



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

Scuola di Medicina e Chirurgia - Dipartimento di Medicina - DIMED

Corso di Laurea Magistrale in Scienze delle Professioni Sanitarie Tecniche Diagnostiche

Presidente: Prof. Gianmaria Pennelli

TESI DI LAUREA MAGISTRALE

Conoscenza, percezione, accettazione e opinioni etiche dei professionisti sanitari sull'introduzione e sul futuro dell'intelligenza artificiale in sanità: uno studio multicentrico trasversale

Relatore: Prof.ssa Marchese Fortunata

Correlatore: Dott.ssa Ocagli Honoria

Laureando: Andrea Brugiolo

n. di matricola: 2090438

Indice

1	Abstract.....	1
2	Introduzione.....	3
2.1	Intelligenza Artificiale: origine e definizioni.....	3
2.1.1	Storia dell'intelligenza artificiale	3
2.1.2	Intelligenza artificiale, Machine Learning e Deep Learning.....	5
2.1.3	Il concetto di Big Data.....	8
2.2	IA e Healthcare	9
2.2.1	Intelligenza artificiale in Radiologia	10
2.2.2	IA all'interno dei laboratori	13
2.2.3	Applicazioni di modelli di <i>Natural Language Processing</i>	15
2.2.4	Digital Twin.....	16
2.2.5	Conseguenze dell'implementazione dell'IA	17
2.3	L'accettazione delle nuove tecnologie.....	18
2.3.1	Technology Acceptance Model (TAM)	18
2.3.2	Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTUAT).....	21
3	Materiali e Metodi	25
3.1	Analisi della letteratura.....	25
3.1.1	Procedura di analisi della letteratura con Covidence.....	25
3.1.2	Selezione ed analisi degli studi.....	26
3.2	Disegno dello studio e sviluppo del questionario.....	29
3.2.1	Calcolo della Sample size.....	29
3.2.2	Campione.....	31
3.2.3	Strutturazione della Survey	32
3.2.4	Validazione del questionario.....	40
3.2.5	Data Collection e Data Mangement	41

3.3	Analisi statistica	42
4	Risultati	43
4.1	Analisi esplorativa univariata dei dati	43
4.1.1	Variabili socio-demografiche	43
4.1.2	Uso, conoscenza e formazione sull'intelligenza artificiale	51
4.1.3	Modello di accettazione della tecnologia	53
4.1.4	Etica di utilizzo e regolamentazione	60
4.2	Analisi esplorativa bivariata delle risposte.....	64
4.2.1	Analisi della distribuzione delle variabili socio-demografiche in relazione all'utilizzo dell'IA e alla sua conoscenza	65
4.2.2	Analisi della distribuzione delle variabili socio-demografiche e di conoscenza dell'IA in relazione alle risposte del modello di accettazione dell'introduzione alla tecnologia	72
4.2.3	Analisi della distribuzione delle variabili socio-demografiche e di conoscenza dell'IA in relazione alle risposte sull'etica e sulla regolamentazione dell'IA.....	83
5	Discussione e conclusione.....	87
5.1	Discussione.....	87
5.2	Limitazioni dello studio	96
5.3	Conclusione.....	97
6	Bibliografia e Sitografia	99
7	Allegati	I
7.1	Allegato 1 – Protocollo dello studio.....	I
7.2	Allegato 2 – Analisi esplorativa multivariata sui costrutti del modello di accettazione della tecnologia.....	VIII
7.3	Allegato 3 - Analisi esplorativa multivariata sulle risposte sull'etica e la regolamentazione dell'IA	XIX

7.4 Allegato 4 – Regressioni lineari, regressioni logistiche e Analisi di Correlazione
XXVI

1 Abstract

Background: L'intelligenza artificiale (IA) è un settore della ricerca scientifica delle scienze informatiche che studia e sviluppa programmi in grado di simulare l'intelligenza e la capacità di risoluzione dei problemi degli esseri umani. Oggi i sistemi IA sono stati ampiamente impiegati in una varietà di campi, incluso il settore sanitario.

Obiettivi: La presente indagine mira a descrivere le conoscenze, le percezioni, l'accettazione e l'etica dell'introduzione e dell'utilizzo dell'intelligenza artificiale da parte dei professionisti sanitari.

Materiali e metodi: il presente è uno studio trasversale multicentrico condotto tra luglio ed agosto 2024 che comprende un sondaggio online costruito tramite la piattaforma web-based REDCap® e distribuito in tutta Italia a professionisti sanitari facenti parte di tutte e quattro le classi di professioni sanitarie (Infermieristiche ed Ostetriche, Tecniche, Prevenzione e Riabilitazione), al fine di descrivere la conoscenza, la percezione, l'etica dell'utilizzo ed il grado di accettazione dell'introduzione dell'intelligenza artificiale nel mondo sanitario. L'analisi statistica è stata effettuata mediante l'utilizzo di test non parametrici di Wilcoxon e di Kruskal-Wallis, oltre ad analisi di regressione lineare e di correlazione di Spearman.

Risultati: Lo studio ha coinvolto 397 professionisti sanitari da tutta Italia e facenti parte di tutte e 4 le classi delle professioni sanitarie. I risultati mostrano come vi sia una conoscenza diffusa di cosa sia l'IA, con il 99.5% dei partecipanti che ne ha sentito parlare, ma con solo il 49.1% dei rispondenti che ha effettivamente utilizzato l'IA nella vita privata e il 27.5% che invece l'ha utilizzata in ambito lavorativo. Le analisi esplorative bivariate delle risposte hanno evidenziato la presenza di alcune differenze statisticamente significative; in particolare si osserva come gli uomini, i professionisti più giovani (al di sotto dei 25 anni), e chi già utilizza IA nella vita privata o a lavoro o chi ha seguito dei corsi su questa nuova tecnologia, mostri una maggiore familiarità con l'IA ed una percezione più positiva della sua introduzione e del suo impatto sul miglioramento della pratica professionale. L'analisi ha inoltre evidenziato differenze statisticamente significative nella percezione dell'intelligenza artificiale (IA) tra le diverse categorie di professionisti sanitari. In particolare, i professionisti

tecnici mostrano una maggiore familiarità con l'IA (EE1, $p = 0.003$) ed un utilizzo più pratico sia nella vita quotidiana che lavorativa (EE2, $p = 0.03$; EE3, $p = 0.013$), oltre a percepire l'IA come uno strumento utile per migliorare la qualità del trattamento (PE1, $p = 0.01$) e accelerare le diagnosi (PE2, $p = 0.01$).

Conclusioni: I risultati suggeriscono che, sebbene l'IA sia ampiamente riconosciuta e discussa, la sua adozione pratica nel settore sanitario risulti tutt'ora limitata. Le differenze socio-demografiche influenzano significativamente la percezione e la facilità d'utilizzo, sottolineando l'importanza che la formazione specifica può avere nel colmare il divario tecnologico e nel promuovere un'adozione più consapevole e sicura dell'IA. Si denota inoltre come vi sia una differenza significativa dell'approccio ai software di IA anche tra diversi tipi di professionisti; nello specifico i professionisti sanitari tecnici, che risultano solitamente più a contatto con queste tecnologie, sono anche quelli che presentano un maggior grado di accettazione.

Keywords: IA, Questionario, Percezione, Accettazione, Etica

2 Introduzione

2.1 Intelligenza Artificiale: origine e definizioni

2.1.1 Storia dell'intelligenza artificiale

Il concetto di intelligenza artificiale vede i propri albori nel 1936 grazie al matematico britannico Alan Mathison Turing che ipotizzò per la prima volta la plausibilità di una macchina pensante, la cosiddetta “macchina di Turing”, ovvero un modello astratto di macchina in grado di eseguire algoritmi e dotata di un nastro potenzialmente infinito su cui poter leggere e scrivere simboli. Successivamente, nel 1950, sempre Turing propose nell'articolo “*Computing machinery and intelligence*” il “Test di Turing”, che tentava di determinare se una macchina potesse effettivamente essere in grado di pensare (Turing, 1950). Tale teoria prende spunto da un gioco, “*Imitation Game*”, a tre partecipanti, in cui sono presenti un uomo A, una donna B e una terza persona C. Quest'ultima persona viene separata dagli altri due e, tramite una serie di domande, deve stabilire chi sia l'uomo e chi la donna. Nel frattempo, anche A e B hanno dei compiti: A deve ingannare C e portarlo a fare un'identificazione errata, mentre B deve aiutarlo. Il test di Turing si basa sul presupposto che una macchina si sostituisca ad A. Se la percentuale di volte in cui C indovina chi sia l'uomo e chi la donna è simile prima e dopo la sostituzione di A con la macchina, allora la macchina stessa dovrebbe essere considerata intelligente (ovvero in grado di pensare e capace di concatenare idee ed esprimerle) in quanto, in questa situazione, indistinguibile da un essere umano (Turing, 1950).

La nascita vera e propria dell'IA viene tuttavia fatta risalire al 1956, al Dartmouth College, nel New Hampshire, dove si riunirono in un convegno i principali esperti di informatica dell'epoca, con lo scopo di creare una macchina in grado di simulare i processi di apprendimento del cervello umano. Fu proprio uno degli organizzatori del congresso, John McCarthy, a coniare il termine Intelligenza Artificiale (Mintz & Brodie, 2019), (Kaul et al., 2020).

Già negli anni successivi, la percezione del computer cominciò a mutare da mero elaboratore aritmetico a macchina capace di risolvere problemi complessi. Negli anni '60, si tentò di sviluppare un dialogo uomo-macchina con progetti come “Eliza”, un chatbot creato da

Joseph Weizenbaum (Weizenbaum, 1966). Eliza simulava una conversazione con un essere umano, ma rivelò presto i limiti di un approccio puramente sintattico.

Gli anni '70 e '80 videro la nascita dei Sistemi Esperti, progettati per risolvere compiti specifici emulando un esperto umano. Questi sistemi ebbero successo in vari campi, ma la loro realizzazione fu limitata dalla difficoltà di costruire e aggiornare le basi di conoscenza manualmente. Negli anni '90, l'avvento del World Wide Web e l'ingresso sul mercato dei processori grafici (Graphics Processing Unit o GPU) rivoluzionò il campo della tecnologia, permettendo l'accesso a enormi quantità di dati e potenza di calcolo a basso costo, facilitando in questo modo lo sviluppo di algoritmi e applicazioni avanzate.

Proprio grazie all'avvento di queste nuove tecnologie e il loro successivo sviluppo, nell'ultimo decennio sono nati innumerevoli sistemi e algoritmi di apprendimento sempre più efficienti ed efficaci, con un grande perfezionamento legato anche alle tecniche con architetture neurali. Oggi i sistemi di apprendimento automatico sono applicati con successo in molteplici ambiti, come ad esempio nella classificazione e nell'elaborazione di documenti, nella comprensione del linguaggio naturale, nella bioinformatica e nell'elaborazione delle immagini. Sono stati sviluppati metodi sempre più efficaci per il riconoscimento del parlato e la classificazione delle immagini, ma anche molti algoritmi di ricerca su web, traduttori, riconoscitori vocali e classificatori di immagini e foto che usiamo quotidianamente.

Seppur dunque questa tecnologia esistesse già da tempo, solo nell'ultimo periodo risulta di notevole interesse anche al grande pubblico, grazie anche all'uscita di Chat Generative Pre-trained Transformer versione 3 (ChatGPT- 3) il 30 novembre 2022, dell'azienda OpenAI; un Large Language Model (LLM) che ha completamente rivoluzionato l'accessibilità e la fruibilità di questi servizi, mettendo nelle mani di tutti una tecnologia gratuita capace di comprendere le domande che gli vengono poste e di generare dei testi con una qualità e una velocità senza precedenti. ChatGPT utilizza una tecnologia definita Natural Language Processing (NLP), una branca dell'IA che si concentra sull'interazione tra computer e linguaggio umano e che permette dunque di comprendere i modelli e le sfumature del nostro linguaggio, essenziali al fine di generare risposte pertinenti e coerenti. Ciò è possibile grazie all'uso di algoritmi di machine learning, che vengono addestrati su una grande quantità di dati di testo (tra cui dati tratti da libri, articoli, contenuti Web, conversazioni umane, ecc.).

L'uscita di questa intelligenza artificiale ha segnato un punto di svolta che ha portato alla nascita in brevissimo tempo di una serie di intelligenze artificiali di tutti i tipi, fruibili da qualsiasi persona. Basti pensare anche ad altre IA generative competitor come Gemini di Google o Copilot di Microsoft, ma anche alle centinaia di IA per la creazione e modificazione delle immagini, di video o altro ancora.

2.1.2 Intelligenza artificiale, Machine Learning e Deep Learning

L'intelligenza artificiale (IA) è uno specifico settore della ricerca scientifica delle scienze informatiche che studia e sviluppa programmi in grado di simulare l'intelligenza e la capacità di risoluzione dei problemi degli esseri umani.

Quando si fa riferimento all'intelligenza artificiale, spesso questo termine è accompagnato da quello di machine learning e di deep learning. Queste discipline prevedono entrambe lo sviluppo di algoritmi modellati sui processi decisionali del cervello umano, che possono "imparare" dai dati disponibili e fare classificazioni o previsioni sempre più accurate nel tempo, tuttavia presentano delle diversità tra di loro.

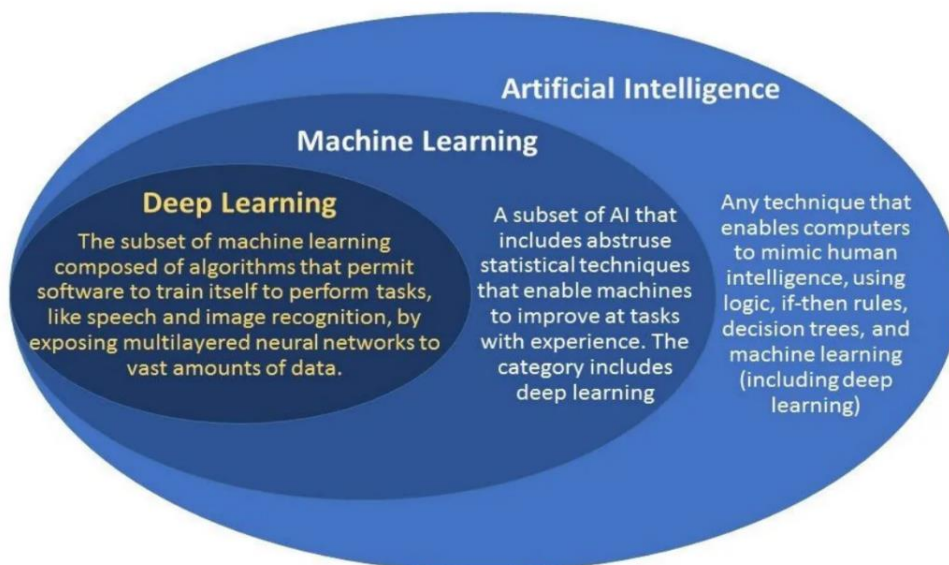


Figura 1 - Relazione tra Intelligenza Artificiale, Machine Learning e Deep Learning (Costa, 2019)

Più in particolare:

- Con il termine **Intelligenza Artificiale (IA)** ci si riferisce in generale alla disciplina che studia la riproduzione mediante sistemi informativi di meccanismi relativi alle facoltà cognitive degli esseri umani.
- Il **Machine Learning** è una branca dell'IA, che si riferisce a sistemi in grado di imparare senza essere esplicitamente programmati e che per questo motivo vengono definiti anche come algoritmi di apprendimento automatico. Questa tipologia di sistema analizza e impara da un set di dati fornito utilizzando tecniche di natura statistica: il programmatore fornisce degli input e il rispettivo output desiderato sotto forma di *features* di interesse (ovvero dati classificati, per esempio immagini di frutta e il nome della frutta rappresentata in ciascuna immagine) e lascia che la macchina impari dall'analisi dei dati (*training*) ed evidenzi autonomamente il modo per raggiungere l'obiettivo, ovvero operi in maniera automatizzata classificazioni, generalizzazioni e riformulazioni. L'algoritmo utilizza dunque questi dati per "imparare" ad associare gli input agli output desiderati (ovvero, per esempio, classificare l'immagine di una mela come mela). Una volta che l'algoritmo è stato addestrato, può essere testato su un nuovo insieme di dati, noto come set di test, per vedere come si comporta su nuovi input. Questa tipologia di machine learning viene definita anche come apprendimento automatico "supervisionato", il quale si differenzia da quello "non supervisionato" che viene invece addestrato su un insieme di dati senza alcun output etichettato. L'obiettivo in questo caso è quello di far sì che l'algoritmo scopra automaticamente le strutture e le relazioni presenti nei dati (Sharifani & Amini, 2023; Costa, 2019; Di Paolo Emilio, 2022).

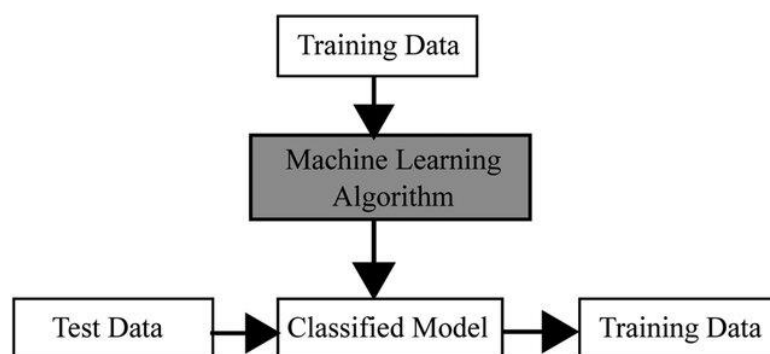


Figura 2 – Flowchart del funzionamento del Machine Learning
(Vuyuru et al., 2021)

- Il **Deep Learning** (o apprendimento profondo) è rappresentato da modelli di apprendimento ispirati alla struttura ed al funzionamento del cervello biologico e, quindi, della mente umana. Il Deep Learning costituisce una sotto-area del Machine Learning che fa uso delle cosiddette “Reti Neurali Profonde” (*Deep Neural Network*), ossia reti dotate di molti strati e di algoritmi per il pre-processamento dei dati per la regolarizzazione del modello.

Il Deep Learning trae ispirazione dalle reti neurali cerebrali mediante l'utilizzo delle *Artificial Neural Networks* (ANN), che a differenza del cervello biologico, dove ogni neurone può connettersi a qualsiasi altro neurone sotto alcuni vincoli fisici, gli ANN hanno un numero finito di strati e connessioni e una direzione prestabilita della propagazione dell'informazione.

Negli *artificial neural network*, abbiamo uno strato di input, rappresentato dai dati in entrata, uno strato di output, rappresentato dai dati in uscita, e degli strati intermedi, i cosiddetti strati nascosti. Più strati nascosti ci sono, più profonda (deep) è la rete. Ogni strato della rete neurale profonda può essere considerato come una rappresentazione sempre più complessa e raffinata dei dati, dove ciascuno strato successivo estrae informazioni più dettagliate e specifiche dai dati di ingresso (Costa, 2019). Il requisito principale per l'addestramento di un modello di questo tipo è avere a disposizione *training set* molto grandi, come i *Big Data*, set di dati molto voluminosi e variegati che un software di elaborazione di dati tradizionale non è in grado di gestire.

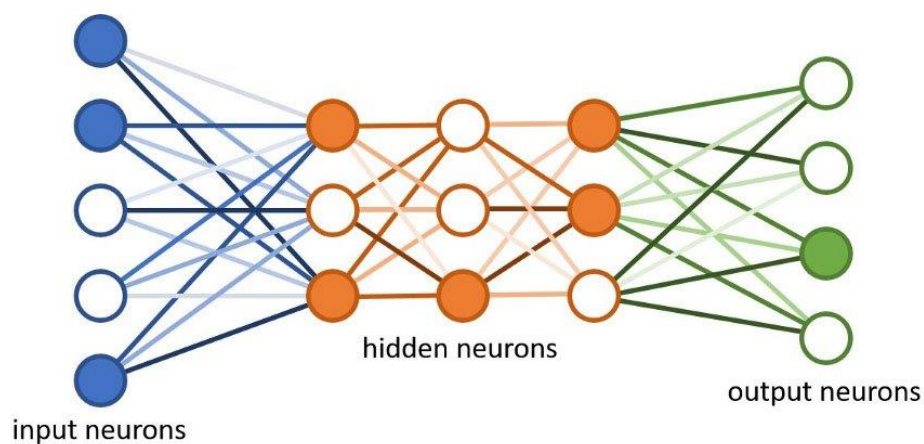


Figura 3 – Rappresentazione di una rete neurale (Vilata, 2021)

2.1.3 Il concetto di Big Data

Big data, come precedentemente anticipato, è un termine utilizzato per definire enormi set di dati aventi una struttura ampia, varia e complessa; con difficoltà di archiviazione, analisi e visualizzazione per ulteriori processi o risultati (Sagiroglu & Sinanc, 2013). Seppur i big data non abbiano ancora una definizione standard, una loro prima caratterizzazione è legata sicuramente alla grandezza, che varia dall'ordine dei terabyte (1024 gigabyte), dei petabyte (1024 terabyte) e anche di più, fino agli zettabyte (miliardi di terabyte).

Per dare un senso al concetto, gli esperti lo hanno suddiviso in 3 macro segmenti rilevanti, definite le 3V dei Big Data (Kitchin & McArdle, 2016):

1. **Varietà:** le informazioni archiviate nei Big Data sono molto variegata e ognuna possiede una provenienza specifica.
2. **Velocità:** sono dati creati in tempo reale e per i quali è dunque necessaria una estrema velocità per archiviare, salvare e catalogare questa mole di informazioni.
3. **Volume:** servono soluzioni tecnologiche che permettano di gestire queste grandi dimensioni.

Seppur questi possano sembrare dei concetti distanti dalla nostra realtà, molti gesti che compiamo quotidianamente generano questa mole di dati spropositata: smartphone, visite di siti web, richieste vocali a Google, Siri o Alexa, o in generale tutti i device IoT (Internet of Things), ovvero tutti quei dispositivi che utilizzano un nuovo paradigma di estensione dell'internet al mondo degli oggetti e dei luoghi concreti, che acquisiscono una propria identità digitale in modo da poter comunicare con altri oggetti nella rete e poter fornire servizi agli utenti (Kumar et al., 2019).

2.2 IA e Healthcare

Un settore che ha visto un notevole sviluppo grazie all'implementazione dell'intelligenza artificiale è certamente quello medico-sanitario. Negli ultimi anni, l'adozione dell'IA in medicina ha suscitato un grande interesse, con promesse di trasformare radicalmente la pratica clinica e migliorare significativamente la qualità delle cure. La capacità dell'IA di analizzare e interpretare grandi quantità di dati offre infatti nuove opportunità per la diagnosi precoce, il trattamento personalizzato e la gestione efficiente delle risorse sanitarie.

Nel contesto medico, la disponibilità di dati è cresciuta enormemente, provenendo da fonti sempre più diversificate. Accanto ai dati tradizionali strutturati, come quelli delle cartelle cliniche e dei database biomedici, troviamo oggi una quantità significativa di Big Data non strutturati: testi, immagini, suoni e dati da dispositivi indossabili come smartwatch e sensori; i modelli di apprendimento automatico vengono dunque applicati al fine di riorganizzare questi set, restituendo l'output desiderato. Con l'aiuto di software IA NLP, ad esempio, il machine learning può riorganizzare i Big data in set di dati più strutturati da cui i professionisti sanitari possono ricavare rapidamente informazioni utili. L'IA può inoltre andare ad analizzare questi dati, rendendosi utile anche nella loro interpretazione, identificando possibili relazioni di causa-effetto tra i dati stessi e le patologie e dunque può essere utilizzato per prevedere e trattare le malattie; o ancora può essere sfruttato per scoprire e sviluppare nuovi farmaci.

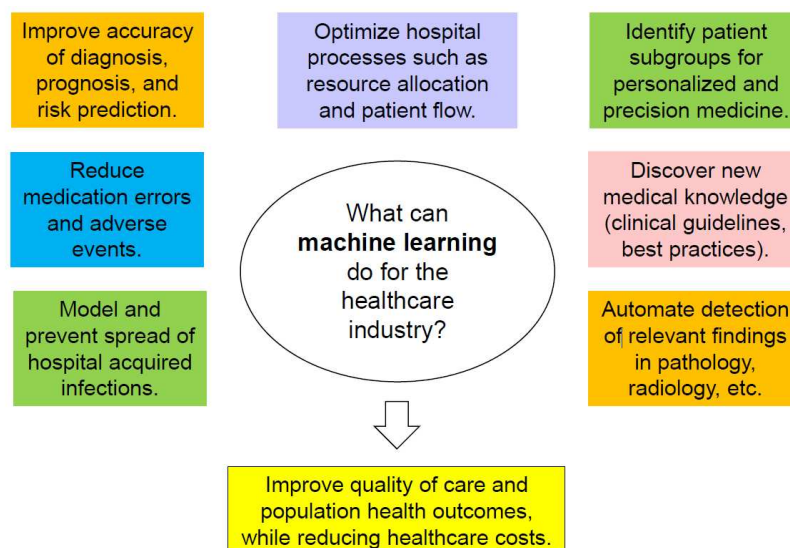


Figura 4 – Utilizzi del Machine Learning nella sanità (Neill, 2024)

Di seguito, verranno presentati degli esempi di implementazione delle tecnologie di intelligenza artificiale e machine learning nel settore sanitario.

2.2.1 Intelligenza artificiale in Radiologia

Tra le applicazioni più diffuse e conosciute dell'IA nella medicina troviamo quella applicata alla radiologia. Questo fenomeno è dovuto in parte ai notevoli progressi compiuti nei compiti di riconoscimento delle immagini, che negli ultimi anni hanno visto una crescita nell'accumulo e disponibilità di dati digitali sufficienti, così come un significativo aumento della potenza computazionale in combinazione con l'aumento dell'accesso agli esami radiologici, il conseguente incremento del carico di lavoro per i radiologi e la carenza di radiologi esperti e formati.

L'intelligenza artificiale fornisce diverse semplificazioni dell'iter diagnostico radiologico; un esempio può essere l'aumento della velocità di acquisizione delle analisi radiologiche, come dimostrato da uno studio in cui un sistema di IA sulle radiografie del torace in cui si è osservata una riduzione dei tempi di consegna dell'interpretazione da 11,2 giorni a soli 2,7 giorni, rafforzando la potenza dei sistemi di triage automatizzati nello snellimento dei flussi di lavoro sanitari e nell'amplificazione degli standard di assistenza ai pazienti (Annarumma et al., 2019).

Un'altra applicazione dei software di intelligenza artificiale in Radiologia di notevole interesse è la Radiomica, ovvero la possibilità di estrarre grandi quantità di informazioni dalle immagini radiologiche, trasformarle in dati quantificabili e interpretabili e, in questo modo, correlarle ad una refertazione radiologica.

La costruzione di un modello radiomico prevede diverse fasi a seconda del tipo di obiettivo e di strumenti adottati per l'analisi (van Timmeren et al., 2020):

1. **Segmentazione dell'immagine.** Per qualsiasi approccio radiomico, la delineazione della regione di interesse (ROI) in approcci bidimensionali (2D) o del volume di interesse (VOI) in approcci tridimensionali (3D) è il primo passo cruciale nella pipeline. ROI/VOI definiscono la regione in cui vengono calcolate le caratteristiche radiomiche. La segmentazione delle immagini può essere eseguita manualmente, in modo semi-automatico (utilizzando algoritmi di segmentazione delle immagini

standard come region-growing o sogliatura) o completamente automatico (oggi giorno utilizzando algoritmi di apprendimento profondo).

2. **Elaborazione delle immagini.** Durante questa fase, si cerca di omogeneizzare le immagini da cui verranno estratte le *features* rispetto alla spaziatura dei pixel, alle intensità dei livelli di grigio, ai bin dell'istogramma, ecc...
3. **Estrazione delle *features*.** Successivamente si estrae un vasto insieme di caratteristiche o "*features*" dalle regioni precedentemente delimitate utilizzando algoritmi computazionali. Queste *features* spaziano da quelle più semplici (forma, dimensioni, margini), analoghe agli aspetti qualitativi valutati dal radiologo, definite *features* di primo ordine (come le *features Shape and size-based* e *features histogram-based*); fino a quelle più complesse calcolate attraverso equazioni matematiche, come le *Textural features* e le *features Filtered-based*. Il risultato di questo processo è un insieme di dati numerici che possono essere espressi in forma tabulare e che rappresentano il contenuto informativo depositato all'interno dell'immagine digitale.
4. **Selezione delle caratteristiche/riduzione delle dimensioni.** Queste *features* vengono dunque analizzate, filtrate e correlate con dati clinici e biologici per estrarre informazioni significative.

Associata alla valutazione del radiologo, la radiomica risulta essere un potente strumento da impiegare in medicina. Lo sviluppo di questi algoritmi non hanno infatti l'intento di sostituire il radiologo umano, bensì di aumentare e fornire applicazioni che evidenzino informazioni che altrimenti non sarebbero ottenute dalla visione umana, o fornire conoscenze non ampiamente disponibili in un tempo più breve (Mintz & Brodie, 2019).

Un'ulteriore evoluzione della radiomica è invece la radiogenomica, che permette di associare i modelli statistici di analisi dell'immagini della radiomica con i dati genetici, al fine di identificare dei biomarcatori direttamente all'interno delle immagini radiologiche e riuscire in questo modo a diagnosticare la malattia senza necessità di una biopsia. L'approccio radiogenomico si è dimostrato efficace, ad esempio, nel determinare il fenotipo associato al glioblastoma (tumore cerebrale altamente aggressivo con difficoltà di prognosi) in immagini di MRI (Diehn et al., 2008).

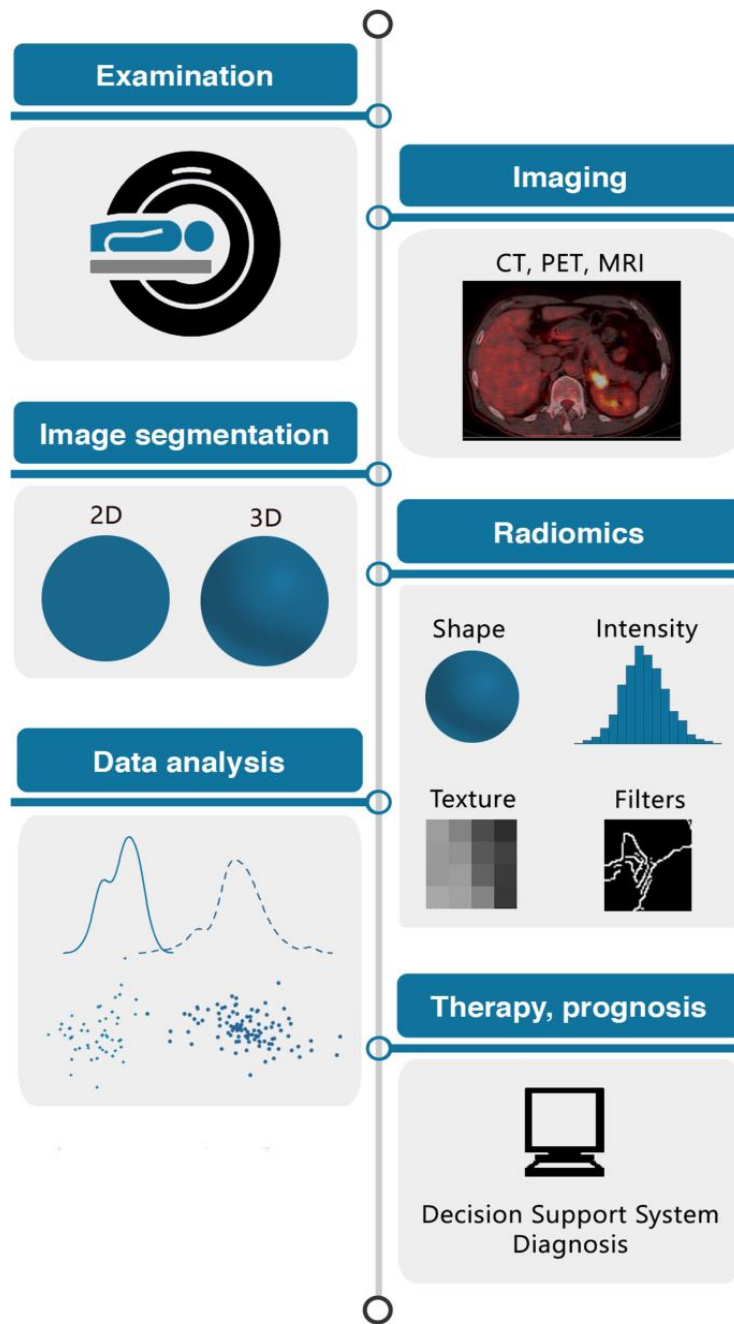


Figura 5 - Flusso di lavoro radiomico (van Timmeren et al., 2020)

Illustrazione schematica del percorso del paziente, inclusa l'acquisizione delle immagini, l'analisi mediante radiomica con successiva terapia e prognosi specifiche per il paziente. In seguito all'acquisizione ed alla segmentazione delle immagini vengono estratte le caratteristiche radiomiche.

2.2.2 IA all'interno dei laboratori

L'utilizzo di software IA all'interno dei laboratori clinici si è sviluppato prevalentemente in due ambiti: l'anatomia patologica e la medicina di laboratorio.

2.2.2.1 Digital pathology

Anche nell'anatomia patologica si sta andando sempre di più verso la diagnosi medica assistita dall'intelligenza artificiale. La Digital pathology (DP) è il processo di digitalizzazione dei vetrini istopatologici per generare immagini di vetrini interi (WSI) e la successiva analisi di questi mediante modelli di machine learning. Trasformare il vetrino fisico in vetrino digitale significa trasformare le strutture tissutali, le cellule presenti e le loro caratteristiche in entità misurabili ed analizzabili con l'applicazione di metodiche di analisi finora non possibili, aggiungendo di fatto, alla valutazione del patologo, un ulteriore livello di conoscenza, che permette di ridurre notevolmente gli errori di diagnosi. Come dimostrato all'interno del *The National Artificial intelligence research and Development Strategic Plan*, la combinazione delle previsioni del sistema di IA con quelle del patologo è capace di ridurre il tasso di errore fino allo 0,5%, rappresentando una riduzione dell'errore di diagnosi dell'85% (National Science and Technology Council, 2016).

Come per l'analisi delle immagini radiologiche, anche nella DP viene utilizzato un algoritmo che prevede la segmentazione e il *patching*. I WSI digitalizzati vengono sottoposti a segmentazione dei tessuti per rimuovere le regioni di sfondo tramite elaborazione delle immagini classica, tuttavia, a causa delle dimensioni sostanziali degli WSI, l'elaborazione diretta è computazionalmente impegnativa e di conseguenza, è prassi comune suddividere i WSI in piccole patch, che vengono poi analizzati individualmente al fine di conferire la diagnosi (A. H. Song et al., 2023).

Ma gli algoritmi IA in DP non si limitano alla mera diagnosi, permettono anche di:

- Quantificare alcuni biomarcatori tumorali, come Ki67 e PD-L1;
- Identificare automaticamente la presenza di micro-metastasi linfonodali;
- Effettuare il *grading/scoring* del tumore;
- Restituire una prognosi basata sui linfociti infiltranti il tumore (TIL);
- Oltre al loro grande potenziale di ricerca tramite il quale è possibile associare dei profili molecolari e genomici alle caratteristiche morfologiche tumorali (come avviene nella radiogenomica).

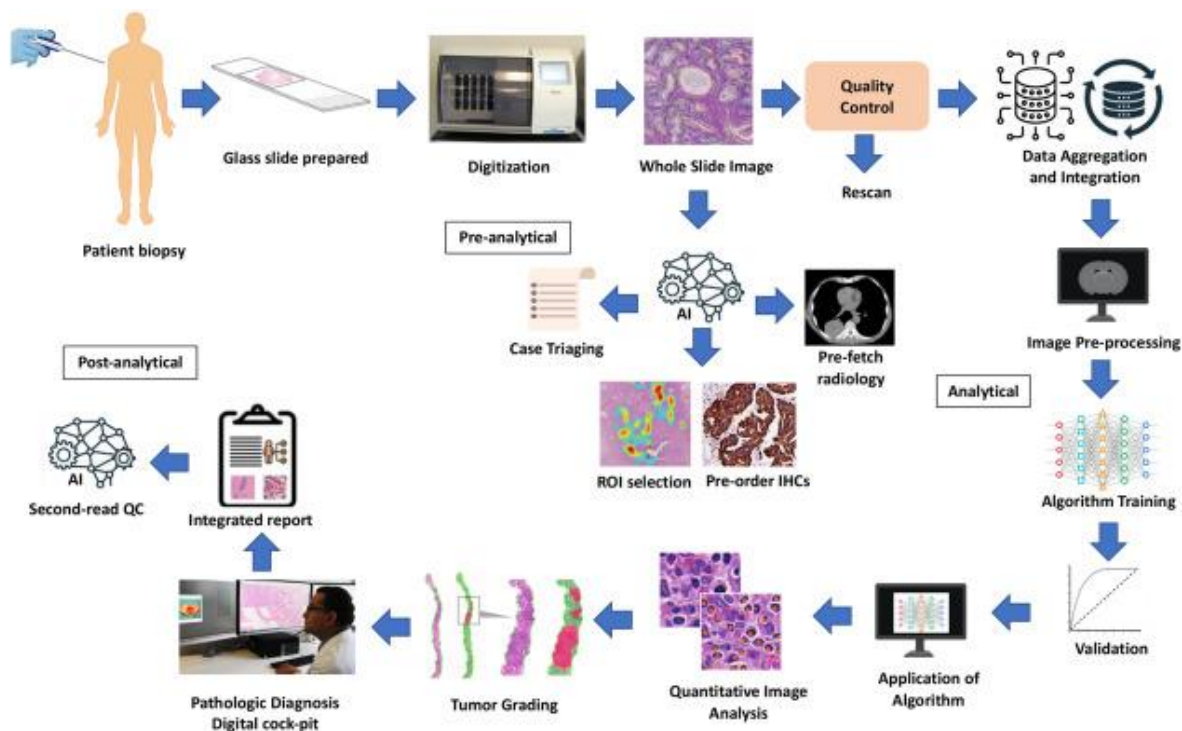


Figura 6 - Rappresentazione schematica dell'integrazione dell'intelligenza artificiale nel flusso di lavoro di anatomia patologica. (Shafi & Parwani, 2024)

2.2.2.2 Integrazione dell'IA nei laboratori clinici

I laboratori clinici sono in una continua fase di alta automatizzazione in grado di far produrre ogni giorno una enorme quantità di risultati di test complessi, andando ben oltre a quelli che la nostra mente potrebbe gestire. In quest'ambito, dunque, l'applicazione dell'IA risulta essere una prossima fase inevitabile del suo sviluppo.

Attualmente, i modelli Machine learning sono stati applicati a diverse fasi del processo dei test di laboratorio clinico, tra cui la fase pre-analitica, la fase analitica e la fase post-analitica (Hou et al., 2024).

- **Fase pre-analitica:** il crescente numero di test negli ultimi anni, così come la paura della responsabilità dei medici e la loro mancanza di conoscenze di laboratorio hanno portato a fenomeni di uso inappropriato delle analisi di laboratorio, che non solo porta a uno spreco di risorse mediche, ma può anche minacciare la salute dei pazienti (Cadamuro et al., 2023), (Mrazek et al., 2020). Sono stati dunque sviluppati dei sistemi di raccomandazione dei test clinici automatici, che utilizzano una rete neurale

profonda basata su alcune variabili presenti nella cartella clinica elettronica (Islam et al., 2021), (Yu et al., 2020).

- **Fase analitica:** L'esame morfologico risulta ancora oggi una parte estremamente importante della medicina di laboratorio, affermandosi come gold standard per la diagnosi di molte malattie. Attualmente, l'applicazione di Machine learning nell'esame morfologico del sangue è ancora limitata e solo pochi analizzatori di morfologia digitale automatizzati basati su ML approvati dalla FDA sono stati utilizzati nella pratica clinica per l'esame morfologico del sangue (Gedefaw et al., 2023), anche se mostrano prestazioni soddisfacenti nell'analisi rapida degli strisci di sangue. Analogamente esistono software IA anche per analisi del sedimento urinario (X. Zhang et al., 2019) e per la rilevazione di microorganismi nella microbiologia clinica (Mencacci et al., 2023), (Bailey et al., 2019).
- **Fase post-analitica:** Per sfruttare appieno il valore dei dati dei test di laboratorio, molti studiosi hanno lavorato alla ricerca dell'uso di alcuni modelli IA per analizzare i risultati dei test di laboratorio. Esistono già diversi studi che possono dimostrare che i modelli ML funzionano egregiamente bene nel predire determinate malattie, come il diabete e le sue complicanze (Guan et al., 2023), le malattie del sistema epatico (Hatami et al., 2022), e la probabilità di insufficienza renale acuta nei pazienti ospedalizzati (X. Song et al., 2021).

2.2.3 Applicazioni di modelli di *Natural Language Processing*

Come descritto precedentemente, l'NLP si occupa di trasformare informazioni non strutturate, ad esempio il nostro input di linguaggio umano, sia scritto che parlato, in informazioni strutturate. Per immaginare le potenzialità di questo tipo di analisi applicato all'ambito medico, basti pensare alla grande quantità di informazioni testuali presenti nelle note delle cartelle cliniche o degli Electronic Health Record (EHR), informazioni ricche di significato ma non categorizzate e pertanto non analizzabili.

Nella prima fase, i dati di input, testuali e non strutturati, vengono analizzati tramite tecniche di NLP, che danno come output dati strutturati. Tali dati vengono dunque analizzati, per esempio, tramite tecniche di Machine Learning, e possono trovare applicazione in diversi ambiti:

- Una delle applicazioni più comuni dell’NLP è quella di snellire il carico di lavoro clinico mediante il riconoscimento del linguaggio parlato e la trasformazione dello stesso in linguaggio scritto, funzione spesso utilizzata in radiologia e in altre specialità in cui accade frequentemente di dover compilare referti testuali. L’NLP è stato utilizzato anche per applicazioni destinate alla documentazione e navigazione degli EHR. L’Hospital for Sick Children di Toronto, per esempio, ha creato l’applicativo PhenoPad, ovvero un’interfaccia di note-taking che permette di creare cartelle cliniche strutturate partendo da diverse fonti di dati, in particolare note libere scritte a mano, registrazioni delle conversazioni con i pazienti, foto e video (Wang et al., 2022).
- Un’altra applicazione importante sono tutti i sistemi di *Conversational AI* in grado di generare sistemi di triage automatico, basato su chatbot, che permettono di screenare automaticamente i pazienti che hanno bisogno di una visita (Božić, 2023). Inoltre, questi sistemi sono utili anche nella gestione della salute a domicilio da parte del paziente stesso. Per esempio, gli assistenti vocali “addestrati” su temi relativi alla salute possono avere un ruolo educativo, rispondere a domande cliniche, dare al paziente dei reminder per farmaci o appuntamenti, dare istruzioni o suggerimenti basati sulle condizioni cliniche del paziente (per esempio suggerimenti relativi all’alimentazione per i pazienti diabetici) e possono infine integrare sistemi di telemonitoraggio.

2.2.4 Digital Twin

Un’ultima applicazione dei modelli di intelligenza artificiale in sanità degno di menzione sono i Digital twin, ovvero copie virtuali di un oggetto che riproduce anche i cambiamenti che avvengono nell’oggetto reale (Sharma et al., 2022). Il trasferimento di questo concetto alla medicina ha delle implicazioni molto interessanti, proprio grazie alla grande disponibilità di big data sanitari che permettono, in associazione di modelli di deep learning, di creare dei digital twin di sistemi biologici complessi, raggiungendo livelli di fedeltà molto elevati rispetto all’organismo originale.

In presenza di dati sufficienti, è quindi possibile riprodurre in un modello digitale una cellula, una via metabolica, un organo o l’integrazione di diverse funzioni di un essere umano. Concettualmente è dunque possibile creare diversi digital twin dello stesso individuo,

ognuno dei quali sia virtualmente sottoposto a determinate condizioni in modo da realizzare delle vere e proprie simulazioni fedeli alle originali, senza il coinvolgimento diretto del paziente ed escludendo in questo modo totalmente i problemi di sicurezza clinica.

Un esempio può essere quello della chirurgia: i digital twin permettono di eseguire virtualmente delle simulazioni con l'integrazione dei dati clinici del paziente, associati a quelli anatomici, al fine di riprodurre l'intervento e valutare a priori, quale possa essere l'approccio chirurgico migliore.

2.2.5 Conseguenze dell'implementazione dell'IA

L'adozione dell'intelligenza artificiale nel settore medico comporta numerosi vantaggi, ma solleva anche importanti questioni etiche e di privacy. Queste preoccupazioni richiedono l'implementazione di normative rigorose per garantire la sicurezza dei pazienti e la qualità dei servizi. A tal proposito, l'Organizzazione Mondiale della Sanità ha composto con esperti di etica, tecnologia digitale, diritto, diritti umani e rappresentanti dei Ministeri della Salute di vari Paesi, un rapporto intitolato “*Ethics ad Governance of Artificial Intelligence for Health: WHO Guidance*”, che identifica le sfide etiche connesse all'utilizzo dell'IA nel settore sanitario, ne individua i potenziali rischi e stabilisce principi guida per garantire che questa tecnologia innovativa operi effettivamente a beneficio dei cittadini (WHO, 2021).

Nonostante vi siano ancora aspetti critici da affrontare e regolamentare, l'IA offre un potenziale enorme per migliorare la diagnosi, il trattamento e la gestione delle malattie, aumentando l'efficienza e l'efficacia della medicina su vasta scala. Tuttavia, l'implementazione di questa tecnologia si scontra con una forte resistenza al cambiamento, rendendo il processo particolarmente complesso. La difficoltà di accettare e integrare l'IA negli ambienti di lavoro, deriva da diversi fattori; uno dei principali è un approccio di inferiorità e scetticismo: le persone tendono a subire la tecnologia digitale e percepiscono una sorta di disagio che impedisce loro di sfruttare al meglio le innumerevoli potenzialità dei vari prodotti e servizi. Questo atteggiamento porta all'utilizzo degli strumenti digitali a un livello basico e spesso inefficace. Solo con una formazione adeguata ed un cambiamento progressivo è possibile ottenere un'adozione efficace e sfruttare appieno i benefici dell'IA.

2.3 L'accettazione delle nuove tecnologie

L'accettazione dell'introduzione delle tecnologie in un determinato ambito, come spiegato nel capitolo precedente, risulta un elemento cruciale per il successo della loro implementazione e del loro corretto ed efficace utilizzo. Risulta dunque fondamentale capire le variabili che stanno alla base dell'accettazione o del rifiuto di una nuova tecnologia da parte dei suoi utenti.

2.3.1 Technology Acceptance Model (TAM)

Nel corso degli anni sono stati teorizzati diversi approcci al fine di comprendere l'accettazione delle tecnologie. Tra i più noti troviamo il *Technology Acceptance Model* (TAM) proposto da Davis nel 1989 (Davis, 1989); modello che deriva dalla teoria dell'azione ragionata (*Theory of Reasoned Action*, TRA) (Fishbein & Ajzen, 1975), la quale asserisce che il comportamento di una persona (*Actual Behavior*) è determinato dalla propria intenzione comportamentale (*Behavioral Intention*, BI), ovvero la probabilità soggettiva di un individuo di seguire un comportamento specifico; che questa a sua volta è determinata dal suo comportamento (*Attitude Toward Behavior*, A) e da norme soggettive (*Subjective Norm*, SN), riferendosi alla percezione che le persone importanti per l'individuo pensano che dovrebbe o non dovrebbe eseguire il comportamento target in questione.

