettare HRA in cui i processi di raccolta riescano ad aumentare la fiducia dei lavoratori verso le politiche interne di gestione dei dati.

Altro requisito essenziale è l'*uso responsabile dei dati*. Le HR Analytics devono quindi evitare pratiche discriminatorie o troppo invasive che potrebbero originarsi dall'analisi delle informazioni raccolte dai propri dipendenti. In ambito di predizione del turnover, è fondamentale impiegare algoritmi e modelli predittivi che non possiedano bias cognitivi o in cui è possibile eliminarne o mitigarne l'effetto.

Una *comunicazione aperta e chiara* è anche fondamento di questo standard. È importante comunicare in modo comprensibile alla forza lavoro il modo in cui i dati vengano utilizzati per analizzare e studiare i fattori di turnover. In tal senso, le imprese devono spiegare, ad esempio, che si stanno analizzando dati come l'employee engagement, le performance lavorative e altre statistiche sui dipendenti per capire meglio le dinamiche di retention e di turnover.

Quando si ha a che fare con i dati delle persone, è importante anche adottare *misure di sicurezza adeguate* volte a tutelare i titolari di tali informazioni. Le organizzazioni che integrano ad esempio le HR Analytics per analizzare il turnover devono essere coscienti dei rischi associati alla privacy dei dati, come l'esposizione involontaria di dati sensibili nel corso delle analisi, e delle tecniche per mitigare tali potenziali effetti.

L'*incoraggiamento alla formazione e alla consapevolezza* è un ulteriore principio promosso dall'IEEE Std 7005™-2021. Le imprese dovrebbero essere capaci nello spiegare ai propri dipendenti i loro diritti sui dati personali e l'importanza di una comunicazione trasparente. Una partecipazione attiva dei lavoratori si rivela un mezzo utile per la realizzazione di politiche di gestione dati capaci di aumentarne la fiducia e la soddisfazione a lavoro.

Infine, implementando le HRA allineate con lo Standard for Transparent Employer Data Governance, le imprese possono generare risposte più precise riguardanti i fattori trainanti il turnover, come potrebbero essere insoddisfazione lavorativa nelle mansioni svolte o mancanza di concrete opportunità di crescita professionale.

Per concludere, l'IEEE Std 7005™-2021, allineando le proprie pratiche di governance dei dati con normative locali e internazionali in materia di privacy dei dati (come ad esempio il GDPR), fornisce una guida importante per garantire che l'utilizzo dei dati nelle HR Analytics sia trasparente ed etico. Integrando i requisiti che questo standard propone, le imprese possono in primis migliorare le proprie capacità predittive riguardanti il turnover, ma contestualmente costruire un ambiente di lavoro fondato su fiducia e collaborazione. Una gestione dei dati trasparente e responsabile aiutano a ridurre il turnover e a supportare la cultura organizzativa.

4.3 Decision-making intuition-based vs. data-driven: implicazioni etiche nella predizione del turnover

La Risorse Umane (HR) stanno attraversando un cambiamento significativo, in uno scenario che sta lasciando sempre più spazio a tecniche analitiche avanzate per affrontare sfide come il turnover aziendale. In questo contesto, come visto rispettivamente nei capitoli II e III, sono due gli approcci che si contrappongono: l'approccio intuition-based, basato su intuizione, istinto ed esperienza dei leader, e l'approccio data-driven, che si serve di HR Analytics e algoritmi di analisi predittiva. Si sono già affrontati separatamente peculiarità, vantaggi e svantaggi dei rispetti metodi, ma fino ad ora senza presentarne un effettivo confronto. Questo paragrafo si propone quindi di paragonare passo dopo passo questi due approcci in relazione alla predizione del turnover.

Si riassumono qui di seguito i benefici dell'approccio intuition-based:

1. Velocità del processo decisionale: l'intuizione consente ai leader di elaborare decisioni rapide senza analizzare obbligatoriamente un grande volume di dati. Questo può rivelarsi particolarmente utile in situazioni di emergenza, con necessaria di risposta immediata.
2. Conoscenza contestuale: manager e leader che lavorano nello stesso ambiente ormai da tanto tempo possono capire più nel dettaglio dinamiche interne, di team e cultura aziendale, ormai costanti. L'esperienza li abilita in una valutazione più tempestiva del contesto di riferimento.

Di tale approccio sono già stati identificati gli svantaggi, come la possibilità di bias cognitivi del soggetto decisione che possono influenzare le decisioni. Questi bias possono condurre a una visione distorta di fattori scatenanti il turnover aziendale. In aggiunta a ciò, le decisioni intuition-based possono rivelarsi inadeguate se non opportunamente supportate da dati concreti e realistici.

L'approccio data-driven, dall'altro lato, basa le decisioni su un'analisi dati concreta e che prevede l'integrazione di algoritmi predittivi per identificare correttamente i fattori che influenzano il turnover. Tra i vantaggi principali si erano visti:

1. Identificazione di trend: le HRA abilitano nell'identificazione di particolari tendenze, altrimenti non evidenti attraverso l'osservazione e l'intuito manageriale. Da tali analisi si possono ricavare informazioni utili al miglioramento del clima organizzativo e della soddisfazione dei lavoratori.
2. Proattività: la predictive analysis, permettendo ai manager di prevedere le possibilità di abbandono, consente a questi di intervenire in modo proattivo con azioni correttive per risolvere le criticità del turnover.

Tuttavia, "le intuizioni basate su prove ottenute da un rigoroso data mining possono rapidamente rivelare lacune e falle in tali decisioni, minando così potenzialmente coloro che si sono fidati esclusivamente di esse."¹³ (Ghatak, 2022). Ci possono essere inoltre non poche resistenze culturali all'adozione di pratiche HRA, in particolare in contesti dove l'intuizione è stata storicamente valorizzata.

Ripresi rapidamente gli elementi distintivi di entrambe queste due metodologie che possono essere impiegate in ambito di predizione del turnover, si affronta ora il confronto effettivo sulla base dei seguenti fattori: affidabilità, tempo di reazione, complessità, e implicazioni etiche.

Le decisioni intuitive sono maggiormente soggette ad emozioni e pregiudizi, ciò che è stato più volte definito come bias, portando a errori di valutazione. Le decisioni basate sui risultati data-driven delle analisi predittive sono in genere più affidabili, sempre che i dati siano di elevata qualità e rappresentativi della popolazione studiata. Tuttavia, come

¹³ Trad. "However, evidence-based insights from rigorous data mining can quickly expose gaps and loopholes in such decisions, thus potentially undermining those who solely relied on them." *Deploy and Embed Analytics—Employee Lifecycle*. In *People Analytics Data to Decisions*, p. 78 (Ghatak, 2022).

discusso nel corso del III capitolo, neanche i modelli predittivi si sottraggono agli effetti dei bias cognitivi, per il semplice fatto che vengono alimentati da dati ed informazioni in cui il pregiudizio potrebbe essere intrinseco.