Davis ha quindi studiato le principali variabili motivazionali che mediano tra le caratteristiche del sistema e l'uso effettivo dei sistemi informatici da parte degli utenti finali in contesti organizzativi, considerando le attitudini e le opinioni degli utenti come variabili motivazionali per l'intenzione di adottare nuove tecnologie. Al fine di ottenere migliori procedure per predire e spiegare l'uso di una tecnologia, Davis ha introdotto due costrutti (Davis, 1989):

- **Perceived Usefulness (PU):** L'utilità percepita è definita come "il grado con il quale una persona ritiene che l'utilizzo di un particolare sistema possa migliorare le sue prestazioni lavorative".
- **Perceived Ease-of-Use:** La facilità d'uso percepita è definita come "il grado con il quale un individuo ritiene che l'utilizzo di un particolare sistema sarebbe privo di sforzo fisico e mentale".

Nella seguente figura (Fig. 7) è rappresentata la struttura dei costrutti ipotizzati da Davis. Le relazioni di causalità tra le variabili (le frecce orientate che collegano le variabili) indicano che “Perceived Usefulness” e “Perceived Ease-of-Use” sono predittori delle variabili dipendenti “Attitude Toward Using” (con cui c’è una relazione di causalità diretta) e “Actual System Use” (con cui c’è una relazione di causalità indiretta, cioè una relazione mediata da almeno un’altra variabile) (S. Morelli et al., 2020)

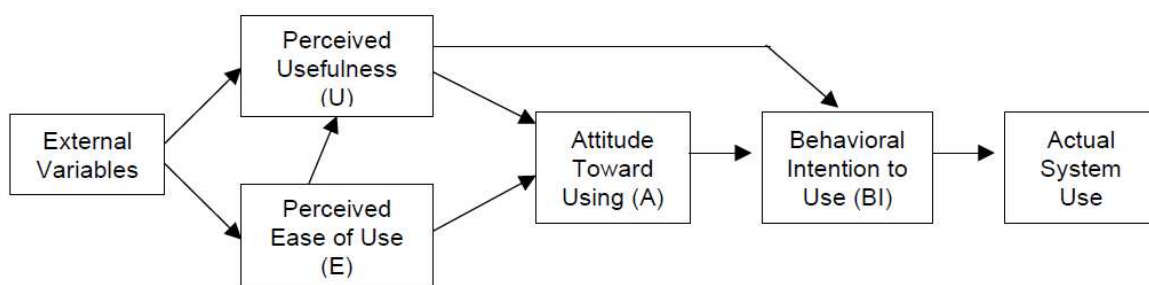


Figura 7 – Schema del modello TAM (Davis, 1989)

Il modello TAM non è una semplice misurazione di tipo qualitativo, bensì è una analisi quantitativa. Al fine di misurare i costrutti, Davis ha sviluppato e convalidato scale di misurazione multi-item per ogni variabile. Gli item sono stati formulati sottoforma di domande o affermazioni all’interno di questionari riferiti ad uno specifico sistema tecnologico, in cui le risposte venivano misurate mediante l’utilizzo scale di tipo Likert, esprimenti il livello di accordo o di disaccordo.

La scala di Likert misura l’atteggiamento nei confronti di una particolare risposta in una particolare situazione (Likert, 1932), con un numero predefinito di risposte costituite da una serie di proposizioni, tra le quali il rispondente deve scegliere, come ad esempio: (1) fortemente d’accordo, (2) d’accordo, (3) né d’accordo né in disaccordo, (4) disaccordo, (5) fortemente in disaccordo.

Successivamente a Davis, vi sono stati numerosi studi che hanno tentato di approfondire l’argomento, ricercando dei modelli più complessi, con un numero maggiore di variabili, che potessero spiegare meglio quali fossero i fattori che influissero nell’accettazione dell’introduzione di nuove tecnologie.

Davis stesso, alcuni anni più tardi, si rese conto che all'interno del suo modello TAM potesse essere introdotta quella che definì "influenza sociale", composta da un insieme di variabili rappresentanti la pressione sociale percepita di impegnarsi o non impegnarsi in un comportamento e dall'immagine che ne deriva; oltre ad un insieme di processi strumentali cognitivi. Costruì dunque, insieme a Venkatesh, una estensione del modello precedente, denominata TAM2 (Venkatesh & Davis, 2000), nella quale rappresentarono mediante i costrutti norma soggettiva, volontarietà e immagine il determinante dell'influenza sociale; mentre con i costrutti rilevanza del lavoro, qualità dell'output, dimostrabilità dei risultati e facilità d'uso percepita il determinante comprendenti i processi strumentali cognitivi.

Quando si parla di "norma soggettiva", si intende come la percezione da parte di una persona dell'opinione di altri importanti, come familiari o amici, sull'esecuzione di un comportamento specifico. Davis e Venkatesh ipotizzarono inoltre che l'effetto diretto positivo della norma soggettiva sull'utilità percepita e sull'intenzione di utilizzare diminuisse con l'aumento dell'esperienza di utilizzo.

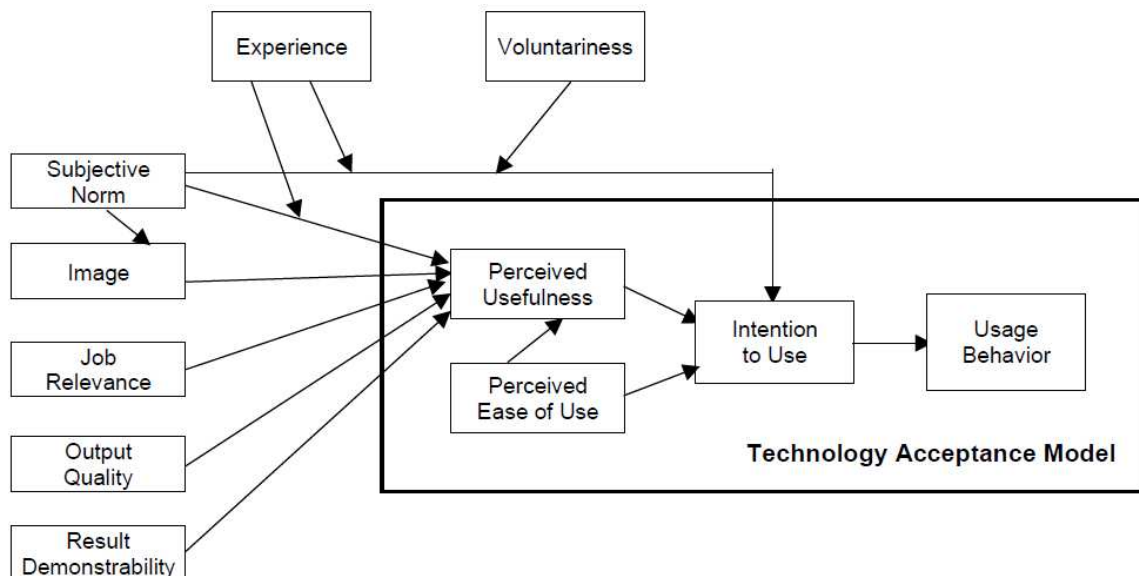


Figura 8 – Estensione del modello di accettazione della tecnologia: TAM2 (Venkatesh & Davis, 2000)

2.3.2 Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTUAT)

Un altro modello rilevante nella quantificazione dell'accettabilità di una nuova tecnologia introdotta è l'*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT) (Venkatesh et al., 2003). Il modello UTAUT sviluppato da Venkatesh, basato e validato sull'accettazione dell'utente rispetto alle tecnologie dell'informazione, espande ulteriormente TAM, al fine di includere ulteriori fattori che influenzano l'accettazione tecnologica. In particolare, il presente modello deriva dall'integrazione di otto teorie psico-comportamentali (Fig. 9) che tentano di spiegare i processi di accettazione e di adozione della tecnologia da parte dell'utente.

Teoria	Autori e campi di applicazione	Costrutti principali
DOI (Rogers, 1962)	Basata su teorie sociologiche, proposta (Rogers, 1962) per studiare diversi tipi di innovazione e adattata (Moore & Benbasat, 1991) per essere applicata alle tecnologie dell'informazione	<ul style="list-style-type: none"> vantaggio relativo facilità d'uso immagine visibilità compatibilità dimostrabilità dei risultati volontarietà d'uso
TRA (Fishbein & Ajzen, 1975)	Proposta (Fishbein & Ajzen, 1975), riproposta (Davis et al., 1989) e ampiamente utilizzata per prevedere i comportamenti umani	<ul style="list-style-type: none"> atteggiamento verso il comportamento norma soggettiva
TAM (Davis, 1986)	TAM (Davis, 1986; Davis 1989; Davis et al., 1989) TAM2 (Venkatesh & Davis, 2000a) Originariamente progettato per prevedere l'accettazione e l'uso della tecnologia dell'informazione, è stato applicato a una vasta gamma di tecnologie e utenti	<ul style="list-style-type: none"> utilità percepita facilità d'uso percepita
SCT (Bandura, 1986)	Introdotta (Bandura, 1986), applicata ed estesa (Compeau & Higgins, 1995) al contesto dell'utilizzo del PC. Ampiamente usata nei comportamenti sociali, e applicata anche alle tecnologie dell'informazione	<ul style="list-style-type: none"> risultato aspettative-prestazioni risultato aspettative-personali autoefficacia influenza ansia
TPB (Ajzen, 1991)	Introdotta (Ajzen, 1991), e poi adattata (Taylor & Todd, 1995b) per l'ambito dei sistemi informativi. Estensione della teoria dell'azione ragionata per affrontare comportamenti sui quali le persone hanno un controllo volitivo incompleto.	<ul style="list-style-type: none"> atteggiamento verso il comportamento norma soggettiva controllo comportamentale percepito
MPCU (Thompson et al., 1991)	Basato sulla teoria del comportamento umano (Trandis, 1977), riproposto (Thompson et al., 1991) per predire l'utilizzo del PC in contesti di sistemi informativi.	<ul style="list-style-type: none"> lavoro adatto complessità conseguenze a lungo termine spinta all'uso fattori sociali condizioni facilitanti
MM (Davis et al., 1992)	Applicato (Davis et al., 1992) all'ambito dei sistemi informativi per comprendere l'adozione di nuove tecnologie e loro uso e ampiamente usato in psicologia per spiegare il comportamento umano. Rievolution di Vallerand (Vallerand, 1997) dei principi fondamentali dei vari studi di teoria motivazionale, applicata a diversi contesti.	<ul style="list-style-type: none"> motivazione estrinseca motivazione intrinseca
C-TAM-TPB (Taylor & Todd, 1995a)	Combina i predittori di TPB con l'Utilità Percepita (<i>Perceived Usefulness</i>) del TAM	<ul style="list-style-type: none"> atteggiamento verso il comportamento norma soggettiva controllo comportamentale percepito utilità percepita
DOI	<i>Theory of Diffusion of Innovations</i> , teoria della diffusione delle innovazioni	
TRA	<i>Theory of Reasoned Action</i> , teoria dell'azione ragionata	
TAM	<i>Technology Acceptance Model</i> , modello di accettazione della tecnologia	
SCT	<i>Social Cognitive Theory</i> , teoria sociale cognitiva	
TPB	<i>Theory of Planned Behavior</i> , teoria del comportamento pianificato	
MPCU	<i>Model of PC Utilization</i> , modello di utilizzo del PC	
MM	<i>Motivational Model</i> , modello motivazionale	
C-TAM-TPB	Combined TAM e TPB, modello che combina il modello di accettazione della tecnologia e la teoria del comportamento pianificato	

Figura 9 – Le otto teorie psico-comportamentali sull'accettazione della tecnologia dell'informazione e della comunicazione (S. Morelli et al., 2020)

Nella rappresentazione grafica del modello UTAUT (Fig. 10), i costrutti ipotizzati sono quattro:

- **Performance Expectancy:** simile alla "perceived usefulness" del TAM; è il grado con cui un individuo crede che l'uso di una tecnologia migliorerà la sua performance lavorativa.
- **Effort Expectancy:** analoga alla "perceived ease of use" del TAM; è il grado con cui una persona ritiene che l'uso di una tecnologia sarà privo di difficoltà.
- **Social Influence:** già introdotta nel TAM2, rappresenta il grado con cui un individuo percepisce che le persone di cui gli importa l'opinione credono che egli debba utilizzare la nuova tecnologia e quindi la pressione sociale percepita di impegnarsi o non impegnarsi in un comportamento e dall'immagine che ne deriva.
- **Facilitating Conditions:** nuovo costrutto introdotto nel modello che rappresenta il grado con cui un individuo crede che esistano infrastrutture tecniche e supporti per l'uso della tecnologia, che possano quindi facilitarne l'approccio e l'utilizzo.

Questi quattro costrutti costituiscono i principali fattori (denominati come determinanti) che definiscono l'intenzione comportamentale ("Behavioral Intention") di utilizzare una tecnologia, cioè i predittori dell'uso.

A questi si aggiungono i fattori "Gender", "Age", "Experience" e "Voluntariness of Use" (volontarietà di utilizzo); introdotti come moderatori di relazioni tra i predittori e l'intenzione d'uso ("Behavioral Intention") e tra i predittori e il comportamento d'uso ("Use Behavior"), per tenere conto delle caratteristiche demografiche e delle influenze dinamiche dovute al contesto organizzativo (che si esprime con "Voluntariness of Use") e all'esperienza dell'utente ("Experience").

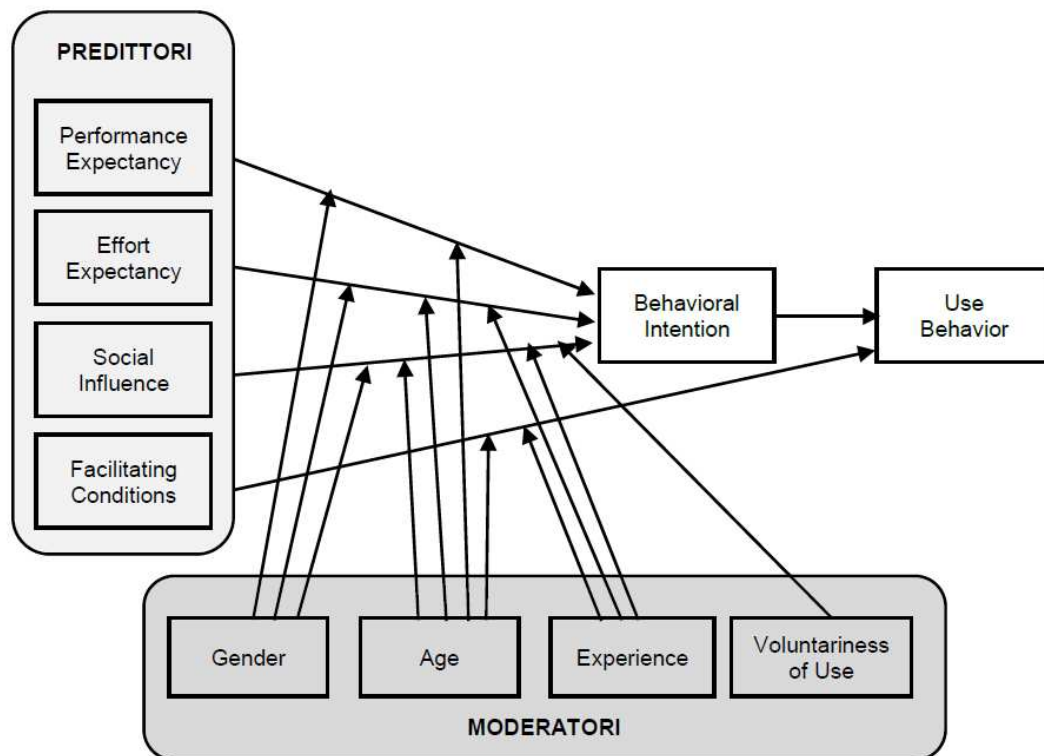


Figura 10 – Schema del modello UTAUT (Venkatesh et al., 2003)

Anche per quanto riguarda il modello UTUAT, Venkatesh ha proposto una seconda versione, questa volta più incentrata sul *consumer context*, aggiungendo ai costrutti già presenti le variabili “*Hedonic Motivation*”, “*Price Value*” e “*Habit*”. Questa tipologia di modello è stata applicata in letteratura per indagare, ad esempio, l’intenzione del consumatore di adottare una nuova tecnologia in ambito sanitario (Gao et al., 2015; Hayotte et al., 2020; Tavares et al., 2018), oppure per indagare l’accettazione da parte dei pazienti dell’introduzione di nuovi portali dei laboratori medici (Ravangard et al., 2017), o ancora per l’utilizzo di applicazioni sanitarie da smartphone (Huang & Yang, 2020; Slade et al., 2013)

3 Materiali e Metodi

Il progetto di studio è stato articolato in cinque fasi principali:

1. **Analisi della letteratura:** Revisione sistematica delle pubblicazioni esistenti sull'argomento.
2. **Scelta delle domande:** Selezione delle domande pertinenti per il questionario che sarebbe stato somministrato.
3. **Sviluppo del questionario:** Creazione e validazione del questionario.
4. **Diffusione del questionario e raccolta dei dati:** Distribuzione del questionario ai partecipanti selezionati.
5. **Analisi statistica:** Analisi dei dati raccolti e interpretazione dei risultati.

3.1 Analisi della letteratura

Durante la prima fase dello studio è stata svolta un'analisi della letteratura, fondamentale al fine di comprendere quanto e cosa fosse già stato indagato riguardo la percezione, l'accettazione e l'etica di utilizzo di software IA tra i professionisti sanitari e di identificare eventuali lacune nella letteratura esistente. Questa fase è stata condotta seguendo le linee guida PRISMA (PRISMA, 2020) ed utilizzando il software Covidence (Veritas Health Innovation, Melbourne, Australia, s.d.), un applicativo specificamente progettato per la produzione di revisioni sistematiche. Covidence è un software che permette la collaborazione tra più ricercatori, permettendo di svolgere lo screening degli articoli contemporaneamente a più revisori e comparare le scelte di ognuno con quelle degli altri, al fine di ridurre gli errori di inclusione/esclusione degli studi.

3.1.1 Procedura di analisi della letteratura con Covidence

Per la revisione della letteratura, è stata creata una nuova revisione all'interno di Covidence, configurata secondo i seguenti parametri:

- **Numero di reviewers:** La revisione è stata condotta da un team di 3 revisori per garantire l'accuratezza dello screening e della raccolta dati.
- **Criteri di eleggibilità:** Sono stati definiti criteri di inclusione ed esclusione per selezionare gli studi da includere nella revisione. Nello specifico, sono stati inclusi

studi riguardanti "*healthcare professionals involved with AI*" ed esclusi quelli riguardanti "*doctors/physicians*". Altri criteri considerati includevano il tipo di esposizione, il contesto, i risultati e le caratteristiche dello studio.

- **Importazione delle referenze:** Sono state importate tutte le referenze pertinenti da database scientifici per essere sottoposte a screening (4734 Embase; 1732 PubMed; 1184 CINAHL; 791 Scopus).

3.1.2 Selezione ed analisi degli studi

Il processo di selezione degli studi è stato articolato in tre fasi principali:

1. **Title and Abstract Screening:** In questa fase, i titoli e gli abstract di 6545 articoli, a cui sono stati rimossi tutti i duplicati, sono stati valutati utilizzando i criteri di eleggibilità definiti in precedenza. Gli studi che non soddisfacevano i criteri di inclusione sono stati esclusi.
2. **Full Text Review:** Gli articoli selezionati nella prima fase sono stati sottoposti ad una revisione completa del testo. Questo passaggio ha permesso di eliminare gli studi che, pur apparendo pertinenti sulla base dell'abstract, non rispettavano i criteri di inclusione una volta esaminato il testo completo.
3. **Data Extraction:** I 44 articoli ritenuti idonei in seguito alla revisione completa del testo sono stati sottoposti alla fase di estrazione dei dati. Sono quindi state programmate dei form nei quali inserire le variabili scelte per ciascun articolo, al fine di poter confrontare poi i diversi studi raccolti. In particolare, sono state raccolte le variabili:
 - ID dello studio;
 - Titolo;
 - Paese di conduzione dello studio;
 - Scopo dello studio;
 - Tipologia di studio;
 - Tipologia di questionario somministrato;
 - Date di inizio e fine somministrazione del questionario;
 - Tipologia di professionisti sanitari coinvolti

- Caratteristiche del totale dei partecipanti e per singola tipologia di professionista (numero di partecipanti, distribuzione per genere, età, anni di lavoro e titolo di studio);
- Tasso di risposta al questionario;
- Domande del questionario e risultati ottenuti;
- Tipologia di scoring utilizzato (es. scala Likert, multiple choice, yes-no).

In ogni fase, ogni revisore ha prima svolto il lavoro in maniera autonoma, per confrontarsi successivamente con tutto il team sui conflitti degli studi giudicati diversamente dagli altri revisori. Per ogni fase è stato possibile monitorare l'andamento di ogni revisore grazie al flow diagram PRISMA generato automaticamente da Covidence.

Tutti gli studi sono stati poi riportati, assieme le corrispettive domande, all'interno di un file Excel, dove ogni quesito veniva classificato in una specifica categoria (es. domande sull'utilizzo dell'IA, sulla percezione, sul futuro, sulle preoccupazioni, sull'etica di utilizzo, ecc..). Questa categorizzazione ha permesso di raccogliere tutte le domande per gruppi, filtrare i quesiti di maggiore interesse e selezionarli per la costruzione del questionario.

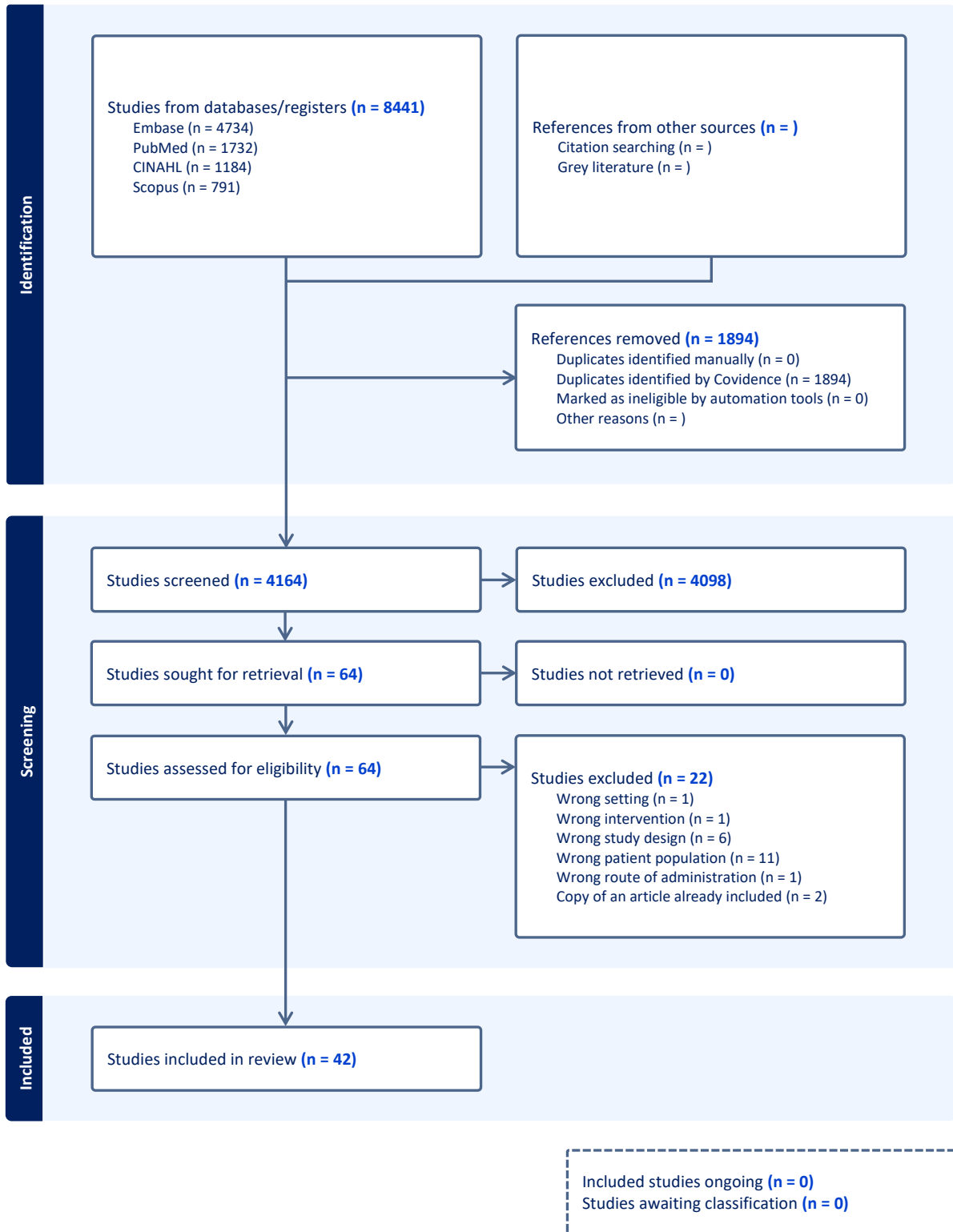


Figura 11 – PRISMA dello studio

3.2 Disegno dello studio e sviluppo del questionario

In seguito alla revisione di letteratura, si è passati alla costruzione dello studio. Al fine di strutturare al meglio l'indagine, è stato scritto un protocollo (Allegato 1 – Protocollo dello studio) seguendo il modello della STROBE statement check-list for a cross-sectional studies (Field et al., 2014). All'interno del protocollo di studio sono stati definiti gli obiettivi dell'indagine:

1. Indagare il livello di conoscenza e la formazione dei professionisti sanitari sul tema dell'intelligenza artificiale;
2. Valutare il grado di accettazione dell'introduzione delle tecnologie basate sull'intelligenza artificiale;
3. Indagare la percezione e l'etica di utilizzo dell'intelligenza artificiale tra i professionisti sanitari;
4. Identificare correlazioni tra la percezione dei professionisti sanitari e variabili socio-demografiche (età, genere, professione, anni di lavoro, titoli di studio, utilizzo dell'IA e svolgimento di corsi).

3.2.1 Calcolo della Sample size

È stato necessario innanzitutto calcolare la dimensione del campione necessaria per ottenere una migliore precisione e attendibilità dei dati. Si è optato di voler raggiungere una precisione almeno dell'5% ed un intervallo di confidenza (IC) del 95% (che corrisponde ad un $\alpha = 0.05$).

Pur avendo della letteratura che affermi come vi sia una percezione abbastanza positiva dell'intelligenza artificiale all'interno del mondo sanitario, si è deciso ugualmente di assumere la proporzione (p) a 0,5 (50%), al fine di massimizzare la variabilità. La scelta di una proporzione di questo tipo risulta infatti conservativa e garantisce una dimensione del campione sufficientemente grande per coprire il caso peggiore, assicurando di rilevare eventualmente gli effetti significativi.

Un ulteriore dato necessario al fine di calcolare la sample size dello studio è la numerosità della popolazione target a cui deve essere somministrato il questionario. In questo caso, al fine di stimare il numero totale di professionisti sanitari italiani, sono stati sommati il numero degli iscritti totale di ogni ordine professionale.

Tabella 1 – Totale iscritti agli ordini professionali (Ministero della Salute, 2023)

Ordine	n. iscritti all'ordine
FNOPI - Federazione Nazionale Ordini Professioni Infermieristiche (FNOPI.it, 2024)	457.533
FNOPO - Federazione nazionale degli Ordini della professione di ostetrica (Ministero della Salute, 2020)	20.858
FNO TSRM e PSTRP - Federazione nazionale degli Ordini tecnici sanitari radiologia medica e professioni sanitarie tecniche della riabilitazione e della prevenzione (FNO TSRM PSTRP, 2019)	170.000
FNOFI - Federazione Nazionale ordine Fisioterapisti (FNOFI, 2023)	69.848
Totale	718.239

Sulla base di queste osservazioni, è stata calcolata una numerosità campionaria pari a 384, come segue:

$$n_0 = \frac{z^2 \cdot p \cdot (1 - p)}{d^2} = \frac{1,96^2 \cdot 0,5 \cdot (1 - 0,5)}{0,05^2} = 384,16$$

Dove:

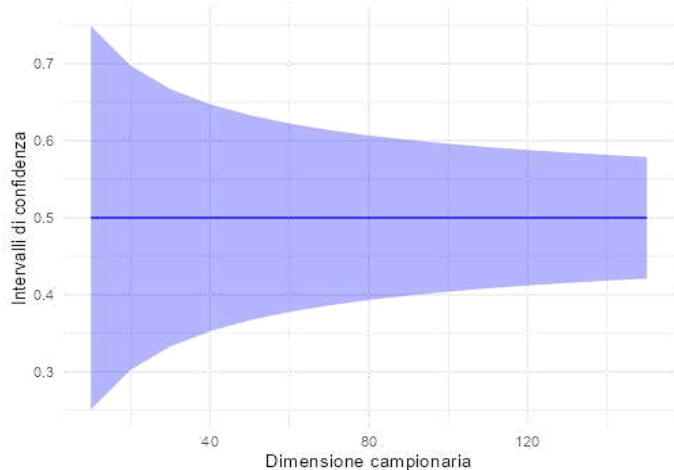
- n_0 è la dimensione del campione iniziale;
- z è il valore critico calcolato utilizzando su R la funzione 'qnorm' con '1-alpha/2' che per un livello di confidenza del 95% corrisponde ad un valore di circa 1,96.
- p è la proporzione stimata della popolazione con la caratteristica di interesse;
- d è la precisione desiderata dell'intervallo di confidenza (nel nostro caso 0,05).

È stato eseguito successivamente la correzione per la popolazione finita (Finite Population Correction, FPC), aggiustando il calcolo della dimensione campionaria:

$$n = \frac{n_0}{1 + \frac{n_0 - 1}{N}} = \frac{384,16}{1 + \frac{384,16 - 1}{718.239}} = 383,96$$

Dove N è la dimensione della popolazione (nel nostro caso stimata a 718.239 sulla base del numero degli iscritti ai vari albi).

Dimensione campionaria	Intervalli di confidenza (inferiore-superiore)
50	0.367 - 0.633
100	0.404 - 0.596
150	0.421 - 0.579
200	0.431 - 0.569
250	0.438 - 0.562
300	0.444 - 0.556
350	0.448 - 0.552
384	0.45 - 0.55
400	0.451 - 0.549
450	0.454 - 0.546
500	0.456 - 0.544



Il livello di precisione viene raggiunto con una dimensione campionaria di 384

Figura 12 – Grafico Sample precision

3.2.2 Campione

Il questionario è stato distribuito con campionamento a valanga mediante canali social quali Whatsapp, Telegram, Facebook, Instagram e Reddit tramite il seguente link:

https://redcap.link/questionario_percezione_IA_professionisti_sanitari

Il campionamento a valanga (o Snowball Sampling) è un metodo di campionamento che consiste nel selezionare casualmente n unità, a ciascuna delle quali viene chiesto di indicare altre k unità che appartengono alla stessa popolazione, per s stadi successivi (Visco, 2023).

Il campione raccolto doveva seguire i seguenti criteri di inclusione ed esclusione:

- **Criteri di inclusione:** Professionisti sanitari facenti parte di una delle quattro classi delle professioni sanitarie (Ministero della Salute, 2023):
 - Professioni Sanitarie Infermieristiche e Professione sanitaria Ostetrica.
 - Professioni sanitarie della prevenzione.
 - Professioni sanitarie tecniche.
 - Professioni sanitarie della riabilitazione.
- **Criteri di esclusione:** Medici, Farmacisti, Odontoiatri, Veterinari, Biologi, Fisici, Chimici, Psicologi, Operatori socio-sanitari, pazienti, operatori sanitari che lavorano esclusivamente in ruoli amministrativi o non clinici, professionisti sanitari in pensione o studenti attualmente non impegnati nella pratica clinica.

3.2.3 Strutturazione della Survey

Il questionario è stato svolto utilizzando il software RedCap® (Research Electronic Data Capture), installato sui server dell'Università degli studi di Padova (<https://mst01.unipd-ubep.it/redcap/index.php>), tramite il quale è avvenuta anche la raccolta e la gestione dei dati (Harris et al., 2009, 2019). RedCap® è una piattaforma software web-based sicura, progettata per supportare la raccolta di dati per studi di ricerca, offrendo un'interfaccia intuitiva per la raccolta di dati validati; tracciabilità per il monitoraggio della manipolazione dei dati e delle procedure di esportazione; procedure di esportazione automatizzate per download senza interruzioni dei dati nei comuni pacchetti statistici; procedure per l'integrazione e l'interoperabilità dei dati con fonti esterne.

Il questionario è composto da 41 domande (di cui sei sono condizionate dalla presenza di *branching logics*) e suddiviso in 4 sezioni che indagano rispettivamente:

1. Le caratteristiche socio-demografiche dei rispondenti;
2. La conoscenza e la formazione dei professionisti sanitari sull'IA;
3. Modello di accettazione dell'introduzione della tecnologia
4. Etica di utilizzo e regolamentazione dell'IA.

Il *branching logics* è una tecnica utilizzata per mostrare o nascondere campi o domande in un modulo, basata sulle risposte date in precedenza, creando un questionario più dinamico e personalizzato.

Tutte le variabili socio-demografiche prevedono la scelta tra risposte multiple mutualmente esclusive. Le variabili raccolte nella sezione della conoscenza e della formazione sull'IA prevedono risposte Si-No; mentre tutte le altre sezioni prevedono l'utilizzo di una scala Likert ordinale a 5 punti, dove 1 è "Per niente", mentre 5 è "Moltissimo". Di seguito è riportata la struttura del questionario:

Tabella 2 – Variabili socio-demografiche

n.	cod	Domande	Risposte
0			
1	D1	Genere	Multiple choice – Radio Buttons: <ul style="list-style-type: none"> • Maschio • Femmina • Altro
2	D2	Età	Text Box
3	D3	Paese di origine	Multiple choice - Drop down list
4	D4	<i>Branching logic (If: Italia):</i> Provincia di origine	Multiple choice - Drop down list
5	D5	A quale classe delle professioni sanitarie appartieni?	Multiple choice – Radio Buttons: <ul style="list-style-type: none"> • Professioni Sanitarie Infermieristiche ed ostetriche • Professioni sanitarie della prevenzione • Professioni sanitarie tecniche • Professioni sanitarie della riabilitazione
6	D6	<i>Branching logic (if: Professioni Sanitarie Infermieristiche e ostetriche):</i> A quale in particolare?	Multiple choice – Radio Buttons: <ul style="list-style-type: none"> • Infermiere • Ostetrico
7	D7	<i>Branching logic (if: Professioni sanitarie della prevenzione):</i> A quale in particolare?	Multiple choice – Radio Buttons: <ul style="list-style-type: none"> • Assistente sanitario • Tecnico della prevenzione nell’ambiente e nei luoghi di lavoro
8	D8	<i>Branching logic (if: Professioni sanitarie tecniche):</i> A quale in particolare?	Multiple choice – Radio Buttons: <ul style="list-style-type: none"> • Dietista • Igienista dentale • Tecnico audiometrico • Tecnico audioprotesico • Tecniche di radiologia medica, per immagini e radioterapia • Tecnico della neurofisiopatologia • Tecnico di laboratorio biomedico • Tecnico di fisiopatologia cardiocircolatoria e perfusione cardiovascolare; • Tecnico ortopedico

9	D9	<i>Branching logic</i> (if: Professioni sanitarie della riabilitazione): A quale in particolare?	Multiple choice – Radio Buttons: <ul style="list-style-type: none"> • Educatore professionale • Fisioterapista • Logopedista • Ortottico • Podologo • Tecnico della riabilitazione psichiatrica • Terapista della Neuro e Psicomotricità dell'Età Evolutiva • Terapista occupazione
10	D10	Dove lavori attualmente?	Multiple choice - Drop down list
11	D11	Anni di lavoro nell'ambito delle professioni sanitarie (a qualsiasi titolo, sia pubblico che privato, borse di studio, cococo, ecc...)	Text box
12	D12	Titolo di studio più alto acquisito?	Multiple choice – Radio Buttons: <ul style="list-style-type: none"> • Diploma • Laurea Triennale • Laurea Magistrale • Master di I livello • Master di II livello • Dottorato di Ricerca

Tabella 3- criterio di inclusione

Criteri di inclusione per il modello di accettazione e percezione dell'AI			
13	IN1	Hai mai sentito parlare di Intelligenza artificiale (IA)?	Yes-No

La domanda n. 12 “Hai mai sentito parlare di Intelligenza artificiale (IA)?” fornisce il criterio di inclusione per il campione all’accesso al modello di accettazione della tecnologia, al fine di poter valutare come viene percepita l’introduzione di questa nuova tecnologia solo nelle persone che ne hanno sentito parlare. Per tutti i rispondenti “No”, verrà mostrata una breve definizione di intelligenza artificiale che permetterà a questi di accedere alla sezione sull’etica di utilizzo.

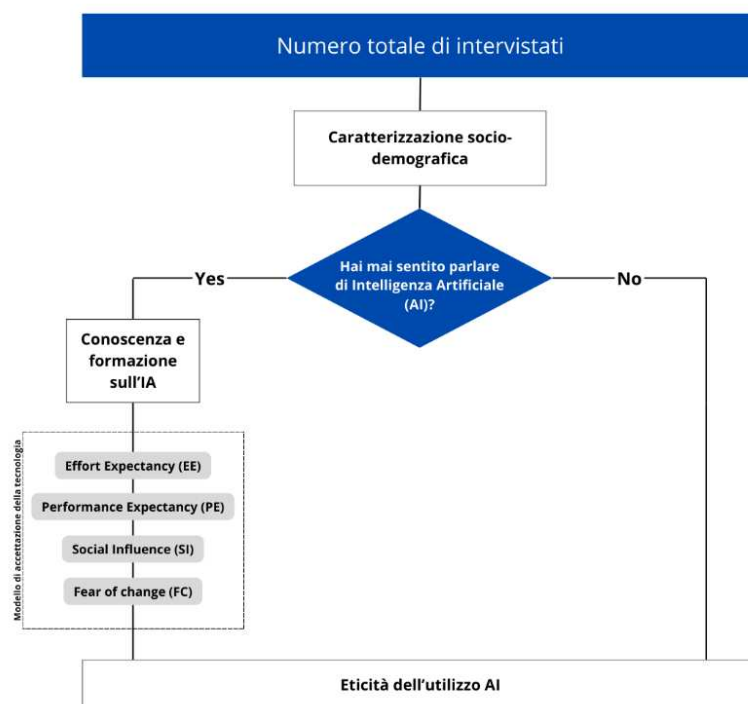


Figura 13 – Flowchart di conduzione della Survey

Tabella 4 – Variabili conoscenza e formazione sull’IA

n.	cod	Domande	Risposte
14	CF1	Hai mai utilizzato software di intelligenza artificiale nella tua vita privata (IA)?	Yes-No
15	CF2	Hai mai utilizzato software di intelligenza artificiale in ambito lavorativo (IA)?	Yes-No
16	CF3	Hai mai frequentato dei corsi sull’intelligenza artificiale durante i tuoi studi?	Yes-No
17	CF4	<i>Branching logic (if: No):</i> Vorresti che fossero implementati dei corsi all’interno del percorso universitario?	Yes-No
18	CF5	Hai mai partecipato ad un corso informativo sull’intelligenza artificiale (workshop, corsi ECM, ecc...)	Yes-No

Molti studi in diversi contesti hanno confermato la validità dei modelli TAM e UTUAT per indagare l’accettazione della tecnologia. In particolare, nella letteratura, vediamo il modello TAM impiegato per spiegare l’accettazione e l’uso della tecnologia sanitaria da parte dei clinici (Holden & Karsh, 2010; Klingberg et al., 2020; Pai & Huang, 2011; Yarbrough & Smith, 2007), mentre UTAUT è stato adottato più nel contesto generale della tecnologia dell’informazione sanitaria (Kijisanayotin et al., 2009) e in particolare in aree di e-Health e mHealth (Quaosar et al., 2018; Yan & Or, 2018, 2019; Y. Zhang et al., 2019)

Per questo studio è stato scelto il modello UTAUT per indagare l'accettazione dell'intelligenza artificiale (IA) tra i professionisti sanitari. La scelta è motivata dal fatto che UTAUT comprende costrutti più completi e articolati rispetto al modello TAM, come "*Performance Expectancy*" e "*Effort Expectancy*", che rispecchiano rispettivamente le dimensioni di "*Perceived Usefulness*" e "*Perceived Ease of Use*" del modello TAM, ma include anche ulteriori variabili come "*Social Influence*" e "*Facilitating Conditions*". Tuttavia, data la peculiarità del contesto in cui l'IA non è ancora completamente implementata e diffusa tra i professionisti sanitari, si è ritenuto necessario adattare il modello UTAUT.

In particolare, tra i quattro costrutti originali del modello UTAUT, è stato deciso di eliminare il costrutto "*Facilitating Conditions*". Questo costrutto è comunemente utilizzato per valutare se esistano o meno le condizioni ambientali favorevoli all'adozione della tecnologia, tuttavia, nel contesto attuale, l'IA è una tecnologia ancora in fase di implementazione e non ampiamente diffusa in tutti i contesti lavorativi sanitari. Infatti, i modelli di accettazione tecnologica tradizionalmente vengono applicati ad una tecnologia già in uso, mentre in questo caso si sta esplorando una tecnologia in fase di adozione, non ancora universalmente applicata.

Per rispondere meglio alle specifiche esigenze del contesto sanitario, il costrutto "*Facilitating Conditions*" è stato dunque sostituito con "*Fear of Change*". Questo nuovo costrutto è stato introdotto al fine di indagare la percezione dei professionisti sanitari riguardo i potenziali cambiamenti futuri legati all'adozione dell'IA, compreso l'impatto sulla loro posizione lavorativa e la possibilità di essere sostituiti dalla tecnologia.

Le domande specifiche utilizzate per misurare il costrutto "*Fear of Change*" sono state:

1. L'introduzione dell'intelligenza artificiale cambierà il tuo ruolo di professionista sanitario in futuro.
2. L'intelligenza artificiale sostituirà la forza lavoro umana in futuro.
3. Le applicazioni dell'intelligenza artificiale avranno un impatto positivo sulla tua professione.
4. Sei preoccupato per l'introduzione dell'IA nel campo medico e delle professioni sanitarie?

Questa modifica al modello UTAUT tradizionale è stata pensata per meglio adattarsi alla valutazione dell'accettazione dell'IA tra i professionisti sanitari, ponendo l'accento non solo sulla disponibilità ambientale e tecnologica, ma anche sulle preoccupazioni e le percezioni riguardanti i cambiamenti futuri e l'impatto sulla propria carriera.

Oltre al cambiamento di un costrutto, nel nostro modello UTUAT sono stati aggiunti ulteriori moderatori oltre a genere, età, lavoro ed esperienza (misurata in termini di anni di lavoro), ovvero livello di educazione.

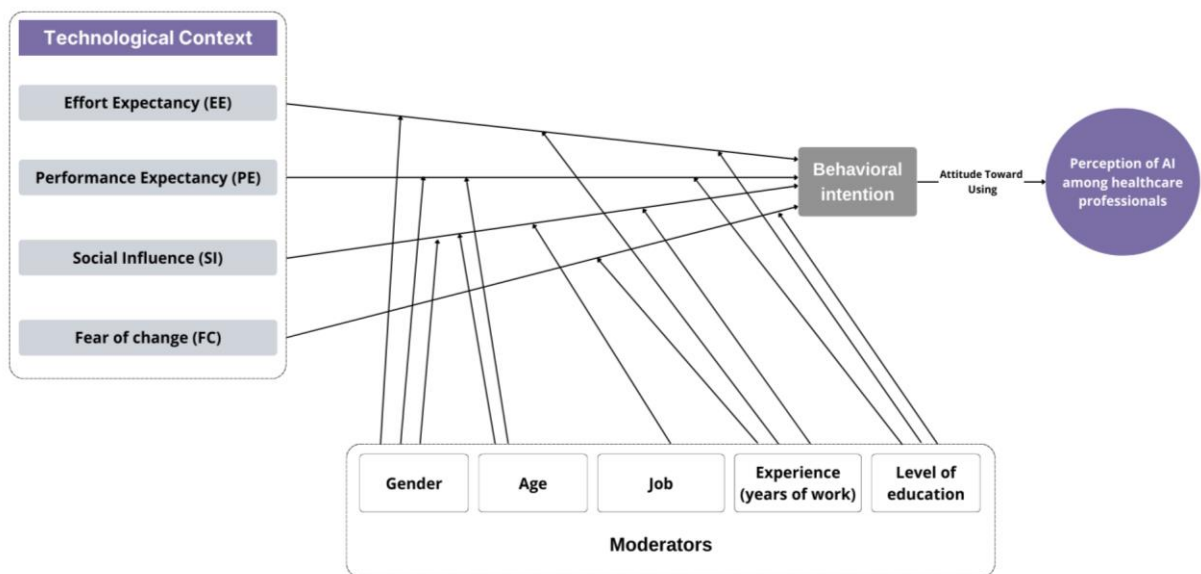


Figura 14 – Schema del modello di accettazione della tecnologia IA presentato

Tabella 5 – Modello di accettazione della tecnologia

Definizione del costrutto	Item di misura		
Effort Expectancy (EE)			
Definizione originale: UTAUT (Venkatesh et al., 2003) - Effort Expectancy (EE): <i>“the degree of ease associated with the use of the system”</i> . EE simile al <i>“Perceived ease-of-use”</i> del TAM (Davis 1989; Davis et al. 1989).	19	EE1	Quanta familiarità hai con l’intelligenza artificiale?
	20	EE2	Sei pratico nell’utilizzo di software di intelligenza artificiale nella tua pratica quotidiana per scopi personali? Es. ChatGPT, Copilot, Gemini...

Definizione estesa al contesto: EE è il grado al quale i professionisti sanitari ritengono di essere familiari nell'utilizzo dell'IA e il grado di sforzo che l'utilizzo dell'IA gli richiederà.	21	EE3	Sei pratico nell'utilizzo di software di intelligenza artificiale durante la tua pratica lavorativa?
	22	EE4	Trovi semplice e intuitivo l'utilizzo delle intelligenze artificiali?
Performance Expectancy (PE)			
Definizione originale: UTAUT (Venkatesh et al., 2003) - Performance Expectancy (PE): <i>“degree to which an individual believes that using the system will help him or her to attain gains in job performance”</i> PE simile al <i>“Perceived usefulness”</i> del TAM (Davis 1986; Davis 1989; Davis et al., 1989). Definizione estesa al contesto: PE è la sensazione che i professionisti sanitari hanno sul fatto che l'utilizzo dell'IA migliorerà le loro prestazioni lavorative e la qualità del trattamento dei pazienti.	23	PE1	Pensi che l'IA possa essere una risorsa importante per migliorare la qualità del trattamento e della diagnosi dei pazienti?
	24	PE2	L'utilizzo dell'IA aiuterebbe ad accelerare la diagnosi e il trattamento del paziente
	25	PE3	L'utilizzo dell'IA migliorerebbe le tue performance lavorative
	26	PE4	L'utilizzo dell'IA allevierebbe la tua pressione lavorativa
Social Influence (SI)			
Definizione originale: UTAUT (Venkatesh et al., 2003) - Social Influence (SI): <i>“the degree to which an individual perceives that important others believe he or she should use the new system”</i> . SI già rappresentato dal <i>“Subjective Norm”</i> del TAM2 (Venkatesh & Davis, 2000a) Definizione estesa al contesto: SI si riferisce al livello con il quale i rispondenti avvertono la percezione positiva o negativa dell'utilizzo dell'AI tra le persone a loro vicine.	27	SI1	I tuoi colleghi sono a conoscenza di applicazioni di intelligenza artificiale e le utilizzano
	28	SI2	Le persone a te vicine sono a conoscenza di applicazioni di intelligenza artificiale e le utilizzano
	29	SI3	In generale, ritieni che le persone vicino a te abbiano una conoscenza sufficiente delle applicazioni IA?

Fear of change (FC)			
Definizione estesa al contesto: FC si riferisce alla percezione dell'utilizzo futuro della tecnologia e la preoccupazione che questa possa rivoluzionare il lavoro attuale, fino a sostituire la figura professionale	30	FC1	L'introduzione dell'intelligenza artificiale cambierà il tuo ruolo di professionista sanitario in futuro
	31	FC2	L'Intelligenza artificiale sostituirà la forza lavoro umana in futuro
	32	FC3	Le applicazioni dell'intelligenza artificiale avranno un impatto positivo sulla tua professione
	33	FC4	Sei preoccupato per l'introduzione dell'AI nel campo medico e delle professioni sanitarie?

È stata indagata infine la percezione dei professionisti sanitari per quanto concerne l'eticità di utilizzo di questa tecnologia e la necessità di avere una maggiore regolamentazione prima di poter essere implementata efficacemente in sanità.

Tabella 6 - Etica di utilizzo e regolamentazione

n.	cod	Domande	Risposte
34	ET1	Ti fidi delle risposte date dai software di Intelligenza artificiale?	Scala Likert 1-5 (da Per niente = 1 a Moltissimo = 5)
35	ET2	Controlli/Controlleresti l'esattezza della risposta che ti viene fornita dalle applicazioni di IA?	Scala Likert 1-5 (da Per niente = 1 a Moltissimo = 5)
36	ET3	Utilizzeresti le risposte fornite dalle applicazioni di l'intelligenza artificiale per fini decisionali?	Scala Likert 1-5 (da Per niente = 1 a Moltissimo = 5)
37	ET4	Secondo la tua opinione, l'intelligenza artificiale può aiutare a ridurre il numero di errori medici?	Scala Likert 1-5 (da Per niente = 1 a Moltissimo = 5)
38	ET5	Quanto sei d'accordo sul fatto che la capacità diagnostica dell'IA sia superiore all'esperienza clinica di un medico umano?	Scala Likert 1-5 (da Per niente = 1 a Moltissimo = 5)
39	ET6	In caso di diagnosi errata dovuta ad un errore imputabile ad un software di intelligenza artificiale, reputi che sia responsabile il professionista sanitario/medico che l'ha utilizzato?	Scala Likert 1-5 (da Per niente = 1 a Moltissimo = 5)

40	ET7	L'intelligenza artificiale potrebbe limitare il diritto dei pazienti alla privacy e alla riservatezza?	Scala Likert 1-5 (da Per niente = 1 a Moltissimo = 5)
41	ET8	L'Intelligenza artificiale necessita ancora di molta regolamentazione per poter essere introdotta ed utilizzata quotidianamente in ambito clinico.	Scala Likert 1-5 (da Per niente = 1 a Moltissimo = 5)

Il tasso di risposta in letteratura per questo tipo di survey è molto variabile, dal 10% fino all'80%, pertanto è stato ipotizzato un tasso di risposta più basso, di circa il 10%, cercando di somministrare il questionario ad oltre 3840 professionisti sanitari.

3.2.4 Validazione del questionario

Al fine di garantire l'accuratezza e la coerenza del questionario è stato seguito un processo di validazione articolato in due fasi: la validazione da parte di esperti e la validazione tramite un test pilota su un gruppo rappresentativo del campione target.

Fase 1: Validazione da parte di esperti

Inizialmente, il questionario è stato sottoposto a un gruppo di esperti nel campo della ricerca e della progettazione dei questionari, in particolare con competenze nella raccolta e analisi statistica dei dati, nelle scienze psicologiche e nell'ambito medico e delle professioni sanitarie. Gli esperti hanno esaminato ogni item del questionario per assicurarsi che non vi fossero errori di forma, comprensione e grammatica. Particolare attenzione è stata data alla formulazione delle domande, in modo da evitare termini tecnici difficili o ambigui e garantire che le domande fossero semplici e chiare. La letteratura suggerisce che l'uso di termini complessi o ambigui può portare a interpretazioni diverse da parte dei rispondenti, per cui è stata una priorità trovare il modo meno ambiguo per formulare le domande (Presser et al., 2004). Gli esperti hanno inoltre fornito suggerimenti per ottimizzare il questionario, tra cui la riduzione del numero di domande, la semplificazione di quelle con una struttura troppo complessa, e l'inclusione di nuove domande riguardanti la fiducia. È stato anche raccomandato di modificare alcune parti relative alle variabili socio-demografiche per evitare problematiche legate alla violazione della privacy. Questi feedback sono stati fondamentali per migliorare la comprensibilità e la pertinenza delle domande rispetto ai costrutti investigati.

Fase 2: Test pilota su un gruppo rappresentativo

Una volta integrate le revisioni degli esperti, il questionario è stato somministrato a un piccolo gruppo rappresentativo del campione target di 20 persone, composto da professionisti sanitari, prevalentemente delle classi delle professioni sanitarie infermieristiche ed ostetriche e della classe delle professioni sanitarie tecniche. Questo passaggio, ha permesso di verificare la fattibilità concreta del questionario e la facilità di risposta per tutti i partecipanti. Durante il test pilota, i rispondenti hanno avuto l'opportunità di fornire suggerimenti su possibili miglioramenti e di segnalare eventuali item poco chiari, ambigui o confusi. Questo feedback è stato fondamentale per identificare e correggere potenziali problemi prima della somministrazione su larga scala.

Il test pilota ha anche aiutato a identificare possibili effetti pavimento o soffitto (floor o ceiling effects), fenomeni che si manifestano quando i rispondenti tendono a posizionarsi costantemente nella parte bassa o alta delle scale di risposta (Chyung et al., 2020). Questi effetti possono distorcere i risultati e compromettere la validità del questionario, per cui è stato importante rilevarli e mitigarli in questa fase.

Sulla base dei feedback raccolti durante le due fasi di validazione, sono state apportate le ultime modifiche al questionario per assicurare che le domande fossero concrete, circoscritte e comprensibili e poterlo in questo modo somministrare alla grande popolazione.

3.2.5 Data Collection e Data Management

I dati raccolti nello studio sono stati generati da professionisti sanitari che hanno deciso volontariamente di rispondere al questionario distribuito tramite i canali social di Whatsapp, Facebook, Instagram, Reddit e Telegram.

Utilizzando un concetto di accesso gerarchico basato sui ruoli, l'accesso ai dati è stato autorizzato solo al personale addetto alla raccolta e all'elaborazione degli stessi. Le informazioni raccolte sono state trattate nel rispetto del Regolamento (UE) 2016/679 (GDPR) e della L.196/2003 (Codice della Privacy), così come modificato e integrato dal D.Lgs 101/2018; i dati forniti saranno utilizzati in forma completamente anonima e aggregata.

3.3 Analisi statistica

L'analisi statistica di questo studio è prettamente esplorativa. Vengono definite tre popolazioni: non rispondenti, parzialmente rispondenti e rispondenti al questionario. L'analisi principale si concentrerà sulle categorie di rispondenti e parzialmente rispondenti, considerando come criterio di inclusione la necessità di aver risposto almeno alle domande relative alle variabili socio-demografiche e a quelle riguardanti la conoscenza e la formazione sull'IA.

Per le variabili categoriche, sono state riportate le frequenze assolute e percentuali, per le variabili continue, sono state riportate media, deviazione standard, primo quartile, mediana e terzo quartile. Le misure degli IC vengono calcolati utilizzando una confidenza del 95%.

L'analisi statistica è stata condotta utilizzando i seguenti test statistici: analisi di Shapiro-Wilk per valutare se il campione fosse distribuito normalmente; test statistici non parametrici, tra cui il Test di Wilcoxon e il test di Kruskal-Wallis; e analisi di regressione lineare e di Correlazione di Spearman. L'analisi statistica è stata condotta utilizzando il software Jamovi versione 2.3.28 (Seol, 2024).

I grafici sono stati creati utilizzando Jamovi 2.3.28 e Python 3.12 (Van et al., 2009).

4 Risultati

Il questionario è stato avviato da 438 professionisti sanitari. Di questi, 397 (90,6%) hanno completato almeno le sezioni riguardanti le caratteristiche socio-demografiche e la conoscenza e formazione, mentre 347 (79,2%) hanno completato il sondaggio nella sua interezza, con un tasso di abbandono complessivo del 20,8%.

4.1 Analisi esplorativa univariata dei dati

4.1.1 Variabili socio-demografiche

Nelle tabelle 7, 8, 9 e 10 sono riportate le caratteristiche socio-demografiche rilevate tra i professionisti sanitari rispondenti al sondaggio.

In particolare, nel nostro campione osserviamo come la distribuzione di genere mostri una prevalenza di rispondenti di sesso femminile con 71% (281), seguiti dai maschi con il 29% (116) (Tab. 7).

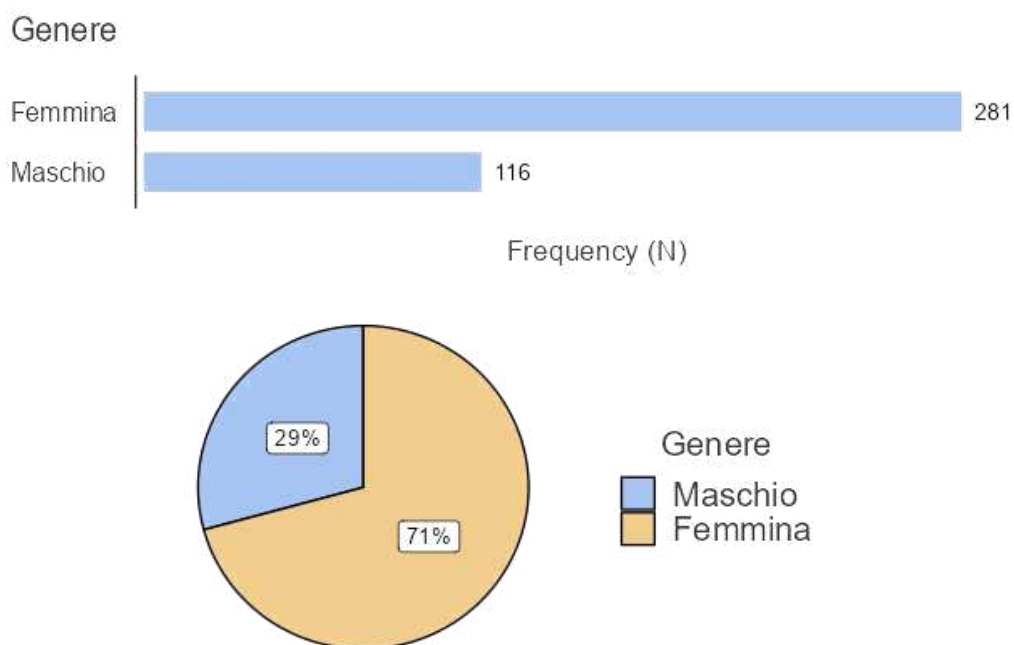


Figura 15 - Istogramma e grafico a torta della distribuzione del genere del campione

I rispondenti presentano inoltre un'età media di 37.5 anni, con una deviazione standard di 11.4 anni e una mediana di 35 anni (Tab. 7).

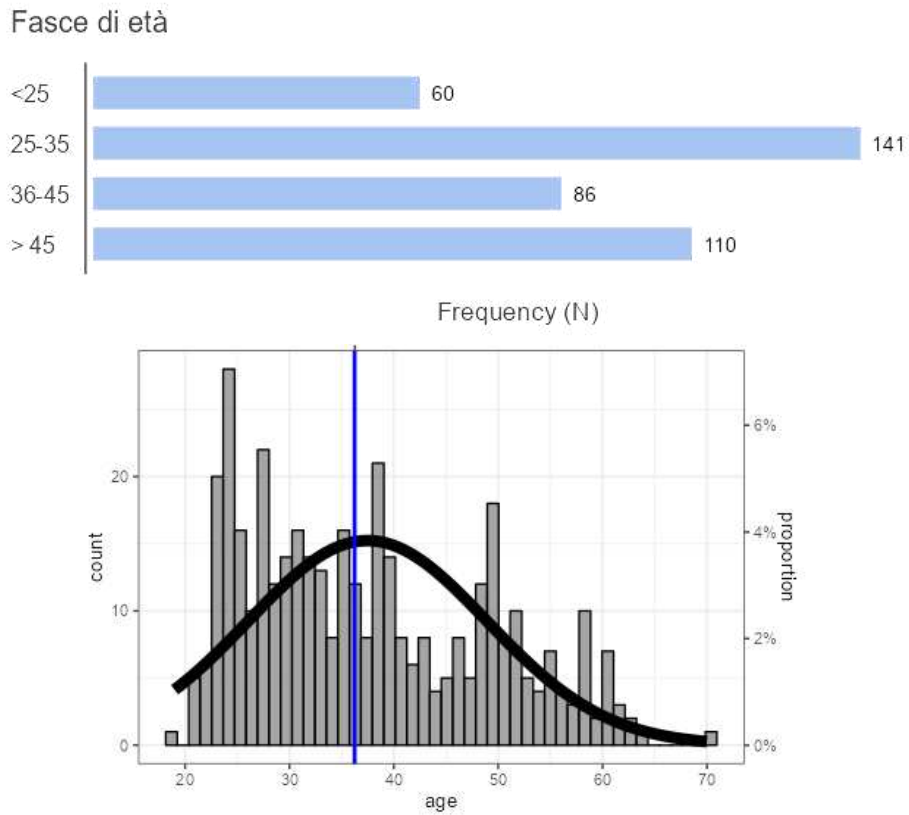


Figura 16 – Istogramma e distribuzione dell'età del campione

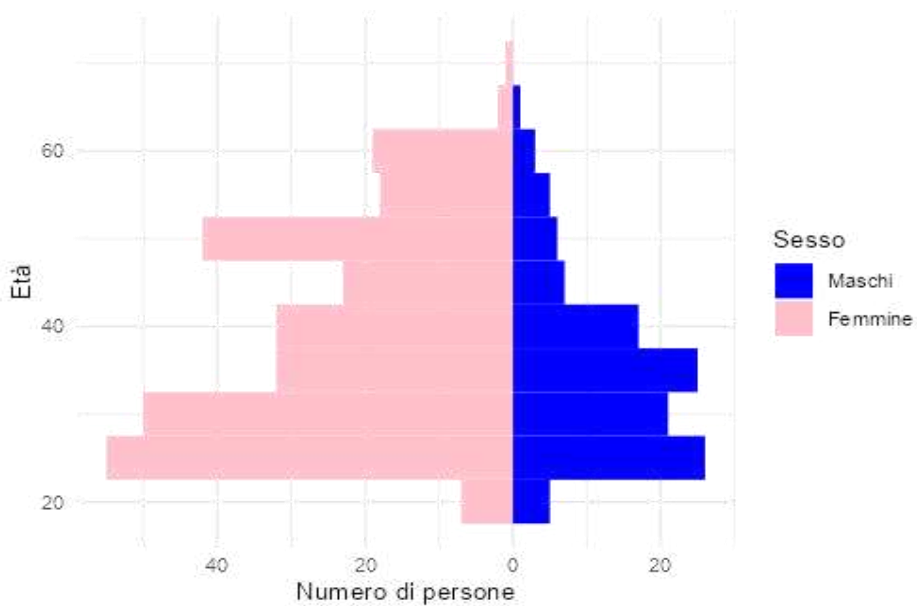


Figura 17 – Piramide delle età

La maggior parte dei partecipanti proviene da diverse province italiane, con una distribuzione che riflette una buona rappresentanza delle diverse aree geografiche del paese (Tab. 7).

Provincia	Frequenza	Provincia	Frequenza	Provincia	Frequenza
Padova	151	Catania	2	Vercelli	1
Venezia	30	Pistoia	1	Novara	1
Vicenza	33	Bolzano	1	Rieti	2
Ferrara	24	Rovigo	4	Pavia	2
Napoli	21	Benevento	2	Agrigento	1
Foggia	15	Genova	2	Modena	1
Verona	11	Siena	2	Cuneo	1
Udine	7	Matera	2	Belluno	1
Treviso	9	Cosenza	1	Ancona	2
Roma	10	Lecce	1	Pescara	1
Pordenone	5	Ravenna	1	Barletta-Andria-Trani	1
Bologna	2	Alessandria	2	Latina	2
Trento	3	Parma	2	Sassari	2
Catania	2	Taranto	4	Grosseto	1
Bari	5	La Spezia	1	Macerata	1
Torino	5	Reggio Calabria	1	Perugia	1
Pisa	2	Brindisi	1	Reggio Emilia	1
Viterbo	1	Cagliari	1	Nuoro	1
Milano	6	Monza e Brianza	2	Cremona	1
Messina	2	Palermo	2	Bergamo	2
Pesaro e Urbino	1	Catanzaro	2	Olbia-Tempio	2
Chieti	4	Varese	2	Salerno	5
L'Aquila	2	Arezzo	2	Somma	425

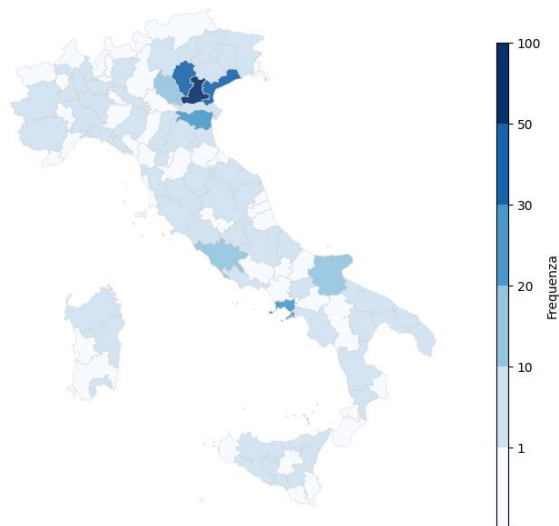


Figura 18 - Distribuzione geografica delle province di appartenenza dei partecipanti al sondaggio

La mappa nella Figura 18 illustra la distribuzione geografica dei luoghi di lavoro dei partecipanti al sondaggio. Il colore varia dal bianco all'azzurro, fino a tonalità sempre più scure, indicando un numero crescente di rispondenti nelle diverse aree geografiche.

La stessa valutazione è stata effettuata anche per l'attuale luogo di lavoro dei professionisti sanitari rispondenti nella figura 19.

Provincia	Frequenza	Provincia	Frequenza
Padova	151	Terni	2
Verona	43	Taranto	2
Vicenza	40	Alessandria	2
Napoli	16	Cagliari	1
Ferrara	15	Catanzaro	2
Roma	12	Grosseto	1
Foggia	27	Isernia	1
Venezia	10	Lodi	1
Milano	9	Pistoia	1
Treviso	8	Belluno	1
Rovigo	6	Brindisi	1
Bologna	5	Bergamo	1
Catania	4	Olbia-Tempio	1
Cremona	6	Parma	1
Brescia	3	Teramo	1
L'Aquila	3	Torino	2
Salerno	3	Aosta	1
Siena	3	Arezzo	1
Pordenone	6	Cuneo	2
Genova	3	Perugia	1
Ancona	2	Mantova	1
Bolzano	2	Sondrio	1
Cosenza	2	Varese	1
Massa-Carrara	2	Udine	3
Pavia	2	Trento	1
Pisa	2	Somma	420
Reggio Calabria	2		

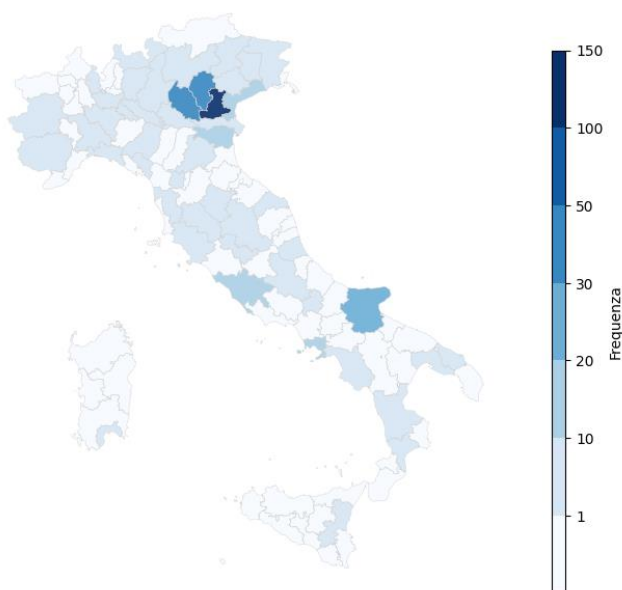


Figura 19 - Distribuzione geografica dei luoghi di lavoro dei partecipanti al sondaggio

Per quanto riguarda la classe di appartenenza delle professioni sanitarie, il campione è così distribuito: il 22.2% appartiene alle Professioni Sanitarie Infermieristiche ed Ostetriche, lo 0.8% alle Professioni Sanitarie della Prevenzione, il 72.5% alle Professioni Sanitarie Tecniche, e il 4.5% alle Professioni Sanitarie della Riabilitazione.

All'interno delle varie classi professionali, i rispondenti hanno ulteriormente specificato la loro professione; ad esempio, tra quelli appartenenti alle Professioni Sanitarie Infermieristiche ed Ostetriche, il 93.2% (82) sono infermieri, mentre solo il 6.8% (6) sono ostetrici. Per quanto concerne invece la classe delle Professioni sanitarie Tecniche hanno risposto in maggioranza Tecnici di laboratorio, con il 55.2% (159), a seguire i Tecnici di radiologia medica, per immagini e radioterapia con il 26% (75), i Dietisti con il 6.9% (20), i Tecnici di neurofisiopatologia con il 6.3% (18), i Tecnici audiometrici 2.8% (8), i tecnici di fisiopatologia cardiocircolatoria e perfusione cardiovascolare con il 2.1% (6) ed infine i Tecnici audioprotesisti con lo 0.7% (2).

Sono stati raccolti campioni molto bassi per la rappresentazione delle classi delle professioni sanitarie della Prevenzione e della riabilitazione, con solo 2 Assistenti sanitari, 1 tecnico della prevenzione nell'ambiente e nei luoghi di lavoro, 9 logopedisti, 6 Fisioterapisti, 1 Podologo e 2 terapisti occupazionali.

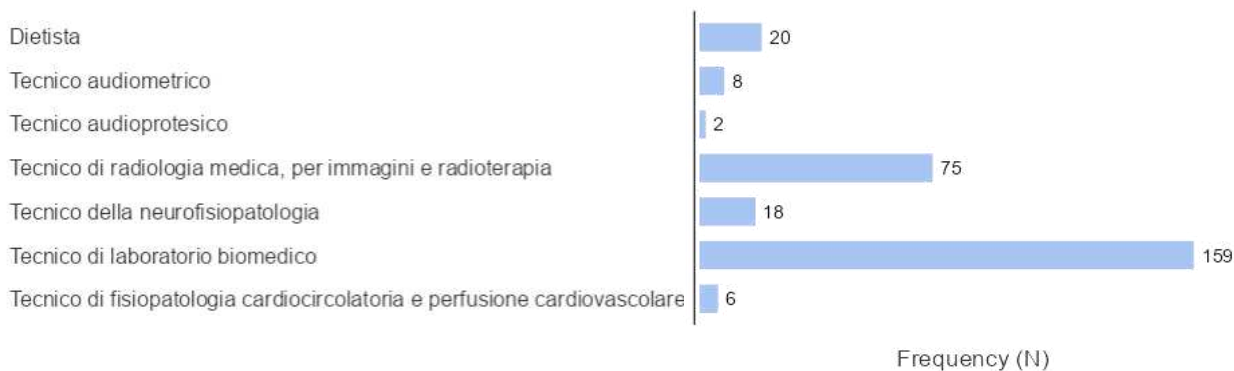
Professioni sanitarie Infermieristiche ed Ostetriche



Professioni sanitarie della Prevenzione



Professioni sanitarie Tecniche



Professioni sanitarie della Riabilitazione

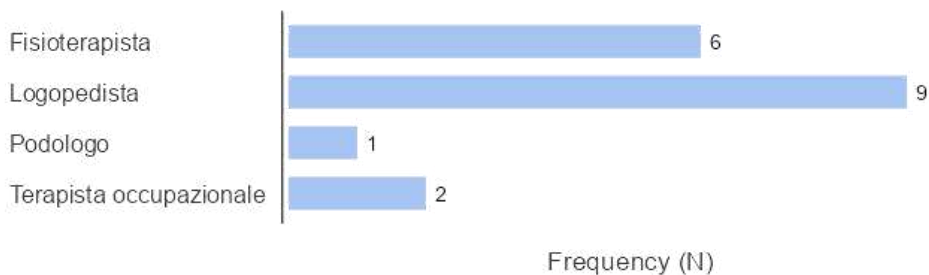


Figura 20 – Istogrammi distribuzione della tipologia di professione dei rispondenti

Sono stati indagati poi gli anni di esperienza lavorativa dei rispondenti, che mostrano una media di 13.5 anni, con una deviazione standard di 11.5 anni e una mediana di 10 anni. Più in particolare vediamo di seguito la distribuzione degli anni di lavoro suddiviso per fasce:

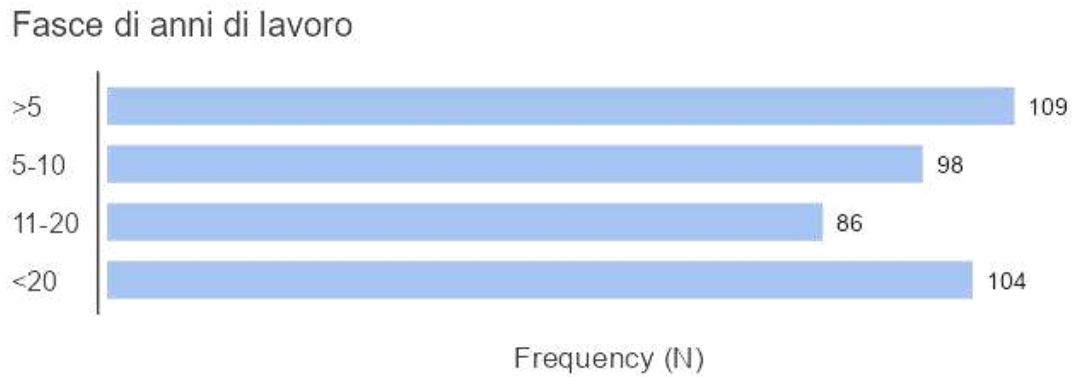


Figura 21 – Istogramma distribuzione degli anni di lavoro per fasce

Un'ultima variabile socio-demografica indagata è stata il titolo di studio più alto acquisito dai rispondenti. In questo caso osserviamo che il 10.1% (40) del campione possiede solo un diploma, il 55.7% (221) ha una laurea triennale, il 15.6% (62) ha una laurea magistrale; il 15.4% (61) possiede un master di I livello, mentre il 2% (8) possiede un master di II livello, e solo il 5 rispondenti (1.3%) possiedono un dottorato di ricerca.

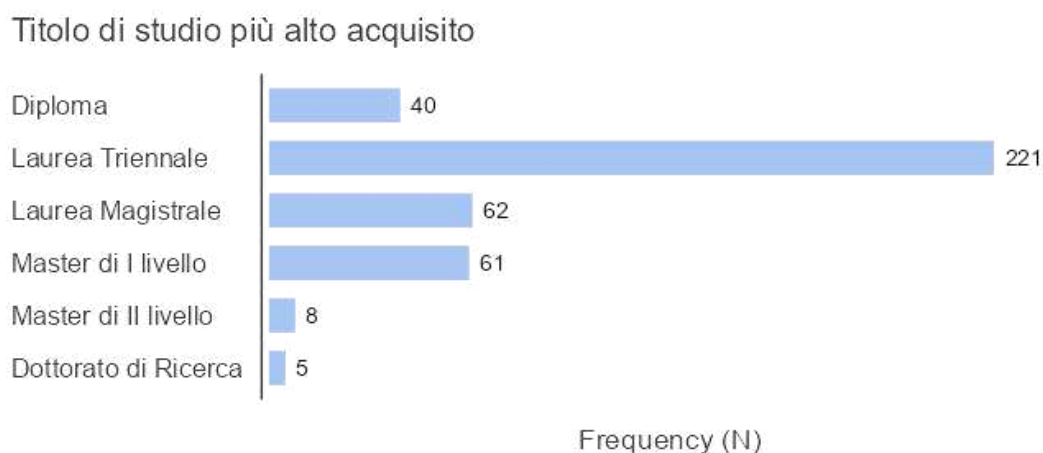


Figura 22 – Istogramma titoli di studio più alti acquisti dai rispondenti

Tabella 7 – Variabili socio-demografiche dei rispondenti

	Livello	N	Frequenza	Percentuale
Genere	Femmina	397	281	71%
	Maschio		116	29%
Età	> 25	397	60	15.1%
	25-35		141	35.5%
	36-45		86	21.7%
	> 45		110	27.7%
Titolo di studio maggiore conseguito	Diploma	397	40	10.1%
	Laurea Triennale		221	55.7%
	Laurea Magistrale		62	15.6%
	Master di I livello		61	15.4%
	Master di II livello		8	2.0%
	Dottorato di ricerca		5	1.3%
Anni di lavoro	> 5	397	109	27.5%
	5-10		98	24.7%
	11-20		86	21.7%
	<20		104	26.2%

N indica il numero totale di rispondenti

Tabella 8 – Provenienza dei rispondenti. Sono state considerate per la suddivisione delle regioni italiane le aree appartenenti al livello NUTS 1, non corrispondenti a entità amministrative o puramente geografiche, ma una suddivisione solo statistica e macroeconomica (*Publications Office, European Union, EU, s.d.*)

Zona	Regioni corrispondenti	Provenienza		Attuale luogo di lavoro	
		Frequenza	%	Frequenza	%
Nord-ovest	Valle d'Aosta, Liguria, Lombardia, Piemonte	28	6.6%	35	8.3%
Nord-est	Trentino-Alto Adige, Veneto, Friuli-Venezia Giulia, Emilia-Romagna	286	67.3%	294	70.0%
Centro	Toscana, Umbria, Marche, Lazio	28	6.6%	25	6.0%
Sud	Abruzzo, Molise, Campania, Puglia, Basilicata, Calabria	68	16.0%	60	14.3%
Isole	Sicilia, Sardegna	15	3.5%	6	1.4%

Tabella 9 – Classi di lavoro dei professionisti sanitari rispondenti

Classe delle professioni sanitarie	N	Frequenze	%
Professioni sanitarie Infermieristiche ed Ostetriche		88	22.2 %
Professioni sanitarie della Prevenzione	397	3	0.8 %
Professioni sanitarie Tecniche		288	72.5 %
Professioni sanitarie della Riabilitazione		18	4.5 %

N indica il numero totale di rispondenti

Tabella 10 – Ambiti di lavoro dei professionisti sanitari rispondenti

Classe delle professioni sanitarie	N	Tipologia	Frequenze	% relativa	% totale
Professioni sanitarie Infermieristiche ed Ostetriche	88	Infermiere	82	93.2 %	20.7%
		Ostetrico	6	6.8 %	1.5%
Professioni sanitarie della Prevenzione	3	Assistente sanitario	2	66.7 %	0.5%
		Tecnico della prevenzione nell'ambiente e nei luoghi di lavoro	1	33.3 %	0.3%
Professioni sanitarie Tecniche	288	Dietista	20	6.9 %	5.0%
		Tecnico audiometrico	8	2.8 %	2.0%
		Tecnico audioprotesico	2	0.7 %	0.5%
		Tecnico di radiologia medica, per immagini e radioterapia	75	26.0 %	18.9%
		Tecnico della neurofisiopatologia	18	6.3 %	4.5%
		Tecnico di laboratorio biomedico	159	55.2 %	40.1%
		Tecnico di fisiopatologia cardiocircolatoria e perfusione cardiovascolare	6	2.1 %	1.5%
Professioni sanitarie della Riabilitazione	18	Fisioterapista	6	33.3 %	1.5%
		Logopedista	9	50.0 %	2.3%
		Podologo	1	5.6 %	0.3%
		Terapista occupazionale	2	11.1 %	0.5%

N indica il numero totale di rispondenti

4.1.2 Uso, conoscenza e formazione sull'intelligenza artificiale

Passando alle variabili relative alla conoscenza e formazione sull'intelligenza artificiale, il 99.5% (395) dei rispondenti ha dichiarato di aver sentito parlare di IA, mentre solo la metà, il 49.1% (195) ne ha fatto realmente uso nella sua vita quotidiana. In ambito lavorativo invece, l'IA è stata utilizzata almeno una volta dal 27.5% (109).

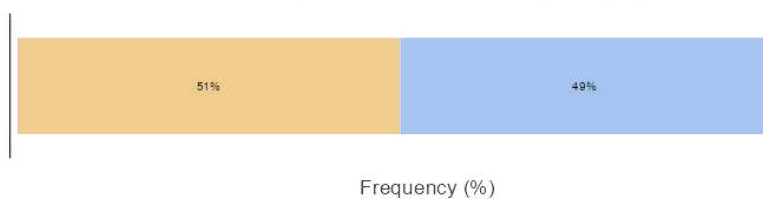
La formazione specifica sull'IA durante gli studi è stata seguita solamente dal 14.9% (59) dei rispondenti, probabilmente dovuto al fatto che il 69.8% di questi possiede una età superiore ai 30 anni (con una media di 37.5 anni) e dunque, ragionevolmente, hanno frequentato il corso di studi prima della grande diffusione mediatica dell'intelligenza artificiale. È stato dunque chiesto ai professionisti che non hanno seguito alcun corso universitario a riguardo, se avessero piacere di integrarli e l'83.5% (279) di questi ha risposto positivamente.

Per quanto riguarda la formazione in ambito lavorativo invece, il 28.5% (113) dei rispondenti partecipato a corsi informativi sull'IA, come workshop o corsi ECM.

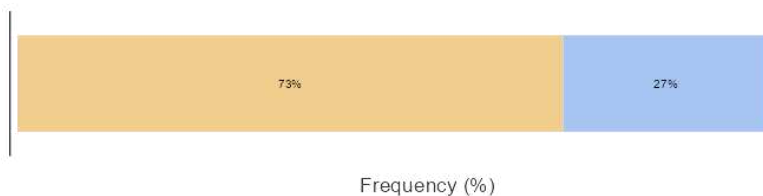
Hai mai sentito parlare di Intelligenza artificiale (IA)?



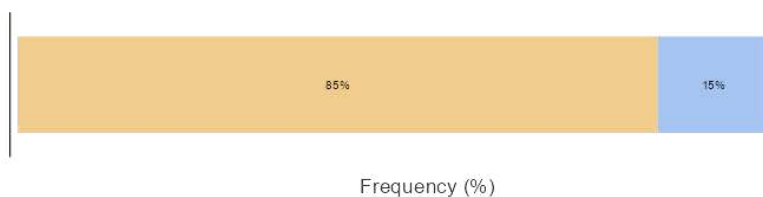
Hai mai utilizzato software di intelligenza artificiale nella tua vita privata (IA)?



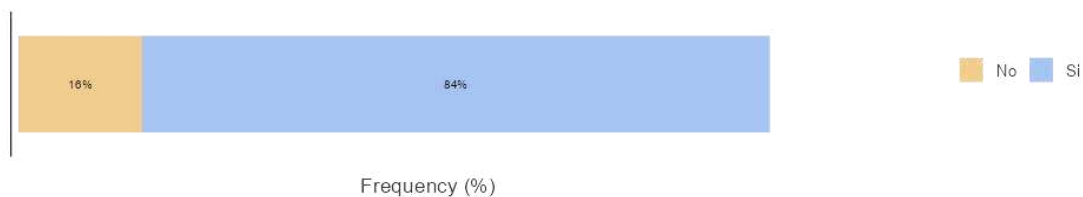
Hai mai utilizzato software di intelligenza artificiale in ambito lavorativo (IA)?



Hai mai frequentato dei corsi sull'intelligenza artificiale durante i tuoi studi?



Vorresti che fossero implementati dei corsi all'interno del percorso universitario?



Hai mai partecipato ad un corso informativo sull'intelligenza artificiale (workshop, corsi ECM, ecc...)

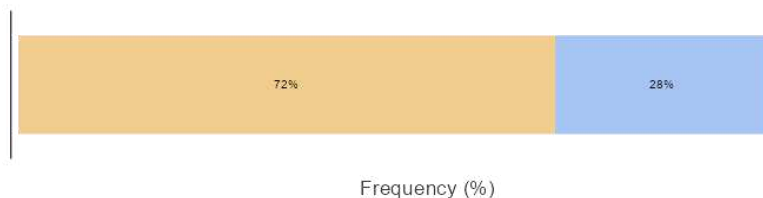


Figura 23 – Istogrammi risposte sull'uso, la conoscenza e la formazione sull'IA

Tabella 11 – Risposte sull'uso, la conoscenza e la formazione sull'IA

Domanda	Livello	Frequenza	Totale	Percentuale
<i>Hai mai sentito parlare di Intelligenza artificiale (IA)?</i>	Si	395	397	99.5%
<i>Hai mai utilizzato software di intelligenza artificiale nella tua vita privata (IA)?</i>	Si	195	397	49.1%
<i>Hai mai utilizzato software di intelligenza artificiale in ambito lavorativo (IA)?</i>	Si	109	397	27.5%
<i>Hai mai frequentato dei corsi sull'intelligenza artificiale durante i tuoi studi?</i>	Si	59	397	14.9%
<i>Vorresti che fossero implementati dei corsi all'interno del percorso universitario?</i>	Si	279	334	83.5%
<i>Hai mai partecipato ad un corso informativo sull'intelligenza artificiale (workshop, corsi ECM, ecc...)</i>	Si	113	397	28.5%

4.1.3 Modello di accettazione della tecnologia

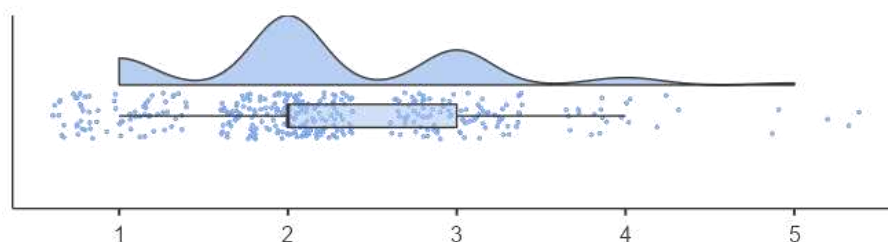
Per quanto concerne invece il modello di accettazione dell'introduzione dell'intelligenza artificiale, possiamo vedere di seguito i risultati ottenuti dai quattro costrutti.

4.1.3.1 Effort Expectancy (EE)

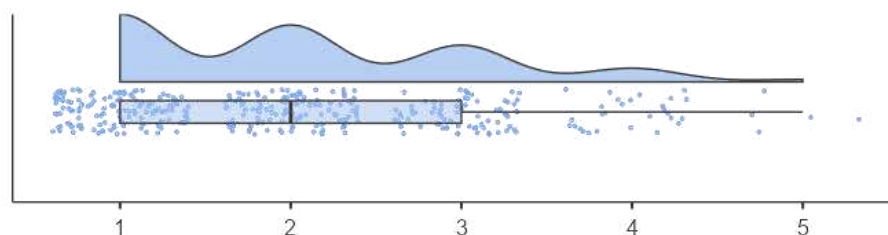
In merito alla dimensione Effort Expectancy (EE), i risultati rivelano una significativa mancanza di familiarità con l'intelligenza artificiale. Il 49.4% (179) dei rispondenti ha dichiarato di avere poca familiarità con l'IA, mentre un ulteriore 19.1% (69) ha indicato di non averne per niente. Questi dati suggeriscono una limitata esposizione e utilizzo delle tecnologie IA, riflessa anche dalla mediana delle risposte pari a 2. Inoltre, il livello di praticità nell'utilizzo di software IA per scopi personali è risultato basso, con il 38.1% (138) dei partecipanti che ha dichiarato di non essere pratico e un altro 32.0% (116) che ha indicato di avere poca praticità.

Analogamente, il livello di praticità nell'utilizzo di software IA per scopi lavorativi si dimostra altrettanto basso, con il 45.7% (165) dei rispondenti che ha affermato di non essere pratico nell'utilizzo dell'IA sul lavoro, e il 33.0% (119) che ha dichiarato di avere poca praticità. Anche qui, la mediana è pari a 2, suggerendo una scarsa integrazione dell'IA nelle attività lavorative quotidiane. Tuttavia, riguardo alla percezione della semplicità e dell'intuitività nell'utilizzo delle IA, il 43.9% (159) dei partecipanti trova l'IA abbastanza semplice da utilizzare, mentre il 22.7% (82) ha dichiarato di trovarla poco intuitiva.

Quanta familiarità hai con l'intelligenza artificiale?



Sei pratico nell'utilizzo di software di intelligenza artificiale nella tua pratica quotidiana per scopi personali? Es. ChatGPT, Copilot, Gemini...



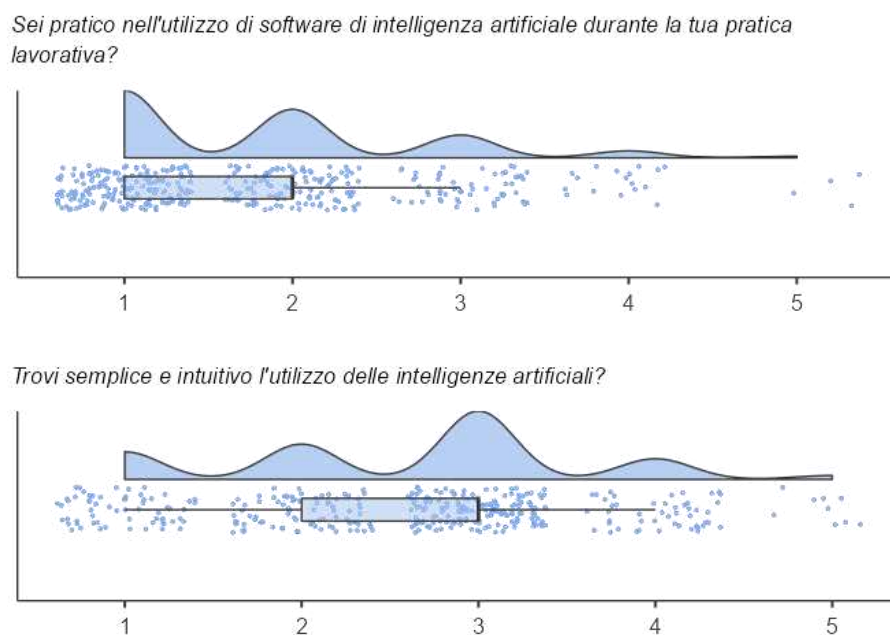


Figura 24 – Violin plot e box plot delle risposte al costrutto Effort Expectancy

4.1.3.2 Performance Expectancy (PE)

Per quanto riguarda il costrutto Performance Expectancy (PE), che esplora invece le aspettative sull'impatto dell'IA sulle performance lavorative e sulla qualità del trattamento medico, emerge un consenso positivo riguardo al potenziale dell'IA.

Il 42.1% (152) dei rispondenti ritiene che l'IA possa migliorare abbastanza la qualità del trattamento e della diagnosi dei pazienti, con un ulteriore 29.1% (105) che ritiene tale miglioramento molto probabile. Anche in termini di accelerazione della diagnosi e del trattamento, il 42.3% (153) dei partecipanti crede che l'IA possa apportare un'accelerazione abbastanza significativa, con una mediana delle risposte pari a 3. Le aspettative riguardo al miglioramento delle performance lavorative sono simili, con il 43.4% (157) dei rispondenti che ritiene che l'IA migliorerebbe abbastanza le proprie performance lavorative e il 21.5% (78) che ha indicato un potenziale miglioramento molto significativo. La percezione dell'alleviamento della pressione lavorativa grazie all'IA è invece meno marcata, con il 34.8% (126) dei rispondenti che ha dichiarato che l'IA aiuterebbe poco.

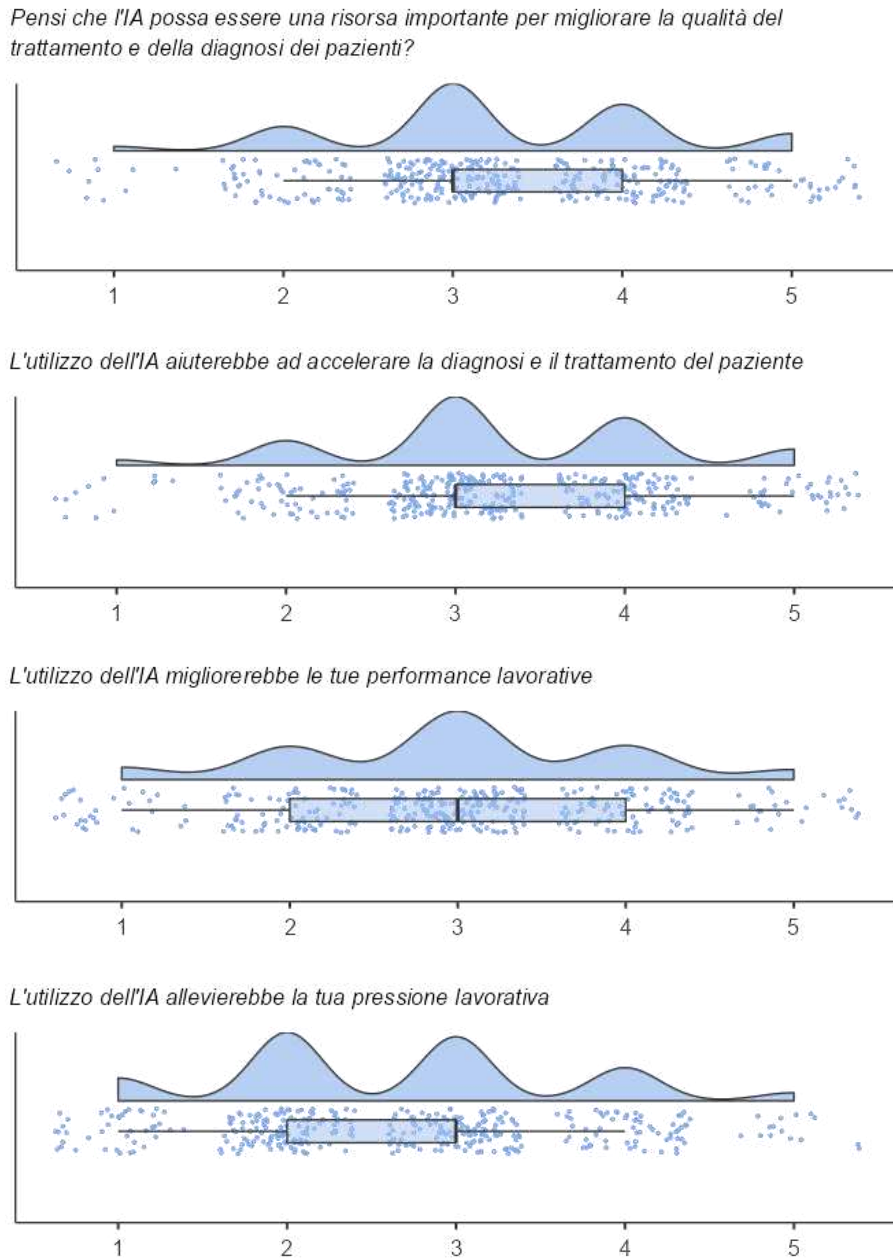


Figura 25 – Violin plot e box plot delle risposte al costrutto Performance Expectancy

4.1.3.3 Social Influence (SI)

Il costrutto Social Influence (SI), che misura l'influenza percepita dell'uso dell'IA da parte di colleghi e persone vicine, mostra che una significativa percentuale di rispondenti percepisce una bassa conoscenza e utilizzo dell'IA nel proprio ambiente sociale e lavorativo.