Riguardo al secondo fattore citato, occorre sottolineare come la rapidità del processo decisionale intuition-based non sia sinonimo di affidabilità delle soluzioni; si potrebbe incorrere nel rischio di scelte sbagliate. In una situazione fittizia di turnover elevato, un manager potrebbe arrivare alla conclusione di aumentare i salari per tutti i soggetti che hanno manifestato la volontà di abbandonare l'azienda, senza considerare i fattori individuali sottostanti di ciascuno. L'approccio data-driven, invece, per quanto possa richiedere tempistiche più elevate per l'analisi, offre l'opportunità di prendere decisioni più informate, attraverso la possibilità di valutare scenari differenti e prendere scelte strategiche più sostenibili nel lungo termine.

In merito alla complessità, l'approccio intuition-based è di più facile comprensione e applicazione. Può risultare, tuttavia, limitato sul fronte delle capacità di giudizio del singolo decisore e manager, variando considerevolmente. Con un processo più complesso, il metodo data-driven delle HRA richiede know-how analitico e abilità nell'uso degli strumenti più specifiche. L'efficacia delle analisi risulta inoltre legata agli investimenti in tecnologia e formazioni sostenuti dalle organizzazioni.

Ultimo fattore che occorre tenere in considerazione durante questo confronto di approcci, e legato alla tematica del presente capitolo, è indubbiamente ciò che riguarda le implicazioni etiche degli stessi. Dal momento che le decisioni possono essere influenzate da percezioni e istinti personali del decisore, nell'approccio intuition-based si ritorna nuovamente alla problematica legata all'affidabilità e relativa a bias e alla possibilità di discriminazione. L'approccio data-driven non è però privo di problematiche; si sono infatti analizzate i rischi in cui è possibile incorrere in merito alla privacy dei lavoratori.

Per concludere, il confronto appena discusso tra approcci intuition-based e data-driven nella predizione del turnover mette in evidenza la necessità di un equilibrio tra istinto e analisi. Se da un lato l'intuizione manageriale offre vantaggi in termini di velocità e contestualizzazione, la modalità data-driven HRA fornisce dati concreti per decisioni più coerenti e strategiche. La transizione verso un approccio fondato sui dati richiede un

cambiamento culturale considerevole nelle realtà lavorative, oltre ad una considerazione profonda delle criticità etiche della gestione dei dati dei dipendenti nelle quali è possibile incorrere.

4.4 Il futuro delle HR Analytics: moda passeggera o parte integrante del decision-making HR?

Sembrerebbe per alcuni che il futuro delle HRA sia già abbastanza certo (“HR analytics”, 2023); entro il 2025 sarà già una pratica più che consolidata e riconosciuta da tutti i componenti delle organizzazioni. E non finisce qui, l’analisi predittiva giocherà un ruolo cruciale in questa trasformazione delle Risorse Umane. Il valore aggiunto che promette alle imprese è quello di trasformare i modelli organizzativi attuali per adattarli alle persone e non viceversa. I processi decisionali saranno governati dai processi analitici e le nuove generazioni di manager diffideranno delle decisioni fondate esclusivamente sui propri istinti ed esperienze personali. A supporto di questo sviluppo delle HRA, le tecnologie dovranno progredire e svilupparsi ulteriormente, e per farlo avranno anche bisogno di un quantitativo di dati superiore all’attuale, con dati originati dalle aree organizzative più disparate. “Il focus dell’IT si sposterà dalla semplice fornitura di dati all’analisi dei dati, passando dai report semplici ai modelli predittivi”¹⁴ (“HR analytics”, 2023). Una questione che rimarrà cruciale anche in futuro in merito all’HR Analytics sarà sempre la privacy dei dati; questo per la crescente disponibilità dei comunemente detti “big data” che si considera di utilizzare in futuro per alimentare le predictive analysis HR.

Il futuro delle HRA sembra dipendere strettamente dall’integrazione dei dati, saranno necessari ingenti investimenti in sistemi IT e si dovrà anche decidere se incaricare un team interno dalla funzione Risorse Umane delle attività di analisi o creare un team centralizzato che si occupi di tutte le discipline e che possa con sinergia migliorare le performance organizzative.

Questo futuro in cui le HRA sembrano dominare lo scenario delle Risorse Umane è però auspicabile attraverso l’adozione di pratiche che possono garantire a queste analisi di

¹⁴ Trad. “The focus of IT will shift from simply providing data to analyzing data, from simple reporting to predictive models. Standardization will also be important” (“HR analytics”, 2023).

diventare a tutti gli effetti parte integrante dei processi decisionali organizzativi, e a non ridursi ad una mera “moda manageriale”¹⁵ (Rasmussen & Ulrich, 2015). Per non incorrere in quest’ultima fattispecie, si rivelano utili i consigli avanzati da Rasmussen & Ulrich, e che verranno di seguito affrontati con riferimento specifico alla pratica della predictive analysis nel contesto del turnover:

1. Iniziare con il problema organizzativo: in ambito di predizione del turnover, così come per tante altre problematiche, è fondamentale iniziare l’analisi avendo un’idea chiara della criticità che si intende affrontare. A tal fine, si rivela utile considerare non solo i dati relativi al turnover, ma in generale sulla sfida che questo rappresenta per l’impresa. Domandarsi quali siano le criticità che il fenomeno del turnover possa riservare all’azienda, può aiutare a identificare gli specifici fattori critici alla sua base, come potrebbero essere morale dei dipendenti, opportunità di crescita, ed aspetti della cultura organizzativa. Individuare quelle che sono le questioni più rilevanti può concretamente supportare l’organizzazione nell’identificare quali metriche e variabili possano influire sul turnover.
2. Non limitare l’analisi al dipartimento HR: come sottolineato nel corso del capitolo, l’integrazione di dati provenienti da diversi reparti può contribuire nella creazione di un quadro più completo delle dinamiche legate al turnover.
3. Non dimenticare il fattore umano: rispetto ad altre funzioni aziendali, per via della natura stessa delle Risorse Umane, l’ingresso dell’analisi e l’utilizzo dei dati per effettuare previsioni future su fenomeni critici come il turnover è abbastanza recente. Sebbene i dati siano importanti, per tale funzione aziendale rimane costante l’importanza delle persone prima di qualsiasi altra faccenda. Quando si predicono i fattori di turnover, le organizzazioni devono considerare l’impatto di emozioni e motivazioni individuali. Anche se le analisi mostrano un aumento del turnover tra i dipendenti di un determinato gruppo, ciò potrebbe non rivelare la vera causa sottostante il problema, che potrebbe essere legata a problemi di leadership o cultura aziendale. Utilizzare anche dati qualitativi, interviste e

¹⁵ Trad. “management fad” in *Learning from practice: how HR analytics avoids being a management fad*, p. 1 (Rasmussen & Ulrich, 2015).

feedback dei lavoratori, può fornire una fonte informativa preziosa per capire perché si verificano tali modelli di turnover.