In particolare, il 47.4% (171) dei rispondenti ritiene che i propri colleghi utilizzino poco le applicazioni di IA, mentre il 25.5% (92) ha dichiarato che non le utilizzano per niente. Simili risultati emergono per quanto riguarda le persone vicine, con il 50.6% (182) che ha indicato

un utilizzo scarso dell'IA e il 18.6% (67) che ha dichiarato che le persone vicine non utilizzano per niente l'IA. Anche la percezione della conoscenza delle applicazioni IA tra le persone vicine a rispondenti risulta bassa, con il 51.1% (184) che ritiene che le persone vicine abbiano poca conoscenza delle applicazioni IA, e il 26.7% (96) che pensa che non ne abbiano per niente.

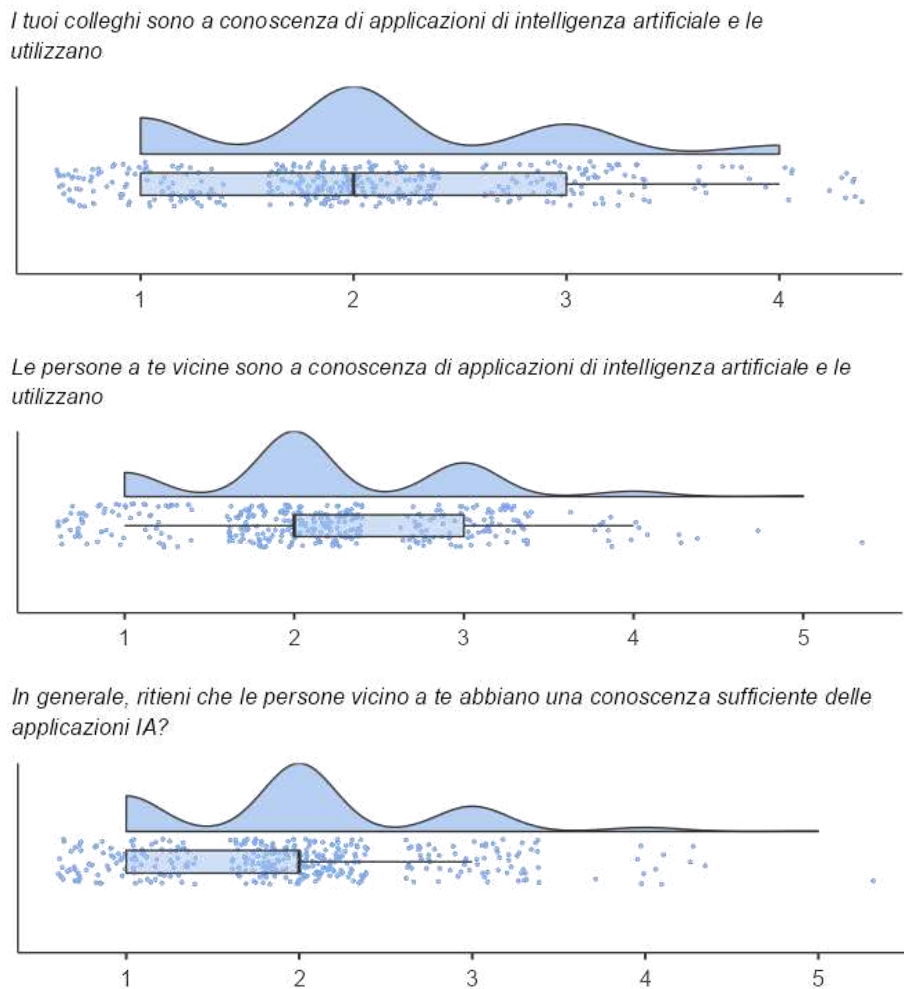


Figura 26 – Violin plot e box plot delle risposte al costrutto Social Influence

4.1.3.4 Fear of Change (FC)

Infine sono state indagate delle variabili facenti parte del costrutto Fear of Change (FC) che esplora le preoccupazioni relative all'impatto futuro dell'IA sul ruolo professionale e sul mercato del lavoro.

In particolare, il 39.1% (141) dei rispondenti ritiene che l'introduzione dell'IA cambierà abbastanza il proprio ruolo professionale, mentre il 24.4% (88) pensa che il cambiamento

non sarà marcato. Quanto alla preoccupazione che l'IA possa sostituire la forza lavoro umana, il 29.3% (106) crede che questo avverrà con poca facilità. Infine si osserva come il 48.5% (175) dei rispondenti riconosca un potenziale impatto abbastanza positivo dell'IA sulla propria professione, con una assenza di preoccupazione (35.4%) riguardo all'introduzione dell'IA nel settore medico.

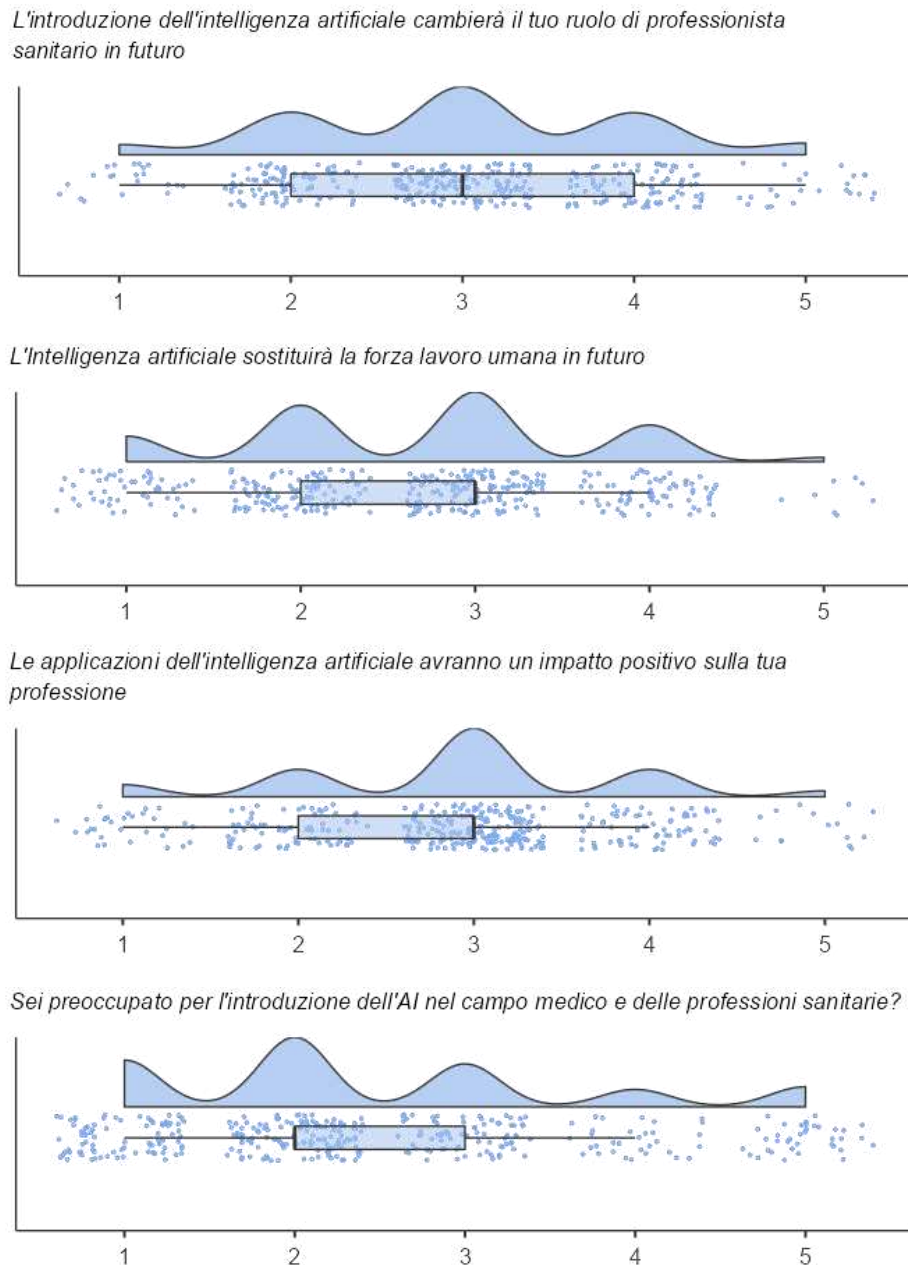


Figura 27 – Violin plot e box plot delle risposte al costrutto Fear of change

Tabella 12 – Risposte modello accettazione della tecnologia

Domanda	N	1 = Per niente	2 = Poco	3 = Abbastanza	4 = Molto	5 = Moltissimo	Mediana
<i>Quanta familiarità hai con l'intelligenza artificiale?</i>	362	19.1% (69)	49.4% (179)	24.9% (90)	5.2% (19)	1.4% (5)	2.00
<i>Sei pratico nell'utilizzo di software di intelligenza artificiale nella tua pratica quotidiana per scopi personali? Es. ChatGPT, Copilot, Gemini...</i>	362	38.1% (138)	32.0% (116)	20.7% (75)	7.7% (28)	1.4% (5)	2.00
Effort Expectancy (EE)							
<i>Sei pratico nell'utilizzo di software di intelligenza artificiale durante la tua pratica lavorativa?</i>	361	45.7% (165)	33.0% (119)	15.5% (56)	4.7% (17)	1.1% (4)	2.00
<i>Trovi semplice e intuitivo l'utilizzo delle intelligenze artificiali?</i>	362	17.7% (64)	22.7% (82)	43.9% (159)	13.3% (48)	2.5% (9)	3.00
<i>Pensi che l'IA possa essere una risorsa importante per migliorare la qualità del trattamento e della diagnosi dei pazienti?</i>	361	2.8% (10)	15.2% (55)	42.1% (152)	29.1% (105)	10.8% (39)	3.00
Performance Expectancy (PE)							
<i>L'utilizzo dell'IA aiuterebbe ad accelerare la diagnosi e il trattamento del paziente?</i>	362	3.3% (12)	15.2% (55)	42.3% (153)	29.3% (106)	9.9% (36)	3.00
<i>L'utilizzo dell'IA migliorerebbe le tue performance lavorative</i>	362	7.7% (28)	21.0% (76)	43.4% (157)	21.5% (78)	6.4% (23)	3.00
<i>L'utilizzo dell'IA allevierebbe la tua pressione lavorativa</i>	362	11.6% (42)	34.8% (126)	32.6% (118)	16.9% (61)	4.1% (15)	3.00

Domanda	N	1 = Per niente	2 = Poco	3 = Abbastanza	4 = Molto	5 = Moltissimo	Mediana
<i>I tuoi colleghi sono a conoscenza di applicazioni di intelligenza artificiale e le utilizzano</i>	361	25.5% (92)	47.4% (171)	21.1% (76)	6.1% (22)	0% (0)	2.00
<i>Le persone a te vicine sono a conoscenza di applicazioni di intelligenza artificiale e le utilizzano</i>	360	18.6% (67)	50.6% (182)	26.1% (94)	4.2% (15)	0.6% (2)	2.00
<i>In generale, ritieni che le persone vicino a te abbiano una conoscenza sufficiente delle applicazioni IA?</i>	360	26.7% (96)	51.1% (184)	18.9% (68)	3.1% (11)	0.3% (1)	2.00
<i>L'introduzione dell'intelligenza artificiale cambierà il tuo ruolo di professionista sanitario in futuro</i>	361	5.8% (21)	24.4% (88)	39.1% (141)	24.1% (87)	6.6% (24)	3.00
<i>L'Intelligenza artificiale sostituirà la forza lavoro umana in futuro</i>	362	13.3% (48)	29.3% (106)	36.2% (131)	19.1% (69)	2.2% (8)	3.00
<i>Le applicazioni dell'intelligenza artificiale avranno un impatto positivo sulla tua professione</i>	361	8.6% (31)	19.4% (70)	48.5% (175)	19.4% (70)	4.2% (15)	3.00
<i>Sei preoccupato per l'introduzione dell'AI nel campo medico e delle professioni sanitarie?</i>	362	23.8% (86)	35.4% (128)	21.8% (79)	8.8% (32)	10.2% (37)	2.00

4.1.4 Etica di utilizzo e regolamentazione

In merito alla fiducia nelle risposte fornite dai software di IA, possiamo osservare come il 58.6% (204) degli intervistati ha dichiarato di fidarsi abbastanza, mentre il 25.0% (87) ha indicato di fidarsi poco. Solo il 10.1% (35) infatti si fida molto delle risposte fornite.

Questo aspetto lo si può osservare meglio quando viene chiesto ai rispondenti se controllano o controllerebbero l'esattezza delle risposte fornite dalle applicazioni di IA. In questo caso il 37.9% (132) degli intervistati ha dichiarato che controllano/controllerebbero molto spesso l'esattezza delle risposte e il 17.2% (60) lo farebbe praticamente sempre. Soltanto il 3.2% (11) degli intervistati ha affermato che non controllerebbe per niente le risposte. La mediana delle risposte, pari a 4.00, conferma questa forte propensione alla verifica, mostrando una diffusa cautela nell'affidarsi ciecamente ai risultati forniti dalle applicazioni di IA.

Anche sul fronte dell'utilizzo delle risposte IA per scopi decisionali, la maggioranza degli intervistati ha mostrato una propensione cauta. Solo il 14.4% (50) è infatti disposto ad affidarsi molto alle risposte per prendere decisioni. Anche qui, la mediana di 3.00 suggerisce un atteggiamento generalmente prudente da parte dei partecipanti.

Per quanto riguarda la percezione dell'impatto dell'IA sulla riduzione degli errori medici, il 43.4% (151) dei partecipanti ritiene che l'IA possa ridurre abbastanza gli errori, con un ulteriore 27.0% (94) che crede che possa invece essere di grande aiuto, rinforzando di molto la diminuzione degli errori. Tuttavia, il 19.8% (69) è meno ottimista, dichiarando che l'IA ridurrebbe di poco gli errori medici, e un 4.6% (16) crede che non li ridurrebbe per niente. La mediana, pari a 3.00, indica una fiducia moderata nel potenziale dell'IA di migliorare l'accuratezza diagnostica e ridurre gli errori.

In relazione alla capacità diagnostica dell'IA rispetto all'esperienza clinica di un medico umano, la maggioranza degli intervistati è piuttosto scettica. Il 45.2% (157) ritiene che l'IA non abbia capacità diagnostiche superiori a quelle di un medico umano, mentre il 21.9% (76) non crede affatto in una superiorità dell'IA.

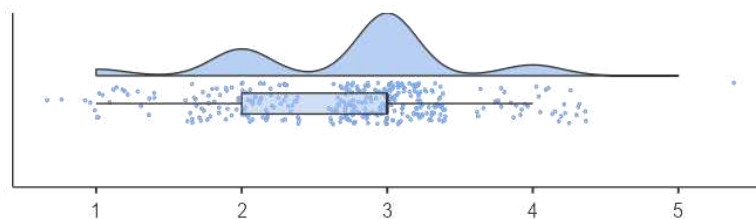
Parlando di responsabilità in caso di errore diagnostico imputabile all'utilizzo di un software di IA, il 33.0% (115) degli intervistati ritiene che il professionista sanitario sia abbastanza

responsabile, mentre il 27.6% (96) ritiene che lo sia molto. Al contrario, solo il 7.8% (27) ritiene che il professionista non sia per niente responsabile.

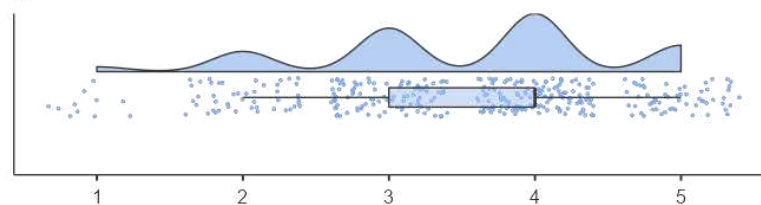
Per quanto riguarda il potenziale dell'IA di limitare il diritto dei pazienti alla privacy e alla riservatezza, emerge una preoccupazione significativa tra i partecipanti. Il 14.9% (52) degli intervistati ritiene che l'IA possa compromettere molto la privacy dei pazienti, mentre un ulteriore 5.5% (19) è convinto che lo possa fare moltissimo. Tuttavia, la maggioranza appare più moderata: il 36.2% (126) crede che l'IA possa limitare poco la privacy, mentre il 28.7% (100) pensa che la possa limitare abbastanza. La mediana di 2.00 indica che, complessivamente, i partecipanti sono più inclini a ritenere che l'IA possa rappresentare una minaccia contenuta, ma non trascurabile, per la privacy dei pazienti.

Infine, in tema di regolamentazione dell'IA in ambito clinico, vi è un consenso generale sulla necessità di ulteriori misure. Il 37.1% (129) degli intervistati è infatti convinto che l'IA richieda ancora di moltissima regolamentazione prima di poter essere utilizzata quotidianamente in campo clinico, e un ulteriore 31.9% (111) ritiene che sia necessaria molta regolamentazione. Solo lo 0.9% (3) dei partecipanti crede che non sia necessaria alcuna ulteriore regolamentazione

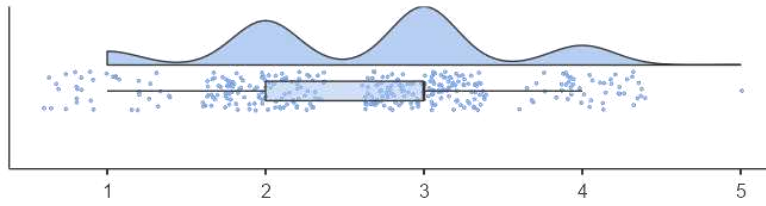
Ti fidi delle risposte date dai software di intelligenza artificiale?



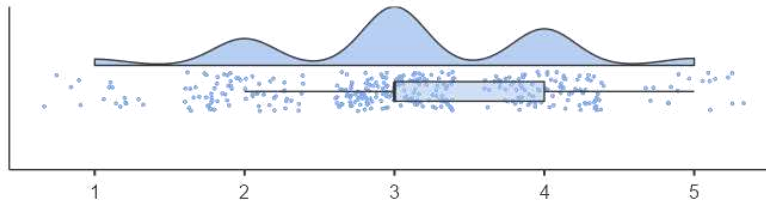
Controlli/Controlleresti l'esattezza della risposta che ti viene fornita dalle applicazioni di IA?



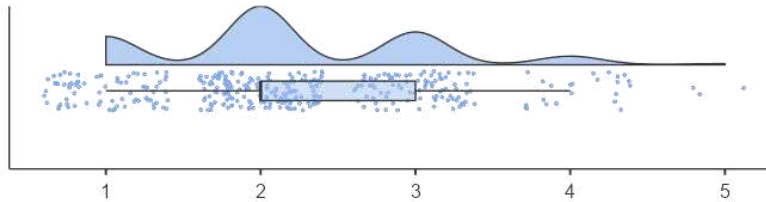
Utilizzeresti le risposte fornite dalle applicazioni di intelligenza artificiale per fini decisionali?



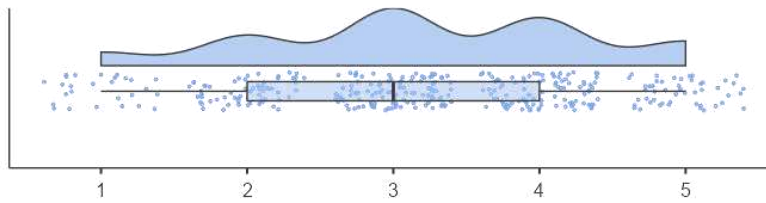
Secondo la tua opinione, l'intelligenza artificiale può aiutare a ridurre il numero di errori medici?



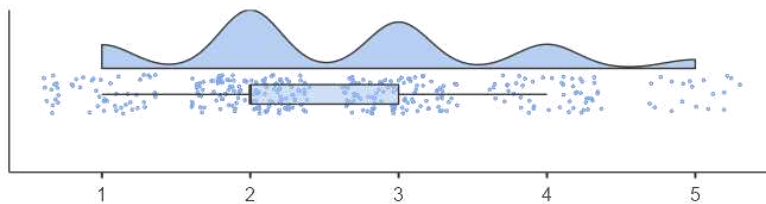
Quanto sei d'accordo sul fatto che la capacità diagnostica dell'IA sia superiore all'esperienza clinica di un medico umano?



In caso di diagnosi errata dovuta ad un errore imputabile ad un software di intelligenza artificiale, reputi che sia responsabile il professionista sanitario/medico che l'ha utilizzato?



L'intelligenza artificiale potrebbe limitare il diritto dei pazienti alla privacy e alla riservatezza?



L'intelligenza artificiale necessita ancora di molta regolamentazione per poter essere introdotta ed utilizzata quotidianamente in ambito clinico.

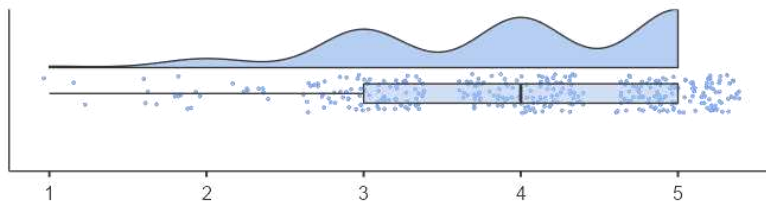


Figura 28 – Violin plot e box plot delle risposte sull'eticità e la regolamentazione

Tabella 13 – Risposte sull'etica di utilizzo e la regolamentazione dell'IA

Domanda	N	1 = Per niente	2 = Poco	3 = Abbastanza	4 = Molto	5 = Moltissimo	Mediana
<i>Ti fidi delle risposte date dai software di Intelligenza artificiale?</i>	348	6.0% (21)	25.0% (87)	58.6% (204)	10.1% (35)	0.3% (1)	3.00
<i>Controlli/Controlleresti l'esattezza della risposta che ti viene fornita dalle applicazioni di IA?</i>	348	3.2% (11)	13.2% (46)	28.4% (99)	37.9% (132)	17.2% (60)	4.00
<i>Utilizzeresti le risposte fornite dalle applicazioni di Intelligenza artificiale per fini decisionali?</i>	348	10.1% (35)	32.5% (113)	42.8% (149)	14.4% (50)	0.3% (1)	3.00
<i>Secondo la tua opinione, l'intelligenza artificiale può aiutare a ridurre il numero di errori medici?</i>	348	4.6% (16)	19.8% (69)	43.4% (151)	27.0% (94)	5.2% (18)	3.00
<i>Quanto sei d'accordo sul fatto che la capacità diagnostica dell'IA sia superiore all'esperienza clinica di un medico umano?</i>	347	21.9% (76)	45.2% (157)	25.4% (88)	6.6% (23)	0.9% (3)	2.00
<i>In caso di diagnosi errata dovuta ad un errore imputabile ad un software di intelligenza artificiale, reputi che sia responsabile il professionista sanitario/medico che l'ha utilizzato?</i>	348	7.8% (27)	17.5% (61)	33.0% (115)	27.6% (96)	14.1% (49)	3.00
<i>L'intelligenza artificiale potrebbe limitare il diritto dei pazienti alla privacy e alla riservatezza?</i>	348	14.7% (51)	36.2% (126)	28.7% (100)	14.9% (52)	5.5% (19)	2.00
<i>L'Intelligenza artificiale necessita ancora di molta regolamentazione per poter essere introdotta ed utilizzata quotidianamente in ambito clinico.</i>	348	0.9% (3)	5.7% (20)	24.4% (85)	31.9% (111)	37.1% (129)	4.00

4.2 Analisi esplorativa bivariata delle risposte

Sono state eseguite in seguito delle analisi bivariate dai dati raccolti, condotte al fine di esaminare le relazioni tra le variabili socio-demografiche e le risposte al sondaggio riguardanti: l'utilizzo dell'intelligenza artificiale (IA) nella vita privata e lavorativa, la partecipazione a corsi di formazione sull'IA, come la sua introduzione nell'ambito sanitario venga percepita e le opinioni sull'etica del suo utilizzo e la sua regolamentazione.

L'obiettivo principale di queste analisi è stato quello di identificare eventuali differenze statisticamente significative tra gruppi socio-demografici distinti; in particolare sono state indagate con maggior attenzione l'associazione tra la percezione e l'eticità di utilizzo dell'IA e della sua introduzione nell'ambito sanitario con il genere, l'età e la classe delle professioni sanitarie di appartenenza. Oltre a questo si è voluto anche approfondire quanto l'utilizzo dell'intelligenza artificiale per uso personale possa influire sulla percezione dei professionisti e come questi possano dunque usufruire più o meno liberamente anche in ambito lavorativo.

Al fine di evitare un numero troppo esiguo di risposte ed osservare in questo modo una reale significatività statistica tra i gruppi nel caso fosse presente, sono state prese in considerazione, per queste analisi, solamente le risposte date dai professionisti sanitari delle classi infermieristiche ed ostetriche, in relazione alla classe dei professionisti sanitari tecnici; mentre per quanto riguarda il titolo di studio maggiore conseguito sono stati raggruppati i risultati della Laurea Magistrale, del Master di II livello e del Dottorato, dal momento che per poter ottenere gli ultimi due titoli, è necessario essere in possesso di una laurea magistrale.

4.2.1 Analisi della distribuzione delle variabili socio-demografiche in relazione all'utilizzo dell'IA e alla sua conoscenza

Dalle analisi riportate rispettivamente nella Tabella 14 e nella Tabella 15 possiamo osservare come esista una differenza statisticamente significativa nel genere per quanto concerne l'utilizzo dell'intelligenza artificiale. Più nello specifico possiamo osservare come l'IA sia maggiormente utilizzata dal **genere** maschile, sia per scopi personali che per scopi lavorativi. Sempre il sesso maschile risulta quello che significativamente svolge più corsi sull'IA in ambito lavorativo.

Un altro parametro importante è l'**età**, in quanto risulta che la mediana dell'età degli utilizzatori dell'IA, sia nella vita privata che a lavoro, è significativamente più bassa rispetto ai non utilizzatori, come anche la mediana dell'età di chi ha svolto corsi sull'IA all'università. Questa stessa significatività si riflette di conseguenza anche nell'**anzianità lavorativa**, dove la mediana degli anni di lavoro dei soggetti che utilizzano IA risulta significativamente più bassa.

Per quanto riguarda infine lo svolgimento di corsi sull'intelligenza artificiale, sia all'università che sul lavoro, possiamo osservare una differenza statisticamente significativa con la **classe della professione sanitaria** e il **titolo di studio**. Nello specifico possiamo osservare come le professioni sanitarie tecniche siano significativamente più propense a all'utilizzo dell'IA, sia nella vita privata, che a lavoro, come anche risultano significativamente più portate a sottoporsi a corsi riguardanti la formazione sull'intelligenza artificiale.

Osservando invece le stesse variabili in relazione al titolo di studio massimo acquisito possiamo notare come livelli di istruzione meno elevata siano significativamente meno portati all'utilizzo dell'intelligenza artificiale e allo svolgimento di corsi su di essa.

Tabella 14 - Variabili demografiche vs Utilizzo IA nella vita privata; Variabili demografiche vs Utilizzo IA a lavoro

	Utilizzo IA nella vita privata				Utilizzo IA a lavoro				Test statistico
	N	No (N=190)	Si (N=186)	Test statistico	N	No (N=270)	Si (N=106)	Test statistico	
Genere : Maschio	376	0.2 39/190	0.4 69/186	$\chi^2_1=12.61, P<0.01^2$	376	0.2 66/270	0.4 42/106	$\chi^2_1=8.57, P<0.01^2$	
Età	376	31.0 39.0 49.1	25.9 33.0 41.1	$F_{1,374}=17.81, P<0.01^3$	376	29.0 36.5 48.0	25.0 33.0 42.1	$F_{1,374}=6.69, P=0.01^3$	
Classe professione sanitarie: Professioni sanitarie tecniche	376	0.7 137/190	0.8 151/186	$\chi^2_1=4.32, P=0.04^2$	376	0.7 199/270	0.8 89/106	$\chi^2_1=4.47, P=0.03^2$	
Anni di lavoro	376	6.0 15.0 25.0	2.0 8.0 16.1	$F_{1,374}=16.70, P<0.01^3$	376	5.0 12.5 23.1	2.0 7.5 16.1	$F_{1,374}=7.77, P=0.01^3$	
Titolo di studio	376			$\chi^2_3=10.22, P=0.02^2$	376			$\chi^2_3=2.75, P=0.43^2$	
Diploma		0.1 26/190	0.0 9/186			0.1 29/270	0.1 6/106		
Laurea Triennale		0.6 105/190	0.6 106/186			0.5 148/270	0.6 63/106		
Master di I livello		0.2 29/190	0.2 29/186			0.2 43/270	0.1 15/106		
Laurea Magistrale,									
Master di II livello e Dottorato		0.2 30/190	0.2 42/186			0.2 50/270	0.2 22/106		

Nella tabella, le variabili categoriche sono presentate come frequenze, mentre le continue con primo quartile, mediana e terzo quartile.

N indica il numero totale di rispondenti. Livello di significatività 5% (p-value < 0.05).

Test statistici utilizzati: ¹Kruskal-Wallis. ²Pearson. ³Wilcoxon

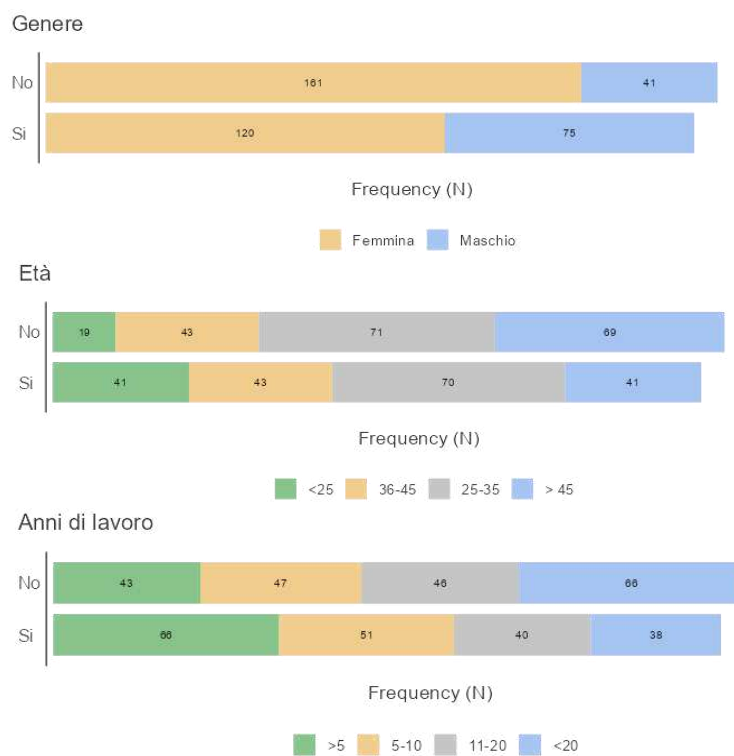


Figura 29 - Istogrammi delle variabili significative Genere, Età e Anni di lavoro suddivise per tipologia di risposta sull'Utilizzo dell'IA nella vita privata

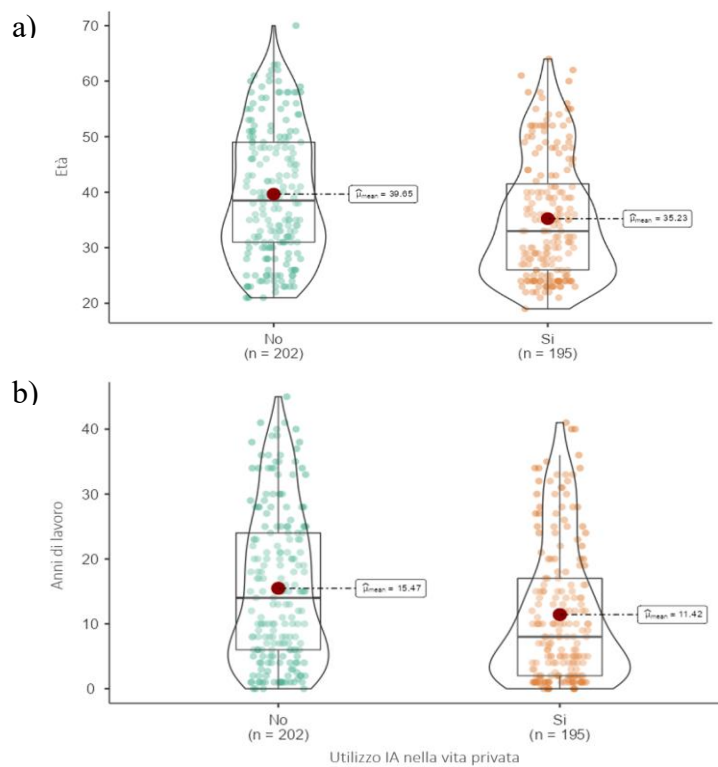


Figura 30 – Violin plot comparazione tra: a) Età e Utilizzo dell'IA nella vita privata; b) Anni di lavoro e Utilizzo IA nella vita privata

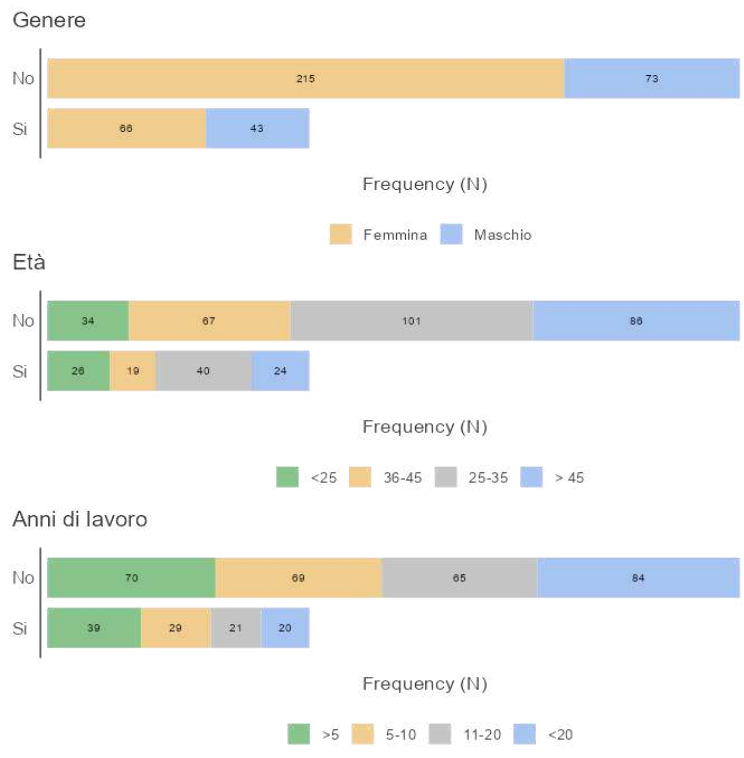


Figura 31 - Istogrammi delle variabili significative Genere, Età e Anni di lavoro suddivise per tipologia di risposta sull'Utilizzo dell'IA a lavoro

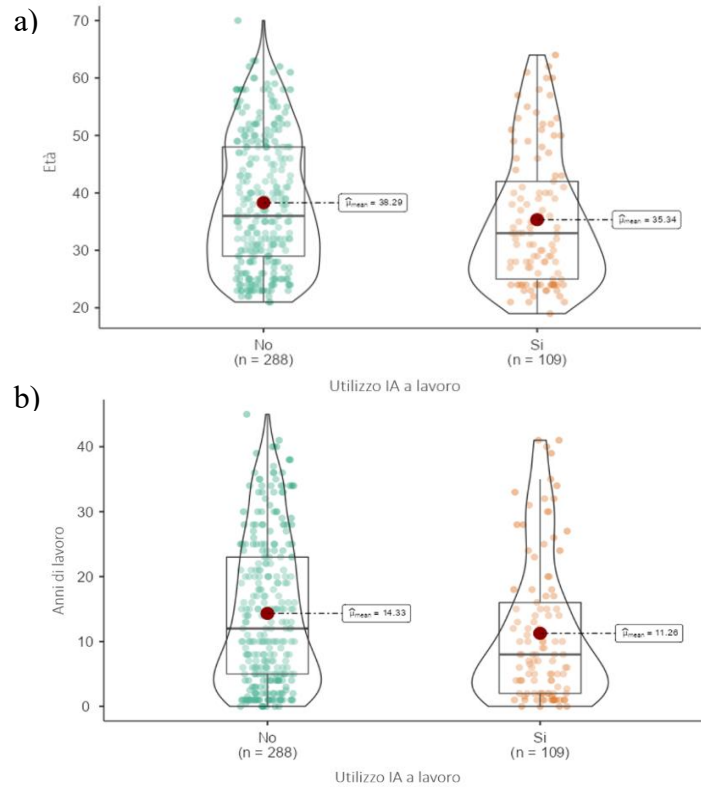


Figura 32 – Violin plot comparazione tra: a) Età e Utilizzo dell'IA nella vita privata; b) Anni di lavoro e Utilizzo IA nella vita privata

Tabella 15 – Variabili demografiche vs Corsi svolti all'università sull'IA; Variabili demografiche vs Corsi svolti a lavoro sull'IA

	Corsi svolti all'università sull'IA				Corsi svolti a lavoro sull'IA			
	N	No	Si	Test statistico	N	No	Si	Test statistico
Genere : Maschio	376	0.3 86/320	0.4 22/56	$\chi^2_1=3.59, P=0.06^2$	376	0.3 69/268	0.4 39/108	$\chi^2_1=4.04, P=0.04^2$
Età	376	29.0 36.0 48.0	25.4 31.0 40.0	$F_{1,374}=5.63, P=0.02^3$	376	27.4 35.0 46.0	29.0 37.5 50.6	$F_{1,374}=2.57, P=0.11^3$
Classe professione sanitaria: Professioni sanitarie tecniche	376	0.7 236/320	0.9 52/56	$\chi^2_1=9.71, P<0.01^2$	376	0.7 191/268	0.9 97/108	$\chi^2_1=14.77, P<0.01^2$
Anni di lavoro	376	4.0 10.0 23.0	3.4 8.0 16.6	$F_{1,374}=2.74, P=0.10^3$	376	3.0 10.0 20.6	5.0 13.0 25.6	$F_{1,374}=4.56, P=0.03^3$
Titolo di studio	376			$\chi^2_3=11.90, P=0.01^2$	376			$\chi^2_3=12.52, P=0.01^2$
<i>Diploma</i>		0.1 33/320	0.0 2/56			0.1 26/268	0.1 9/108	
<i>Laurea Triennale</i>		0.6 187/320	0.4 24/56			0.6 164/268	0.4 47/108	
<i>Master di I livello</i>		0.1 43/320	0.3 15/56			0.1 35/268	0.2 23/108	
<i>Laurea Magistrale, Master di II livello e Dottorato</i>		0.2 57/320	0.3 15/56			0.2 43/268	0.3 29/108	

Nella tabella, le variabili categoriche sono presentate come frequenze, mentre le continue con primo quartile, mediana e terzo quartile.

N indica il numero totale di rispondenti. Livello di significatività 5% (p-value < 0.05).

Test statistici utilizzati: ¹Kruskal-Wallis. ²Pearson. ³Wilcoxon

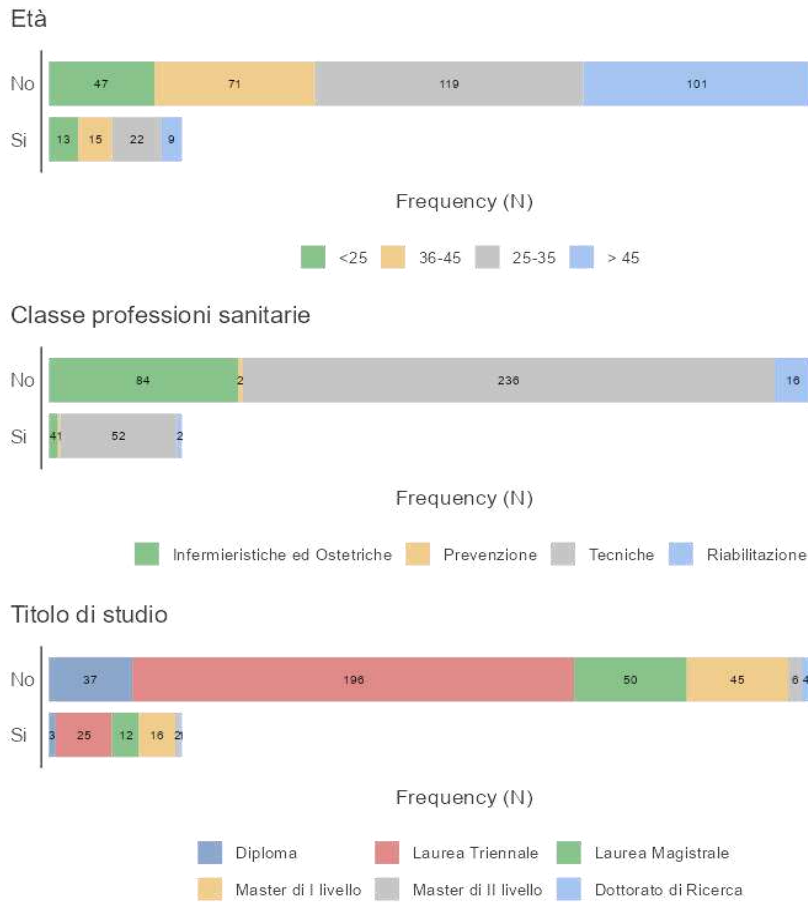


Figura 33 - Istogrammi delle variabili significative Età, Classe delle professioni sanitarie e Titolo di studio suddivise per tipologia di risposta sullo svolgimento di corsi universitari sull'IA

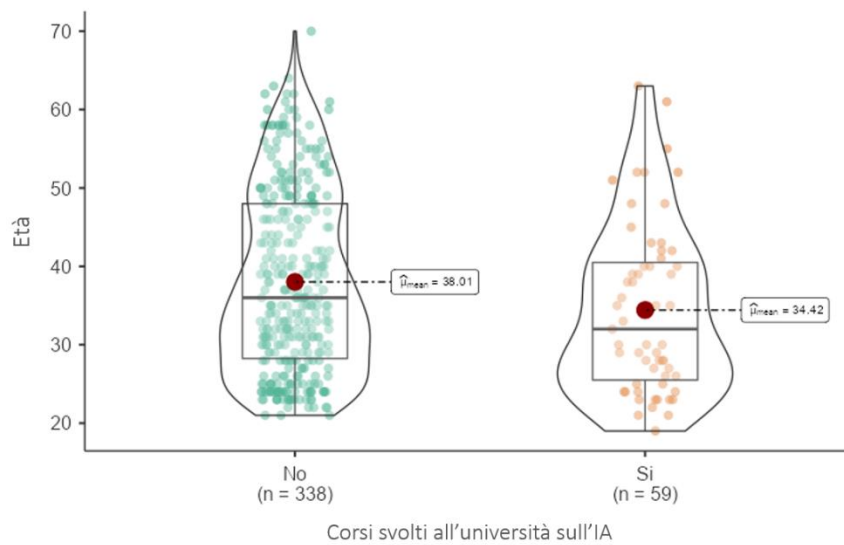


Figura 34 – Violin plot Età vs Corsi svolti all'università sull'IA

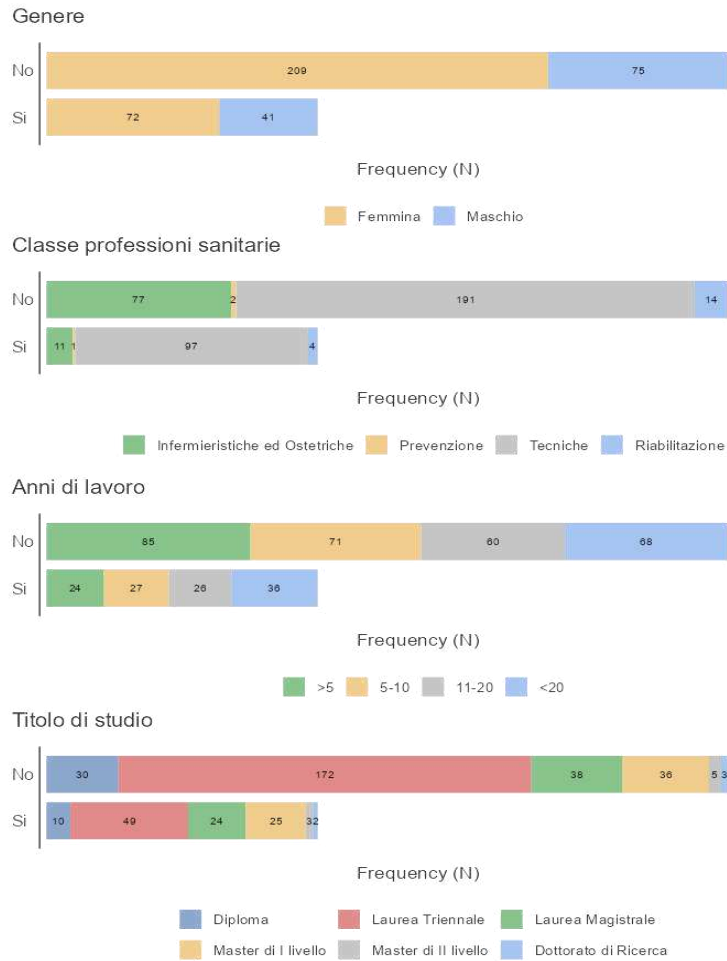


Figura 35 - Istogrammi delle variabili significative Genere, Classe delle professioni sanitarie, Anni di lavoro e Titolo di studio suddivise per tipologia di risposta sullo svolgimento di corsi universitari sull'IA

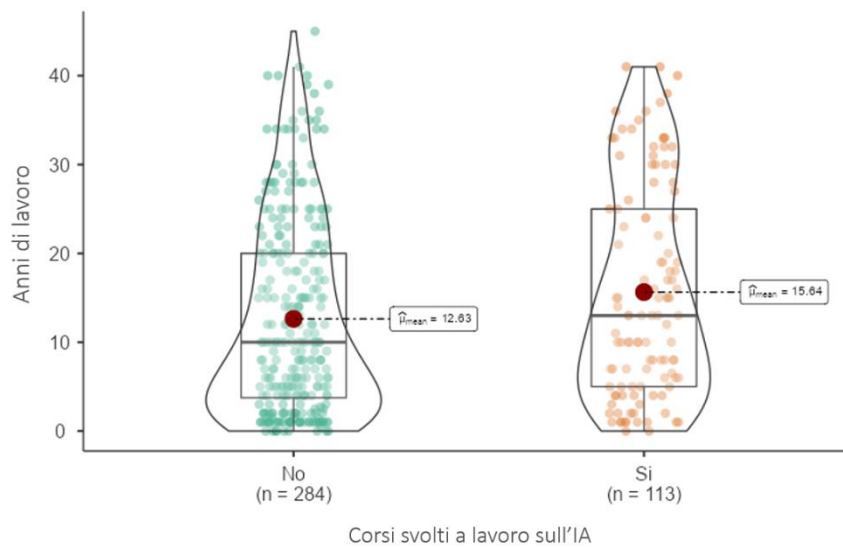


Figura 36 – Violin plot Anni di lavoro vs Corsi svolti a lavoro sull'IA

4.2.2 Analisi della distribuzione delle variabili socio-demografiche e di conoscenza dell'IA in relazione alle risposte del modello di accettazione dell'introduzione alla tecnologia

Di seguito sono stati riportati i risultati delle analisi esplorative bivariate tra variabili socio-demografiche e conoscenza dell'IA con le risposte ai costrutti del modello di accettazione della tecnologia, presentati integralmente nell'Allegato 2 – Analisi esplorativa multivariata sui costrutti del modello di accettazione della tecnologia e nell'Allegato 4 – Regressioni lineari, regressioni logistiche e Analisi di Correlazione. Per queste analisi, le risposte della scala Likert sono state trattate come variabili continue e testate mediante l'utilizzo di test non parametrici dopo essersi assicurati che queste non fossero distribuite in maniera normale.