4. Formazione degli HR alla mentalità analitica: possedere competenze analitiche può aiutare sensibilmente i responsabili Risorse Umane nel gestire le possibili problematiche legate al turnover. Gli HR devono essere formati per integrare le abilità di interpretazione dei dati e di traduzione degli stessi in azioni concrete. Corsi su metodologie statistiche, gestione del cambiamento e storytelling possono supportare questo processo di apprendimento e a comprendere nello specifico i dati sul turnover.

Integrando sinergicamente questi consigli, le organizzazioni possono migliorare nettamente la loro capacità di analisi e previsione dei fattori sottostanti il turnover. Le HR Analytics, se implementate strategicamente, possono fornire insight utili ad affrontare le sfide legate turnover, contribuendo contestualmente ad un ambiente di lavoro più produttivo e soddisfacente.

CONCLUSIONI

Come emerge nel corso dei vari capitoli, le HR Analytics rappresentano un passo significativo nel HRM e nella gestione del turnover aziendale, abilitando manager e leader nell'anticipare i segnali di abbandono e permettendo a questi di intervenire in modo tempestivo sui fattori che lo influenzano, prima di incorrere in conseguenze più serie. Tenendo a mente le considerazioni affrontate nella presente tesi, e alla luce delle normative attualmente in vigore in materia di privacy dei dati personali dei lavoratori, dovrebbe risultare comprensibile come l'evoluzione cui le Risorse Umane stanno andando incontro non comporti l'abbandono definitivo di quelle che sono state delineate come le tecniche predittive più tradizionali, fondate sull'intuizione e sull'esperienza dei manager, quell'approccio definito intuition-based HRM. A supporto di tale osservazione, da un'analisi della letteratura emerge come gli studiosi sostengano una necessaria complementarità tra i due approcci oggetto di studio (Manuti & de Palma, 2023), quello data-driven della predictive analysis e quello intuition-based, con il fine di non incorrere in problemi connessi a violazione della privacy e dei diritti dei dipendenti.

Si noti inoltre come le presenti considerazioni non siano da limitare esclusivamente al fenomeno del turnover e della sua predizione, ma anche alla gestione di altre dinamiche e attività HR come la selezione, la retention, la gestione delle performance e tante altre affrontate nella sezione 1.3, le quali possono beneficiare in parte del contributo dell'approccio data-driven.

Le HRA e la predictive analysis, caratterizzate da una visione puramente quantitativa e alimentata dai dati provenienti dalle fonti più disparate, supportano e abilitano le organizzazioni nell'identificazione e nel monitoraggio dei trend emergenti, riducendo il loro potenziale margine di errore. Tuttavia, il decision-making fondato su esperienza e conoscenze pregresse delle dinamiche interne, continua a rimanere un supporto inalienabile. L'intuizione manageriale è in grado di leggere i dati in un modo non altrimenti raggiungibile dagli attuali modelli e algoritmi predittivi. Spesso l'anonimato non riesce a garantire la fedeltà dei dati raccolti, motivo per cui le analisi condotte potrebbero poi risultare distorte e non affidabili; un HR manager, invece, attraverso il suo know-how pregresso, può riuscire ad interpretare più correttamente i possibili fattori di malessere manifestati dalla forza lavoro o, ancora, particolari dinamiche sociali non captabili per mezzo di un'analisi puramente data-driven. Come discusso nel capitolo IV,

un approccio più ibrido consente alle organizzazioni di affrontare la predizione dei fattori del turnover in maniera più sostenibile, responsabile, e soprattutto etica, rispettosa delle leggi presenti in materia.

Per lo sviluppo dell'argomento della presente tesi, la consultazione delle normative in tema di privacy e tutela dei dati si è rivelato quindi importante. Il GDPR, a partire dal 2018, riveste un ruolo centrale nel delineamento dei limiti imposti alle modalità di raccolta e gestione delle informazioni dei dipendenti da parte delle imprese. L'adozione volontaria dello standard IEEE 7005™-2021, inoltre, può supportare ulteriormente le imprese in quest'attività di ricerca dell'equilibrio tra tecnologie sofisticate e protezione dei diritti individuali, limitando e mitigando i rischi associati ad un loro uso scorretto (IEEE, 2021).

Sebbene le normative non facciano diretto riferimento alle HR Analytics, l'analisi predittiva, presentandosi come uno strumento alimentato da dati, deve risultare conforme e allineata a queste, con l'obiettivo di rispettare i diritti dei dipendenti.

Nonostante i benefici delle HRA nel contesto delle Risorse Umane siano ormai conosciuti, per quanto evoluti, rimangono strumenti che vengono tuttora visti esclusivamente come alleati nella predizione di fenomeni come il turnover o nella gestione più generale delle HR. Per mezzo di tali strumenti la gestione del turnover aziendale sembra si stia configurando in un processo sicuramente più strategico e oggettivo all'interno delle aziende. Nel corso dei capitoli è stato discusso di come le Analytics, e in particolar modo la predictive analysis, per mezzo dei suoi algoritmi di Machine Learning e tecniche statistiche di regressione riescano a prevedere non solo le probabilità di turnover, ma anche a comprendere nel dettaglio su quali variabili intervenire con il fine primo di mitigarne gli effetti. Questa possibilità permette alle organizzazioni di ottimizzare gli aspetti che generano un impatto tanto negativo sulla propria forza lavoro, comprendendo anche quali strategie di retention attuare con il fine di trattenere i talenti migliori. Come si è accennato nella sezione di approfondimento del concetto di turnover, questo fenomeno non deve infatti essere obbligatoriamente visto sempre e solo nei suoi connotati più negativi; il turnover è una questione critica da affrontare quando comporta la perdita di lavoratori performanti e vitali per l'impresa. Un turnover controllato può portare infatti innovazione e crescita, dati da un aumento della

flessibilità organizzativa (portata da un abbandono, ad esempio, dei lavoratori sotto performanti) e da un apporto sempre nuovo di competenze di grande valore.