L'analisi ha evidenziato inizialmente differenze statisticamente significative tra i **Generi** nei diversi costrutti (Tabella 16). In particolare, gli uomini, rispetto alle donne, hanno mostrato maggiore familiarità con l'IA (EE1, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Maschio}} = 2.59$), nonché una maggiore praticità nel suo utilizzo sia quotidiano (EE2, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Maschio}} = 2.41$) che lavorativo (EE3, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Maschio}} = 2.12$), oltre a considerare l'IA più intuitiva (EE4, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Maschio}} = 2.89$).

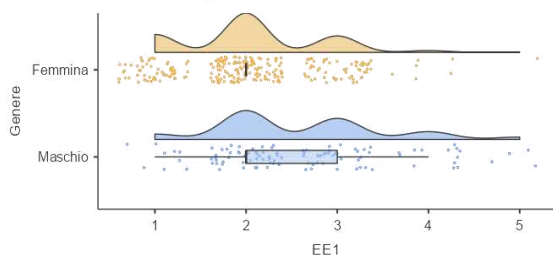
Le differenze di percezione tra i generi si estendono anche alla percezione dell'impatto dell'IA sulle prestazioni lavorative: gli uomini valutano significativamente in maniera più positiva l'influenza dell'IA sul miglioramento della qualità della diagnosi (PE1, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{PE1_Maschio}} = 3.61$), sull'accelerazione della diagnosi e del trattamento (PE2, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{PE2_Maschio}} = 3.52$), sulle performance lavorative (PE3, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{PE3_Maschio}} = 3.30$) e sulla riduzione della pressione lavorativa (PE4, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{PE4_Maschio}} = 2.89$).

I risultati delle regressioni lineari, presentati nella Tabella 30, confermano ulteriormente l'influenza del genere sulle risposte del questionario. Ad esempio, per la domanda EE1, gli uomini mostrano una maggiore familiarità con l'IA rispetto alle donne, con una stima di 0.548 (SE = 0.0939, $p < 0.001$), indicando che, a parità di altre condizioni, gli uomini hanno un punteggio di familiarità con l'IA superiore di circa 0.55 punti rispetto alle donne. Questo trend è confermato anche per le altre domande relative alla praticità nell'uso dell'IA (EE2, EE3) e alla percezione di facilità d'uso (EE4), nonché per le domande riguardanti l'impatto percepito sulle performance lavorative (PE1-PE4).

A conferma dei risultati precedenti, sempre gli uomini hanno espresso maggiori aspettative che l'IA possa cambiare il loro ruolo professionale (FC1, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Maschio}} = 3.29$, con in media 0.401 punti in più rispetto alle donne) e che questa possa influire positivamente sulla loro professione (FC3, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Maschio}} = 3.16$, con in media 0.350 punti in più rispetto alle donne). Nessuna differenza significativa è stata invece rilevata riguardo alla preoccupazione per l'introduzione dell'IA (FC4, $p=0.42$) e nei costrutti di influenza sociale (SI1-SI3, $p = 0.45$, $p = 0.13$, $p = 0.36$).

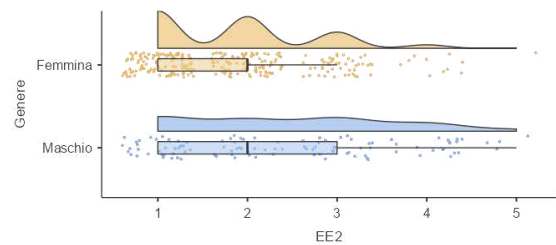
EE1

Quanta familiarità hai con l'intelligenza artificiale?



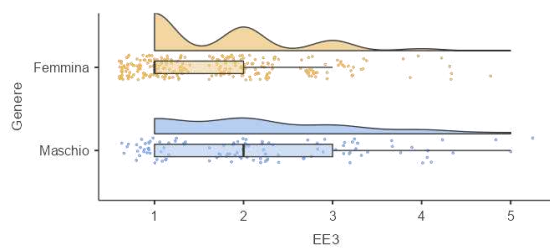
EE2

Sei pratico nell'utilizzo di software di intelligenza artificiale nella tua pratica quotidiana per scopi personali? Es. ChatGPT, Copilot, Gemini...



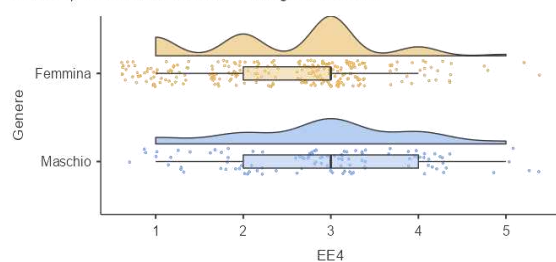
EE3

Sei pratico nell'utilizzo di software di intelligenza artificiale durante la tua pratica lavorativa?



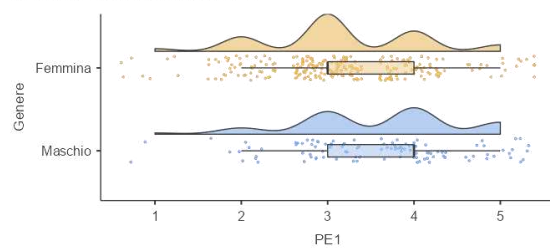
EE4

Trovi semplice e intuitivo l'utilizzo delle intelligenze artificiali?



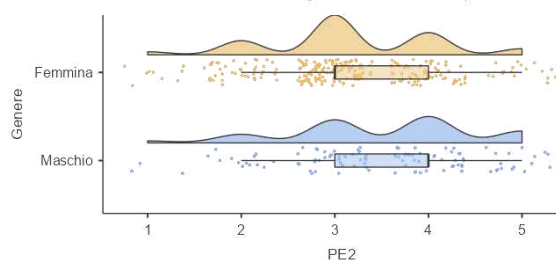
PE1

Pensi che l'IA possa essere una risorsa importante per migliorare la qualità del trattamento e della diagnosi dei pazienti?



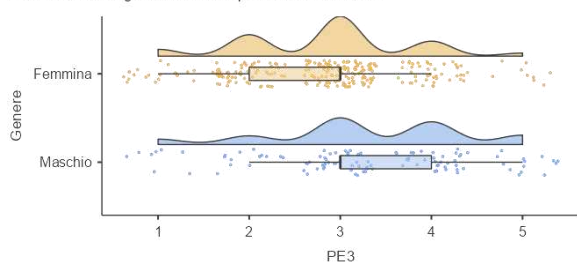
PE2

L'utilizzo dell'IA aiuterebbe ad accelerare la diagnosi e il trattamento del paziente



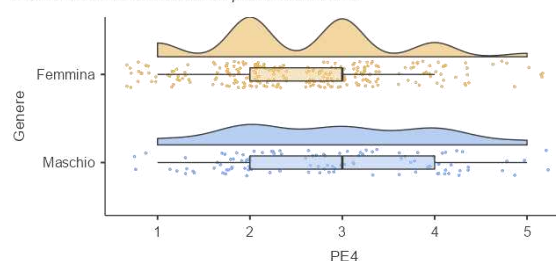
PE3

L'utilizzo dell'IA migliorerebbe le tue performance lavorative



PE4

L'utilizzo dell'IA allevierebbe la tua pressione lavorativa



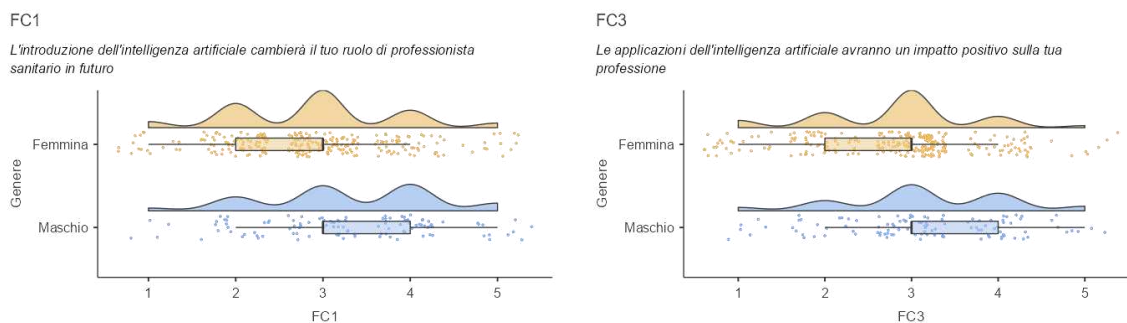


Figura 37 – Violin plot e box plot delle risposte statisticamente significative del modello di accettazione della tecnologia suddiviso per il genere

Analizzando successivamente l'**Età**, si può notare come questa sia un fattore statisticamente significativo nell'influenzare la percezione e l'accettazione dell'intelligenza artificiale tra i professionisti sanitari. Come mostrato nella Tabella 17, i partecipanti più giovani (< 25 anni) dimostrano una maggiore familiarità e praticità con l'IA (EE1, $p < 0.001$, $\bar{x}_{<25 \text{ anni}} = 2.62$; EE3, $p = 0.024$, $\bar{x}_{<25 \text{ anni}} = 2.17$), oltre che una percezione di maggiore semplicità del suo utilizzo (EE2, $p < 0.001$, $\bar{x}_{<25 \text{ anni}} = 2.51$; EE4, $p < 0.001$, $\bar{x}_{<25 \text{ anni}} = 3.15$) rispetto ai gruppi di età più avanzata. I risultati delle regressioni lineari presentati nella Tabella 31 confermano ulteriormente l'influenza dell'età sulle risposte alle domande del questionario relative all'IA. Ad esempio, per la domanda EE1 ("Quanta familiarità hai con l'intelligenza artificiale?"), i coefficienti mostrano una diminuzione significativa della familiarità con l'aumentare dell'età (EE1: 25-35 vs <25, $p = 0.004$; 36-45 vs <25, $p = 0.007$; >45 vs <25, $p < 0.001$). Questo trend è confermato anche per le altre domande, evidenziando una tendenza simile: maggiore è l'età, minore è la percezione di facilità e l'efficacia nell'uso dell'IA.

È stata quindi svolta una correlazione di Spearman (Tabella 32) al fine di fornire ulteriori dettagli sulle relazioni tra età e le diverse dimensioni legate all'intelligenza artificiale. In particolare, si osserva una correlazione negativa statisticamente significativa tra l'età e le variabili EE1 ($\rho_s = -0.239$, $p < 0.001$), EE2 ($\rho_s = -0.205$, $p < 0.001$), EE3 ($\rho_s = -0.104$, $p < 0.05$) e EE4 ($\rho_s = -0.185$, $p < 0.001$), la quale indica che, all'aumentare dell'età, diminuisce la familiarità e la percezione di semplicità nell'utilizzo dell'IA. Inoltre, le forti correlazioni positive tra le variabili EE1, EE2, EE3 ed EE4 suggeriscono una coerenza interna nelle risposte, confermando che coloro che sono più familiari con l'IA tendono anche a percepirla come più intuitiva e ad utilizzarla con maggiore frequenza sia nella vita personale che professionale.

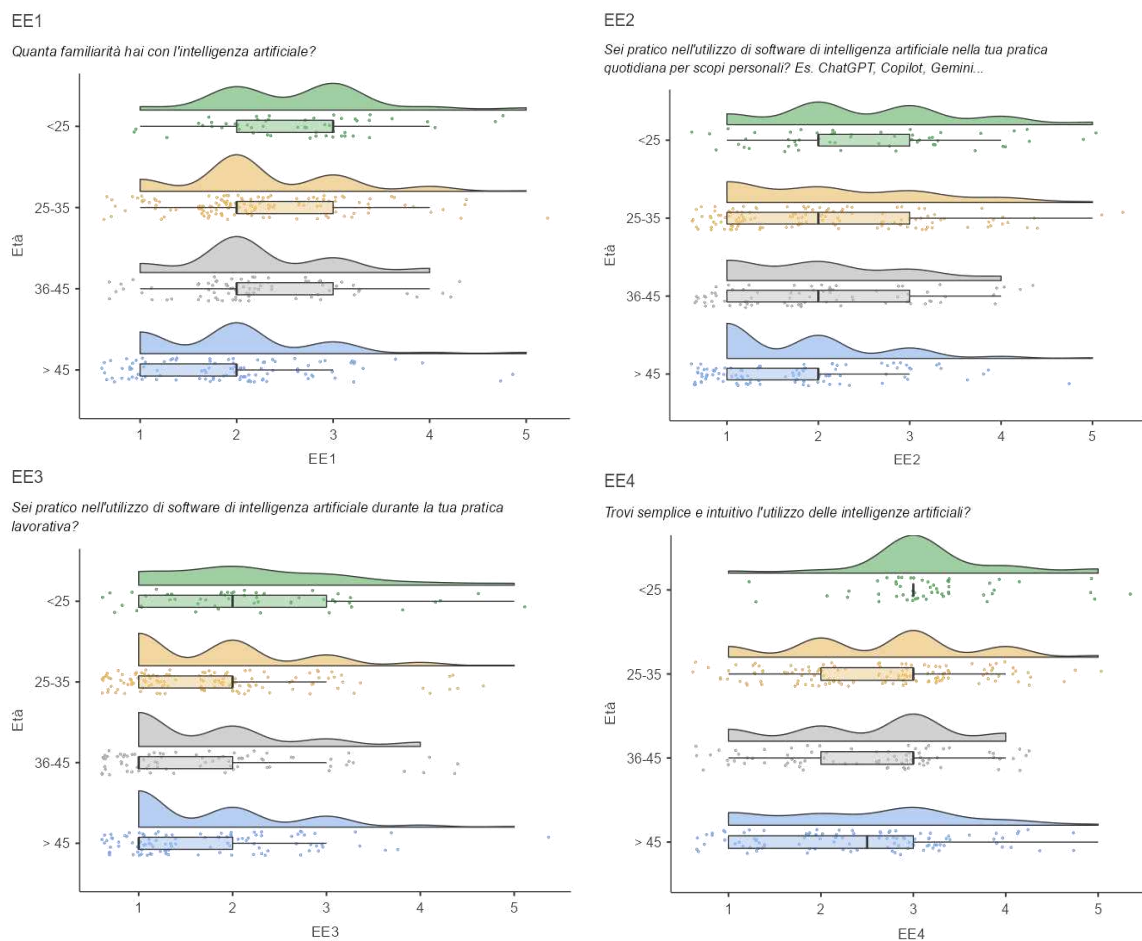


Figura 38 – Violin plot e box plot delle risposte statisticamente significative del modello di accettazione della tecnologia suddiviso per l'età

Tutti gli altri costrutti sull'età non mostrano invece differenze significative tra i diversi gruppi di età, indicando una percezione relativamente uniforme dell'impatto dell'IA su questi aspetti.

Proseguendo nell'analisi, possiamo osservare alcune differenze statisticamente significative nella percezione dell'IA anche tra le diverse classi di **Professionisti sanitari**, in particolare tra la classe delle Professioni sanitarie Infermieristiche ed Ostetriche e quelli delle Professioni sanitarie Tecniche (Tabella 18).

I professionisti tecnici riportano una maggiore familiarità con l'IA (EE1, $p = 0.003$, $\bar{x}_{\text{tecnici}} = 2.27$), un uso più pratico nella vita quotidiana (EE2, $p = 0.03$, $\bar{x}_{\text{tecnici}} = 2.09$) e nella pratica lavorativa (EE3, $p = 0.013$, $\bar{x}_{\text{tecnici}} = 1.89$), oltre ad una maggiore facilità nell'utilizzo di

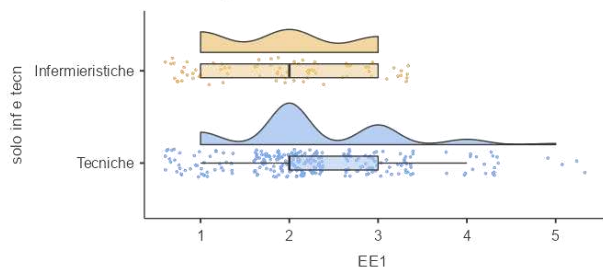
questa (EE4, $p = 0.013$, $\bar{x}_{\text{tecnici}} = 2.67$). In termini di Performance Expectancy, questi ultimi vedono l'IA come più utile al fine di migliorare la qualità del trattamento (PE1, $p = 0.01$, $\bar{x}_{\text{tecnici}} = 3.37$) e per accelerare diagnosi e trattamenti (PE2, $p = 0.01$, $\bar{x}_{\text{tecnici}} = 3.34$); mentre non si riscontrano differenze significative circa l'impatto sulle prestazioni lavorative generali (PE3, $p = 0.323$) e sulla riduzione della pressione lavorativa (PE4, $p = 0.09$). Rispetto all'influenza sociale, i professionisti tecnici percepiscono una maggiore adozione dell'IA tra colleghi e persone vicine (SI1, $p = 0.01$; SI2, $p < 0.001$, $\bar{x}_{\text{tecnici}} = 2.14$), senza differenze significative per il costrutto SI3 ($p = 0.33$).

I risultati delle regressioni lineari e delle correlazioni, riportati rispettivamente nelle Tabelle 32, 33 e 34, confermano come vi sia un'influenza della professione sulle risposte del questionario. Ad esempio, possiamo osservare che i professionisti tecnici riportano una maggiore familiarità con l'IA rispetto ai quelli infermieristici con una media di 0.348 punti in più sulla scala Likert ($SE = 0.1094$, $p = 0.002$) per la domanda EE1. Questo modello si ripropone anche per le domande relative alla praticità nell'uso dell'IA (EE2, EE3) e alla facilità d'uso percepita (EE4), nonché per le domande legate alla percezione dell'utilità dell'IA (PE1, PE2), mostrando come l'appartenenza alla categoria dei professionisti tecnici sia associata ad una maggiore facilità d'uso e familiarità con l'IA.

Relativamente invece alla paura del cambiamento causato dall'introduzione di queste nuove tecnologie, sempre i tecnici sono significativamente più inclini rispetto ai professionisti infermieristici ed ostetrici a ritenere che l'IA cambierà il loro ruolo futuro (FC1, $p < 0.001$, $\bar{x}_{\text{tecnici}} = 3.10$), senza differenze significative per la preoccupazione sulla sostituzione della forza lavoro (FC2, $p = 0.15$, FC4, $p = 0.58$) o sull'impatto positivo dell'IA (FC3, $p = 0.10$). Anche in questo caso, l'analisi di regressione lineare (Tabella 33) e di Correlazione di Spearman (Tabella 35) confermano come i professionisti tecnici siano più portati a pensare ad un cambiamento futuro del loro ruolo lavorativo con l'introduzione dell'IA con un $\rho_s = 0.157$ e un $p = 0.003$.

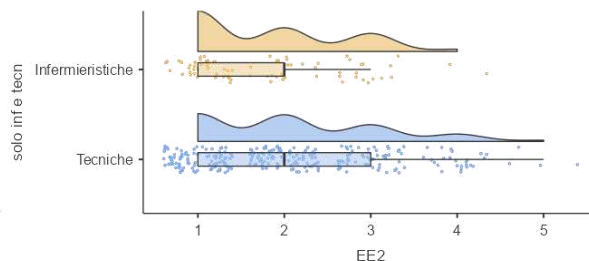
EE1

Quanta familiarità hai con l'intelligenza artificiale?



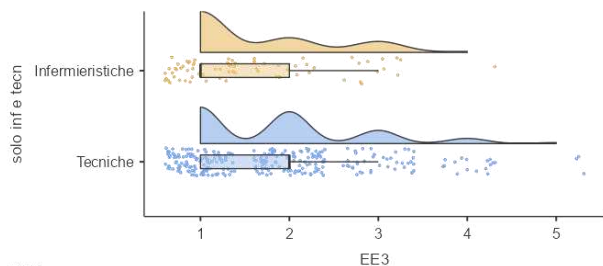
EE2

Sei pratico nell'utilizzo di software di intelligenza artificiale nella tua pratica quotidiana per scopi personali? Es. ChatGPT, Copilot, Gemini...



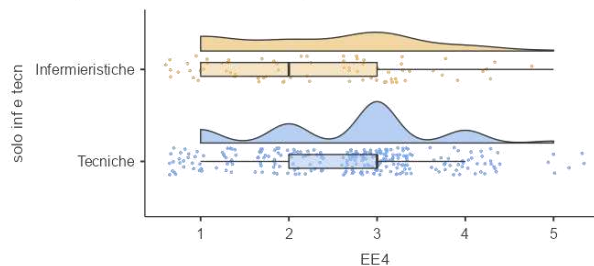
EE3

Sei pratico nell'utilizzo di software di intelligenza artificiale durante la tua pratica lavorativa?



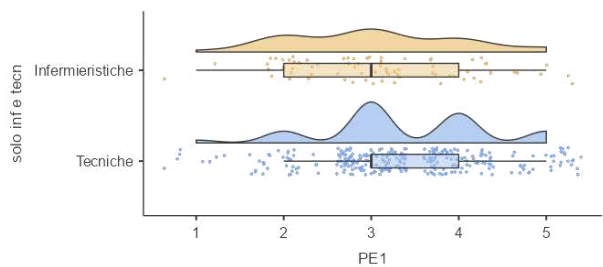
EE4

Trovi semplice e intuitivo l'utilizzo delle intelligenze artificiali?



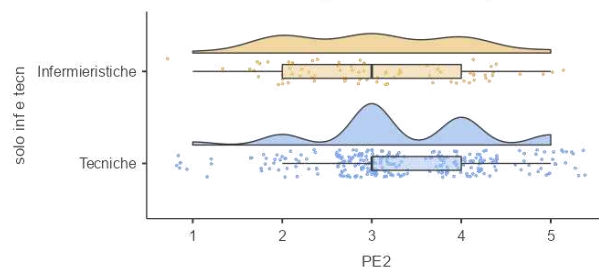
PE1

Pensi che l'IA possa essere una risorsa importante per migliorare la qualità del trattamento e della diagnosi dei pazienti?



PE2

L'utilizzo dell'IA aiuterebbe ad accelerare la diagnosi e il trattamento del paziente



FC1

L'introduzione dell'intelligenza artificiale cambierà il tuo ruolo di professionista sanitario in futuro

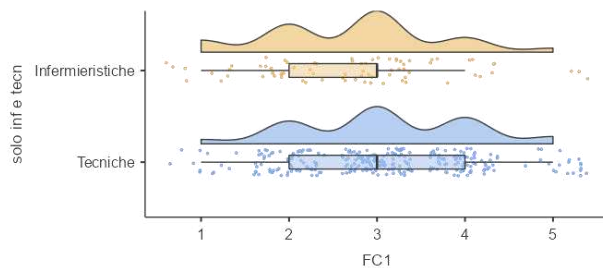


Figura 39 – Violin plot e box plot delle risposte statisticamente significative del modello di accettazione della tecnologia suddiviso per professione

Esaminando successivamente i costrutti sulla base dell'**anzianità lavorativa** (Tabella 19) emerge come i professionisti con più di 20 anni di esperienza mostrino una minore familiarità e praticità con l'IA (EE1, $p = 0.001$, $\bar{x}_{>20 \text{ anni di lavoro}} = 1.96$; EE2, $p < 0.001$, $\bar{x}_{>20 \text{ anni di lavoro}} = 1.74$; EE3, $p = 0.029$, $\bar{x}_{>20 \text{ anni di lavoro}} = 1.69$); mentre non si osservano differenze significative negli altri costrutti, indicando una percezione simile dell'adozione dell'intelligenza artificiale da parte dei colleghi e delle persone vicine ai rispondenti e suggerendo preoccupazioni comuni rispetto ai cambiamenti tecnologici introdotti dall'IA.

L'analisi ha evidenziato poi delle differenze significative tra i **titoli di studio** (Tabella 20) più elevati in possesso dei rispondenti ed i costrutti studiati. In particolare, i professionisti con un titolo di studio inferiore hanno mostrato una minore esperienza e familiarità con l'IA rispetto a quelli con titoli più avanzati (EE1, $p = 0.021$, $\bar{x}_{\text{Diploma}} = 1.78$; EE2, $p = 0.012$, $\bar{x}_{\text{Diploma}} = 1.58$). Inoltre, sempre i professionisti con un titolo di studio inferiore sono significativamente meno portati a pensare che l'intelligenza artificiale, in futuro, possa cambiare il ruolo del professionista sanitario (FC1, $p=0.046$, $\bar{x}_{\text{Diploma}} = 2.64$), anche se si professano maggiormente preoccupati della sua introduzione (FC4, $p=0.049$, $\bar{x}_{\text{Diploma}} = 2.83$). Non sono emerse invece differenze statisticamente significative nei costrutti di percezione dell'efficacia dell'IA e influenza sociale (EE3, EE4, PE1-PE4, SI1-SI3, $p > 0.05$).

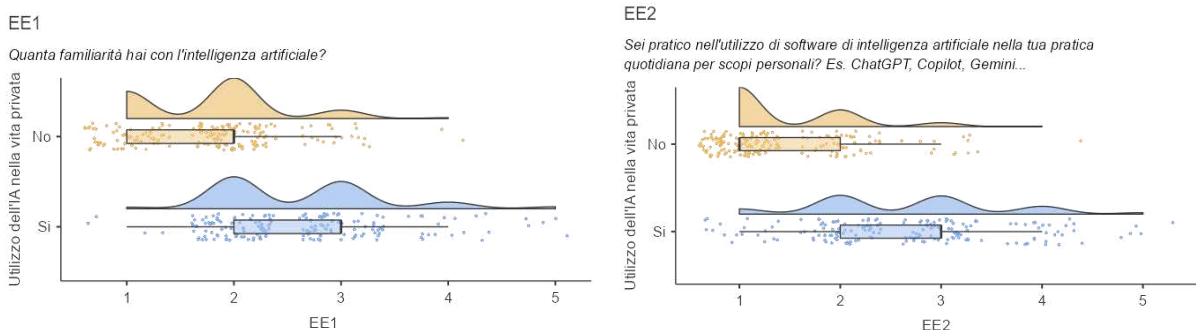
Anche le analisi relative **all'utilizzo dell'IA, sia nella vita privata che sul lavoro** (Tabella 21), evidenziano differenze significative. Chi utilizza l'IA, sia nella sfera personale che in ambito lavorativo, riporta infatti una maggiore familiarità e praticità con queste tecnologie (EE1-EE4 sia di utilizzatori di IA nella vita privata che a lavoro, $p < 0.001$, Utilizzo vita privata: $\bar{x}_{\text{EE1_Si}} = 2.65$, $\bar{x}_{\text{EE2_Si}} = 2.64$, $\bar{x}_{\text{EE3_Si}} = 2.11$, $\bar{x}_{\text{EE4_Si}} = 3.12$; Utilizzo a lavoro: $\bar{x}_{\text{EE1_Si}} = 2.68$, $\bar{x}_{\text{EE2_Si}} = 2.45$, $\bar{x}_{\text{EE3_Si}} = 2.60$, $\bar{x}_{\text{EE4_Si}} = 3.16$), oltre a percepirle come più semplici da utilizzare. Inoltre, l'uso dell'IA è associato ad una percezione più positiva riguardo all'impatto sul miglioramento della qualità del lavoro e sulla riduzione della pressione lavorativa (PE1-PE4 sia di utilizzatori di IA nella vita privata che a lavoro, $p < 0.05$, Utilizzo vita privata: $\bar{x}_{\text{PE1_Si}} = 3.50$, $\bar{x}_{\text{PE2_Si}} = 3.46$, $\bar{x}_{\text{PE3_Si}} = 3.19$, $\bar{x}_{\text{PE4_Si}} = 2.80$; Utilizzo a lavoro: $\bar{x}_{\text{PE1_Si}} = 3.58$, $\bar{x}_{\text{PE2_Si}} = 3.59$, $\bar{x}_{\text{PE3_Si}} = 3.26$, $\bar{x}_{\text{PE4_Si}} = 2.94$).

L'analisi di regressione lineare va a sostegno dell'ipotesi che l'utilizzo dell'IA nella vita privata e nel lavoro siano dei predittori per una significativa percezione positiva e familiarità

con l'intelligenza artificiale. Ad esempio, per quanto riguarda la regressione lineare svolta sulla domanda EE1, si osserva come chi utilizzi l'intelligenza artificiale nella vita di tutti i giorni abbia in media un punteggio di 0.869 superiore sulla scala Likert ($p < 0.001$) rispetto a chi non la utilizza (Tabella 36). Questo stesso modello si ripropone in maniera significativa anche per le domande EE2, con in media 1.22 punti in più; EE3 con in media 0.566 punti in più e EE4, con in media 1.03 punti in più. La regressione lineare svolta sui medesimi costrutti e sui costrutti PE1, PE2, PE3 e PE4, ha dato risultati statisticamente significativi sia per l'utilizzo a casa che a lavoro dell'IA.

Si osserva in seguito come, sempre in entrambi i gruppi, chi utilizza l'intelligenza artificiale abbia una maggiore propensione a pensare che questa possa cambiare il ruolo del professionista sanitario in futuro e che le applicazioni avranno un impatto positivo (FC1, FC3 sia di utilizzatori di IA nella vita privata che a lavoro, $p < 0.05$, Utilizzo vita privata: $\bar{x}_{FC1_Si} = 3.15$, $\bar{x}_{FC3_Si} = 3.09$; Utilizzo a lavoro: $\bar{x}_{FC1_Si} = 3.33$, $\bar{x}_{FC3_Si} = 3.27$).

È da notare, tuttavia, che solamente il gruppo dei professionisti che utilizza l'IA a lavoro sia significativamente propenso a pensare che l'intelligenza artificiale possa sostituire la forza lavoro umana (FC2, $p = 0.02$, $\bar{x}_{Si} = 2.88$, con in media 0.286 punti in più di chi non lo utilizza a lavoro), mentre questa differenza non risulta statisticamente significativa tra gli utilizzatori di IA nella vita privata (FC2, $p = 0.86$). Tuttavia, quest'ultimi sono più portati ad essere preoccupati per l'introduzione di questa tecnologia nel campo medico e delle professioni sanitarie (FC4, $p < 0.01$, $\bar{x}_{Si} = 2.28$), confermato anche dalla regressione lineare (Tabella 36) e dalla correlazione di Spearman (Tabella 37) con in media 0.371 punti in meno sulla scala Likert rispetto a chi non la utilizza e un $\rho_s = -0.164$ e $p = 0.002$.



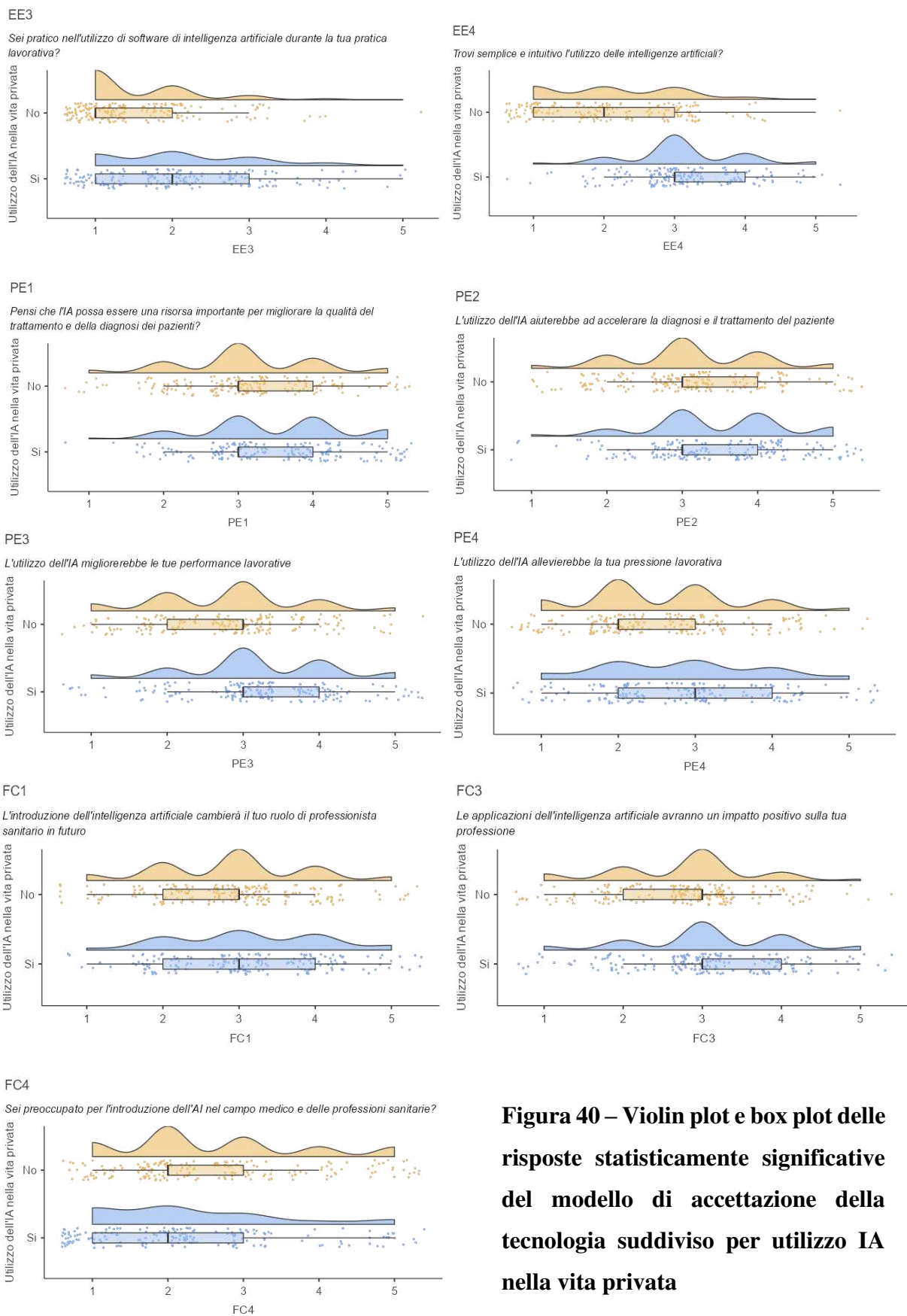
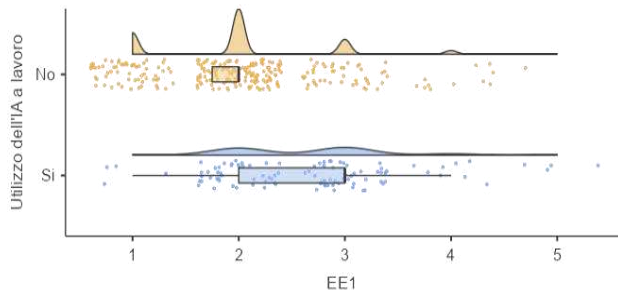


Figura 40 – Violin plot e box plot delle risposte statisticamente significative del modello di accettazione della tecnologia suddiviso per utilizzo IA nella vita privata

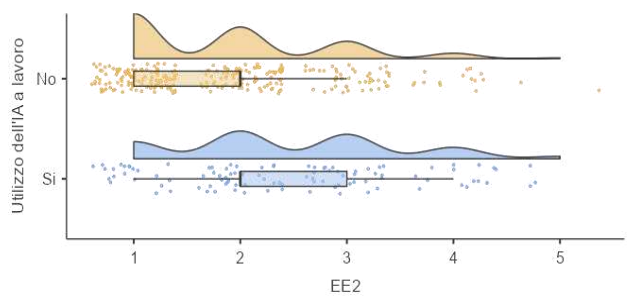
EE1

Quanta familiarità hai con l'intelligenza artificiale?



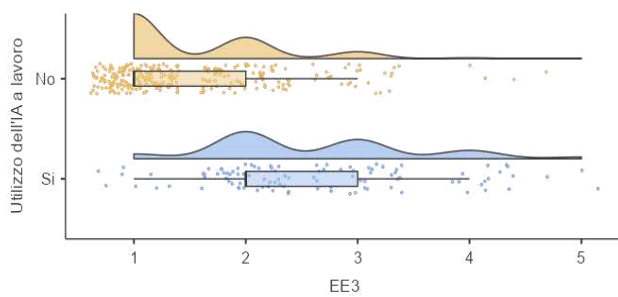
EE2

Sei pratico nell'utilizzo di software di intelligenza artificiale nella tua pratica quotidiana per scopi personali? Es. ChatGPT, Copilot, Gemini...



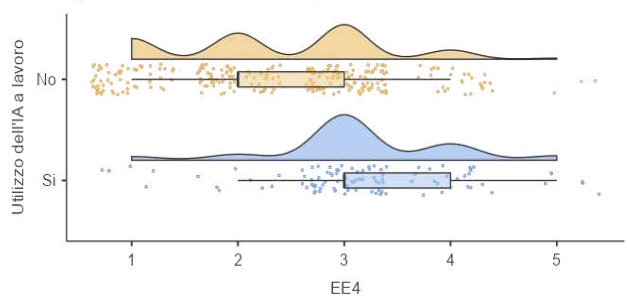
EE3

Sei pratico nell'utilizzo di software di intelligenza artificiale durante la tua pratica lavorativa?



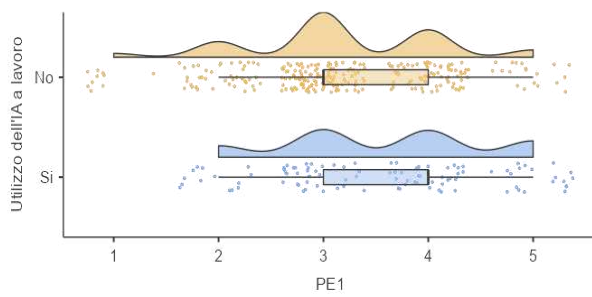
EE4

Trovi semplice e intuitivo l'utilizzo delle intelligenze artificiali?



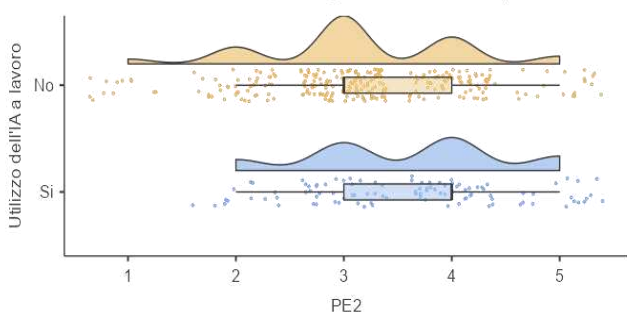
PE1

Pensi che l'IA possa essere una risorsa importante per migliorare la qualità del trattamento e della diagnosi dei pazienti?



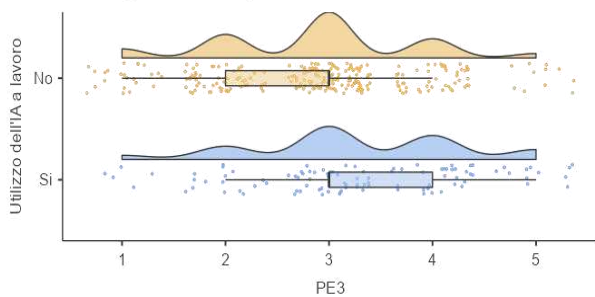
PE2

L'utilizzo dell'IA aiuterebbe ad accelerare la diagnosi e il trattamento del paziente



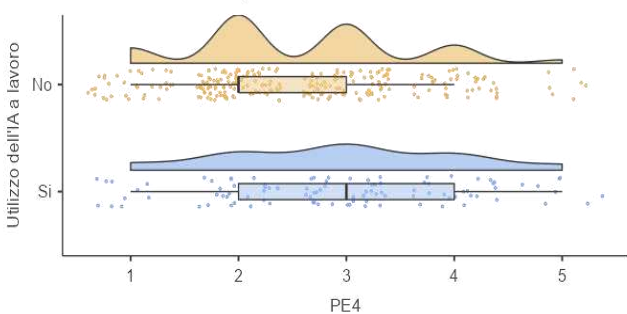
PE3

L'utilizzo dell'IA migliorerebbe le tue performance lavorative



PE4

L'utilizzo dell'IA allevierebbe la tua pressione lavorativa



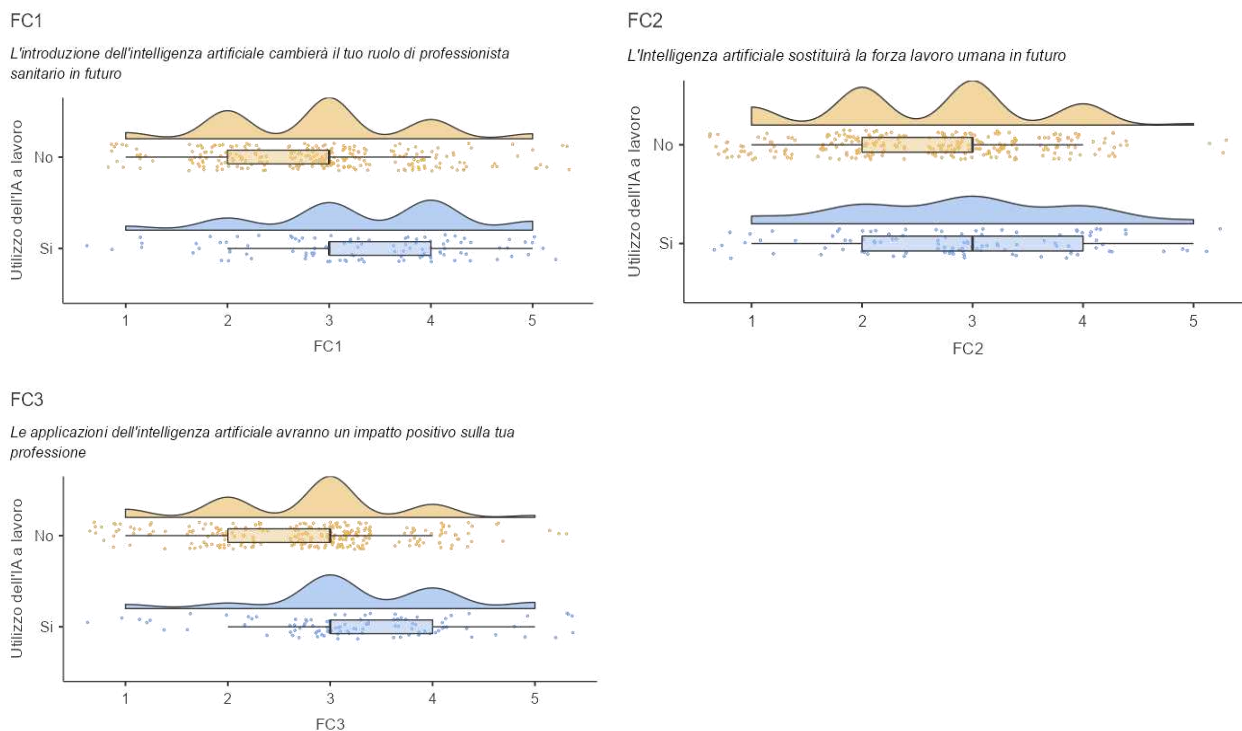


Figura 41 – Violin plot e box plot delle risposte statisticamente significative del modello di accettazione della tecnologia suddiviso per utilizzo IA a lavoro

Analizzando infine come si distribuiscono le risposte ai costrutti tra i professionisti sanitari che hanno seguito **corsi di formazione sull'IA** (Tabella 22), osserviamo come, sia chi li ha svolti in ambito universitario che in ambito lavorativo, mostri una maggiore familiarità e facilità nell'uso dell'IA, oltre a percepirne più chiaramente i benefici nel migliorare le prestazioni lavorative (EE1-EE4, PE1-PE4 sia di chi ha svolto corsi all'università che a lavoro, $p < 0.05$, Corsi universitari: $\bar{x}_{EE1_Si} = 2.93$, $\bar{x}_{EE2_Si} = 2.82$, $\bar{x}_{EE3_Si} = 2.63$, $\bar{x}_{EE4_Si} = 3.21$, $\bar{x}_{PE1_Si} = 3.66$, $\bar{x}_{PE2_Si} = 3.65$, $\bar{x}_{PE3_Si} = 3.33$, $\bar{x}_{PE4_Si} = 3.05$; Corsi a lavoro: $\bar{x}_{EE1_Si} = 2.58$, $\bar{x}_{EE2_Si} = 2.47$, $\bar{x}_{EE3_Si} = 2.23$, $\bar{x}_{EE4_Si} = 2.98$, $\bar{x}_{PE1_Si} = 3.58$, $\bar{x}_{PE2_Si} = 3.56$, $\bar{x}_{PE3_Si} = 3.27$, $\bar{x}_{PE4_Si} = 3.01$). In entrambi i gruppi, infine, si osserva come vi sia una differenza statisticamente significativa tra chi ha eseguito corsi sull'IA e chi no per quanto concerne le preoccupazioni riguardo al potenziale impatto dell'IA; nello specifico chi non ha seguito i corsi ritiene l'impatto dell'intelligenza artificiale di minore importanza nel futuro della professione (FC1, FC3 sia di chi ha svolto corsi all'università che a lavoro $p < 0.05$, Corsi universitari: $\bar{x}_{FC1_Si} = 3.30$, $\bar{x}_{FC3_Si} = 3.33$, Corsi a lavoro: $\bar{x}_{FC1_Si} = 3.30$, $\bar{x}_{FC3_Si} = 3.25$).

4.2.3 Analisi della distribuzione delle variabili socio-demografiche e di conoscenza dell'IA in relazione alle risposte sull'etica e sulla regolamentazione dell'IA

Di seguito sono stati riportati i risultati delle analisi esplorative bivariate tra le variabili socio-demografiche e di conoscenza dell'IA con le risposte riguardanti l'etica e la regolamentazione dell'intelligenza artificiale, presentati integralmente nell'Allegato 3 - Analisi esplorativa multivariata sulle risposte sull'etica e la regolamentazione dell'IA e nell'Allegato 4 – Regressioni lineari, regressioni logistiche e Analisi di Correlazione. Anche in questo caso, le risposte della scala Likert sono state trattate come variabili continue e testate mediante test non parametrici.

L'analisi ha evidenziato inizialmente alcune differenze statisticamente significative tra i **Generi** nelle risposte riguardanti l'etica dell'IA (Tabella 23). In particolare, possiamo osservare come gli uomini tendano a fidarsi di più delle risposte fornite dall'IA (ET1, $p = 0.01$, $\bar{x}_{\text{Maschio}} = 2.89$) e siano più concordi ad utilizzare le risposte di quest'ultima per fini decisionali (ET3, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Maschio}} = 2.87$). Inoltre, sempre gli uomini risultano anche significativamente più convinti rispetto alle donne che l'intelligenza artificiale possa ridurre gli errori medici (ET4, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Maschio}} = 3.38$) e che la capacità diagnostica dell'IA possa superare quella di un medico umano (ET5, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Maschio}} = 2.44$).

I risultati delle analisi di regressione lineare, riportati nella Tabella 30, supportano ulteriormente queste osservazioni, evidenziando la relazione significativa tra il genere e le risposte alle domande ET1, ET3, ET4 ed ET5. Nello specifico, per quanto riguarda la fiducia nelle risposte fornite dall'IA (ET1), l'analisi di regressione ha mostrato che essere di genere maschile comporta in media un incremento di 0.22 punti sulla scala Likert rispetto al genere femminile. Similmente, per la domanda ET3, il genere maschile è associato ad un incremento medio di 0.355 punti rispetto alle donne, per ET4 si osserva un incremento medio di 0.433 punti mentre per la domanda ET5, riguardante la superiorità diagnostica dell'IA rispetto ai medici umani, l'analisi di regressione ha evidenziato un incremento medio di 0.356 punti per gli uomini rispetto alle donne.

Non sono invece emerse differenze significative negli altri aspetti etici considerati (ET2, ET6-ET8, $p > 0.05$).

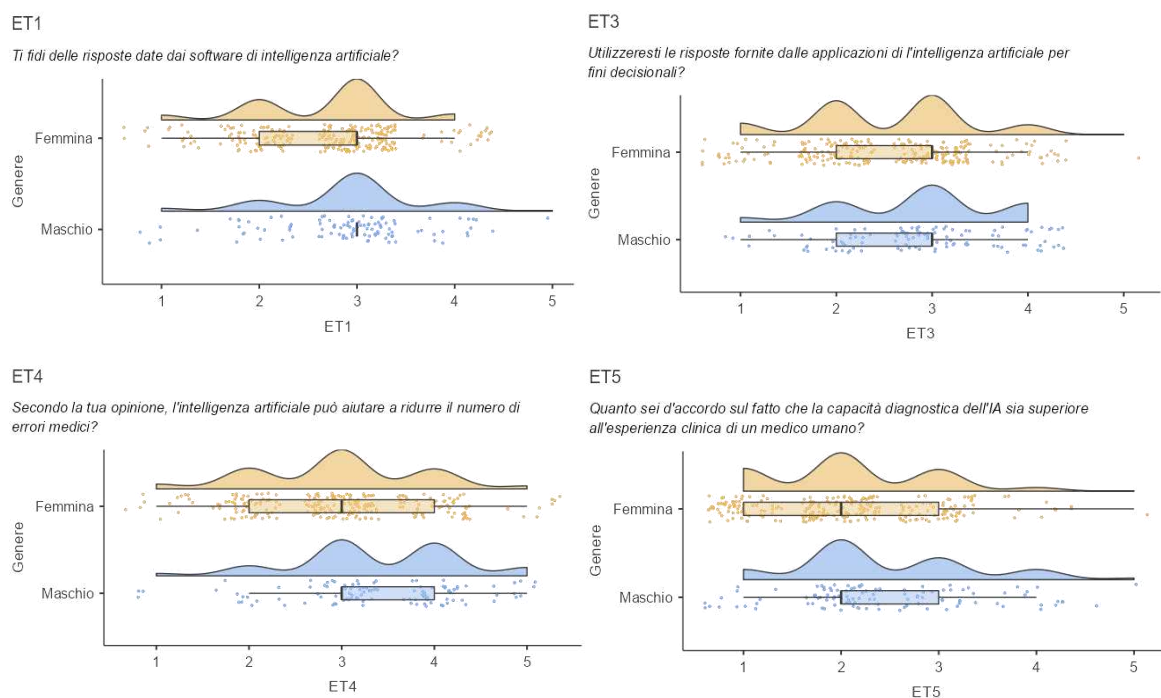


Figura 42 – Violin plot e box plot delle risposte statisticamente significative delle domande sulla percezione dell’eticità e della regolamentazione dell’IA suddiviso per genere

Analizzando in seguito le risposte in relazione all'**Età** dei rispondenti (Tabella 24), non si osservano differenze statisticamente significative nella maggior parte delle variabili esaminate (ET1-ET6, ET8, $p > 0.05$). Emerge tuttavia una differenza statisticamente significativa nella percezione che l'IA possa limitare il diritto alla privacy dei pazienti, con i partecipanti più giovani (< 25 anni) che esprimono preoccupazioni meno elevate rispetto ai colleghi più anziani (ET7, $p = 0.015$, $\bar{x}_{< 25 \text{ anni}} = 2.18$, $\bar{x}_{25-36 \text{ anni}} = 2.72$, $\bar{x}_{36-45 \text{ anni}} = 2.58$, $\bar{x}_{> 45 \text{ anni}} = 2.69$).

Proseguendo poi nell'analisi, non sono emerse differenze statisticamente significative tra le risposte riguardanti l'etica e la regolamentazione dell'IA date dai rispondenti facenti parte della **classe delle Professioni sanitarie Infermieristiche ed Ostetriche e quelli delle Professioni sanitarie Tecniche** (ET1-ET8, $p > 0.05$).

Anche per quanto concerne le risposte date dalle diverse fasce di rispondenti suddivisi sulla base della loro **anzianità lavorativa** (Tabella 26), non sono state rilevate differenze statisticamente significative nella risposte (ET1-ET8, $p > 0.05$), suggerendo una percezione etica dell'IA simile tra le diverse fasce di esperienza lavorativa.

Analizzando invece le risposte in relazione al **titolo di studio** (Tabella 27), si osserva solamente una differenza statisticamente significativa nella responsabilità percepita negli errori dell'IA, dove i partecipanti con titoli di studio più elevati tendono ad attribuire maggior responsabilità al professionista sanitario in caso di errore medico imputabile all'utilizzo di software IA (ET6, $p = 0.016$, $\bar{x}_{\text{Diploma}} = 2.91$, $\bar{x}_{\text{Triennale}} = 3.12$, $\bar{x}_{\text{Master I livello}} = 3.40$, $\bar{x}_{\text{Magistrale}} = 3.55$). Non sono invece emerse differenze statisticamente significative per le altre variabili etiche esaminate (ET1-ET5, ET7-ET8, $p > 0.05$).

Per quanto riguarda **l'utilizzo dell'IA**, sia nella vita privata che in ambito lavorativo (Tabella 28), emergono alcune differenze statisticamente significative. In particolare, si è osservato che chi utilizza l'IA nella vita privata tende significativamente a fidarsi di più delle sue risposte (ET1, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Si}} = 2.88$), credendo che queste possano anche ridurre il numero di errori medici (ET4, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Si}} = 3.26$). D'altra parte, chi utilizza l'IA a lavoro è significativamente più incline a pensare che le risposte fornite dall'intelligenza artificiale necessitino di un controllo della loro esattezza (ET2, $p < 0.01$, $\bar{x}_{\text{Si}} = 3.78$).

Possiamo tuttavia osservare che chi utilizza IA, sia a casa che a lavoro, sia significativamente più portato a pensare che in caso di diagnosi errata dovuta ad un errore imputabile ad un software di IA sia responsabile il professionista medico (ET6, $p = 0.01$, $\bar{x}_{\text{Vita_privata_Si}} = 3.36$, $\bar{x}_{\text{Lavoro_Si}} = 3.56$). Non si osservano differenze significative nelle altre variabili etiche considerate (ET2, ET3, ET5, ET7, ET8, $p > 0.05$).

L'analisi di regressione lineare (Tabella 36) e la correlazione di Spearman (Tabella 38) confermano che l'uso dell'IA nella vita privata è associato ad una maggiore fiducia nelle risposte dell'IA (ET1: $\beta = 0.281$, $p < 0.001$ e $\rho_s = 0.190$, $p < 0.001$) e alla convinzione che questa possa ridurre gli errori medici (ET4: $\beta = 0.353$, $p < 0.001$ e $\rho_s = 0.188$, $p < 0.001$).

Parallelamente, l'analisi di regressione (Tabella 39) e la correlazione di Spearman (Tabella 41) evidenziano che l'uso dell'IA a lavoro è significativamente correlato alla necessità

percepita di controllare l'accuratezza delle risposte dell'IA (ET2: $\beta = 0.348$, $p = 0.004$ e $\rho_s = 0.141$, $p = 0.008$

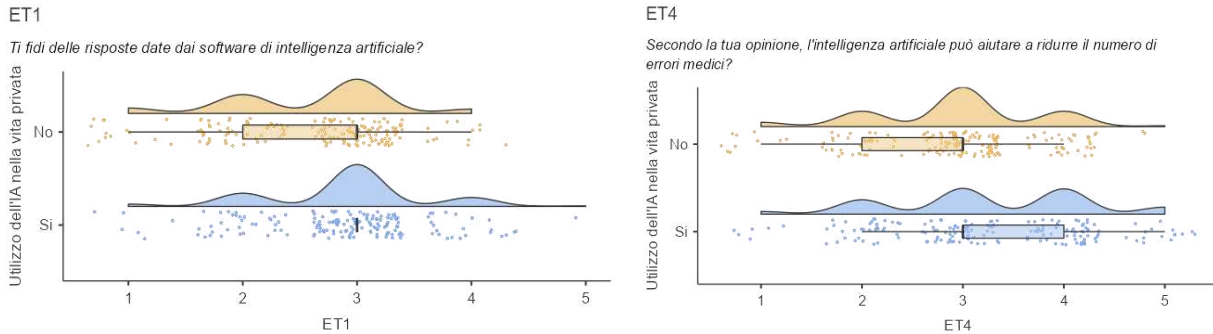


Figura 43 – Violin plot e box plot delle risposte statisticamente significative delle domande sulla percezione dell’eticità e della regolamentazione dell’IA suddiviso per utilizzo dell’IA nella vita privata

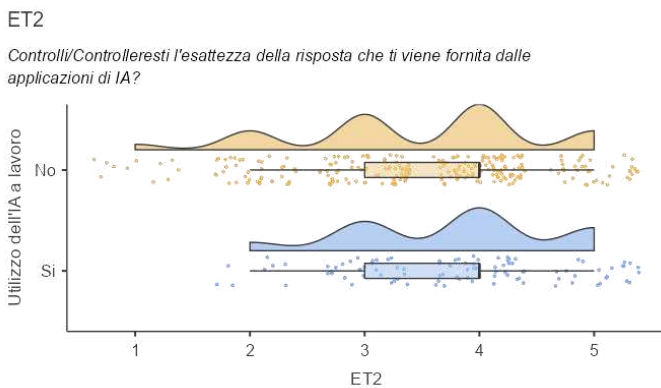


Figura 44 – Violin plot e box plot delle risposte statisticamente significative delle domande sulla percezione dell’eticità e della regolamentazione dell’IA suddiviso per utilizzo dell’IA a lavoro

Infine, osservando le opinioni dei rispondenti circa l’etica e la regolamentazione dell’IA in funzione alla **partecipazione dei corsi sull’IA** in ambito universitario non si osservano differenze statisticamente significative; tuttavia emerge una differenza significativa tra coloro che hanno seguito corsi sull'IA durante il lavoro, i quali ritengono più probabile che questa possa ridurre gli errori medici (ET4, $p = 0.01$, $\bar{x}_{Si} = 3.31$) e che abbia una capacità diagnostica superiore rispetto all’esperienza umana (ET5, $p = 0.01$, $\bar{x}_{Si} = 2.34$).

5 Discussione e conclusione

5.1 Discussione

L'introduzione dell'intelligenza artificiale nel settore medico-sanitario ha suscitato grande interesse tra i professionisti, grazie al suo potenziale rivoluzionario nel migliorare la qualità, l'efficacia e l'efficienza dell'assistenza. L'aumento della complessità e della rapidità nella produzione di dati, insieme alla crescente domanda di diagnosi accurate in tempi ridotti, rende l'IA uno strumento estremamente promettente per i fornitori di servizi sanitari, tanto che alcuni professionisti ritengono ormai inevitabile il suo utilizzo nel sistema sanitario (A. O. Uymaz et al., 2024; P. Uymaz et al., 2024). Tuttavia, l'iniziale entusiasmo per una tecnologia così innovativa è presto mitigato da questioni etiche complesse legate alle sue stesse caratteristiche. L'intelligenza artificiale è infatti una tecnologia capace di emulare l'intelligenza umana al fine di risolvere articolati problemi che solo noi esseri umani, fino ad ora, eravamo capaci a risolvere; portando a domandarsi se questa possa, in un futuro prossimo, sostituire il lavoro umano.

Il presente studio ha dunque esplorato in maniera dettagliata la conoscenza, le percezioni e i pensieri riguardo l'eticità e la regolamentazione dell'introduzione dell'intelligenza artificiale in ambito sanitario e il suo futuro, mediante un questionario online distribuito via social ai professionisti sanitari di tutta Italia.

I risultati dell'indagine sui 397 professionisti sanitari, rappresentativi di diverse aree geografiche e delle 4 classi delle professioni sanitarie, mostrano una chiara predominanza femminile, con il 71% dei rispondenti di genere femminile. Ciò potrebbe essere dovuto al maggior numero di donne occupate nel settore sanitario, che come indicato in un report del 2022 del Ministero della Salute, si aggirano attorno al 70% dei professionisti sanitari (Ministero della Salute, 2022)

L'età media dei partecipanti all'indagine è pari a 37.5 anni, con una deviazione standard di 11.4 anni.

La distribuzione dei rispondenti tra le diverse classi professionali ha evidenziato una prevalenza significativa delle professioni sanitarie tecniche, che rappresentano il 72.5% del campione, seguite dalle professioni sanitarie infermieristiche e ostetriche con il 22.2%.

Inizialmente sono stati esaminati la conoscenza e l'utilizzo dell'intelligenza artificiale tra i partecipanti. Dai dati emerge che, sebbene quasi tutti i rispondenti abbiano dichiarato di essere a conoscenza dell'esistenza dell'IA (99%), solo il 49,1% ha effettivamente utilizzato software IA nella vita privata, e ancor meno, il 27,5%, ne fa uso in ambito lavorativo. Questi risultati sono in linea con quanto riportato dalla letteratura, che evidenzia una diffusa consapevolezza dell'esistenza di questa tecnologia (Adigwe et al., 2024; Castagno & Khalifa, 2020; Hamedani et al., 2023; Ryan et al., 2021; Temsah et al., 2023), ma un impiego più limitato in contesti professionali (Shinners et al., 2023).

L'ampia percentuale di persone oggi consapevoli dell'esistenza e delle molteplici funzionalità dell'IA è probabilmente attribuibile alla diffusione virale seguita al lancio di ChatGPT, l'intelligenza artificiale sviluppata da OpenAI. Questo evento ha reso infatti l'IA ancor più accessibile ad un vasto pubblico, incrementando notevolmente il numero di persone che la utilizzano nella quotidianità.

In seguito è stata indagata la frequenza di partecipazione a corsi sull'IA, sia in ambito universitario che lavorativo. Nello specifico, solo il 28.5% dei partecipanti ha svolto dei corsi a lavoro, mentre il 14.9% ha svolto dei corsi di intelligenza artificiale all'università. Questo dato risulta simile ad altri presenti in letteratura (Heredia-Negrón et al., 2024) e potrebbero essere spiegati dalla difficoltà di ottenere una formazione adeguata sull'IA (Abuzaid et al., 2021), considerando che l'introduzione di queste tecnologie al grande pubblico è relativamente recente; oltre al fatto che l'età media del campione suggerisce come molti partecipanti abbiano completato i loro studi prima che l'IA diventasse un tema di rilievo. Tuttavia, si osserva che l'83.5% delle persone che non hanno svolto dei corsi specifici sull'IA durante il loro percorso di studi, dichiarano di sentire il bisogno di un'implementazione nel curriculum universitario, mostrando la comune volontà di voler apprendere questa tecnologia, come già documentato in letteratura (Hamedani et al., 2023; Shinners et al., 2023).

Successivamente è stato richiesto ai professionisti sanitari di rispondere a delle domande mediante l'utilizzo di una scala Likert (Likert, 1932) a 5 (da 1= Per Niente a 5= Moltissimo), al fine di valutare quale fosse il grado di accettazione dell'introduzione dell'intelligenza artificiale e la loro percezione etica riguardo ad essa.

In particolare, il modello di valutazione dell'accettazione della tecnologia utilizzato prevedeva 4 costrutti, ovvero 4 blocchi di domande, denominati come rispettivamente: Effort Expectancy (EE), Performance Expectancy (PE), Social Influence (SI) e Fear of Change (FC). I risultati dell'indagine mettono in luce diverse sfaccettature interessanti riguardo all'accettazione e alla percezione globale dell'intelligenza artificiale (IA) nel settore sanitario.

Dall'analisi dei risultati dell'Effort Expectancy (EE), ovvero il costrutto che indaga il grado con cui i professionisti ritengono di essere familiari nell'utilizzo della tecnologia e il grado di sforzo che richiede il suo utilizzo, emerge chiaramente una scarsa familiarità con l'IA tra i professionisti del settore: Il 49.4% dei rispondenti ha dichiarato di avere poca familiarità con l'IA, mentre un ulteriore 19.1% ha indicato di non averne per niente. Questo suggerisce che, nonostante la crescente consapevolezza dell'IA, il suo utilizzo pratico rimane limitato, soprattutto nell'ambito lavorativo. La percezione di semplicità e intuitività dell'IA, sebbene in parte positiva (con il 43.9% dei rispondenti che la considera abbastanza semplice), non sembra sufficiente a superare le barriere legate alla mancanza di familiarità e praticità d'uso. Per quanto riguarda il Performance Expectancy (PE), ovvero la sensazione che i professionisti hanno sull'utilizzo dell'IA e su come questa possa migliorare il loro lavoro, si può osservare come il potenziale di questa tecnologia risulti generalmente visto in maniera positiva. Il 71.2% dei rispondenti crede che l'IA possa migliorare la qualità delle diagnosi e dei trattamenti, e il 64,9% pensa che possa migliorare le proprie performance lavorative. Tuttavia, solo una minoranza ritiene che l'IA possa alleviare significativamente la pressione lavorativa, suggerendo che i professionisti vedono l'intelligenza artificiale più come uno strumento di supporto piuttosto che come un sostituto in grado di ridurre il carico di lavoro. Il costrutto Social Influence (SI), il quale indaga il livello con il quale i rispondenti avvertono la percezione positiva o negativa dell'utilizzo della nuova tecnologia tra le persone a loro vicine, rivela come l'IA non sia ancora ampiamente adottata nel contesto lavorativo e sociale. Quasi la metà dei professionisti sanitari ritiene infatti che i loro colleghi utilizzino poco l'IA, e solo una piccola parte osserva un uso significativo da parte delle persone a loro vicine. Infine, per quanto riguarda la Fear of Change (FC), la quale indaga la percezione dell'utilizzo futuro della tecnologia e la preoccupazione di come questa possa rivoluzionare l'attuale stato delle cose, si evidenzia una certa preoccupazione sull'impatto dell'intelligenza artificiale nel settore sanitario. Infatti, il 39.1% dei partecipanti è convinto che l'IA modificherà il proprio

ruolo professionale, mentre la preoccupazione di una possibile sostituzione della forza lavoro umana è meno accentuata, con solo il 29.3% che considera probabile questo scenario. Ciò suggerisce una fiducia abbastanza elevata nell'IA, con una limitata preoccupazione sulla sua introduzione e su una possibile sostituzione del proprio ruolo professionale.

L'analisi dei costrutti relativi invece all'eticità e alla regolamentazione dell'IA evidenzia una discreta fiducia nei confronti dei software: oltre il 68% dei partecipanti dichiara di fidarsi di essi, sebbene l'abitudine di verificarne le risposte sia diffusa, con il 37.9% che lo fa "molto spesso" e il 17.2% "sempre". Nonostante ciò, solo il 14.4% si affida molto all'IA per prendere decisioni. In ambito medico, il 43,4% ritiene che l'IA possa ridurre "abbastanza" gli errori, mentre il 27% pensa che possa ridurli "molto". Tuttavia, vi è scetticismo sulla capacità diagnostica dell'IA, con il 45.2% che crede non superi l'esperienza di un medico umano. I risultati in termini di fiducia e credibilità nei confronti dei software di IA sono coerenti con i livelli generalmente da bassi a moderati di fiducia riscontrati tra gli operatori sanitari nella letteratura medica, dove solo una piccola percentuale di professionisti mostra un elevato livello di fiducia nella capacità di software come ChatGPT di supportare decisioni mediche (Alkaissi & McFarlane, 2023; Howard et al., 2023; Temsah et al., 2023).

Per quanto riguarda la privacy, il 14.9% dei partecipanti dichiara di essere molto preoccupato per la compromissione della riservatezza dei pazienti, mentre la maggioranza ne riconosce solamente un rischio moderato. Infine, il 69% dei partecipanti concorda sulla necessità di una regolamentazione più rigorosa per l'uso dell'IA in ambito clinico.

Coerentemente con quanto trovato nello studio, la letteratura riporta opinioni divergenti tra gli operatori sanitari sull'uso delle tecnologie di intelligenza artificiale. Numerosi studi evidenziano un atteggiamento generalmente positivo nei confronti dell'implementazione dell'IA (Adigwe et al., 2024; Heredia-Negrón et al., 2024; Sonawane et al., 2023), mentre alcuni mostrano anche una certa riluttanza verso la sua applicazione attuale nel settore sanitario (Botwe et al., 2021; Temsah et al., 2023). Complessivamente si osserva tuttavia un consenso generale sul fatto che questa tecnologia potrebbe diventare essenziale per le pratiche clinico-assistenziali in futuro, e la riluttanza osservata è spesso frutto della percezione che l'IA non sia ancora sufficientemente matura o regolamentata (Ryan et al., 2021; Temsah et al., 2023).

Una parte dei professionisti sanitari invece, pur riconoscendo il potenziale e la forza dell'IA, temono che la sua introduzione possa modificare profondamente il loro lavoro, fino a minacciare la loro stessa figura professionale (Abdullah & Fakieh, 2020; Huisman et al., 2021; Pesapane et al., 2018). Questa tipologia di atteggiamenti può essere attribuita al basso livello di conoscenza dichiarato dagli intervistati (Abdullah & Fakieh, 2020; Castagno & Khalifa, 2020).

In un secondo momento, sono state condotte analisi statistiche bivariate sui dati raccolti, per esplorare in modo più approfondito le relazioni tra le variabili socio-demografiche e la conoscenza dell'intelligenza artificiale con le risposte relative al suo utilizzo e percezione nel settore sanitario, nonché alla percezione etica e alla regolamentazione.

I risultati hanno messo inizialmente in evidenza una significativa differenza nella percezione e nell'utilizzo dell'IA tra il genere maschile e quello femminile nella popolazione dei professionisti sanitari rispondenti al sondaggio. In particolare, gli uomini, rispetto alle donne, hanno mostrato una maggiore familiarità con l'IA (EE1), con una media di 2.59 (sulla scala Likert a 5) contro 2.04 per le donne ($p < 0.01$). Questa tendenza si riflette anche nell'uso pratico dell'intelligenza artificiale, sia nella vita quotidiana (EE2) che nel contesto lavorativo (EE3), dove gli uomini hanno riportato medie significativamente più elevate (2.41 e 2.12 rispettivamente) rispetto alle donne (1.85 e 1.70 rispettivamente). Inoltre, gli uomini percepiscono l'IA anche come più intuitiva e semplice da utilizzare (EE4) e tendono ad essere significativamente più favorevoli nel valutare positivamente il potenziale dell'IA nel migliorare la qualità della diagnosi (PE1), velocizzare i processi di trattamento (PE2, PE3) e alleviare la pressione lavorativa (PE4).

L'analisi invece del pensiero etico nei confronti dell'intelligenza artificiale ha mostrato come, coerentemente con quanto detto precedentemente, gli uomini tendano a fidarsi di più delle risposte fornite dall'IA (ET1) e siano più concordi ad utilizzare le risposte di quest'ultima per fini decisionali (ET3), oltre a risultare anche significativamente più convinti rispetto alle donne sul fatto che l'IA possa ridurre gli errori medici e che la capacità diagnostica dell'IA possa superare anche quella di un medico umano.

Questi risultati suggeriscono che i professionisti sanitari uomini non solo si sentono più a loro agio nell'utilizzo dell'IA, ma credono anche maggiormente nel suo potenziale per

migliorare le pratiche lavorative e ridurre il carico di lavoro, come già osservato anche in alcuni studi presenti in letteratura (Abuzaid et al., 2021; Rosson et al., 2011).

Questo potrebbe essere spiegato da un generale e storico atteggiamento più aperto e favorevole all'uso della tecnologia degli uomini rispetto alle donne, soprattutto per quanto riguarda le dimensioni della convinzione (ovvero credere nell'utilità sociale della tecnologia) e dell'autoefficacia (la fiducia nella propria capacità di apprendere e utilizzare la tecnologia in modo efficace) (Cai et al., 2017).

Anche l'età si è dimostrata un fattore fondamentale nell'influenzare come viene percepita e accettata l'intelligenza artificiale. Dalle analisi è emerso infatti che i professionisti sanitari più giovani, in particolare quelli sotto i 25 anni, hanno mostrato una maggiore familiarità e competenza con l'IA (EE1, EE2 e EE3, $p < 0.001$) rispetto ai colleghi più anziani. Questi risultati indicano che i giovani percepiscono l'IA come uno strumento più accessibile e utile nella loro attività professionale. Al fine di confermare questa affermazione è stata eseguita successivamente una analisi di correlazione che ha permesso di individuare una correlazione negativa tra l'età e la familiarità con l'IA, in particolare EE1 ($\rho_s = -0.239$, $p < 0.001$), EE2 ($\rho_s = -0.205$, $p < 0.001$), EE3 ($\rho_s = -0.104$, $p < 0.05$) e EE4 ($\rho_s = -0.185$, $p < 0.001$); suggerendo che con l'aumentare dell'età diminuisce la propensione a considerare l'intelligenza artificiale come uno strumento di semplice utilizzo. Questa tendenza potrebbe derivare dal divario tecnologico tra le generazioni, dove i professionisti più anziani, cresciuti in un'epoca pre-digitale, potrebbero essere meno propensi ad adottare nuove tecnologie rispetto ai loro colleghi più giovani (Morris & Venkatesh, 2000; Ngusie et al., 2022; Shinnars et al., 2023). Per quanto concerne invece la visione etica dell'intelligenza artificiale, si è osservata una differenza statisticamente significativa solamente nella percezione che l'intelligenza artificiale possa limitare il diritto alla privacy dei pazienti, con i partecipanti più giovani (< 25 anni) che esprimono preoccupazioni meno elevate rispetto ai colleghi più anziani, probabilmente perché più consapevoli delle norme di privacy esistenti a riguardo.

In linea con i risultati ottenuti dalle analisi dell'età, anche per quanto concerne l'anzianità lavorativa emerge come i professionisti con più di 20 anni di esperienza mostrino una minore familiarità e praticità con l'IA. Questo probabilmente è dovuto al fatto che, ad una minore età del rispondente al sondaggio, troviamo associata una coerente minore anzianità lavorativa.

Analizzando invece le domande in relazione alle classi di professioni sanitarie si può osservare come siano presenti differenze statisticamente significative nella percezione e nell'uso dell'IA tra i professionisti delle Professioni sanitarie Tecniche e quelli delle Professioni sanitarie Infermieristiche ed Ostetriche. I professionisti tecnici hanno infatti mostrato una maggiore familiarità con l'IA (EE1), con una media di 2.27 sulla scala Likert rispetto a 1.92 della classe delle professioni infermieristiche ed ostetriche ($p = 0.003$), oltre ad un utilizzo più pratico nella vita quotidiana (EE2) e lavorativa (EE3). Questi professionisti considerano l'intelligenza anche come uno strumento utile per migliorare la qualità del trattamento e accelerare diagnosi e cure (PE1, PE2), con medie significativamente più elevate rispetto ai loro colleghi infermieristici (rispettivamente 3.37 e 3.34 contro 3.05 e 3.03, $p < 0.01$).

I risultati ottenuti suggeriscono che i professionisti sanitari tecnici, spesso a contatto con strumenti tecnologici avanzati, sono più inclini ad utilizzare ed apprezzare l'intelligenza artificiale rispetto ai colleghi infermieristici e ostetrici. Come già dimostrato dalla letteratura, grazie alla loro formazione specializzata e alla maggiore familiarità con tecnologie avanzate, i tecnici mostrano una maggiore predisposizione a considerare l'IA come una risorsa fondamentale per il futuro delle loro professioni. Ad esempio, alcuni studi indicano come i tecnici di radiologia considerino l'IA come uno strumento di supporto piuttosto che come un sostituto delle loro competenze, integrandola nelle loro pratiche per migliorare i processi diagnostici (Lombi & Rossero, 2024). Al contrario, i professionisti del settore infermieristico e ostetrico, meno esposti a tali tecnologie nella loro formazione e pratica quotidiana, tendono a manifestare un atteggiamento più cauto o scettico verso l'IA (A. O. Uymaz et al., 2024a). Nonostante queste differenze nell'uso e nella percezione dell'IA, non sono emerse però variazioni significative tra i due gruppi riguardo alle preoccupazioni etiche e alla regolamentazione dell'IA, suggerendo una visione comune delle sfide etiche associate a queste tecnologie.

Anche il titolo di studio sembrerebbe avere un impatto significativo sulla familiarità e sull'utilizzo dell'intelligenza artificiale. I professionisti con un titolo di studio inferiore, come il diploma, hanno infatti indicato una minore esperienza e facilità d'uso dell'IA (EE1, EE2) rispetto a quelli con titoli più avanzati. Inoltre, questi professionisti tendono ad essere meno convinti che l'IA possa trasformare il ruolo del professionista sanitario in futuro (FC1), mostrando tuttavia una controversa preoccupazione riguardo alla sua introduzione nel settore

sanitario (FC4). È possibile dunque avanzare l'ipotesi che un livello di istruzione più elevato possa essere associato ad una significativa apertura all'introduzione e maggiori competenze nell'utilizzo dei software di intelligenza artificiale. La teoria che un livello di istruzione più elevato sia associato ad una maggiore apertura alle nuove tecnologie è infatti sostenuta da diversi studi che evidenziano la relazione tra background educativo e adozione di una nuova tecnologia. L'istruzione superiore spesso favorisce infatti un ambiente che incoraggia l'innovazione e l'adattabilità, il che può portare ad un atteggiamento più favorevole verso l'integrazione dell'IA nei contesti professionali (Popenici & Kerr, 2017).

Al contrario, i professionisti con titoli di studio inferiori possono mostrare riluttanza nell'adozione delle tecnologie di IA, che può derivare da una mancanza di familiarità con la tecnologia, oltre che da preoccupazioni relative alle sue implicazioni etiche e alla sicurezza che possono risultare scoraggianti per chi non possiede un background educativo capace di poter valutare criticamente tali questione (Klimova et al., 2022).

In linea con quanto riferito dalla letteratura, l'analisi ha poi evidenziato come l'uso dell'IA, sia nella vita quotidiana che nel contesto lavorativo, abbia un impatto significativo sulla percezione di questa tecnologia (Shinners et al., 2023). Gli utenti che la impiegano nella sfera privata mostrano una maggiore familiarità e fiducia nelle risposte dell'IA ($\bar{x}_{EE1_Si} = 2.65$, $\bar{x}_{EE2_Si} = 2.64$, $\bar{x}_{EE3_Si} = 2.11$, $\bar{x}_{EE4_Si} = 3.12$), così come chi la utilizza a livello professionale ($\bar{x}_{EE1_Si} = 2.68$, $\bar{x}_{EE2_Si} = 2.45$, $\bar{x}_{EE3_Si} = 2.60$, $\bar{x}_{EE4_Si} = 3.16$). In particolare, chi usa l'IA nella vita privata tende a fidarsi maggiormente delle sue risposte (ET1) e crede che possa ridurre gli errori medici (ET4). Tuttavia, solo coloro che la impiegano nel lavoro sono significativamente più portati a verificare le risposte date da questi software per garantirne l'accuratezza (ET2), dimostrando una maggiore consapevolezza dei rischi legati al suo utilizzo in ambito professionale. Questi risultati dimostrano che l'esperienza lavorativa con l'IA porta ad una visione più bilanciata delle sue potenzialità e dei suoi rischi, evidenziando la necessità di una regolamentazione adeguata e di un controllo rigoroso in ambito clinico. Alcuni studi hanno infatti già dimostrato che una maggiore familiarità con software di IA, come ChatGPT, sia correlata ad una maggiore preoccupazione tra gli operatori sanitari, suggerendo che chi ha più esperienza con questi strumenti è anche più consapevole dei loro limiti e potenziali rischi (Temsah et al., 2023).

Infine è stata analizzata la partecipazione ai corsi di formazione sull'IA, sia in ambito universitario che lavorativo (come corsi di aggiornamento, ECM, ecc...) ed in entrambi i casi si è osservato che i professionisti che hanno frequentato i corsi riportano punteggi medi significativamente più alti in termini di familiarità (EE1), praticità (EE2), intuitività (EE4) e facilità d'utilizzo (EE3), oltre ad essere significativamente più propensi a considerare l'IA come uno strumento utile per migliorare la qualità del lavoro (PE1), velocizzare la diagnosi e il trattamento (PE2) ed alleviare la pressione lavorativa migliorandone al contempo le performance (PE3, PE4). Al contrario, coloro che non hanno partecipato a corsi sull'IA tendono a sottovalutare il suo impatto futuro, mostrando una maggiore preoccupazione riguardo alla sua introduzione nel settore sanitario.

Questi risultati sottolineano dunque l'importanza della formazione specifica al fine di favorire un'adozione consapevole e competente di questa nuova tecnologia tra i professionisti sanitari, contribuendo a ridurre al contempo le resistenze e le preoccupazioni legate al suo utilizzo. Come dimostrato, una formazione mirata favorisce una percezione più positiva e una più agevole implementazione della tecnologia (Banerjee et al., 2021). Sebbene non sia ancora chiaro il metodo migliore per fornire questa formazione, alcuni studi suggeriscono che essa debba essere adattata alle esigenze del sistema sanitario, alla sua forza lavoro e alle aspettative culturali legate all'adozione tecnologica (Jarva et al., 2022). Sia l'istruzione universitaria che lo sviluppo professionale continuo saranno dunque cruciali per migliorare la comprensione teorica e le competenze pratiche in ambito IA. Inoltre, l'apprendimento dovrà avvenire nell'ambiente clinico, offrendo opportunità di applicazione, sperimentazione e perfezionamento. L'obiettivo è che i professionisti sanitari comprendano i processi decisionali dell'IA, siano in grado di individuare eventuali errori e partecipino al suo sviluppo, senza compromettere la relazione con i pazienti o trascurare le componenti etiche e psicologiche dell'assistenza (van der Niet & Bleakley, 2021).

È interessante infine notare come dalle analisi iniziali sia risultato un netto consenso riguardo il tema della regolamentazione dell'IA in ambito clinico, senza poi osservare differenze significative tra i vari gruppi analizzati; suggerendo un accordo generalizzato riguardo all'importanza della regolamentazione, come già evidenziato in altri studi (Ryan et al., 2021). A tal proposito, l'Unione Europea ha introdotto l'*AI Act* (European Parliament, 2024), una normativa volta a stabilire un quadro giuridico comune per garantire un uso dell'IA più sicuro e affidabile in tutti i Paesi membri. In particolare, i software medici che integrano

intelligenza artificiale rientrano nella categoria ad "alto rischio", il che impone alle aziende produttrici di condurre uno studio di "valutazione di conformità" e soddisfare una serie di requisiti al fine di certificare la sicurezza delle applicazioni prima della loro commercializzazione. Per facilitare questo processo e offrire maggiori garanzie, la Commissione europea dovrà creare e mantenere un database pubblico che includa tutte le applicazioni di IA ad alto rischio, garantendo così trasparenza per quanto riguarda il codice utilizzato.

5.2 Limitazioni dello studio

Lo studio presenta alcune limitazioni che devono essere tenute in considerazione. Il campionamento è stato realizzato tramite un metodo a valanga, diffuso principalmente attraverso piattaforme social come WhatsApp, Facebook, Instagram, Reddit e Telegram. Questo approccio può aver introdotto diversi bias, tra cui il bias di auto-selezione, dove i partecipanti scelgono autonomamente di prendere parte al sondaggio. Di conseguenza, è possibile che la popolazione di interesse non sia stata rappresentata in modo equilibrato, con una predominanza di risposte da parte di professionisti interessati all'IA, escludendo parzialmente coloro che sono più critici o disinteressati verso l'introduzione di tali tecnologie. Questo limite può aver condizionato i risultati, anche se è rassicurante notare che gli esiti ottenuti risultano in linea con quelli presenti in letteratura, derivanti da studi che hanno utilizzato metodi di campionamento differenti. Un'altra possibile fonte di bias è legata alla risposta stessa al questionario. Sebbene il questionario sia stato validato da esperti e testato su un piccolo campione, la complessità dell'argomento trattato potrebbe aver causato fraintendimenti da parte dei partecipanti, generando un bias di risposta. Inoltre, non si possono escludere fattori confondenti non misurati che potrebbero aver influenzato i risultati. Un ulteriore limite riguarda la rappresentatività delle diverse professioni sanitarie. Nonostante il campione abbia coperto un'area geografica ampia, includendo partecipanti da tutta Italia con una distribuzione relativamente omogenea, alcune professioni sanitarie non sono state adeguatamente rappresentate. Lo studio si concentra in particolare sulla percezione dell'IA da parte di professionisti sanitari infermieri/ostetrici e tecnici, lasciando meno spazio ad altre categorie. Questi aspetti limitano la generalizzabilità dei risultati, ma non ne compromettono completamente la validità, offrendo comunque un contributo significativo alla comprensione dell'uso dell'IA nel settore sanitario.

5.3 Conclusione

In conclusione, questo studio ha esplorato in modo approfondito la percezione e l'adozione dell'intelligenza artificiale (IA) tra i professionisti sanitari italiani, mettendo in luce non solo l'interesse crescente verso questa tecnologia, ma anche le complessità che ne accompagnano l'integrazione nel contesto clinico. I risultati hanno mostrato una conoscenza diffusa dell'IA, sebbene il suo utilizzo pratico sia ancora limitato ad una porzione relativamente ridotta di professionisti, specialmente in ambito lavorativo. Le analisi hanno rivelato differenze significative legate a variabili socio-demografiche, come il genere, l'età, la classe professionale e il titolo di studio, evidenziando come queste influenzino la familiarità con l'IA, la sua percezione come strumento utile, e le preoccupazioni etiche legate al suo impiego. In particolare, gli uomini, i professionisti più giovani e quelli appartenenti alle professioni sanitarie tecniche hanno mostrato una maggiore propensione all'uso ed una percezione più positiva dell'IA, indicando una maggiore apertura verso questa innovazione tecnologica.

Inoltre, la formazione specifica sull'IA emerge come fattore chiave nel determinare il livello di competenza e fiducia dei professionisti nell'utilizzo di questa tecnologia. Coloro che hanno partecipato a corsi di formazione, sia in ambito universitario che professionale, hanno dimostrato una maggiore familiarità con l'IA ed una visione più ottimistica del suo potenziale impatto sul miglioramento delle pratiche lavorative e sulla riduzione degli errori medici. Questi risultati suggeriscono dunque che, al fine di favorire una più ampia e consapevole adozione di software di intelligenza artificiale nel settore sanitario, sarà necessario investire in programmi di formazione specifici, promuovendo un'alfabetizzazione tecnologica diffusa.

Infine, l'unanimità riguardo alla necessità di regolamentare l'uso dell'IA in ambito clinico sottolinea l'importanza di un quadro normativo solido. Con l'introduzione dell'*AI Act* da parte dell'Unione Europea, si offre una base per garantire l'uso sicuro e responsabile dell'IA, promuovendo la trasparenza e la fiducia nelle applicazioni mediche. In un contesto in rapida evoluzione come quello dell'assistenza sanitaria, è essenziale però che i professionisti sanitari non solo accettino, ma partecipino attivamente all'integrazione dell'IA, contribuendo a plasmare un futuro in cui tecnologia e umanità possano coesistere per migliorare la qualità delle cure.