Cercando ora di rispondere alla domanda di ricerca indagata attraverso questa tesi, l'attuale configurazione delle Risorse Umane, e nel dettaglio della gestione del turnover, sembra stia muovendo i passi verso una considerazione più aperta e inclusiva delle possibilità che la trasformazione digitale, in ambito organizzativo, sta portando con sé. Ciò che però non bisogna dimenticare è che, per quanto quest'innovazione tecnologica prometta alle HR di convertirsi in una funzione sempre più strategica ed innovativa all'interno delle imprese, lo HRM rimane un'area prettamente human-centric. Con questo concetto si vorrebbe sottolineare che per quanto possa attrarre un processo di tale portata in un ambito puramente umano, nel corso della tesi si è cercato di evidenziare come vi siano degli aspetti legati alla natura umana che le attuali HR Analytics non sembrano ancora riuscire a cogliere. Non si vuole assolutamente rilegare le Risorse Umane ad un contesto che debba in eterno rimanere fuori dall'attuale trasformazione digitale che sta interessando tutte le altre aree aziendali, ma si richiede un approccio complementare che riesca a catturare i vantaggi che sia un metodo data-driven, sia un metodo intuitivo promettono. Attualmente, solo attraverso questo bilanciamento di approcci si riesce a mitigare reciprocamente gli svantaggi delle due metodologie e a sfruttarne invece i benefici. Nella letteratura tale integrazione viene da alcuni autori (Andrea Boatman, 2021) denominata *approccio evidence-based*, ovvero il metodo fondato sulle evidenze. Un approccio di tale portata integra infatti dati interni ed esterni all'azienda, ricerca accademica, esperienza ed intuito manageriale e il contesto organizzativo nel suo complesso, avanzando una visione olistica del problema che si intende affrontare. Nella presente tesi si è voluto però accennare questa metodologia solo in questa fase conclusiva per via della mancanza di unità definitoria che è stata individuata all'interno della letteratura. Sebbene vi siano autori che individuano nell'evidence-based HRM un'integrazione tra approccio data-driven e approccio intuition-based, ve ne sono altri che utilizzano il termine come sinonimo della metodologia guidata esclusivamente dai dati oggettivi. Come si evince dalla citazione seguente, "Le HR basate sull'evidenza (EBHR) sono un processo decisionale che combina il pensiero critico con l'utilizzo delle migliori

prove scientifiche disponibili e informazioni dell'azienda"¹⁶ (Rousseau & Barends, 2011), l'intuizione viene lasciata fuori da tale metodo gestionale. Andrea Boatman (2021), al contrario, individua varie fonti che supportano tale metodologia, dai dati interni, al giudizio di esperti, all'esperienza, ai valori e preoccupazioni, fino ad arrivare a ricerche empiriche ed accademiche. Dal momento che la presente tesi ha voluto affrontare due estremi gestionali, quello fondato esclusivamente sui dati e quello supportato dall'intuito e dalle esperienze pregresse dei manager, non si è voluto rischiare di creare confusione introducendo un concetto come lo HRM evidence-based che necessiterebbe di un approfondimento a parte per poterne cogliere tutti gli aspetti distintivi.

Quindi, per concludere, la sfida più importante che le organizzazioni devono affrontare è quella che riguarda la necessità di integrazione tra HR Analytics e intuizione manageriale. Per controllare e predire realmente e con efficacia il fenomeno dinamico del turnover e identificarne i fattori da cui questo si origina, le imprese sono invitate ad imparare il bilanciamento di un'applicazione dell'analisi predittiva con l'intuizione e l'esperienza dei manager. In questo modo sarà forse possibile integrare in azienda un modello HRM innovativo, digitale, etico e orientato al benessere della forza lavoro. Si intuisce quindi come il ruolo della leadership sia cruciale in questo processo di configurazione. I leader devono imparare ad utilizzare le analytics in maniera consapevole, ponendole a supporto della loro esperienza e con l'obiettivo di migliorare l'esperienza lavorativa dei dipendenti, mitigando la loro volontà di abbandonare l'azienda per via di lacune e trascuranze che questa manifesta.

¹⁶ Trad. "Evidence-based HR (EBHR) is a decision-making process combining critical thinking with use of the best available scientific evidence and business information". In *Becoming an evidence-based HR practitioner* (Rousseau & Barends, 2011), p. 1.

Ringraziamenti

Come scrissi nella tesi di laurea triennale:

“Nella vita di un uomo ogni esperienza è come un puntino in un quadro impressionista”

E questo ulteriore traguardo è indubbiamente un altro di tutti questi puntini che mi sto trovando a collezionare. Ma guardando questo quadro, che piano piano sto costruendo, mi rendo sempre più conto del contributo e del sostegno delle persone che ho al mio fianco.

Per questo motivo non posso non ringraziare in primo luogo la mia famiglia, per avermi sempre incoraggiata ad affrontare ogni situazione mi si presentasse. Grazie per essere stati un punto fisso e sicuro, soprattutto in questi ultimi mesi di grandi cambiamenti e di confusione.

Ci tengo a ringraziare la Prof.ssa Torre per i suggerimenti e la disponibilità costante concessa durante la stesura di questa tesi. Il suo supporto è stato essenziale nello sviluppo preciso e consapevole del tema centrale del presente elaborato.

Un agradecimiento especial se lo dedico a mi segunda familia, aquella con la que compartí los seis meses menos olvidables de mi vida. Gracias por hacerme sentir en casa en un lugar que al principio no lo era. No niego que al principio me daba miedo irme de Erasmus, pero con vosotros la única preocupación terminó siendo tener que despedirnos en febrero. No podría describir cómo me sentí durante este paréntesis de mi vida, ni siquiera si tuviera que escribir un libro, pero solo necesito saber que al menos vosotros podéis entenderme.

Ringrazio i miei compagni di merende, Caterina, Valentina, Ilaria, Jacopo e Nicolò. Grazie per aver reso questi due anni più leggeri e divertenti. L'asilo Mariuccia sarà sempre importante per me, anche se penso di non riuscire a perdonarvi del tutto per i racconti delle vicende che si sono susseguite nei miei sei mesi di assenza. Spero che piano piano ognuno di noi riesca a raggiungere i propri sogni, conservando quella spensieratezza che abbiamo dimostrato durante il nostro percorso universitario.