6 Bibliografia e Sitografia

- Abdullah, R., & Fakieh, B. (2020). Health Care Employees' Perceptions of the Use of Artificial Intelligence Applications: Survey Study. *Journal of Medical Internet Research*, 22(5), e17620. <https://doi.org/10.2196/17620>
- Abuzaid, M. M., Elshami, W., McConnell, J., & Tekin, H. O. (2021). An extensive survey of radiographers from the Middle East and India on artificial intelligence integration in radiology practice. *Health and Technology*, 11(5), 1045–1050. <https://doi.org/10.1007/s12553-021-00583-1>
- Adigwe, O. P., Onavbavba, G., & Sanyaolu, S. E. (2024). Exploring the matrix: Knowledge, perceptions and prospects of artificial intelligence and machine learning in Nigerian healthcare. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 6. <https://doi.org/10.3389/frai.2023.1293297>
- Alkaissi, H., & McFarlane, S. I. (2023). Artificial Hallucinations in ChatGPT: Implications in Scientific Writing. *Cureus*, 15(2), e35179. <https://doi.org/10.7759/cureus.35179>
- Annarumma, M., Withey, S. J., Bakewell, R. J., Pesce, E., Goh, V., & Montana, G. (2019). Automated Triaging of Adult Chest Radiographs with Deep Artificial Neural Networks. *Radiology*, 291(1), 196–202. <https://doi.org/10.1148/radiol.2018180921>
- Bailey, A. L., Ledebner, N., & Burnham, C.-A. D. (2019). *Clinical Microbiology Is Growing Up: The Total Laboratory Automation Revolution | Clinical Chemistry | Oxford Academic*. *Clinical Chemistry*. <https://academic.oup.com/clinchem/article/65/5/634/5608051>
- Banerjee, M., Chiew, D., Patel, K. T., Johns, I., Chappell, D., Linton, N., Cole, G. D., Francis, D. P., Szram, J., Ross, J., & Zaman, S. (2021). The impact of artificial intelligence

- on clinical education: Perceptions of postgraduate trainee doctors in London (UK) and recommendations for trainers. *BMC Medical Education*, 21(1), 429. <https://doi.org/10.1186/s12909-021-02870-x>
- Botwe, B. O., Antwi, W. K., Arkoh, S., & Akudjedu, T. N. (2021). Radiographers' perspectives on the emerging integration of artificial intelligence into diagnostic imaging: The Ghana study. *Journal of Medical Radiation Sciences*, 68(3), 260–268. <https://doi.org/10.1002/jmrs.460>
- Božić, V. (2023). *Using Artificial Intelligence in Triage Process: Benefits, Challenges, and Considerations*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.24521.31846>
- Cadamuro, J., Simundic, A.-M., von Meyer, A., Haschke-Becher, E., Keppel, M. H., Oberkofler, H., Felder, T. K., & Mrazek, C. (2023). Diagnostic Workup of Microcytic Anemia: An Evaluation of Underuse or Misuse of Laboratory Testing in a Hospital Setting Using the AlinIQ System. *Archives of Pathology & Laboratory Medicine*, 147(1), 117–124. <https://doi.org/10.5858/arpa.2021-0283-OA>
- Cai, Z., Fan, X., & Du, J. (2017). Gender and attitudes toward technology use: A meta-analysis. *Computers & Education*, 105, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.11.003>
- Castagno, S., & Khalifa, M. (2020). Perceptions of Artificial Intelligence Among Healthcare Staff: A Qualitative Survey Study. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 3, 578983. <https://doi.org/10.3389/frai.2020.578983>
- Chyung, S. Y. (Yonnie), Hutchinson, D., & Shamsy, J. A. (2020). Evidence-Based Survey Design: Ceiling Effects Associated with Response Scales. *Performance Improvement*, 59(6), 6–13. <https://doi.org/10.1002/pfi.21920>

- Costa, C. D. (2019, agosto 26). What Is Machine Learning & Deep Learning? *Medium*.
<https://medium.com/@clairedigitalogy/what-is-machine-learning-deep-learning-7788604004da>
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.
<https://doi.org/10.2307/249008>
- Di Paolo Emilio, M. (2022, dicembre 19). Intelligenza artificiale, deep learning e machine learning: Differenze. *Innovation Post*.
<https://www.innovationpost.it/tecnologie/intelligenza-artificiale-deep-learning-e-machine-learning-quali-sono-le-differenze/>
- Diehn, M., Nardini, C., Wang, D. S., McGovern, S., Jayaraman, M., Liang, Y., Aldape, K., Cha, S., & Kuo, M. D. (2008). Identification of noninvasive imaging surrogates for brain tumor gene-expression modules. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(13), 5213–5218. <https://doi.org/10.1073/pnas.0801279105>
- European Parliament. (2024, marzo 13). *Artificial Intelligence Act European Parliament legislative resolution of 13 March 2024 on the proposal for a regulation of the European Parliament and of the Council on laying down harmonised rules on Artificial Intelligence (Artificial Intelligence Act) and amending certain Union Legislative Acts (COM(2021)0206 – C9-0146/2021 – 2021/0106(COD))*.
https://www.europarl.europa.eu/doceo/document/TA-9-2024-0138_EN.pdf
- Field, N., Cohen, T., Struelens, M. J., Palm, D., Cookson, B., Glynn, J. R., Gallo, V., Ramsay, M., Sonnenberg, P., MacCannell, D., Charlett, A., Egger, M., Green, J., Vineis, P., & Abubakar, I. (2014). Strengthening the Reporting of Molecular Epidemiology for Infectious Diseases (STROME-ID): An extension of the STROBE statement. *The*

- Lancet Infectious Diseases*, 14(4), 341–352. [https://doi.org/10.1016/S1473-3099\(13\)70324-4](https://doi.org/10.1016/S1473-3099(13)70324-4)
- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention and behaviour: An introduction to theory and research* (Vol. 27).
- FNO TSRM PSTRP. (2019). *Federazione nazionale degli Ordini TSRM e PSTRP*. FNO TSRM e PSTRP. <https://www.tsrp-pstrp.org/index.php/chi-siamo/>
- FNOFI. (2023, gennaio 12). *Identikit dei fisioterapisti italiani: Ecco i numeri della professione*. FNOFI - Federazione Nazionale ordine Fisioterapisti. <https://www.fnofi.it/blog/identikit-dei-fisioterapisti-italiani-ecco-i-numeri-della-professione/>
- FNOPI.it. (2024). *Ordini Provinciali FNOPI | Numero di iscritti per Regione*. FNOPI.it. <https://www.fnopi.it/gli-ordini-provinciali/>
- Gao, Y., Li, H., & Luo, Y. (2015). An empirical study of wearable technology acceptance in healthcare. *Industrial Management & Data Systems*, 115(9), 1704–1723. <https://doi.org/10.1108/IMDS-03-2015-0087>
- Gedefaw, L., Liu, C.-F., Ip, R. K. L., Tse, H.-F., Yeung, M. H. Y., Yip, S. P., & Huang, C.-L. (2023). Artificial Intelligence-Assisted Diagnostic Cytology and Genomic Testing for Hematologic Disorders. *Cells*, 12(13), Articolo 13. <https://doi.org/10.3390/cells12131755>
- Guan, Z., Li, H., Liu, R., Cai, C., Liu, Y., Li, J., Wang, X., Huang, S., Wu, L., Liu, D., Yu, S., Wang, Z., Shu, J., Hou, X., Yang, X., Jia, W., & Sheng, B. (2023). Artificial intelligence in diabetes management: Advancements, opportunities, and challenges. *Cell Reports Medicine*, 4(10), 101213. <https://doi.org/10.1016/j.xcrm.2023.101213>

- Hamedani, Z., Moradi, M., Kalroozi, F., Manafi Anari, A., Jalalifar, E., Ansari, A., Aski, B. H., Nezamzadeh, M., & Karim, B. (2023). Evaluation of acceptance, attitude, and knowledge towards artificial intelligence and its application from the point of view of physicians and nurses: A provincial survey study in Iran: A cross-sectional descriptive-analytical study. *Health Science Reports*, 6(9), e1543. <https://doi.org/10.1002/hsr2.1543>
- Harris, P. A., Taylor, R., Minor, B. L., Elliott, V., Fernandez, M., O'Neal, L., McLeod, L., Delacqua, G., Delacqua, F., Kirby, J., Duda, S. N., & REDCap Consortium. (2019). The REDCap consortium: Building an international community of software platform partners. *Journal of Biomedical Informatics*, 95, 103208. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2019.103208>
- Harris, P. A., Taylor, R., Thielke, R., Payne, J., Gonzalez, N., & Conde, J. G. (2009). Research electronic data capture (REDCap)—A metadata-driven methodology and workflow process for providing translational research informatics support. *Journal of Biomedical Informatics*, 42(2), 377–381. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2008.08.010>
- Hatami, B., Asadi, F., Bayani, A., Zali, M. R., & Kavousi, K. (2022). Machine learning-based system for prediction of ascites grades in patients with liver cirrhosis using laboratory and clinical data: Design and implementation study. *Clinical Chemistry and Laboratory Medicine (CCLM)*, 60(12), 1946–1954. <https://doi.org/10.1515/cclm-2022-0454>
- Hayotte, M., Thérouanne, P., Gray, L., Corrion, K., & d'Arripe-Longueville, F. (2020). The French eHealth Acceptability Scale Using the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2 Model: Instrument Validation Study. *Journal of Medical Internet Research*, 22(4), e16520. <https://doi.org/10.2196/16520>

- Heredia-Negrón, F., Tosado-Rodríguez, E. L., Meléndez-Berrios, J., Nieves, B., Amaya-Ardila, C. P., & Roche-Lima, A. (2024). Assessing the Impact of AI Education on Hispanic Healthcare Professionals' Perceptions and Knowledge. *Education Sciences*, *14*(4), Artículo 4. <https://doi.org/10.3390/educsci14040339>
- Holden, R. J., & Karsh, B.-T. (2010). The technology acceptance model: Its past and its future in health care. *Journal of Biomedical Informatics*, *43*(1), 159–172. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2009.07.002>
- Hou, H., Zhang, R., & Li, J. (2024). Artificial intelligence in the clinical laboratory. *Clinica Chimica Acta*, *559*, 119724. <https://doi.org/10.1016/j.cca.2024.119724>
- Howard, A., Hope, W., & Gerada, A. (2023). ChatGPT and antimicrobial advice: The end of the consulting infection doctor? *The Lancet. Infectious Diseases*, *23*(4), 405–406. [https://doi.org/10.1016/S1473-3099\(23\)00113-5](https://doi.org/10.1016/S1473-3099(23)00113-5)
- Huang, C.-Y., & Yang, M.-C. (2020). Empirical Investigation of Factors Influencing Consumer Intention to Use an Artificial Intelligence-Powered Mobile Application for Weight Loss and Health Management. *Telemedicine and e-Health*, *26*(10), 1240–1251. <https://doi.org/10.1089/tmj.2019.0182>
- Huisman, M., Ranschaert, E., Parker, W., Mastrodicasa, D., Koci, M., Pinto de Santos, D., Coppola, F., Morozov, S., Zins, M., Bohyn, C., Koç, U., Wu, J., Veean, S., Fleischmann, D., Leiner, T., & Willemink, M. J. (2021). An international survey on AI in radiology in 1,041 radiologists and radiology residents part 1: Fear of replacement, knowledge, and attitude. *European Radiology*, *31*(9), 7058–7066. <https://doi.org/10.1007/s00330-021-07781-5>

- Islam, M., Poly, T. N., Yang, H.-C., & Li, Y.-C. (Jack). (2021). Deep into Laboratory: An Artificial Intelligence Approach to Recommend Laboratory Tests. *Diagnostic 2021*.
<https://doi.org/10.3390/diagnostics11060990>
- Jarva, E., Mikkonen, K., Andersson, J., Tuomikoski, A.-M., Kääriäinen, M., Meriläinen, M., & Oikarinen, A. (2022, aprile 14). *Aspects associated with health care professionals' digital health competence development: A qualitative study* [Tutkimusartikkeli]. Jultika.Oulu.Fi. <https://oulurepo.oulu.fi/handle/10024/45256>
- Kaul, V., Enslin, S., & Gross, S. A. (2020). History of artificial intelligence in medicine. *Gastrointestinal Endoscopy*, 92(4), 807–812.
<https://doi.org/10.1016/j.gie.2020.06.040>
- Kijsanayotin, B., Pannarunothai, S., & Speedie, S. M. (2009). Factors influencing health information technology adoption in Thailand's community health centers: Applying the UTAUT model. *International Journal of Medical Informatics*, 78(6), 404–416.
<https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2008.12.005>
- Kitchin, R., & McArdle, G. (2016). What makes Big Data, Big Data? Exploring the ontological characteristics of 26 datasets. *Big Data & Society*, 3(1), 2053951716631130. <https://doi.org/10.1177/2053951716631130>
- Klimova, B., Pikhart, M., & Kacetyl, J. (2022). Ethical issues of the use of AI-driven mobile apps for education. *Frontiers in Public Health*, 10, 1118116.
<https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.1118116>
- Klingberg, A., Sawe, H. R., Hammar, U., Wallis, L. A., & Hasselberg, M. (2020). m-Health for Burn Injury Consultations in a Low-Resource Setting: An Acceptability Study Among Health Care Providers. *Telemedicine Journal and e-Health*, 26(4), 395–405.
<https://doi.org/10.1089/tmj.2019.0048>

- Kumar, S., Tiwari, P., & Zymbler, M. (2019). Internet of Things is a revolutionary approach for future technology enhancement: A review. *Journal of Big Data*, 6(1), 111. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0268-2>
- Likert, R. (1932). A technique for the measurement of attitudes. *Archives of Psychology*, 22 140, 55–55.
- Lombi, L., & Rossero, E. (2024). How artificial intelligence is reshaping the autonomy and boundary work of radiologists. A qualitative study. *Sociology of Health & Illness*, 46(2), 200–218. <https://doi.org/10.1111/1467-9566.13702>
- Mencacci, A., De Socio, G. V., Pirelli, E., Bondi, P., & Cenci, E. (2023). Laboratory automation, informatics, and artificial intelligence: Current and future perspectives in clinical microbiology. *Frontiers in Cellular and Infection Microbiology*, 13. <https://doi.org/10.3389/fcimb.2023.1188684>
- Ministero della Salute. (2020). *Personale delle A.S.L. e degli Istituti di ricovero pubblici ed equiparati—Anno 2020*. Ministero della Salute Direzione Generale della Digitalizzazione, del Sistema Informativo Sanitario e delle Statistica Ufficio di Statistica. https://www.salute.gov.it/imgs/C_17_pubblicazioni_3244_allegato.pdf
- Ministero della Salute. (2022, agosto). *Le donne nel servizio sanitario nazionale—Anno 2020*. <https://www.quotidianosanita.it/allegati/allegato1666691777.pdf>
- Ministero della Salute. (2023). *Ordini professionali delle professioni sanitarie*. <https://www.salute.gov.it/portale/professionisanitarie/dettaglioContenutiProfessioniSanitarie.jsp?lingua=italiano&id=808&area=professioni-sanitarie&menu=vuoto>
- Mintz, Y., & Brodie, R. (2019). Introduction to artificial intelligence in medicine. *Minimally Invasive Therapy & Allied Technologies: MITAT: Official Journal of the Society for*

Minimally Invasive Therapy, 28(2), 73–81.
<https://doi.org/10.1080/13645706.2019.1575882>

Morris, M. G., & Venkatesh, V. (2000). Age Differences in Technology Adoption Decisions: Implications for a Changing Work Force. *Personnel Psychology*, 53(2), 375–403.
<https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.2000.tb00206.x>

Mrazek, C., Simundic, A.-M., Salinas, M., von Meyer, A., Cornes, M., Bauçà, J. M., Nybo, M., Lippi, G., Haschke-Becher, E., Keppel, M. H., Oberkofler, H., Felder, T. K., & Cadamuro, J. (2020). Inappropriate use of laboratory tests: How availability triggers demand - Examples across Europe. *Clinica Chimica Acta; International Journal of Clinical Chemistry*, 505, 100–107. <https://doi.org/10.1016/j.cca.2020.02.017>

National Science and Technology Council. (2016). *The National Artificial Intelligence Research and Development Strategic Plan*. 48.

Neill, D. B. (2024). *Machine Learning for the Healthcare Industry*.
<https://www.slideshare.net/slideshow/iietalk16-1ppt-radiology-and-nlp-discovery/267168355>

Ngusie, H. S., Kassie, S. Y., Chereka, A. A., & Enyew, E. B. (2022). Healthcare providers' readiness for electronic health record adoption: A cross-sectional study during pre-implementation phase. *BMC Health Services Research*, 22(1), 282.
<https://doi.org/10.1186/s12913-022-07688-x>

Nothing new under the sun: Medical professional maintenance in the face of artificial intelligence's disruption | *Semantic Scholar*. (s.d.). Recuperato 3 settembre 2024, da <https://www.semanticscholar.org/paper/Nothing-new-under-the-sun%3A-Medical-professional-in-Avnoon-Oliver/cb81b559dadf73ba70f9a728c0d7eeb37aea8943>

- Pai, F.-Y., & Huang, K.-I. (2011). Applying the Technology Acceptance Model to the introduction of healthcare information systems. *Technological Forecasting and Social Change*, 78(4), 650–660. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2010.11.007>
- Pesapane, F., Codari, M., & Sardanelli, F. (2018). Artificial intelligence in medical imaging: Threat or opportunity? Radiologists again at the forefront of innovation in medicine. *European Radiology Experimental*, 2(1), 35. <https://doi.org/10.1186/s41747-018-0061-6>
- Popenici, S. A. D., & Kerr, S. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 12(1), 22. <https://doi.org/10.1186/s41039-017-0062-8>
- Presser, S., Couper, M. P., Lessler, J. T., Martin, E., Martin, J., Rothgeb, J. M., & Singer, E. (2004). Methods for Testing and Evaluating Survey Questions. *Public Opinion Quarterly*, 68(1), 109–130. <https://doi.org/10.1093/poq/nfh008>
- PRISMA. (2020). *PRISMA 2020 statement*. PRISMA statement. <https://www.prisma-statement.org/prisma-2020-statement>
- Publications Office, European Union, EU.* (s.d.). Recuperato 13 agosto 2024, da https://web.archive.org/web/20091015065414/http://simap.europa.eu/codes-and-nomenclatures/codes-nuts/codes-nuts-table_en.htm
- Quaosar, G. M. A. A., Hoque, M. R., & Bao, Y. (2018). Investigating Factors Affecting Elderly's Intention to Use m-Health Services: An Empirical Study. *Telemedicine Journal and E-Health: The Official Journal of the American Telemedicine Association*, 24(4), 309–314. <https://doi.org/10.1089/tmj.2017.0111>
- Ravangard, R., Kazemi, Z., Abbasali, S. Z., Sharifian, R., & Monem, H. (2017). Development of the UTAUT2 model to measure the acceptance of medical

- laboratory portals by patients in Shiraz. *Electronic Physician*, 9(2), 3862–3869.
<https://doi.org/10.19082/3862>
- Rosson, M. B., Carroll, J. M., & Sinha, H. (2011). Orientation of Undergraduates Toward Careers in the Computer and Information Sciences: Gender, Self-Efficacy and Social Support. *ACM Trans. Comput. Educ.*, 11(3), 14:1-14:23.
<https://doi.org/10.1145/2037276.2037278>
- Ryan, M.-L., O'Donovan, T., & McNulty, J. P. (2021). Artificial intelligence: The opinions of radiographers and radiation therapists in Ireland. *Radiography (London, England: 1995)*, 27 Suppl 1, S74–S82. <https://doi.org/10.1016/j.radi.2021.07.022>
- S. Morelli, G.D'Avenzio, M.Rossi, & M. Grigioni. (2020). *Utilizzo delle tecnologie sanitarie: Uno strumento per la valutazione dell'accettazione da parte degli utenti. Rapporti ISTISAN 20/27. Istituto Superiore di Sanità (IIS).*
- Sagiroglu, S., & Sinanc, D. (2013). Big data: A review. *2013 International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS)*, 42–47.
<https://doi.org/10.1109/CTS.2013.6567202>
- Seol, H. (2024). *Jamovi (Version 2.5) [Computer Software]*. Sydney, Australia. The jamovi project. Retrieved from <https://www.jamovi.org>
- Shafi, S., & Parwani, A. V. (2024). Chapter 4—Artificial intelligence in anatomical pathology. In C. Krittanawong (A c. Di), *Artificial Intelligence in Clinical Practice* (pp. 35–46). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-443-15688-5.00028-0>
- Sharifani, K., & Amini, M. (2023). *Machine Learning and Deep Learning: A Review of Methods and Applications* (SSRN Scholarly Paper 4458723).
<https://papers.ssrn.com/abstract=4458723>

- Sharma, A., Kosasih, E., Zhang, J., Brintrup, A., & Calinescu, A. (2022). Digital Twins: State of the art theory and practice, challenges, and open research questions. *Journal of Industrial Information Integration*, 30, 100383. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2022.100383>
- Shinners, L., Aggar, C., Stephens, A., & Grace, S. (2023). Healthcare professionals' experiences and perceptions of artificial intelligence in regional and rural health districts in Australia. *The Australian Journal of Rural Health*, 31(6), 1203–1213. <https://doi.org/10.1111/ajr.13045>
- Slade, E., Williams, M., & Dwivdei, Y. (2013). Extending UTAUT2 To Explore Consumer Adoption Of Mobile Payments. *UK Academy for Information Systems Conference Proceedings 2013*. <https://aisel.aisnet.org/ukais2013/36>
- Sonawane, A., Shah, S., Pote, S., & He, M. (2023). The application of artificial intelligence: Perceptions from healthcare professionals. *Health and Technology*, 13(5), 861–867. <https://doi.org/10.1007/s12553-023-00780-0>
- Song, A. H., Jaume, G., Williamson, D. F. K., Lu, M. Y., Vaidya, A., Miller, T. R., & Mahmood, F. (2023). Artificial intelligence for digital and computational pathology. *Nature Reviews Bioengineering*, 1(12), 930–949. <https://doi.org/10.1038/s44222-023-00096-8>
- Song, X., Liu, X., Liu, F., & Wang, C. (2021). Comparison of machine learning and logistic regression models in predicting acute kidney injury: A systematic review and meta-analysis. *International Journal of Medical Informatics*, 151, 104484. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2021.104484>

- Tavares, J., Goulão, A., & Oliveira, T. (2018). Electronic Health Record Portals adoption: Empirical model based on UTAUT2. *Informatics for Health & Social Care*, 43(2), 109–125. <https://doi.org/10.1080/17538157.2017.1363759>
- Temsah, M.-H., Aljamaan, F., Malki, K. H., Alhasan, K., Altamimi, I., Aljarbou, R., Bazuhair, F., Alsubaihin, A., Abdulmajeed, N., Alshahrani, F. S., Temsah, R., Alshahrani, T., Al-Eyadhy, L., Alkhateeb, S. M., Saddik, B., Halwani, R., Jamal, A., Al-Tawfiq, J. A., & Al-Eyadhy, A. (2023). ChatGPT and the Future of Digital Health: A Study on Healthcare Workers' Perceptions and Expectations. *Healthcare*, 11(13), Articolo 13. <https://doi.org/10.3390/healthcare11131812>
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, LIX(236), 433–460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>
- Uymaz, A. O., Uymaz, P., Akgül, Y., Uymaz, A. O., Uymaz, P., & Akgül, Y. (2024a). Assessing acceptance of AI nurses for outpatients with chronic diseases: From nurses' perspective. *Environment and Social Psychology*, 9(5). <https://doi.org/10.54517/esp.v9i5.2309>
- Uymaz, A. O., Uymaz, P., Akgül, Y., Uymaz, A. O., Uymaz, P., & Akgül, Y. (2024b). The shift from disease-centric to patient-centric healthcare: Assessing physicians' intention to use AI doctors. *Environment and Social Psychology*, 9(4). <https://doi.org/10.54517/esp.v9i4.2308>
- Uymaz, P., Uymaz, A. O., & Akgül, Y. (2024). Assessing the Behavioral Intention of Individuals to Use an AI Doctor at the Primary, Secondary, and Tertiary Care Levels. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 40(18), 5229–5246. <https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2233126>

- van der Niet, A. G., & Bleakley, A. (2021). Where medical education meets artificial intelligence: «Does technology care?» *Medical Education*, 55(1), 30–36. <https://doi.org/10.1111/medu.14131>
- Van, R., Guido and Drake, & Fred, L. (2009). *Python 3 Reference Manual* Scotts Valley, CA: CreateSpace. Python.Org. <https://www.python.org/>
- van Timmeren, J. E., Cester, D., Tanadini-Lang, S., Alkadhi, H., & Baessler, B. (2020). Radiomics in medical imaging—“How-to” guide and critical reflection. *Insights into Imaging*, 11(1), 91. <https://doi.org/10.1186/s13244-020-00887-2>
- Venkatesh, V., & Davis, F. (2000). A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies. *Management Science*, 46, 186–204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 27(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Veritas Health Innovation, Melbourne, Australia. (s.d.). *Covidence systematic review software*. Covidence Systematic Review Software. Recuperato 12 agosto 2024, da www.covidence.org
- Vilata, J. B. (2021, marzo 11). What is deep learning: Case study in EDICOM (Part I). *EDICOM Careers*. <https://careers.edicomgroup.com/techblog/what-is-deep-learning-case-study-in-edicom-part-i/>
- Visco, G. (2023, gennaio). *G. Visco; Il campionato non probalistico (a valanga)*. <http://www.cma4ch.org/chemo/heritage/campionamento/cslide37.html>
- Vuyyuru, V., Rao, G., & Srinivasa Murthy, Y. V. (2021). A novel weather prediction model using a hybrid mechanism based on MLP and VAE with fire-fly optimization

- algorithm. *Evolutionary Intelligence*, 14. <https://doi.org/10.1007/s12065-021-00589-8>
- Wang, J., Yang, J., Zhang, H., Lu, H., Skreta, M., Husić, M., Arbabi, A., Sultanum, N., & Brudno, M. (2022). PhenoPad: Building AI enabled note-taking interfaces for patient encounters. *Npj Digital Medicine*, 5(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41746-021-00555-9>
- Weizenbaum, J. (1966). ELIZA - a computer program for the study of natural language communication between man and machine. *Commun. ACM*, 9(1), 36–45. <https://doi.org/10.1145/365153.365168>
- WHO. (2021, giugno 28). *Ethics and governance of artificial intelligence for health*. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200>
- Yan, M., & Or, C. (2018). Factors in the 4-week Acceptance of a Computer-Based, Chronic Disease Self-Monitoring System in Patients with Type 2 Diabetes Mellitus and/or Hypertension. *Telemedicine Journal and E-Health: The Official Journal of the American Telemedicine Association*, 24(2), 121–129. <https://doi.org/10.1089/tmj.2017.0064>
- Yan, M., & Or, C. (2019). A 12-week pilot study of acceptance of a computer-based chronic disease self-monitoring system among patients with type 2 diabetes mellitus and/or hypertension. *Health Informatics Journal*, 25(3), 828–843. <https://doi.org/10.1177/1460458217724580>
- Yarbrough, A. K., & Smith, T. B. (2007). Technology acceptance among physicians: A new take on TAM. *Medical Care Research and Review: MCRR*, 64(6), 650–672. <https://doi.org/10.1177/1077558707305942>

- Yu, L., Li, L., Bernstam, E., & Jiang, X. (2020). A deep learning solution to recommend laboratory reduction strategies in ICU. *International Journal of Medical Informatics*, *144*, 104282. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2020.104282>
- Zhang, X., Jiang, L., Yang, D., Yan, J., & Lu, X. (2019). Urine Sediment Recognition Method Based on Multi-View Deep Residual Learning in Microscopic Image. *Journal of Medical Systems*, *43*(11), 325. <https://doi.org/10.1007/s10916-019-1457-4>
- Zhang, Y., Liu, C., Luo, S., Xie, Y., Liu, F., Li, X., & Zhou, Z. (2019). Factors Influencing Patients' Intentions to Use Diabetes Management Apps Based on an Extended Unified Theory of Acceptance and Use of Technology Model: Web-Based Survey. *Journal of Medical Internet Research*, *21*(8), e15023. <https://doi.org/10.2196/15023>

7 Allegati

7.1 Allegato 1 – Protocollo dello studio

Protocollo dello studio basato sul modello STROBE statement check list for a cross-sectional studies (Field et al., 2014).

Item	N°	Sviluppo
Title	1	<p>Conoscenza, percezione, accettazione e opinioni etiche dei professionisti sanitari sull'introduzione e sul futuro dell'intelligenza artificiale in sanità: uno studio multicentrico trasversale</p> <p>Allied Health Professionals' Knowledge, Perceptions, Acceptance, and Ethical Opinions on the Introduction and Future of Artificial Intelligence in Healthcare: A Cross-sectional Multicenter Study</p> <p>Background: L'intelligenza artificiale (IA) è un settore della ricerca scientifica delle scienze informatiche che studia e sviluppa programmi in grado di simulare l'intelligenza e la capacità di risoluzione dei problemi degli esseri umani. Oggi i sistemi IA sono stati ampiamente impiegati in una varietà di campi, incluso il settore sanitario.</p> <p>Obiettivi: La presente indagine mira a descrivere le conoscenze, le percezioni, l'accettazione e l'etica dell'introduzione e dell'utilizzo dell'intelligenza artificiale da parte dei professionisti sanitari.</p>
Abstract	2	<p>Materiali e metodi: il presente è uno studio trasversale multicentrico condotto tra luglio ed agosto 2024 che comprende un sondaggio online costruito tramite la piattaforma web-based REDCap® e distribuito in tutta Italia a professionisti sanitari facenti parte di tutte e quattro le classi di professioni sanitarie (Infermieristiche ed Ostetriche, Tecniche, Prevenzione e Riabilitazione), al fine di descrivere la conoscenza, la percezione, l'etica dell'utilizzo ed il grado di accettazione dell'introduzione dell'intelligenza artificiale nel mondo sanitario. L'analisi statistica è stata effettuata mediante l'utilizzo di test non parametrici di Wilcoxon e di Kruskal-Wallis, oltre ad analisi di regressione lineare e di correlazione di Spearman.</p>

Risultati: Lo studio ha coinvolto 397 professionisti sanitari da tutta Italia e facenti parte di tutte e 4 le classi delle professioni sanitarie. I risultati mostrano come vi sia una conoscenza diffusa di cosa sia l'IA, con il 99.5% dei partecipanti che ne ha sentito parlare, ma con solo il 49.1% dei rispondenti che ha effettivamente utilizzato l'IA nella vita privata e il 27.5% che invece l'ha utilizzata in ambito lavorativo. Le analisi esplorative bivariate delle risposte hanno evidenziato la presenza di alcune differenze statisticamente significative; in particolare si osserva come gli uomini, i professionisti più giovani (al di sotto dei 25 anni), e chi già utilizza IA nella vita privata o a lavoro o chi ha seguito dei corsi su questa nuova tecnologia, mostri una maggiore familiarità con l'IA ed una percezione più positiva della sua introduzione e del suo impatto sul miglioramento della pratica professionale. L'analisi ha inoltre evidenziato differenze statisticamente significative nella percezione dell'intelligenza artificiale (IA) tra le diverse categorie di professionisti sanitari. In particolare, i professionisti tecnici mostrano una maggiore familiarità con l'IA (EE1, $p = 0.003$) ed un utilizzo più pratico sia nella vita quotidiana che lavorativa (EE2, $p = 0.03$; EE3, $p = 0.013$), oltre a percepire l'IA come uno strumento utile per migliorare la qualità del trattamento (PE1, $p = 0.01$) e accelerare le diagnosi (PE2, $p = 0.01$).

Conclusioni: I risultati suggeriscono che, sebbene l'IA sia ampiamente riconosciuta e discussa, la sua adozione pratica nel settore sanitario risulti tutt'ora limitata. Le differenze socio-demografiche influenzano significativamente la percezione e la facilità d'utilizzo, sottolineando l'importanza che la formazione specifica può avere nel colmare il divario tecnologico e nel promuovere un'adozione più consapevole e sicura dell'IA. Si denota inoltre come vi sia una differenza significativa dell'approccio ai software di IA anche tra diversi tipi di professionisti; nello specifico i professionisti sanitari tecnici, che risultano solitamente più a contatto con queste tecnologie, sono anche quelli che presentano un maggior grado di accettazione.

Introduction

Razionale

3

L'intelligenza artificiale (AI) è una tecnologia ormai integrata nella nostra quotidianità, con un ruolo sempre più rilevante anche in ambito medico. I professionisti sanitari sono direttamente coinvolti nell'utilizzo delle tecnologie basate sull'AI e, di conseguenza, è fondamentale che essi adottino un approccio propositivo verso questa innovazione. Sebbene recenti studi

		abbiano analizzato, attraverso sondaggi, le opinioni di medici e infermieri riguardo all'implementazione e all'uso dell'AI, esiste una carenza di ricerche che coinvolgano altri professionisti del settore sanitario. Questo studio si propone di esplorare queste percezioni, analizzando se possano essere associati all'età dei professionisti, al loro genere, alla professione esercitata e alla partecipazione a corsi specifici sull'argomento.
Objectives	4	<ol style="list-style-type: none"> 1. Indagare il livello di conoscenza e la formazione dei professionisti sanitari sul tema dell'intelligenza artificiale; 2. Valutare il grado di accettazione dell'introduzione delle tecnologie basate sull'intelligenza artificiale; 3. Indagare la percezione e l'etica di utilizzo dell'intelligenza artificiale tra i professionisti sanitari; 4. Identificare correlazioni tra la percezione dei professionisti sanitari e variabili socio-demografiche (età, genere, professione, anni di lavoro, titoli di studio, utilizzo dell'IA e svolgimento di corsi).
Methods		
Study design	5	Survey design ad una rilevazione, studio no-profit con reclutamento a valanga (snowball sampling) mediante condivisione su social media (Whatsapp, Facebook, Instagram, Reddit e Telegram).
Setting	6	Periodo di somministrazione: da luglio 2024 ad agosto 2024
Participants	7	<p>Criteri di inclusione: Professionisti sanitari facenti parte di una delle quattro classi delle professioni sanitarie:</p> <ul style="list-style-type: none"> – Professioni Sanitarie Infermieristiche e Professione sanitaria Ostetrica. – Professioni sanitarie della prevenzione. – Professioni sanitarie tecniche. – Professioni sanitarie della riabilitazione. <p>Criteri di esclusione: Medici, Operatori socio-sanitari, pazienti, professionisti sanitari non tecnici, operatori sanitari che lavorano esclusivamente in ruoli amministrativi o non clinici, professionisti sanitari in pensione o studenti attualmente non impegnati nella pratica clinica.</p>

Variables	8	<p>Il questionario è composto da 41 domande (di cui sette sono condizionate dalla presenza di branching logic) e suddiviso in 4 sezioni che indagano rispettivamente:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Le caratteristiche socio-demografiche dei rispondenti; • La conoscenza e la formazione dei professionisti sanitari sull'IA; • Modello di accettazione dell'introduzione della tecnologia • Etica di utilizzo e regolamentazione dell'IA. <p>Tutte le variabili socio-demografiche prevedono la scelta tra risposte multiple mutualmente esclusive. Le variabili raccolte nella sezione della conoscenza e della formazione sull'IA prevedono risposte Si-No; mentre tutte le altre sezioni prevedono l'utilizzo di una scala Likert ordinale a 5 punti, dove 1 è "Per niente", mentre 5 è "Moltissimo".</p>
Data Source	9	Online Survey
Bias	10	Possibilità di bias di auto-selezione e bias di risposta
Study Size	11	<p>Lo studio ha come obiettivo la stima della conoscenza e della formazione dell'IA, il grado di accettazione dell'introduzione di questa tecnologia e la percezione della componente etica in ambito lavorativo sanitario con una precisione almeno dell'5% ed un intervallo di confidenza (IC) del 95%. Assumendo una proporzione (p) di 0,5, è stata calcolata una numerosità campionaria pari a 384, come segue:</p> $n_0 = \frac{z^2 \cdot p \cdot (1 - p)}{d^2} = \frac{1,96^2 \cdot 0,5 \cdot (1 - 0,5)}{0,05^2} = 384,16$ <p>Dove:</p> <ul style="list-style-type: none"> • n_0 è la dimensione del campione iniziale; • z è il valore critico calcolato utilizzando su R la funzione 'qnorm' con '1-alpha/2' che per un livello di confidenza del 95% corrisponde ad un valore di circa 1,96. • p è la proporzione stimata della popolazione con la caratteristica di interesse; • d è la precisione desiderata dell'intervallo di confidenza (nel nostro caso 0,05). <p>È stato eseguito successivamente la correzione per la popolazione finita (Finite Population Correction, FPC), aggiustando il calcolo della dimensione campionaria.</p>

$$n = \frac{n_0}{1 + \frac{n_0 - 1}{N}} = \frac{384,16}{1 + \frac{384,16 - 1}{718.264}} = 383,93$$

Dove N è la dimensione della popolazione (nel nostro caso stimata a 718.264 sulla base del numero degli iscritti ai vari albi).

Il tasso di risposta in letteratura per questo tipo di survey è molto variabile, dal 10% fino all'80%, pertanto si ipotizzerà un tasso di risposta più basso, di circa il 10%. Dovrà essere dunque somministrato il questionario ad almeno 3840 professionisti sanitari.

Data management

12

La raccolta dei dati ha scopo scientifico. I dati saranno acquisiti elettronicamente attraverso una survey gestita dal software RedCap® (<https://mst01.unipd-ubep.it/redcap/index.php>) (Harris, P. A. et al., 2019; Harris, P. A. et al., 2009). Le domande saranno disponibili in lingua italiana. RedCap® è una piattaforma software sicura, web-based, progettata per supportare l'acquisizione dei dati per gli studi di ricerca, fornendo 1) un'interfaccia intuitiva per l'acquisizione dei dati convalidati; 2) audit trail per tracciare le procedure di manipolazione ed esportazione dei dati; 3) procedure di esportazione automatizzate per scaricare i dati senza problemi nei comuni pacchetti statistici; 4) procedure per l'integrazione dei dati e l'interoperabilità con fonti esterne.

I dati saranno registrati utilizzando una connessione dati criptata. Per garantire un'analisi pseudoanonimizzata dei dati, ad ogni professionista sanitario verrà assegnato un unico ID soggetto (numero di identificazione del professionista sanitario). Durante la raccolta e l'elaborazione dei dati, pertanto, saranno adottate tutte le misure necessarie per stabilire un'anonimizzazione di fatto.

Statistical methods

13

L'analisi statistica di questo studio è prettamente esplorativa. Vengono definite tre popolazioni: non rispondenti, parzialmente rispondenti e rispondenti al questionario. L'analisi principale si concentrerà sulle categorie di rispondenti e parzialmente rispondenti, considerando come criterio di inclusione la necessità di aver risposto almeno alle domande relative alle variabili socio-demografiche e a quelle riguardanti la conoscenza e la formazione sull'IA. Per le variabili categoriche, sono state riportate le frequenze assolute e percentuali, per le variabili continue, sono state riportate media, deviazione standard, primo quartile,

		<p>mediana e terzo quartile. Le misure degli IC vengono calcolati utilizzando una confidenza del 95%.</p> <p>L'analisi statistica è stata condotta utilizzando i seguenti test statistici: analisi di Shapiro-Wilk per valutare se il campione fosse distribuito normalmente; test statistici non parametrici, tra cui il Test di Wilcoxon e il test di Kruskal-Wallis; e analisi di regressione lineare e di Correlazione di Spearman. L'analisi statistica è stata condotta utilizzando il software Jamovi versione 2.3.28 (Seol, 2024). I grafici sono stati creati utilizzando Jamovi 2.3.28 e Python 3.12 (Van et al., 2009).</p>
Results		
Participants	14	<p>Hanno risposto 438 professionisti sanitari derivanti da tutta Italia e facenti parte di tutte e 4 le classi delle professioni sanitarie. Sono stati presi in considerazione solo 397 risposte, le quali avevano completato almeno le sezioni relative alle caratteristiche socio-demografiche e alla conoscenza e la formazione. 347 sono invece i sondaggi completati nella loro interezza.</p>
Descriptive data	15	<p>Il campione di questo studio è composto da 397 professionisti sanitari provenienti da diverse regioni italiane, appartenenti a tutte e quattro le classi delle professioni sanitarie (Infermieristiche ed Ostetriche, Tecniche, della Prevenzione e della Riabilitazione). Il 71% dei partecipanti è di sesso femminile, mentre il 29% è di sesso maschile. L'età media dei rispondenti è di 37.5 anni, con una deviazione standard di 11.4 anni. La distribuzione geografica e professionale dei partecipanti è rappresentativa delle diverse aree del paese.</p>
Main results	16	<p>Quasi tutti i partecipanti (99.5%) hanno dichiarato di aver sentito parlare dell'IA, ma solo il 49.1% l'ha utilizzata nella vita privata e il 27.5% in ambito lavorativo.</p> <p>Le analisi bivariate hanno mostrato differenze significative in relazione al genere, all'età e alla classe professionale. Più nello specifico gli uomini, i professionisti più giovani (sotto i 25 anni) e quelli appartenenti alle professioni sanitarie tecniche mostrano una maggiore familiarità e praticità con l'IA rispetto ai loro colleghi. In particolare, gli uomini hanno riportato una maggiore fiducia nell'utilizzo dell'IA e una percezione più positiva del suo impatto sul miglioramento delle pratiche lavorative. Analogamente, chi utilizza l'IA nella vita privata o sul lavoro ha mostrato una percezione più favorevole della tecnologia, evidenziando l'importanza dell'esperienza diretta e della</p>

		formazione specifica nell'influenzare positivamente l'adozione dell'IA.
Other analyses	17	Ulteriori analisi hanno evidenziato che i professionisti con un livello di istruzione inferiore tendono ad avere meno familiarità con l'IA e sono più preoccupati per le sue implicazioni etiche e professionali. Al contrario, i professionisti con titoli di studio più avanzati, come una laurea magistrale o un dottorato, hanno mostrato una maggiore apertura e competenza nell'uso dell'IA. Questi risultati suggeriscono come anche il livello di istruzione e l'esperienza lavorativa sono fattori chiave nella determinazione dell'atteggiamento verso l'IA.
Discussion		
Key results	18	I risultati principali di questo studio indicano che, sebbene la conoscenza dell'intelligenza artificiale sia ampiamente diffusa tra i professionisti sanitari che lavorano in Italia, il suo utilizzo pratico rimane limitato. Le analisi hanno infatti rivelato differenze significative in base al genere, all'età e alla classe professionale, con gli uomini, i professionisti più giovani e quelli appartenenti alle professioni tecniche che mostrano una maggiore familiarità e una percezione più positiva dell'IA.
Interpretation	19	L'interpretazione di questi risultati suggerisce che l'adozione dell'IA nel settore sanitario è influenzata da fattori socio-demografici e dall'esperienza personale con la tecnologia. Gli uomini e i professionisti più giovani, che tendono a essere più esposti alla tecnologia nella loro vita quotidiana, sono più propensi a vedere l'IA come uno strumento utile e a integrarla nelle loro pratiche lavorative. Questo sottolinea l'importanza di promuovere una maggiore formazione e alfabetizzazione tecnologica tra le professioni sanitarie per facilitare un'adozione più ampia e consapevole dell'IA.

7.2 Allegato 2 – Analisi esplorativa multivariata sui costrutti del modello di accettazione della tecnologia

Tabella 16 – Test statistici delle risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati per genere

	N	Femmina (N=249)	Maschio (N=108)	Test Statistico
EE1	357	2.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	F _{1,355} =29.05, P<0.01
EE2	357	1.0 2.0 2.0	1.0 2.0 3.0	F _{1,355} =18.95, P<0.01
EE3	357	1.0 1.0 2.0	1.0 2.0 3.0	F _{1,355} =13.82, P<0.01
EE4	357	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 4.0	F _{1,355} =13.04, P<0.01
PE1	357	3.0 3.0 4.0	3.0 4.0 4.0	F _{1,355} =18.18, P<0.01
PE2	357	3.0 3.0 4.0	3.0 4.0 4.0	F _{1,355} =11.23, P<0.01
PE3	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	F _{1,355} =17.55, P<0.01
PE4	357	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 4.0	F _{1,355} =5.70, P=0.02
SI1	357	1.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	F _{1,355} =0.57, P=0.45
SI2	357	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	F _{1,355} =2.30, P=0.13
SI3	357	1.0 2.0 2.0	1.0 2.0 2.0	F _{1,355} =0.82, P=0.36
FC1	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	F _{1,355} =13.32, P<0.01
FC2	357	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 4.0	F _{1,355} =4.57, P=0.03
FC3	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	F _{1,355} =9.86, P<0.01
FC4	357	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	F _{1,355} =0.66, P=0.42

Le variabili continue sono presentate con il primo quartile, mediana e il terzo quartile.

N indica il numero totale di rispondenti

Test statistici utilizzati: Wilcoxon

Test di Normalità (Shapiro-Wilk)

	W	P
EE1	0.934	< 0.001
EE2	0.922	< 0.001
EE3	0.881	< 0.001
EE4	0.944	< 0.001
PE1	0.957	< 0.001
PE2	0.952	< 0.001
PE3	0.958	< 0.001
PE4	0.951	< 0.001
SI1	0.870	< 0.001
SI2	0.885	< 0.001
SI3	0.851	< 0.001
FC1	0.961	< 0.001
FC2	0.944	< 0.001
FC3	0.944	< 0.001
FC4	0.886	< 0.001

Tabella 17 - Test statistici delle risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati per fasce di età

	Età	N	Media	SD	Shapiro-Wilk (test di normalità)	Test Statistico
EE1	<25	53	2.62	0.837	W = 0.938, P < 0.001	$\chi^2_3 = 24.71$ P < 0.001
	25-35	129	2.22	0.841		
	36-45	78	2.22	0.767		
	> 45	102	1.95	0.872		
EE2	<25	53	2.51	1.049	W = 0.927, P < 0.001	$\chi^2_3 = 20.08$ P < 0.001
	25-35	129	2.06	1.059		
	36-45	78	1.99	0.947		
	> 45	102	1.75	0.886		
EE3	<25	53	2.17	1.033	W = 0.865, P < 0.001	$\chi^2_3 = 9.48$ P = 0.024
	25-35	128	1.82	0.909		
	36-45	78	1.73	0.907		
	> 45	102	1.73	0.903		
EE4	<25	53	3.15	0.794	W = 0.960, P < 0.001	$\chi^2_3 = 21.104$ P < 0.001
	25-35	129	2.61	1.002		
	36-45	78	2.50	0.950		
	> 45	102	2.38	1.053		
PE1	<25	52	3.48	0.852	W = 0.940, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.804$ P = 0.042
	25-35	129	3.28	0.984		
	36-45	78	3.33	0.976		
	> 45	102	3.21	0.926		
PE2	<25	53	3.53	0.723	W = 0.955, P < 0.001	$\chi^2_3 = 6.95$ P = 0.073
	25-35	129	3.27	0.966		
	36-45	78	3.31	1.023		
	> 45	102	3.12	0.957		
PE3	<25	53	3.19	0.856	W = 0.955, P < 0.001	$\chi^2_3 = 5.98$ P = 0.113
	25-35	129	2.88	1.046		
	36-45	78	3.12	1.069		
	> 45	102	2.89	0.922		
PE4	<25	53	2.81	0.962	W = 0.950, P < 0.001	$\chi^2_3 = 3.46$ P = 0.326
	25-35	129	2.70	1.058		
	36-45	78	2.76	1.083		
	> 45	102	2.50	0.941		
SI1	<25	53	2.21	0.885	W = 0.901, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.47$ P = 0.481
	25-35	129	2.02	0.805		
	36-45	78	2.00	0.790		
	> 45	101	2.14	0.895		

SI2	<25	53	2.32	0.701	W = 0.913, P < 0.001	$\chi^2_3 = 5.44$ P = 0.142
	25-35	128	2.13	0.817		
	36-45	78	2.06	0.709		
	> 45	101	2.24	0.873		
SI3	<25	53	2.11	0.725	W = 0.889, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.065$ P = 0.255
	25-35	128	1.92	0.780		
	36-45	78	1.95	0.754		
	> 45	101	2.05	0.817		
FC1	<25	53	3.23	0.847	W = 0.939, P < 0.001	$\chi^2_3 = 3.004$ P = 0.391
	25-35	129	2.95	0.959		
	36-45	78	3.00	1.006		
	> 45	101	2.99	1.091		
FC2	<25	53	2.81	0.942	W = 0.938, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.156$ P = 0.541
	25-35	129	2.62	1.077		
	36-45	78	2.60	0.902		
	> 45	102	2.74	1.004		
FC3	<25	53	3.15	0.744	W = 0.944, P < 0.001	$\chi^2_3 = 5.817$ P = 0.121
	25-35	129	2.88	1.008		
	36-45	78	2.96	1.025		
	> 45	101	2.79	0.875		
FC4	<25	53	2.32	1.070	W = 0.884, P < 0.001	$\chi^2_3 = 0.394$ P = 0.941
	25-35	129	2.49	1.263		
	36-45	78	2.50	1.214		
	> 45	102	2.48	1.295		

Le variabili continue sono presentate con il media e deviazione standard (SD).

N indica il numero totale di rispondenti

Test Statistici utilizzati: Kruskal-Wallis

Tabella 18 – Test statistici delle risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati per professioni (Infermieristiche vs Tecniche)

	N	Professioni sanitarie Infermieristiche ed Ostetriche (N=74)	Professioni sanitarie Tecniche (N=269)	Test Statistico
EE1	343	1.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	F _{1,341} =9.06, P<0.01
EE2	343	1.0 2.0 2.1	1.0 2.0 3.0	F _{1,341} =4.81, P=0.03
EE3	343	1.0 1.0 2.0	1.0 2.0 2.0	F _{1,341} =7.55, P=0.01
EE4	343	1.0 2.5 3.0	2.0 3.0 3.0	F _{1,341} =6.45, P=0.01
PE1	343	2.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	F _{1,341} =6.58, P=0.01
PE2	343	2.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	F _{1,341} =6.06, P=0.01
PE3	343	2.0 3.0 4.0	2.0 3.0 4.0	F _{1,341} =1.00, P=0.32
PE4	343	2.0 2.0 3.0	2.0 3.0 3.0	F _{1,341} =2.81, P=0.09
SI1	343	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	F _{1,341} =8.44, P<0.01
SI2	343	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	F _{1,341} =13.59, P<0.01
SI3	343	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 2.0	F _{1,341} =0.95, P=0.33
FC1	343	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 4.0	F _{1,341} =9.94, P<0.01
FC2	343	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	F _{1,341} =2.13, P=0.15
FC3	343	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	F _{1,341} =2.72, P=0.10
FC4	343	1.0 2.0 3.1	2.0 2.0 3.0	F _{1,341} =0.31, P=0.58

Le variabili continue sono presentate con il primo quartile, mediana e il terzo quartile.

N indica il numero totale di rispondenti

Test statistici utilizzati: Wilcoxon

Test di Normalità (Shapiro-Wilk)

	W	P
EE1	0.908	< 0.001
EE2	0.883	< 0.001
EE3	0.846	< 0.001
EE4	0.926	< 0.001
PE1	0.940	< 0.001
PE2	0.938	< 0.001
PE3	0.928	< 0.001
PE4	0.935	< 0.001
SI1	0.900	< 0.001
SI2	0.910	< 0.001
SI3	0.852	< 0.001
FC1	0.950	< 0.001
FC2	0.934	< 0.001
FC3	0.923	< 0.001
FC4	0.896	< 0.001

Tabella 19 – Test statistici delle risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati per fasce di anni di lavoro

	Anni di lavoro	N	Media	SD	Shapiro-Wilk (test di normalità)	Test Statistico
EE1	>5	99	2.41	0.881	W = 0.949, P < 0.001	$\chi^2_3 = 18.56$ P < 0.001
	5-10	87	2.32	0.842		
	11-20	79	2.11	0.784		
	<20	97	1.96	0.841		
EE2	>5	99	2.26	1.075	W = 0.931, P < 0.001	$\chi^2_3 = 17.0$ P < 0.001
	5-10	87	2.21	1.069		
	11-20	79	1.86	0.930		
	<20	97	1.74	0.869		
EE3	>5	98	1.97	0.913	W = 0.872, P < 0.001	$\chi^2_3 = 9.475$ P = 0.024
	5-10	87	1.97	1.050		
	11-20	79	1.66	0.830		
	<20	97	1.69	0.894		
EE4	>5	99	2.84	0.944	W = 0.964, P < 0.001	$\chi^2_3 = 12.023$ P = 0.007
	5-10	87	2.69	1.015		
	11-20	79	2.49	0.998		
	<20	97	2.37	1.014		
PE1	>5	98	3.39	0.857	W = 0.938, P < 0.001	$\chi^2_3 = 1.988$ P = 0.575
	5-10	87	3.37	1.013		
	11-20	79	3.20	1.042		
	<20	97	3.23	0.896		
PE2	>5	99	3.35	0.799	W = 0.956, P < 0.001	$\chi^2_3 = 5.463$ P = 0.141
	5-10	87	3.43	0.996		
	11-20	79	3.19	1.075		
	<20	97	3.12	0.927		
PE3	>5	99	3.02	0.926	W = 0.933, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.488$ P = 0.478
	5-10	87	3.03	1.061		
	11-20	79	2.99	1.160		
	<20	97	2.88	0.857		
PE4	>5	99	2.77	0.956	W = 0.947, P < 0.001	$\chi^2_3 = 3.75$ P = 0.290
	5-10	87	2.77	1.042		
	11-20	79	2.62	1.136		
	<20	97	2.53	0.958		
SI1	>5	99	2.10	0.814	W = 0.890, P < 0.001	$\chi^2_3 = 1.336$ P = 0.721
	5-10	87	2.06	0.867		
	11-20	79	1.99	0.742		
	<20	96	2.15	0.917		

SI2	>5	98	2.29	0.812	W = 0.917, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.45$ P = 0.217
	5-10	87	2.05	0.697		
	11-20	79	2.13	0.740		
	<20	96	2.22	0.897		
SI3	>5	98	2.03	0.752	W = 0.884, P < 0.00	$\chi^2_3 = 3.549$ P = 0.314
	5-10	87	1.92	0.766		
	11-20	79	1.92	0.797		
	<20	96	2.07	0.798		
FC1	>5	99	3.07	0.929	W = 0.936, P < 0.001	$\chi^2_3 = 1.154$ P = 0.764
	5-10	87	3.01	0.921		
	11-20	79	3.05	1.061		
	<20	96	2.93	1.069		
FC2	>5	99	2.70	0.984	W = 0.922, P < 0.001	$\chi^2_3 = 0.495$ P = 0.920
	5-10	87	2.64	1.078		
	11-20	79	2.73	0.943		
	<20	97	2.64	1.002		
FC3	>5	99	2.99	0.827	W = 0.934, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.87$ P = 0.412
	5-10	87	2.99	0.982		
	11-20	79	2.89	1.098		
	<20	96	2.78	0.885		
FC4	>5	99	2.41	1.107	W = 0.887, P < 0.001	$\chi^2_3 = 0.0510$ P = 0.997
	5-10	87	2.47	1.256		
	11-20	79	2.53	1.338		
	<20	97	2.45	1.258		

Le variabili continue sono presentate con il media e deviazione standard (SD).

N indica il numero totale di rispondenti

Test Statistici utilizzati: Kruskal-Wallis

Tabella 20 – Test statistici delle risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati per titolo di studio

	Titolo di studio	N	Media	SD	Shapiro-Wilk (test di normalità)	Test Statistico
EE1	1	36	1.78	0.832	W = 0.888, P < 0.001	$\chi^2_3 = 9.689$ P = 0.021
	2	201	2.24	0.809		
	3	58	2.28	0.874		
	4	67	2.25	0.943		
EE2	1	36	1.58	0.841	W = 0.904, P < 0.001	$\chi^2_3 = 11.015$ P = 0.012
	2	201	2.04	0.971		
	3	58	1.97	1.092		
	4	67	2.24	1.088		
EE3	1	36	1.75	0.906	W = 0.820, P < 0.001	$\chi^2_3 = 0.594$ P = 0.898
	2	200	1.83	0.880		
	3	58	1.79	0.969		
	4	67	1.88	1.080		
EE4	1	36	2.25	1.204	W = 0.918, P < 0.001	$\chi^2_3 = 5.381$ P = 0.416
	2	201	2.64	0.901		
	3	58	2.62	1.089		
	4	67	2.67	1.093		
PE1	1	35	3.06	1.056	W = 0.950, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.742$ P = 0.192
	2	201	3.26	0.879		
	3	58	3.40	0.990		
	4	67	3.46	1.035		
PE2	1	36	3.17	1.183	W = 0.945, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.839$ P = 0.184
	2	201	3.20	0.862		
	3	58	3.40	1.025		
	4	67	3.43	0.988		
PE3	1	36	3.03	1.055	W = 0.956, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.689$ P = 0.196
	2	201	2.88	0.964		
	3	58	3.05	1.067		
	4	67	3.19	0.973		
PE4	1	36	2.61	1.153	W = 0.952, P < 0.001	$\chi^2_3 = 5.002$ P = 0.172
	2	201	2.58	0.957		
	3	58	2.78	1.093		
	4	67	2.90	1.046		
SI1	1	36	2.03	0.941	W = 0.888, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.215$ P = 0.529
	2	201	2.12	0.848		
	3	57	1.95	0.789		
	4	67	2.07	0.804		

SI2	1	36	2.00	0.793	W = 0.889, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.179$ P = 0.536
	2	200	2.17	0.811		
	3	57	2.25	0.763		
	4	67	2.21	0.789		
SI3	1	36	1.92	0.806	W = 0.868, P < 0.001	$\chi^2_3 = 1.005$ P = 0.800
	2	200	2.03	0.789		
	3	57	1.93	0.753		
	4	67	1.97	0.758		
FC1	1	36	2.64	1.199	W = 0.959, P < 0.001	$\chi^2_3 = 8.019$ P = 0.046
	2	201	3.06	0.915		
	3	57	3.19	1.060		
	4	67	2.93	1.005		
FC2	1	36	2.69	0.951	W = 0.948, P < 0.001	$\chi^2_3 = 5.965$ P = 0.113
	2	201	2.76	1.016		
	3	58	2.45	1.012		
	4	67	2.61	0.953		
FC3	1	35	2.74	0.950	W = 0.940, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.116$ P = 0.249
	2	201	2.86	0.938		
	3	58	3.12	1.010		
	4	67	2.97	0.887		
FC4	1	36	2.83	1.444	W = 0.921, P < 0.001	$\chi^2_3 = 7.868$ P = 0.049
	2	201	2.50	1.180		
	3	58	2.17	1.272		
	4	67	2.40	1.194		

Le variabili continue sono presentate con il media e deviazione standard (SD).

N indica il numero totale di rispondenti

Test Statistici utilizzati: Kruskal-Wallis

Legenda:

1	Diploma
2	Laurea Triennale
3	Master di I livello
4	Laurea Magistrale, Master di II livello e Dottorato di Ricerca

Test di Normalità (Shapiro-Wilk) risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati per l'utilizzo dell'IA nella vita privata

	W	P
EE1	0.863	< 0.001
EE2	0.899	< 0.001
EE3	0.898	< 0.001
EE4	0.889	< 0.001
PE1	0.966	< 0.001
PE2	0.965	< 0.001
PE3	0.969	< 0.001
PE4	0.952	< 0.001
SI1	0.875	< 0.001
SI2	0.939	< 0.001
SI3	0.875	< 0.001
FC1	0.957	< 0.001
FC2	0.905	< 0.001
FC3	0.955	< 0.001
FC4	0.918	< 0.001

Test di Normalità (Shapiro-Wilk) risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati per l'utilizzo dell'IA a lavoro

	W	P
EE1	0.911	< 0.001
EE2	0.908	< 0.001
EE3	0.806	< 0.001
EE4	0.936	< 0.001
PE1	0.951	< 0.001
PE2	0.953	< 0.001
PE3	0.956	< 0.001
PE4	0.953	< 0.001
SI1	0.928	< 0.001
SI2	0.894	< 0.001
SI3	0.863	< 0.001
FC1	0.960	< 0.001
FC2	0.945	< 0.001
FC3	0.949	< 0.001
FC4	0.873	< 0.001

Tabella 21 – Test statistici delle risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati utilizzo dell'IA

	Utilizzo IA nella vita privata				Utilizzo IA a lavoro			
	N	No	Si	Test Statistici	N	No	Si	Test Statistici
		(N=180)	(N=177)			(N=256)	(N=101)	
EE1	357	1.0 2.0 2.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,355}=129.25$ $P<0.01$	357	2.0 2.0 2.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,355}=48.87$, $P<0.01$
EE2	357	1.0 1.0 2.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,355}=217.97$ $P<0.01$	357	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=24.80$, $P<0.01$
EE3	357	1.0 1.0 2.0	1.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=37.2$, $P<0.01$	357	1.0 1.0 2.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=132.50$, $P<0.01$
EE4	357	1.0 2.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=123.68$ $P<0.01$	357	2.0 2.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=47.31$, $P<0.01$
PE1	357	3.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=14.86$, $P<0.01$	357	3.0 3.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,355}=11.01$, $P<0.01$
PE2	357	3.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=13.10$, $P<0.01^3$	357	3.0 3.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,355}=14.16$, $P<0.01$
PE3	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=15.68$, $P<0.01$	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=10.87$, $P<0.01$
PE4	357	2.0 2.0 3.0	2.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=5.07$, $P=0.03$	357	2.0 2.0 3.0	2.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=8.95$, $P<0.01$

SI1	357	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=1.08,$ $P=0.30$	357	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=26.54,$ $P<0.01$
SI2	357	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=19.23,$ $P<0.01$	357	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=3.22,$ $P=0.07$
SI3	357	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 2.3	$F_{1,355}=2.41,$ $P=0.12$	357	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 2.3	$F_{1,355}=1.40,$ $P=0.24$
FC1	357	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=5.91,$ $P=0.02$	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=16.75,$ $P<0.01$
FC2	357	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,355}=0.03,$ $P=0.86$	357	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=5.19,$ $P=0.02$
FC3	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=12.26,$ $P<0.01$	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=22.83,$ $P<0.01$
FC4	357	2.0 2.0 3.0	1.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=8.89,$ $P<0.01$	357	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=0.00,$ $P=0.99$

Le variabili continue sono presentate con il primo quartile, mediana e il terzo quartile.

N indica il numero totale di rispondenti

Test statistici utilizzati: Wilcoxon

Test di Normalità (Shapiro-Wilk) risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati per lo svolgimento di corsi all'università sull'IA

	W	P
EE1	0.870	< 0.001
EE2	0.865	< 0.001
EE3	0.838	< 0.001
EE4	0.922	< 0.001
PE1	0.933	< 0.001
PE2	0.935	< 0.001
PE3	0.940	< 0.001
PE4	0.935	< 0.001
SI1	0.888	< 0.001
SI2	0.890	< 0.001
SI3	0.858	< 0.001
FC1	0.939	< 0.001
FC2	0.923	< 0.001
FC3	0.931	< 0.001
FC4	0.897	< 0.001

Test di Normalità (Shapiro-Wilk) risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati per lo svolgimento di corsi a lavoro sull'IA

	W	P
EE1	0.925	< 0.001
EE2	0.909	< 0.001
EE3	0.879	< 0.001
EE4	0.949	< 0.001
PE1	0.953	< 0.001
PE2	0.955	< 0.001
PE3	0.957	< 0.001
PE4	0.956	< 0.001
SI1	0.917	< 0.001
SI2	0.914	< 0.001
SI3	0.854	< 0.001
FC1	0.960	< 0.001
FC2	0.923	< 0.001
FC3	0.952	< 0.001
FC4	0.902	< 0.001

Tabella 22 – Test statistici delle risposte al modello di accettazione della tecnologia raggruppati per lo svolgimento di corsi sull’IA

	Corsi svolti all’università sull’IA				Corsi svolti a lavoro sull’IA			
	N	No	Si	Test Statistici	N	No	Si	Test Statistici
		(N=301)	(N=56)			(N=253)	(N=104)	
EE1	357	2.0 2.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,355}=47.42,$ $P<0.01$	357	2.0 2.0 2.3	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=28.59,$ $P<0.01$
EE2	357	1.0 2.0 2.0	2.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=37.73,$ $P<0.01$	357	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=28.15,$ $P<0.01$
EE3	357	1.0 1.0 2.0	2.0 2.5 3.6	$F_{1,355}=40.29,$ $P<0.01$	357	1.0 1.0 2.0	1.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=27.01,$ $P<0.01$
EE4	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=21.71,$ $P<0.01$	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 3.0	$F_{1,355}=20.00,$ $P<0.01$
PE1	357	3.0 3.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,355}=8.94,$ $P<0.01$	357	3.0 3.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,355}=12.21,$ $P<0.01$
PE2	357	3.0 3.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,355}=8.58,$ $P<0.01$	357	3.0 3.0 4.0	3.0 3.5 4.0	$F_{1,355}=12.22,$ $P<0.01$
PE3	357	2.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=7.65,$ $P=0.01$	357	2.0 3.0 3.3	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=10.59,$ $P<0.01$
PE4	357	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=7.46,$ $P=0.01$	357	2.0 2.0 3.0	2.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=14.12,$ $P<0.01$
SI1	357	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=2.89,$ $P=0.09$	357	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=10.00,$ $P<0.01$
SI2	357	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=3.36,$ $P=0.07$	357	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=8.92,$ $P<0.01$
SI3	357	1.0 2.0 2.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=1.15,$ $P=0.28$	357	1.0 2.0 2.0	1.4 2.0 3.0	$F_{1,355}=1.31,$ $P=0.25$
FC1	357	2.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=5.82,$ $P=0.02$	357	2.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=13.12,$ $P<0.01$
FC2	357	2.0 3.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=2.64,$ $P=0.11$	357	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,355}=1.14,$ $P=0.29$
FC3	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=12.47,$ $P<0.01$	357	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,355}=18.03,$ $P<0.01$
FC4	357	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=1.98,$ $P=0.16$	357	2.0 2.0 3.0	1.0 2.0 3.0	$F_{1,355}=2.21,$ $P=0.14$

Le variabili continue sono presentate con il primo quartile, mediana e il terzo quartile.

N indica il numero totale di rispondenti

Test statistici utilizzati: Wilcoxon

7.3 Allegato 3 - Analisi esplorativa multivariata sulle risposte sull'etica e la regolamentazione dell'IA

Tabella 23 – Test statistici delle risposte sull'etica e la regolamentazione dell'IA raggruppati per genere

	N	Femmina	Maschio	Shapiro-Wilk (test di normalità)	Test Statistico
		(N=240)	(N=107)		
ET1	347	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 3.0	W= 0.885, P < 0.001	F _{1,345} =7.48, P=0.01
ET2	347	3.0 4.0 4.0	3.0 4.0 4.0	W= 0.909, P < 0.001	F _{1,345} =0.33, P=0.57
ET3	347	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	W= 0.944, P < 0.001	F _{1,345} =13.74, P<0.01
ET4	347	2.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	W= 0.958, P < 0.001	F _{1,345} =17.43, P<0.01
ET5	347	1.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	W= 0.933, P < 0.001	F _{1,345} =10.42, P<0.01
ET6	347	2.4 3.0 4.0	2.2 3.0 4.0	W= 0.925, P < 0.001	F _{1,345} =0.16, P=0.69
ET7	347	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	W= 0.912, P < 0.001	F _{1,345} =0.10, P=0.75
ET8	347	3.0 4.0 5.0	3.0 4.0 5.0	W= 0.871, P < 0.001	F _{1,345} =1.13, P=0.29

Le variabili continue sono presentate con il primo quartile, mediana e il terzo quartile.

N indica il numero totale di rispondenti

Test statistici utilizzati: Wilcoxon

Tabella 24 - Test statistici delle risposte sull'etica e la regolamentazione dell'IA raggruppati per fasce di età

	Età	N	Media	SD	Shapiro-Wilk (test di normalità)	Test Statistico
ET1	<25	50	2.86	0.700	W = 0.886, P < 0.001	$\chi^2_3 = 3.22$ P = 0.359
	25-35	125	2.74	0.731		
	36-45	76	2.79	0.718		
	> 45	97	2.63	0.754		
ET2	<25	50	3.74	0.922	W = 0.942, P < 0.001	$\chi^2_3 = 3.087$ P = 0.378
	25-35	125	3.58	0.977		
	36-45	76	3.41	1.110		
	> 45	97	3.44	1.060		
ET3	<25	50	2.60	0.833	W = 0.915, P < 0.001	$\chi^2_3 = 1.848$ P = 0.605
	25-35	125	2.66	0.879		
	36-45	76	2.68	0.852		
	> 45	97	2.54	0.867		
ET4	<25	50	3.12	0.961	W = 0.940, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.044$ P = 0.257
	25-35	125	3.13	0.916		
	36-45	76	3.17	0.929		
	> 45	97	2.94	0.911		
ET5	<25	50	2.18	0.825	W = 0.924, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.858$ P = 0.182
	25-35	125	2.19	0.820		
	36-45	75	2.36	0.954		
	> 45	97	2.07	0.927		
ET6	<25	50	3.22	1.093	W = 0.941, P < 0.001	$\chi^2_3 = 0.705$ P = 0.872
	25-35	125	3.31	1.003		
	36-45	76	3.21	1.123		
	> 45	97	3.13	1.304		
ET7	<25	50	2.18	0.850	W = 0.947, P < 0.001	$\chi^2_3 = 10.498$ P = 0.015
	25-35	125	2.72	1.029		
	36-45	76	2.58	1.099		
	> 45	97	2.69	1.185		
ET8	<25	50	4.16	0.766	W = 0.884, P < 0.001	$\chi^2_3 = 1.383$ P = 0.709
	25-35	125	3.97	0.906		
	36-45	76	4.00	0.993		
	> 45	97	3.91	1.091		

Le variabili continue sono presentate con il media e deviazione standard (SD).

N indica il numero totale di rispondenti

Test Statistici utilizzati: Kruskal-Wallis

Tabella 25 – Test statistici delle risposte sull’etica e la regolamentazione dell’IA raggruppati per professioni (Infermieristiche vs Tecniche)

	N	Professioni sanitarie Infermieristiche ed Ostetriche (N=71)	Professioni sanitarie Tecniche (N=262)	Test Statistico
ET1	333	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,331}=1.54, P=0.22$
ET2	333	3.0 4.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,331}=0.33, P=0.57$
ET3	333	2.0 2.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,331}=2.55, P=0.11$
ET4	333	2.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,331}=1.19, P=0.28$
ET5	333	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,331}=0.36, P=0.55$
ET6	333	2.0 3.0 4.0	2.0 3.0 4.0	$F_{1,331}=0.09, P=0.77$
ET7	333	2.0 3.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,331}=1.92, P=0.17$
ET8	333	3.0 4.0 5.0	3.0 4.0 5.0	$F_{1,331}=0.35, P=0.56$

Le variabili continue sono presentate con il primo quartile, mediana e il terzo quartile.

N indica il numero totale di rispondenti

Test statistici utilizzati: Kruskal-Wallis. Pearson. Wilcoxon

Test di Normalità (Shapiro-Wilk)

	W	P
ET1	0.860	< 0.001
ET2	0.902	< 0.001
ET3	0.905	< 0.001
ET4	0.922	< 0.001
ET5	0.881	< 0.001
ET6	0.915	< 0.001
ET7	0.921	< 0.001
ET8	0.869	< 0.001

Tabella 26 – Test statistici delle risposte sull’etica e la regolamentazione dell’IA raggruppati per fasce di anni di lavoro

	Anni di lavoro	N	Media	SD	Shapiro-Wilk (test di normalità)	Test Statistico
ET1	>5	94	2.74	0.789	W = 0.867, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.31$ P = 0.511
	5-10	85	2.75	0.653		
	11-20	77	2.81	0.726		
	<20	92	2.65	0.748		
ET2	>5	94	3.70	0.960	W = 0.949, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.51$ P = 0.212
	5-10	85	3.56	0.981		
	11-20	77	3.35	1.023		
	<20	92	3.47	1.114		
ET3	>5	94	2.54	0.785	W = 0.931, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.77$ P = 0.123
	5-10	85	2.82	0.862		
	11-20	77	2.56	0.881		
	<20	92	2.58	0.905		
ET4	>5	94	3.13	0.930	W = 0.939, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.55$ P = 0.466
	5-10	85	3.18	0.889		
	11-20	77	3.05	0.985		
	<20	92	2.98	0.902		
ET5	>5	94	2.21	0.853	W = 0.917, P < 0.001	$\chi^2_3 = 4.36$ P = 0.225
	5-10	85	2.22	0.792		
	11-20	77	2.30	0.988		
	<20	91	2.05	0.899		
ET6	>5	94	3.35	1.002	W = 0.947, P < 0.001	$\chi^2_3 = 1.44$ P = 0.695
	5-10	85	3.22	1.062		
	11-20	77	3.23	1.087		
	<20	92	3.10	1.335		
ET7	>5	94	2.46	0.969	W = 0.936, P < 0.001	$\chi^2_3 = 1.99$ P = 0.575
	5-10	85	2.62	1.023		
	11-20	77	2.69	1.103		
	<20	92	2.66	1.207		
ET8	>5	94	4.10	0.830	W = 0.897, P < 0.001	$\chi^2_3 = 3.14$ P = 0.371
	5-10	85	3.92	0.929		
	11-20	77	4.06	1.030		
	<20	92	3.87	1.051		

Le variabili continue sono presentate con il media e deviazione standard (SD).

N indica il numero totale di rispondenti

Test Statistici utilizzati: Kruskal-Wallis

Tabella 27 – Test statistici delle risposte sull’etica e la regolamentazione dell’IA raggruppati per titolo di studio

	Titolo di studio	N	Media	SD	Shapiro-Wilk (test di normalità)	Test Statistico
ET1	1	32	2.53	0.842	W = 0.888, P < 0.001	$\chi^2_3 = 3.644$ P = 0.303
	2	193	2.80	0.745		
	3	57	2.72	0.620		
	4	66	2.65	0.712		
ET2	1	32	3.53	1.218	W = 0.907, P < 0.001	$\chi^2_3 = 0.445$ P = 0.931
	2	193	3.51	0.990		
	3	57	3.54	1.019		
	4	66	3.58	1.053		
ET3	1	32	2.38	0.976	W = 0.918, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.962$ P = 0.397
	2	193	2.67	0.891		
	3	57	2.58	0.731		
	4	66	2.64	0.816		
ET4	1	32	2.88	0.976	W = 0.932, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.581$ P = 0.461
	2	193	3.07	0.910		
	3	57	3.16	0.882		
	4	66	3.15	0.980		
ET5	1	32	2.16	0.987	W = 0.901, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.561$ P = 0.464
	2	192	2.18	0.886		
	3	57	2.12	0.908		
	4	66	2.32	0.807		
ET6	1	32	2.91	1.400	W = 0.970, P < 0.001	$\chi^2_3 = 10.345$ P = 0.016
	2	193	3.12	1.036		
	3	57	3.40	1.266		
	4	66	3.55	1.055		
ET7	1	32	3.00	1.191	W = 0.931, P < 0.001	$\chi^2_3 = 5.659$ P = 0.129
	2	193	2.58	1.008		
	3	57	2.51	1.151		
	4	66	2.58	1.138		
ET8	1	32	3.78	1.211	W = 0.899, P < 0.001	$\chi^2_3 = 2.501$ P = 0.475
	2	193	4.01	0.916		
	3	57	4.14	0.915		
	4	66	3.89	0.994		

Le variabili continue sono presentate con il media e deviazione standard (SD).

N indica il numero totale di rispondenti

Test Statistici utilizzati: Kruskal-Wallis

Legenda:

1	Diploma
2	Laurea Triennale
3	Master di I livello
4	Laurea Magistrale, Master di II livello e Dottorato di Ricerca

Tabella 28 – Test statistici delle risposte sull’etica e la regolamentazione dell’IA raggruppati utilizzo dell’IA

	Utilizzo IA nella vita privata				Utilizzo IA a lavoro			
	N	No	Si	Test Statistici	N	No	Si	Test Statistici
		(N=176)	(N=171)			(N=248)	(N=99)	
ET1	347	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 3.0	$F_{1,345}=12.34,$ $P<0.01$	347	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,345}=0.38,$ $P=0.54$
ET2	347	3.0 4.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,345}=0.90,$ $P=0.34$	347	3.0 4.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,345}=6.87,$ $P=0.01$
ET3	347	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,345}=2.72,$ $P=0.10$	347	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,345}=0.06,$ $P=0.81$
ET4	347	2.0 3.0 3.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,345}=12.69,$ $P<0.01$	347	2.4 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,345}=1.87,$ $P=0.17$
ET5	347	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,345}=2.16,$ $P=0.14$	347	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,345}=0.67,$ $P=0.41$
ET6	347	2.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,345}=4.66,$ $P=0.03$	347	2.0 3.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,345}=11.62,$ $P<0.01$
ET7	347	2.0 3.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,345}=2.89,$ $P=0.09$	347	2.0 2.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,345}=0.15,$ $P=0.70$
ET8	347	3.0 4.0 5.0	3.0 4.0 5.0	$F_{1,345}=2.28,$ $P=0.13$	347	3.0 4.0 5.0	3.0 4.0 5.0	$F_{1,345}=0.29,$ $P=0.59$

Le variabili continue sono presentate con il primo quartile, mediana e il terzo quartile.

N indica il numero totale di rispondenti

Test statistici utilizzati: Wilcoxon

Test di Normalità (Shapiro-Wilk) risposte sull’etica e la regolamentazione dell’IA raggruppati utilizzo dell’IA nella vita privata

	W	P
ET1	0.914	< 0.001
ET2	0.922	< 0.001
ET3	0.919	< 0.001
ET4	0.959	< 0.001
ET5	0.905	< 0.001
ET6	0.953	< 0.001
ET7	0.938	< 0.001
ET8	0.883	< 0.001

Test di Normalità (Shapiro-Wilk) risposte sull’etica e la regolamentazione dell’IA raggruppati utilizzo dell’IA a lavoro

	W	P
ET1	0.831	< 0.001
ET2	0.941	< 0.001
ET3	0.880	< 0.001
ET4	0.929	< 0.001
ET5	0.888	< 0.001
ET6	0.957	< 0.001
ET7	0.909	< 0.001
ET8	0.864	< 0.001

Tabella 29 – Test statistici delle risposte sull’etica e la regolamentazione dell’IA raggruppati per lo svolgimento di corsi sull’IA

	Corsi svolti all’università sull’IA				Corsi svolti a lavoro sull’IA			
	N	No	Si	Test Statistici	N	No	Si	Test Statistici
		(N=293)	(N=54)			(N=246)	(N=101)	
ET1	347	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,345}=1.18,$ $P=0.28$	347	2.0 3.0 3.0	2.7 3.0 3.0	$F_{1,345}=3.63,$ $P=0.06$
ET2	347	3.0 4.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,345}=3.49,$ $P=0.06$	347	3.0 4.0 4.0	3.0 4.0 4.0	$F_{1,345}=2.28,$ $P=0.13$
ET3	347	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,345}=2.51,$ $P=0.11$	347	2.0 3.0 3.0	2.0 3.0 3.0	$F_{1,345}=2.54,$ $P=0.11$
ET4	347	2.7 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,345}=2.08,$ $P=0.15$	347	2.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,345}=7.47,$ $P=0.01$
ET5	347	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,345}=3.20,$ $P=0.07$	347	2.0 2.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,345}=3.88,$ $P=0.05$
ET6	347	2.0 3.0 4.0	3.0 3.5 4.0	$F_{1,345}=1.72,$ $P=0.19$	347	2.0 3.0 4.0	3.0 3.0 4.0	$F_{1,345}=3.55,$ $P=0.06$
ET7	347	2.0 3.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,345}=1.59,$ $P=0.21$	347	2.0 3.0 3.0	2.0 2.0 3.0	$F_{1,345}=0.96,$ $P=0.33$
ET8	347	3.0 4.0 5.0	3.0 4.0 5.0	$F_{1,345}=0.02,$ $P=0.88$	347	3.0 4.0 5.0	3.0 4.0 5.0	$F_{1,345}=0.15,$ $P=0.70$

Le variabili continue sono presentate con il primo quartile, mediana e il terzo quartile.

N indica il numero totale di rispondenti

Test statistici utilizzati: Wilcoxon

Test di Normalità (Shapiro-Wilk) risposte sull’etica e la regolamentazione dell’IA raggruppati per lo svolgimento di corsi all’università sull’IA

	W	P
ET1	0.847	< 0.001
ET2	0.922	< 0.001
ET3	0.906	< 0.001
ET4	0.923	< 0.001
ET5	0.902	< 0.001
ET6	0.932	< 0.001
ET7	0.921	< 0.001
ET8	0.847	< 0.001

Test di Normalità (Shapiro-Wilk) risposte sull’etica e la regolamentazione dell’IA raggruppati per lo svolgimento di corsi a lavoro sull’IA

	W	P
ET1	0.874	< 0.001
ET2	0.928	< 0.001
ET3	0.914	< 0.001
ET4	0.949	< 0.001
ET5	0.911	< 0.001
ET6	0.944	< 0.001
ET7	0.923	< 0.001
ET8	0.847	< 0.001

7.4 Allegato 4 – Regressioni lineari, regressioni logistiche e Analisi di Correlazione

Tabella 30 - Analisi di regressione lineare tra le risposte del questionario risultate statisticamente significative ed il genere

Coefficienti del modello								Misure di adattamento del modello	
Domanda	Predittore	Stima	SE	Intervallo di fiducia al 95%		t	p	R	R ²
				Inf.	Sup.				
EE1	Intercetta	2.040	0.0515	1.938	2.141	39.56	< 0.001	0.294	0.0863
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.548	0.0939	0.363	0.732	2.83	< 0.001		
EE2	Intercetta	1.854	0.0616	1.733	1.975	30.08	< 0.001	0.254	0.0644
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.559	0.1123	0.338	0.780	4.98	< 0.001		
EE3	Intercetta	1.698	0.0576	1.585	1.812	29.47	< 0.001	0.207	0.0429
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.421	0.1049	0.215	0.627	4.01	< 0.001		
EE4	Intercetta	2.478	0.0622	2.356	2.600	39.88	< 0.001	0.188	0.0354
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.412	0.1133	0.189	0.634	3.63	< 0.001		
PE1	Intercetta	3.167	0.0584	3.052	3.282	54.18	< 0.001	0.213	0.0453
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.439	0.1064	0.230	0.648	4.13	< 0.001		
PE2	Intercetta	3.166	0.0589	3.050	3.282	53.73	< 0.001	0.173	0.0298
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.357	0.1074	0.146	0.568	3.32	< 0.001		
PE3	Intercetta	2.838	0.0612	2.718	2.958	46.36	< 0.001	0.214	0.0460
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.465	0.116	0.245	0.684	4.17	< 0.001		
PE4	Intercetta	2.577	0.0636	2.4520	2.702	40.52	< 0.001	0.141	0.0198
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.313	0.1159	0.0849	0.541	2.70	0.007		
FC1	Intercetta	2.893	0.0615	2.772	3.014	47.00	< 0.001	0.186	0.0344
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.401	0.1120	0.180	0.621	3.58	< 0.001		
FC3	Intercetta	2.806	0.0587	2.690	2.921	47.79	< 0.001	0.171	0.0291
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.350	0.1068	0.140	0.561	3.28	0.001		

ET1	Intercetta	2.668	0.0467	2.5761	2.760	57.09	< 0.001	0.139	0.0193
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.220	0.0843	0.0540	0.386	2.61	0.009		
ET3	Intercetta	2.515	0.0546	2.407	2.622	46.07	< 0.001	0.190	0.0362
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.355	0.0984	0.161	0.548	3.60	< 0.001		
ET4	Intercetta	2.950	0.0582	2.836	3.065	50.67	< 0.001	0.216	0.0468
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.433	0.1050	0.226	0.639	4.12	< 0.001		
ET5	Intercetta	2.083	0.0561	1.973	2.194	37.13	< 0.001	0.186	0.0347
	Genere: <i>Maschio-Femmina</i>	0.356	0.1010	0.157	0.55	3.52	< 0.001		

L'intercetta rappresenta il livello di riferimento solamente per la domanda analizzata.

È stato preso in considerazione come livello di riferimento "Femmina".

Per ogni domanda è stata eseguita una singola regressione lineare; i coefficienti del modello e le misure di adattamento del modello si rifanno alla singola domanda.

Tabella 31 - Analisi di regressione lineare tra le risposte del questionario risultate statisticamente significative e le fasce d'età dei rispondenti

Coefficienti del modello								Misure di adattamento del modello	
Domanda	Predittore	Stima	SE	Intervallo di fiducia al 95%		t	p	R	R ²
				Inf.	Sup.				
EE1	Intercetta	2.623	0.115	2.397	2.848	22.89	< 0.001	0.245	0.0600
	Età: 25-35 - <25	-0.398	0.136	-0.665	-0.130	-2.92	0.004		
	36-45 - <25	-0.405	0.148	-0.697	-0.113	-2.73	0.007		
	>45 - <25	-0.672	0.141	-0.949	-0.394	-4.76	< 0.001		
EE2	Intercetta	2.509	0.136	2.243	2.776	18.50	< 0.001	0.237	0.0560
	Età: 25-35 - <25	-0.447	0.161	-0.764	-0.131	-2.78	0.006		
	36-45 - <25	-0.522	0.176	-0.868	-0.177	-2.97	0.003		
	>45 - <25	-0.764	0.167	-1.093	-0.435	-4.57	< 0.001		
EE3	Intercetta	2.170	0.127	1.920	2.4119	17.06	< 0.001	0.160	0.0255
	Età: 25-35 - <25	-0.349	0.151	-0.647	-0.052	-2.31	0.021		
	36-45 - <25	-0.439	0.165	-0.763	-0.115	-2.66	0.008		
	>45 - <25	-0.444	0.157	-0.753	-0.136	-2.83	0.005		
EE4	Intercetta	3.151	0.134	2.887	3.415	23.44	< 0.001	0.244	0.0595
	Età: 25-35 - <25	-0.539	0.160	-0.853	-0.224	-3.37	< 0.001		
	36-45 - <25	-0.651	0.174	-0.994	-0.308	-3.74	< 0.001		
	>45 - <25	-0.769	0.166	-1.095	-0.443	-4.64	< 0.001		

L'intercetta rappresenta il livello di riferimento solamente per la domanda analizzata.

È stato preso in considerazione come livello di riferimento "<25 anni".

Per ogni domanda è stata eseguita una singola regressione lineare; i coefficienti del modello e le misure di adattamento del modello si rifanno alla singola domanda.

Tabella 32 – Matrice di correlazione tra l'età e il costrutto Effort Expectancy (EE)

		Età	EE1	EE2	EE3	EE4
Età	Rho di Spearman	—				
	gdl	—				
	p-value	—				
EE1	Rho di Spearman	-0.239***	—			
	gdl	360	—			
	p-value	< 0.001	—			
EE2	Rho di Spearman	-0.205***	0.760***	—		
	gdl	360	360	—		
	p-value	< 0.001	< 0.001	—		
EE3	Rho di Spearman	-0.104*	0.649***	0.628***	—	
	gdl	359	359	359	—	
	p-value	0.049	< 0.001	< 0.001	—	
EE4	Rho di Spearman	-0.185***	0.643***	0.651***	0.498***	—
	gdl	360	360	360	359	—
	p-value	< 0.001	< 0.001	< 0.001	< 0.001	—

Nota. *p < 0.05; ** p < 0.01; ***p < 0.001

Tabella 33 - Analisi di regressione lineare tra le risposte del questionario risultate statisticamente significative e la professione

Coefficienti del modello								Misure di adattamento del modello	
Domanda	Predittore	Stima	SE	Intervallo di fiducia al 95%		t	p	R	R ²
				Inf.	Sup.				
EE1	Intercetta	1.920	0.0969	1.729	2.111	19.82	< 0.001	0.169	0.0285
	Classe prof.: <i>Tecniche-Infermieristiche</i>	0.348	0.1094	0.133	0.564	3.18	0.002		
EE2	Intercetta	1.787	0.115	1.5604	2.013	15.53	< 0.001	0.124	0.0154
	Classe prof.: <i>Tecniche-Infermieristiche</i>	0.302	0.130	0.0460	0.557	2.32	0.021		
EE3	Intercetta	1.581	0.107	1.3713	1.791	14.83	< 0.001	0.135	0.0183
	Classe prof.: <i>Tecniche-Infermieristiche</i>	0.305	0.120	0.0684	0.542	2.54	0.012		
EE4	Intercetta	2.333	0.114	2.1082	2.558	20.39	< 0.001	0.139	0.0192
	Classe prof.: <i>Tecniche-Infermieristiche</i>	0.336	0.129	0.0815	0.590	2.60	0.010		
PE1	Intercetta	3.053	0.110	2.8370	3.270	27.76	< 0.001	0.135	0.0182
	Classe prof.: <i>Tecniche-Infermieristiche</i>	0.314	0.124	0.0700	0.559	2.53	0.012		
PE2	Intercetta	3.027	0.109	2.8132	3.240	27.89	< 0.001	0.136	0.0184
	Classe prof.: <i>Tecniche-Infermieristiche</i>	0.312	0.123	0.0704	0.553	2.54	0.011		

SI1	Intercetta	1.827	0.095	1.6399	2.013	19.23	< 0.001	0.154	0.0237
	Classe prof.: <i>Tecniche- Infermieristiche</i>	0.310	0.1073	0.0988	0.521	2.89	0.004		
SI2	Intercetta	1.867	0.0903	1.689	2.044	20.68	< 0.001	0.200	0.0399
	Classe prof.: <i>Tecniche- Infermieristiche</i>	0.385	0.1020	0.185	0.586	3.78	< 0.001		
FC1	Intercetta	2.707	0.114	2.483	2.931	23.75	< 0.001	0.161	0.0259
	Classe prof.: <i>Tecniche- Infermieristiche</i>	0.389	0.129	0.136	0.643	3.02	0.003		

L'intercetta rappresenta il livello di riferimento solamente per la domanda analizzata.

È stato preso in considerazione come livello di riferimento “*professione sanitarie infermieristiche ed ostetriche*”.

Per ogni domanda è stata eseguita una singola regressione lineare; i coefficienti del modello e le misure di adattamento del modello si rifanno alla singola domanda.

Tabella 34 – Matrice di correlazione tra la professione e il costrutto Effort Expectancy (EE)

		Classe prof. san.	EE1	EE2	EE3	EE4
Classe prof. san.	Rho di Spearman	—				
	gdl	—				
	p-value	—				
EE1	Rho di Spearman	0.155**	—			
	gdl	345	—			
	p-value	0.004	—			
EE2	Rho di Spearman	0.117*	0.760***	—		
	gdl	345	360	—		
	p-value	0.029	< 0.001	—		
EE3	Rho di Spearman	0.142**	0.649***	0.628***	—	
	gdl	344	359	359	—	
	p-value	0.008	< 0.001	< 0.001	—	
EE4	Rho di Spearman	0.133*	0.643***	0.651***	0.498***	—
	gdl	345	360	360	359	—
	p-value	0.013	< 0.001	< 0.001	< 0.001	—

Nota. *p < 0.05; ** p < 0.01; ***p < 0.001

Tabella 35 – Matrice di correlazione tra la professione e i costrutti Performance Expectancy (PE), Social Influence (SI) e Fear of change (FC)

		Classe prof. san.	PE1	PE2	SI1	SI2	FC1
Classe prof. san.	Rho di Spearman	—					
	gdl	—					
	p-value	—					
PE1	Rho di Spearman	0.142**	—				
	gdl	345	—				
	p-value	0.008	—				
PE2	Rho di Spearman	0.137*	0.819***	—			
	gdl	345	359	—			
	p-value	0.011	< 0.001	—			
SI1	Rho di Spearman	0.164**	0.137**	0.142	—		
	gdl	344	358	359	—		
	p-value	0.002	0.009	0.007	—		
SI2	Rho di Spearman	0.204***	0.075	0.047	0.480***	—	
	gdl	343	357	358	358	—	
	p-value	< 0.001	0.158	0.370	< 0.001	—	
FC1	Rho di Spearman	0.157**	0.334***	0.374	0.144**	0.103	—
	gdl	344	358	359	359	358	—
	p-value	0.003	< 0.001	< 0.001	0.006	0.051	—

Nota. *p < 0.05; ** p < 0.01; ***p < 0.001

Tabella 36 - Analisi di regressione lineare tra le risposte del questionario risultate statisticamente significative e l'utilizzo di IA a casa

Coefficienti del modello								Misure di adattamento del modello	
Domanda	Predittore	Stima	SE	Intervallo di fiducia al 95%		t	p	R	R ²
				Inf.	Sup.				
EE1	Intercetta	1.777	0.0545	1.670	1.88	32.6	< 0.001	0.508	0.258
	Utilizzo a casa: Si - No	0.869	0.0777	0.716	1.02	11.2	< 0.001		
EE2	Intercetta	1.42	0.0597	1.21	1.54	23.9	< 0.001	0.602	0.362
	Utilizzo a casa: Si - No	1.22	0.0851	1.05	1.38	14.3	< 0.001		
EE3	Intercetta	1.546	0.0659	1.417	1.676	23.47	< 0.001	0.303	0.0920
	Utilizzo a casa: Si - No	0.566	0.0938	0.381	0.750	6.03	< 0.001		
EE4	Intercetta	2.10	0.0638	1.972	2.22	32.9	< 0.001	0.511	0.261
	Utilizzo a casa: Si - No	1.03	0.0910	0.847	1.20	11.3	< 0.001		
PE1	Intercetta	3.109	0.0685	2.974	3.243	45.37	< 0.001	0.205	0.0421
	Utilizzo a casa: Si - No	0.388	0.0978	0.196	0.581	3.97	< 0.001		

PE2	Intercetta	3.092	0.0688	2.957	3.228	44.94	< 0.001	0.194	0.0377
	Utilizzo a casa: <i>Si - No</i>	0.368	0.0981	0.175	0.561	3.75	< 0.001		
PE3	Intercetta	2.77	0.0719	2.636	2.919	38.61	< 0.001	0.205	0.0421
	Utilizzo a casa: <i>Si - No</i>	0.408	0.1026	0.206	0.610	3.98	< 0.001		
PE4	Intercetta	2.543	0.0747	2.3965	2.690	34.04	< 0.001	0.128	0.0163
	Utilizzo a casa: <i>Si - No</i>	0.260	0.1065	0.0504	0.469	2.44	0.015		
FC1	Intercetta	2.885	0.0729	2.7420	3.029	39.60	< 0.001	0.132	0.0173
	Utilizzo a casa: <i>Si - No</i>	0.261	0.1038	0.0568	0.465	2.51	0.012		
FC3	Intercetta	2.738	0.0687	2.603	2.873	39.86	< 0.001	0.187	0.0348
	Utilizzo a casa: <i>Si - No</i>	0.352	0.0978	0.160	0.545	3.60	< 0.001		
FC4	Intercetta	2.647	0.0899	2.470	2.824	29.44	< 0.001	0.151	0.0228
	Utilizzo a casa: <i>Si - No</i>	-0.371	0.1282	-0.624	-0.119	-2.90	0.004		
ET1	Intercetta	2.597	0.0542	2.490	2.703	47.92	< 0.001	0.193	0.0371
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.281	0.0771	0.130	0.433	3.65	< 0.001		
ET4	Intercetta	2.909	0.0685	2.774	3.044	42.47	< 0.001	0.191	0.0365
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.353	0.0974	0.161	0.544	3.62	< 0.001		

L'intercetta rappresenta il livello di riferimento solamente per la domanda analizzata.

È stato preso in considerazione come livello di riferimento "No".

Per ogni domanda è stata eseguita una singola regressione lineare; i coefficienti del modello e le misure di adattamento del modello si rifanno alla singola domanda.

Tabella 37 – Matrice di correlazione tra l'utilizzo a casa dell'IA e il costrutto Fear of change (FC)

		Utilizzo IA a casa	FC1	FC3	FC4
Utilizzo IA a casa	Rho di Spearman	—			
	gdl	—			
	p-value	—			
FC1	Rho di Spearman	0.125*	—		
	gdl	359	—		
	p-value	0.018	—		
FC3	Rho di Spearman	0.188***	0.377***	—	
	gdl	359	358	—	
	p-value	< 0.001	< 0.001	—	
FC4	Rho di Spearman	-0.164**	0.070	-0.293***	—
	gdl	360	359	359	—
	p-value	0.002	0.182	< 0.001	—

Nota. *p < 0.05; ** p < 0.01; ***p < 0.001

Tabella 38 – Matrice di correlazione tra l’utilizzo a casa dell’IA e le domande sull’etica e la regolamentazione dell’IA

		Utilizzo IA a casa	ET1	ET4
Utilizzo IA a casa	Rho di Spearman	—		
	gdl	—		
	p-value	—		
ET1	Rho di Spearman	0.190***	—	
	gdl	346	—	
	p-value	< 0.001	—	
ET4	Rho di Spearman	0.188***	0.538***	—
	gdl	346	346	—
	p-value	< 0.001	< 0.001	—

Nota. *p < 0.05; ** p < 0.01; ***p < 0.001

Tabella 39 - Analisi di regressione lineare tra le risposte del questionario risultate statisticamente significative e l’utilizzo di IA a lavoro

Coefficienti del modello								Misure di adattamento del modello	
Domanda	Predittore	Stima	SE	Intervallo di fiducia al 95%		t	p	R	R ²
				Inf.	Sup.				
EE1	Intercetta	2.109	0.0499	1.921	2.117	40.45	< 0.001	0.346	0.119
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.657	0.0940	0.472	0.842	6.99	< 0.001		
EE2	Intercetta	1.854	0.0606	1.735	1.973	30.59	< 0.001	0.266	0.0706
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.597	0.1142	0.373	0.822	5.23	< 0.001		
EE3	Intercetta	1.52	0.0496	1.424	1.62	30.6	< 0.001	0.520	0.270
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	1.08	0.0934	0.893	.126	11.5	< 0.001		
EE4	Intercetta	2.385	0.0586	2.269	2.500	40.72	< 0.001	0.346	0.120
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.772	0.1103	0.55	0.989	7.00	< 0.001		
PE1	Intercetta	3.188	0.0578	3.075	3.302	55.12	< 0.001	0.188	0.0352
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.396	0.1094	0.181	0.611	3.62	< 0.001		
PE2	Intercetta	3.150	0.0577	3.036	3.264	54.57	< 0.001	0.208	0.0432
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.438	0.1087	0.224	0.652	4.03	< 0.001		
PE3	Intercetta	2.865	0.0608	2.746	2.985	47.12	< 0.001	0.181	0.0326
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.399	0.1146	0.174	0.625	3.49	< 0.001		
PE4	Intercetta	2.565	0.0625	2.442	2.688	41.05	< 0.001	0.166	0.0275
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.375	0.1177	0.144	0.607	3.19	0.002		

FC1	Intercetta	2.888	0.0605	2.769	3.007	47.73	< 0.001	0.202	0.0409
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.445	0.1138	0.221	0.669	3.91	< 0.001		
FC2	Intercetta	2.596	0.0616	2.4750	2.717	42.14	< 0.001	0.129	0.0166
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.286	0.1160	0.0580	0.514	2.47	0.014		
FC3	Intercetta	2.768	0.0570	2.656	2.880	48.54	< 0.001	0.242	0.0584
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.506	0.1073	0.295	0.717	4.72	< 0.001		
ET2	Intercetta	3.430	0.0643	3.303	3.556	53.34	< 0.001	0.153	0.0235
	Utilizzo a lavoro: <i>Si - No</i>	0.348	0.1205	0.111	0.585	2.89	0.004		

L'intercetta rappresenta il livello di riferimento solamente per la domanda analizzata.

È stato preso in considerazione come livello di riferimento "No".

Per ogni domanda è stata eseguita una singola regressione lineare; i coefficienti del modello e le misure di adattamento del modello si rifanno alla singola domanda.

Tabella 40 – Matrice di correlazione tra l'utilizzo a lavoro dell'IA e il costrutto Fear of change (FC)

		Utilizzo IA a casa	FC1	FC2	FC3
Utilizzo IA a casa	Rho di Spearman	—			
	gdl	—			
	p-value	—			
FC1	Rho di Spearman	0.211***	—		
	gdl	359	—		
	p-value	< 0.001	—		
FC2	Rho di Spearman	0.122*	0.320***	—	
	gdl	360	359	—	
	p-value	0.021	< 0.001	—	
FC3	Rho di Spearman	0.250***	0.377***	0.147***	—
	gdl	359	358	359	—
	p-value	< 0.001	< 0.001	0.005	—

Nota. *p < 0.05; ** p < 0.01; ***p < 0.001

Tabella 41 – Matrice di correlazione tra l’utilizzo a lavoro dell’IA e le domande sull’etica e la regolamentazione dell’IA

		Utilizzo IA a casa	ET2
Utilizzo IA a casa	Rho di Spearman	—	
	gdl	—	
	p-value	—	
ET2	Rho di Spearman	0.141**	—
	gdl	346	—
	p-value	0.008	—

Nota. *p < 0.05; ** p < 0.01; ***p < 0.001