Ringrazio Edo, il mio migliore amico, l'unica persona con cui mi riesca davvero naturale confidarmi. Grazie del sostegno che mi dai costantemente, dei caffè usati come terapia psicologica e dei gin tonic sostituiti alle cene. Sono estremamente fiera della persona che sei, e del futuro e dei sogni che ti stai costruendo con tanta fatica pezzo dopo pezzo. Se mi immagino tra venti, trenta o quarant'anni, ho ben poche certezze sulle persone che potrei avere ancora al mio fianco, ma sono praticamente sicura di riuscire ad intravederti, proprio lì davanti a me, tra una lamentela e un'altra.

Un altro ringraziamento speciale lo rivolgo a GiGroup Tortona, e in particolar modo a Laura. Grazie per aver reso la mia prima esperienza di lavoro così accogliente e indimenticabile. Non c'è stato un momento in cui non mi sia sentita a mio agio nonostante vi conosca da così poco tempo. Avevo iniziato il tirocinio sotto il segno della Vergine ... vorrei aggiungere qualche dettaglio come fai tu ma non sono studiata sotto questo aspetto; quindi, ti chiederò di darmi un feedback su questo fronte. Grazie soprattutto per avermi spinta ad accogliere nuove opportunità e ad aver visto in me quel valore che spesso sottovaluto e ho sottovalutato in passato.

Ringrazio le mie *chicas*. Grazie per esserci state nonostante in questo ultimo periodo, tra lavoro e studio, le nostre strade si sono un po' separate. Ma in questo apparente allontanamento, ho potuto apprezzare ancora di più l'amicizia che ci lega, facendomi sentire bene come le prime volte. Non vedo l'ora di vedervi l'una dopo l'altra con le vostre corone di alloro, raggiungendo i vostri obiettivi e costruendo il futuro che avete sempre desiderato.

In ultimo ringrazio me stessa. Grazie per aver resistito nonostante questi mesi ci abbiano messo a dura prova. Tutti gli sforzi si stanno ripagando e possiamo solo essere fiere del percorso intrapreso fino ad ora. E anche se non ci dedichiamo mai questa frase, oggi più che in altri giorni, guardandoci dietro, possiamo a tutti gli effetti ripeterci "Ce lo meritiamo".

Bibliografia

- Abelson, M. A., & Baysinger, B. D. (1984). *Optimal and Dysfunctional Turnover: Toward an Organizational Level Model*. *Academy of Management Review*, 9(2), p. 331-341. Tratto da <https://www.jstor.org/stable/258446>
- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*. Chools.
- Andersen, M. K. (2017). *Human capital analytics: The winding road*. *Journal of Organizational Effectiveness: People Performance*, 42, 133-136. doi:10.1108/JOEPP-03-2017-0024 in Shruti Gupta et al. (2023). *op. cit.*, pp. 19-20.
- Angrave, D., & Charlwood, A. (2016). *HR and analytics: why HR is set to fail the big data challenge*. *Human Resource Management Journal*, 26(1), 1-11. doi:10.1111/1748-8583.12090.
- Armstrong, M. (2009). *Armstrong's Handbook of Human Resource Management Practice* (11th ed.). Londra: Kogan Page.
- Bandari, V. (2019). *Exploring the transformational potential of emerging technologies in human resource analytics: a comparative study of the applications of IoT, AI, and cloud computing*. *Journal of Humanities and Applied Science Research*, 2(1), 15-27.
- Barbieri, L., & Mamprin, A. (2023). HR analytics e sistemi automatizzati, nuovi obblighi informativi? *Il Sole 24 Ore*. <https://ntplusdiritto.ilsole24ore.com/art/hr-analytics-e-sistemi-automatizzati-nuovi-obblighi-informativi-AENx9piD>
- Barney, J. (1991). *Firm resources and sustained competitive advantage*. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.
- Batt, R. (2002). *Managing customer services: human resource practices, quit rates, and sales growth*. *Academy of Management Journal*, 45(3), 587-597. Tratto da <https://www.jstor.org/stable/3069383>.
- Becker, B. E., & Huselid, M. A. (1998). High Performance Work Systems and Firm Performance: A Synthesis of Research and Managerial Implications. *Research in Personnel and Human Resources Management*, 16, 53-101. AI Press Inc.

- Becker, B. E., & Huselid, M. A. (2001). *The HR Scorecard: Linking People, Strategy, and Performance*. Harvard Business School.
- Bock, L., & Bock, L. (2015). *Work rules: insights from inside Google that will transform how you live and lead*. John Murray.
- Boudreau, J., & Cascio, W. (2017). *Human capital analytics: why are we not there?*. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance*, 4(2), 119–126. <https://doi.org/10.1108/JOEPP-03-2017-0021>
- Botvrina, E. V., Oparina, N. N., & Cherniaeva, G. V. (2022). *Modern HR Analytics: Digital Opportunities in Assessing the Effectiveness of Personnel Management*. In M. V. Pavel V. Trifonov, *Strategies and Trends in Organizational and Project Management* (Vol. 380, pp. 423-428). Springer International Publishing. doi:10.1007/978-3-030-94245-8_58
- Buyya, R., Calheiros, R. N., & Dastjerdi, A. V. (2016). *BIG DATA: Principles and Paradigms*. Cambridge, MA: Elsevier Inc.
- Cayrat, C., & Boxall, P. (2022, giugno 17). *Exploring the phenomenon of HR analytics: a study of challenges, risks and impacts in 40 large companies*. *Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance*, 9(4), 572-590.
- Cannella Jr., A. A., & Hambrick, D. C. (1993). *Effects of executive departures on the performance of acquired firms*. *Strategic Management Journal*, 14, pp. 137-152. Tratto da <http://www.jstor.com/stable/2486425>
- Cascio, W. F. (1991). *Costing Human Resources: The Financial Impact of Behavior in Organizations* (3 ed.). PWS-Kent Publishing Company.
- CIPD (2020). *Professional values. Principles-led. Explore the three key principles to making good decisions*. <https://peopleprofession.cipd.org/profession-map/core-purpose/principles-led>.
- Cos'è l'exit interview e come impostare il colloquio di uscita. (2023, 29 novembre). *Randstad*. <https://www.randstad.it/gestione-risorse-umane/gestione-del-personale/exit-interview/>
- Costa, A., & Veloso, A. (2015). *Employee Analytics through Sentiment Analysis*. *Brazilian Symposium on Databases*, 30. Petrópolis. doi:10.13140/RG.2.1.1623.3688
- Dagnino, E. (2017). *People Analytics: lavoro e tutele al tempo del management tramite big data*. Vol. 3, no. 1, 2017 ISSN: 2421-2695.

- Dahlbom, P., Siikanen, N., Sajasalo, P., & Järvenpää, M. (2019). *Big data and HR analytics in the digital era*. *Baltic Journal of Management*, 15(1), 120-138. doi:10.1108/BJM-11-2018-0393 in Shruti Gupta et al. (2023). *op. cit.*, pp 19-20.
- Damasio, A. R. (1994). *Descartes' error: emotion, reason, and the human brain*. Avon Books.
- Davenport, T. H. (2006). *Competing on Analytics*. Harvard Business Review.
- Davenport, T. H., Harris, J., & Shapiro, J. (2010). *Competing on Talent Analytics*. Harvard Business Review. Harvard Business School Publishing Corporation.
- DeFranco, J. F., & Voas, J. (2023). Machining a sixth sense: Intuition. *Computer*, 56(1), p. 14-15. <https://doi.org/10.1109/MC.2022.3176694>.
- Domagala, P. (2019). *Internet of Things and Big Data technologies as an opportunity for organizations based on Knowledge Management*. 2019 IEEE 10th International Conference on Mechanical and Intelligent Manufacturing Technologies (ICMIMT) (pp. 199-203). IEEE. doi:10.1109/ICMIMT.2019.8712060
- Escolar-Jimenez, C. C., Matsuzaki, K., Okada, K., & Gustilo, R. C. (2019). *Enhancing organizational performance through employee training and development using k-means cluster analysis*. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 8(4), 1576-1582. doi:10.30534/ijatcse/2019/82842019
- Everitt, B. S. (2021). *Cluster Analysis*. pp. 1-3, 7-9. Wiley.
- Fernandez, V., & Gallardo-Gallardo, E. (2021). *Tackling the HR digitalization challenge: key factors and barriers to HR analytics adoption*. *Competitiveness Review*, 31(1), 162-187. doi:10.1108/CR-12-2019-0163.
- Finnegan, R. (2015). The Stay Interview. In *The Stay Interview: A Manager's Guide to Keeping the Best and Brightest*, 1-10. Amacom, American Management Association.
- Finnegan, R. (2018). The Power of Stay Interviews for Engagement and Retention, 2nd ed., Society For Human Resource Management. In Society for Human Resource Management (SHRM), *How to Conduct Stay Interviews: 5 Key Questions*. Part 2, <https://www.shrm.org/topics-tools/news/employee-relations/how-to-conduct-stay-interviews-5-key-questions>.
- Fitz-enz, J., & Mattox II, J. (2014). *Predictive Analytics for Human Resources*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.

- Fitz-enz, J. (2010). *The new HR Analytics: Predicting the Economic Value of Your Company's Human Capital Investments*. American Management Association.
- Fitz-Enz, J. (2000). *The roi of human capital : measuring the economic value of employee performance*. AMACOM.
- Fleming, O., Fountaine, T., Henke, N. & Saleh, T. (2018). *Ten red flags signaling your analytics program will fail*. McKinsey Analytics. <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/ten-red-flags-signaling-your-analytics-program-will-fail>
- Gallup (2021). *State of the American Workplace*. https://bendchamber.org/wp-content/uploads/2021/12/Gallup_State_of_the_American_Workplace_Report.pdf
- Ghatak, R. (2022). *People Analytics Data to Decisions*. Springer.
- Gigerenzer, G. (2007). “Unconscious intelligence”, “How intuition works”. In *Gut Feelings: the intelligence of the unconscious*, 1-93. Penguin Group.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. Cambridge, Massachusetts; London, England: The MIT Press.
- Green, D. (2018). *Don't Forget the 'H' in HR. Ethics and People analytics*. David Green Blog. <https://www.davidrgreen.com/blog/2018/4/9/dont-forget-the-h-in-hr>
- Gupta, S., Gupta, P., & Bhati, B. (2023). *Analysing Past to Prepare for Future: A Systematic Literature Review of Research on Human Resource Analytics in the last Decade*. International Conference on Future of Business, Management & Economics, (p. 14).
- Harris, J. G., Craig, E., & Light, D. A. (2011). *Talent and analytics: New approaches, higher ROI*. *Journal of Business Strategy*, 32(6), 4–13 in Shruti Gupta et al. (2023). *op. cit.*, pp. 19-20.
- Harrison, R. (2005). *Learning and Development*, 4th ed., CIPD, London. In Armstrong, M. (2009). *Op. cit.*, 311.
- Holwerda, J. A. (2021). Big data? Big deal: Searching for big data's performance effects in HR. *Business Horizons*, 64(4), 391–399. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2021.02.006>.
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied logistic regression* (3. ed). Wiley.

- HR analytics: A study into the current state of HR analytics and predictions for its future. (2017). *Human Resource Management International Digest*, 25(7), 9-11. Emerald Publishing Limited. ISSN 0967-0734.
- Isson, J., P., & Harriott, J. (2016). *People Analytics in the Era of Big Data: Changing the Way You Attract, Acquire, Develop, and Retain Talent*. John Wiley & Sons, Inc.
- Kacmar, K. M., Andrews, M. C., Van Rooy, D. L., & Steilberg, R. (2006). *Sure everyone can be replaced... but at what cost? Turnover and a predictor of unit-level performance*. *Academy of Management Journal*, 49(1), 133-144. Tratto da <https://www.jstor.org/stable/20159750>
- Kahneman, D. (2011). “Two Systems” e “Overconfidence”. In *Thinking, fast and slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Kahneman, D., & Klein, G. (2009). Conditions for Intuitive Expertise: A Failure to Disagree. *The American Psychologist*, 64(6), 515–526. <https://doi.org/10.1037/a0016755>.
- Kang, H. (2013). The prevention and handling of the missing data. *Korean journal of anesthesiology*. 64. 402-6. 10.4097/kjae.2013.64.5.402.
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). *Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence*. *Business Horizons*, 62(1), 15-25. doi:10.1016/j.bushor.2018.08.004
- Kariuki, M. M. (2021). The Joint Effect of HRIS, HRM Practices and Differentiation Strategy on Competitive Advantage Is Greater Than the Effect of HRIS on Competitive Advantage. *International Journal of Business & Management*, 9(6). <https://doi.org/10.24940/theijbm/2021/v9/i6/BM2106-030>
- Kaye, B., & Jordan-Evans, S. (2005). “Ask: what keeps you?”, “Buck: it stop here”. In *Love 'em or lose 'em: getting good people to stay*. 5th ed., 1-17, San Francisco, CA, Berrett-Koehler.
- Kipkemboi, J. R. (2015). *History, Evolution And Development Of Human Resource Management: A Contemporary Perspective*. *Global Journal of Human Resource Management*, 3 (3), pp. 58-73. European Centre for Research Training and Development UK.

- Klein, G. A. (1993). A Recognition-Primed Decision (RPD) Model of Rapid Decision Making, pp. 138-147. In *Decision making in action: Models and methods*. Norwood, N.J.: Ablex Pub.
- Klein, G. A. (2008). Naturalistic Decision Making. *Human Factors*, 50(3), 456–460. <https://doi.org/10.1518/001872008X288385>.
- Klein, G. (2015). A naturalistic decision making perspective on studying intuitive decision making. *Journal of Applied Research in Memory and Cognition*, 4(3), 164–168. <https://doi.org/10.1016/j.jarmac.2015.07.001>.
- Klein, G., A. (2017). Chronicling the Strengths Used in Making Difficult Decisions. In *Sources of power: how people make decisions*. MIT Press, Cambridge.
- Kopelman, R. E., Brief, A. P., & Guzzo R. A. (1990). *The Role of Climate and Culture in Productivity*. In *Organizational Climate and Culture*. B. Schneider. Jossey-Bass Publisher.
- Kotter, J. P. (1996). *Leading change*. Harvard Business School Press.
- Laney, D. (2001). *3D data management: controlling data volume, velocity and variety. USA: Application Delivery Strategies*. Meta Group. pp. 1–4 in Buyya R. et. al. (2016). *op. cit.*, pp. 9-10h
- Laybats, C. & Davies, J. (2018). *GDPR: Implementing the regulations*. Business Information Review. Vol. 35(2), pp. 81–83, Sage.
- Lazzari, M., Alvarez, J.M. & Ruggieri, S. Predicting and explaining employee turnover intention. *Int J Data Sci Anal*, 14, 279–292 (2022). <https://doi.org/10.1007/s41060-022-00329-w>.
- Mansoor, R., Khan, H., Odutola, O., Iwalehin, O., & Modupe, E. (2024). The Role of Big Data Analytics in HRM. *Bulletin of Business and Economics*, 13(3), 296-302.
- Marler, J. H., & Boudreau, J. W. (2017). *An evidence-based review of HR analytics*. The International Journal of Human Resource Management, 28(1), 3-26. doi: 10.1080/09585192.2016.124469.
- Marr, B. (2016). *Big Data in Practice: How 45 Successful Companies Used Big Data Analytics to Deliver Extraordinary Results*. John Wiley and Sons Ltd.
- Mathis, R. L., & Jackson, J. H. (2008). *Human Resource Management* (12 ed.). Thomson South-Western Publisher. Capitolo III “Organization/Individual Relations and Retention”, pp. 66-95.

- McCarthy, R., V., McCarthy, M., M., & Ceccucci, W. (2019). *Applying Predictive Analytics: Finding Value in Data*. 2nd ed. Springer.
- McIver, D., Lengnick-Hall, M. L., & Lengnick-Hall, C. A. (2018). *A strategic approach to workforce analytics: Integrating science and agility*. *Business Horizons*, 61(3), 397-407. doi:10.1016/j.bushor.2018.01.005 in C. Cayrat, P. B. (2022, giugno 17). *op. cit.*, pp. 572-573.
- McKinsey & Company (2021). *"Great Attrition" or "Great Attraction"? The choice is yours*
- Miao, S., Rhee, J., & Jun, I. (2020). How Much Does Extrinsic Motivation or Intrinsic Motivation Affect Job Engagement or Turnover Intention? A Comparison Study in China. *Sustainability*, 12(9), 3630-. <https://doi.org/10.3390/su12093630>.
- Michinelli, A. (2023). Audit degli algoritmi: la normativa UE lo prevede, ma non è ancora chiaro come farlo. Ecco perché. *Cybersecurity360*. <https://www.cybersecurity360.it/legal/audit-degli-algoritmi-la-normativa-ue-lo-prevede-ma-non-e-ancora-chiaro-come-farlo-ecco-perche/>
- Minbaeva, D. (2018). *Building credible human capital analytics for organizational competitive advantage*. *Human Resource Management*, 57(3), 701-713. doi:10.1002/hrm.21848
- Morrow, P., & McElroy, J. (2007). *Efficiency as a mediator in turnover–organizational performance relations*. *Human Relations*, 60(6), 827-849.
- Murphy, K. P. (2012). *Machine Learning A Probabilistic Perspective*. Cambridge, Massachusetts; London, England: MIT Press.
- Neal, J., G. (1989). Employee Turnover and the Exit Interview. *Library trends*, 38 (1), 32-39.
- Nickerson, R. S. (1988). Confirmation Bias: A Ubiquitous Phenomenon in Many Guises. *Review of General Psychology*, 2 (2), 175-220. Educational Publishing Foundation. doi:[10.1037/1089-2680.2.2.175](https://doi.org/10.1037/1089-2680.2.2.175).
- Nunan, D., Bankhead, C., & Aronson, J. K. (2017). Selection bias. In *Catalogue of Bias*. Catalogue of Bias Collaboration. <https://catalogofbias.org/biases/selection-bias/>
- Ogriseq, C. (2017). *GDPR and Personal Data Protection in the Employment Context*. *Labour & Law Issues*, 3(2), ISSN: 2421-2695.

- O'Neil, C. (2016). *Weapons of Math Destruction: How Big Data Increases Inequality and Threatens Democracy*. Crown. New York.
- Pedersen, J. S., & Wilkinson A. (2019). *The promise, application and pitfalls of big data*. Edward Elgar Publishing. doi:10.4337/9781788112352.
- Petersen, D. (2018). *Data ethics: 6 steps for ethically sound people analytics*. Visier. <https://www.visier.com/clarity/six-steps-ethically-sound-people-analytics/>
- Rahm, E., & Do, H., H. (2000). *Data Cleaning: Problems and Current Approaches*. <http://dbs.uni-leipzig.de>.
- Rasmussen, T., & Ulrich, D. (2015). *Learning from practice: how HR analytics avoids being a management fad*. *Organizational Dynamics*, 44, 236-242. doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.orgdyn.2015.05.008>
- Reverse (2023). *Skill per le Risorse Umane: le competenze dell'HR Manager di oggi*. <https://blog.reverse.hr/soft-e-hard-skill-hr-manager>.
- Rombaut, G. (2018). *Predicting voluntary turnover through human resources database analysis*. *Management research review*, 41(1), 96-112. doi:10.1108/MRR-04-2017-0098
- Rousseau, D. M., & Barends, E. G. R. (2011). Becoming an evidence-based HR practitioner. *Human Resource Management Journal*, 21(3), 221–235. <https://doi.org/10.1111/j.1748-8583.2011.00173.x>
- Samuelson, W., & Zeckhauser, R. (1988). Status Quo Bias in Decision Making. *Journal of Risk and Uncertainty*, 1(1), 7–59. <https://doi.org/10.1007/BF00055564>.
- Sandler-Smith, E. (2010). Your most value asset. In *The Intuitive Mind*, 1-8. John Wiley & Sons, Ltd.
- Saradhi, V. V., & Palshikar, G. K. (2011). *Employee churn prediction*. *Expert Systems with Applications*, 38(3), 1999-2006.
- Shapiro, S., & Spence, M. T. (1997). Managerial intuition: A conceptual and operational framework. *Business Horizons*, 40(1), pp. 63–68. [https://doi.org/10.1016/S0007-6813\(97\)90027-6](https://doi.org/10.1016/S0007-6813(97)90027-6)
- Sharma, A., & Sharma, T. (2017). *HR analytics and performance appraisal system: A conceptual framework for employee performance improvement*. *Management Research Review*, 40(6), 684-697. doi:10.1108

- Shrivastava, S., Nagdev, K., & Rajesh, A. (2018). *Redefining HR using people analytics: the case of Google*. *Human Resource Management International Digest*, 26(2), 3-6. doi:10.1108/HRMID-06-2017-0112.
- Simon, H. A. (1955). A Behavioral Model of Rational Choice. *The Quarterly Journal of Economics*, 69(1), 99–118. <https://doi.org/10.2307/1884852>.
- Sivarajah, U., Kamal, M. M., Irani, Z., & Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of Business Research*, 70, 263-286.
- Smith, S., & Mazin R. (2004). Employee Relations and Retention: How Do I Keep Good Employees and Maintain Working Relationships at All Levels? In *The HR Answer Book An Indispensable Guide for Managers and Human Resources Professionals*, 95-96. Amacom, American Management Association.
- Smith, T. (2015). *The Ethics of Analytics: A Look Into The Dark Side*. LinkedIn. <https://www.linkedin.com/pulse/ethics-analytics-look-dark-side-tracey-smith/?trk=mp-reader-card>
- Sohrabi B., Vanani, I. R., & Abedin, E. (2018). *Human Resources Management and Information Systems Trend Analysis Using Text Clustering* (Vol. 9). Hershey: IGI Global. doi:10.4018/IJHCITP.2018070101
- Srivastava, P. R (2021). Intelligent Employee Retention System for Attrition Rate Analysis and Churn Prediction: An Ensemble Machine Learning and Multi-Criteria Decision-Making Approach. *Journal of Global Information Management*, 29(6), 1-29. doi:10.4018/JGIM.20211101.0a23
- Stoian, C. A., & Tohanean, D. (2019). *BMI in the Digital Era: Competitive Advantage through Human Capital Analytics*. Academic Conferences and Publishing Limited ECMLG 2019 15th European Conference on Management, Leadership and Governance, (p. 369-370). doi:10.34190
- Strober, M. H. (1990). *Human Capital Theory: Implications for HR Managers*. *Industrial Relations*, 29, pp. 214-239.
- Tae-Youn Park, & Shaw, J. D. (2013). *Turnover Rates and Organizational Performance: A Meta-Analysis*. *Journal of Applied Psychology*, 98(2), 268-309. doi:10.1037/a0030723

- The Four V's of Big Data (2023). *Opensistemas*. <https://opensistemas.com/en/the-four-vs-of-big-data/>
- Torre, T., Sarti, D., & Antonelli, G. (2022). People Analytics and The Future of Competitiveness: Which Capabilities HR Departments Need to Succeed in the “Next Normal. In Subhra R Mondal, S. R., Di Virgilio, F., & Das, S. (2022). *HR Analytics and Digital HR Practices: Digitalization post COVID-19*. Palgrave Macmillan. <https://doi.org/10.1007/978-981-16-7099-2>
- Torrini, F. (2021). *Approccio data-driven: come implementarlo efficacemente*. UniverseIT. https://universeit.blog/data-driven/?_gl=1*17a17gb*_up*MQ..*_ga*MjU1ODI5OTA3LjE3MzIwOTM3MzM.*_ga_LPXJCC78GB*MTczMjA5Mzc2Mi4xLjEuMTczMjA5Mzc2Mi4wLjAuMA.
- Tursunbayeva, A., Pagliari, C., Di Lauro, S., & Antonelli, G. (2022). The ethics of people analytics: risks, opportunities and recommendations. *Personnel Review*, 51(3), 900–921. <https://doi.org/10.1108/PR-12-2019-0680>.
- Tursunbayeva, A., Di Lauro, S., & Pagliari, C. (2018). *People analytics—A scoping review of conceptual boundaries and value propositions*. *International Journal of Information Management*, 43, 224-247. doi:10.1016/j.ijinfomgt.2018.08.002.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1973). Availability: A heuristic for judging frequency and probability. *Cognitive Psychology*, 5(2), 207–232. [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(73\)90033-9](https://doi.org/10.1016/0010-0285(73)90033-9).
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, New Series, 185 (4157), 1124-1131. JSTOR.
- Tversky, A., & Kahneman, D. (1974). Appendix A: Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. *Science*, New Series, 185 (4157), 1124-1131. JSTOR. https://www.academia.edu/4507886/JUDGMENT_UNDER_UNCERTAINTY_HEURISTICS_AND_BIASES_Amos_Tversky_and_Daniel_Kahneman
- Ulrich, D. (1996). *Human Resource Champions: The Next Agenda for Adding Value and Delivering Results*. Harvard Business Press.

- Vargas et al. (2018). *Individual adoption of HR analytics: A fine grained view of the early stages leading to adoption*. International Journal of Human Resource Management, 29(22), 3046–3067 in Shruti Gupta et al. (2023). *op. cit.*, p. 19
- Wolniak, R., & Grebski, W. (2023). *The concept of Diagnostic Analytics*. Silesian University of Technology Publishing House. Tratto da <https://dx.doi.org/10.29119/1641-3466.2023.175.41>
- Yawalkar, V. V. (2019). *A Study of Artificial Intelligence and its role in Human Resource Management*. International Journal of Research and Analytical Reviews (IJRAR), 6(1), pp. 20-24.
- Zhu, R. (2023). *The evolution from information-based HRM to big data HRM*. Applied Mathematics and Nonlinear Sciences.
- Zuboff, S., & Bassotti, P. (2019). *The Age of Surveillance Capitalism: The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*. PublicAffairs.