

Intelligenza artificiale emotiva e assessment delle risorse umane. Stato dell'arte e sviluppi futuri

Artificial Emotional Intelligence and human resources assessment. State of the art and new directions

Marco Luigi Feola¹, Alessandro Lo Presti²

1. *Engineering Ingegneria Informatica, Roma.*
2. *Dipartimento di Psicologia, Università degli studi della Campania "Luigi Vanvitelli", Viale Ellittico 31, 81100 Caserta, Italia.*

Abstract

La ragione e l'urgenza di un lavoro di ricerca ed analisi dell'intelligenza artificiale emotiva, risiede nell'accelerazione repentina che la diffusione di questi strumenti ha intrapreso negli ultimi tempi. Nell'epoca dei modelli di linguaggio, in grado di fornire risposte immediate a domande complesse, fino addirittura a sorprendere per la loro capacità di essere creativi, il focus è sempre più orientato alla capacità di interpretazione e simulazione delle emozioni umane da parte di queste macchine.

Gli scenari e le potenzialità sono in continuo ed esponenziale aumento ed il settore della psicologia è certamente tra quelli più interessati a queste innovazioni. Il ruolo stesso delle competenze in ambito psicologico, dalla clinica, alle neuroscienze, fino al lavoro, cambia e si evolve, consentendo ai professionisti, previa acquisizione delle relative skills, di offrire nuove forme di contributo significativo, ricerca compresa. In questo contributo, dopo una panoramica introduttiva all'intelligenza artificiale e all'intelligenza artificiale emotiva, verranno analizzati e discussi casi esemplificativi di applicazione pratica, in ambiti clinici e lavorativi, di strumenti e software di intelligenza artificiale emotiva e machine learning, con un particolare focus alle dimensioni HR e dell'assessment. In fine, verranno presentate considerazioni su potenzialità e criticità relative.

Parole chiave

Intelligenza artificiale; Intelligenza artificiale emotiva; Affective computing; Machine learning; Selezione delle risorse umane; Assessment

Autore responsabile per la corrispondenza: Alessandro Lo Presti, Dipartimento di Psicologia, Università degli studi della Campania "Luigi Vanvitelli", Caserta; e-mail: alessandro.lopresti@unicampania.it

Abstract

The reason and urgency of research and analysis of emotional artificial intelligence lies in the sudden acceleration that the diffusion of these tools has undertaken in recent times.

In the era of language models, capable of providing immediate answers to complex questions, even surprising for their ability to be creative, the focus is increasingly oriented to the ability of these machines to interpret and simulate human emotions. Scenarios and potentials are continuously and exponentially increasing and the psychology sector is certainly among those most interested in these innovations. The very role of skills in the psychological field, from the clinic, to neuroscience, up to work, changes and evolves, allowing professionals, after acquiring the related skills, to offer new forms of significant contribution, including research.

In this paper, after an introductory overview of artificial intelligence and emotional artificial intelligence, exemplary cases of practical application of emotional artificial intelligence and machine learning tools and software will be analyzed and discussed, with a particular focus on HR and assessment dimensions. Finally, considerations will be made on the relative potential and criticalities.

Keywords

artificial intelligence; artificial emotional intelligence; affective computing; machine learning; personnel selection; assessment.

L'intelligenza artificiale

L'idea di creare macchine in grado di pensare e agire in modo intelligente ha radici antiche, ma il termine "intelligenza artificiale" (d'ora in poi, IA) è stato coniato solo nel 1956, durante una conferenza tenutasi presso il Dartmouth College.

Le radici concettuali dell'IA risalgono addirittura all'antichità, con miti e leggende su creature artificiali animate. Tuttavia, la storia moderna dell'IA può essere fatta risalire al XX secolo. Uno dei precursori dell'IA è stato Alan Turing, un matematico britannico, che nel 1936 propose il concetto di una macchina universale programmabile, oggi nota come "macchina di Turing". Il suo lavoro gettò le basi per il calcolo e per il concetto di una macchina che può emulare l'intelligenza umana.

Durante la Seconda guerra mondiale, i progressi nella crittografia portarono allo sviluppo dei primi calcolatori elettronici. Nel 1943, lo psicologo Warren McCulloch e il matematico Walter Pitts pubblicarono un articolo che descriveva un modello di neurone artificiale, ispirato dal funzionamento del cervello umano (Warren e Pitts, 1943). Questo modello neurale ha ispirato la successiva creazione di reti neurali artificiali, una delle tecniche fondamentali utilizzate nell'IA moderna.

Negli anni '50, il campo dell'IA iniziò a prendere forma. Nel 1950, Alan Turing propose il "Test di Turing", un test per valutare l'intelligenza di una macchina. Nello stesso anno, Isaac Asimov introdusse le celebri "Leggi della robotica" nei suoi racconti di fantascienza. Nel 1956, la conferenza di Dartmouth segnò l'inizio ufficiale del campo dell'IA, con la partecipazione di importanti studiosi come John McCarthy, Marvin Minsky, Allen Newell e Herbert Simon.

Negli anni '60, vennero sviluppati diversi programmi di intelligenza artificiale, tra cui il *Logic Theorist*, un programma che poteva dimostrare teoremi matematici. Negli anni '70 e '80, l'IA si focalizzò su problemi specifici, come il riconoscimento vocale e la visione artificiale. Tuttavia, le aspettative eccessive sulle capacità dell'IA portarono a un periodo di scetticismo noto come "inverno dell'IA" (Kurzweil, 1990), durante il quale i finanziamenti e l'interesse pubblico diminuirono.

Negli anni '90, l'IA conobbe una rinascita grazie a nuove scoperte e sviluppi tecnologici. L'uso di reti neurali artificiali e algoritmi di apprendimento automatico (i.e., *machine learning*) ha portato a progressi significativi nell'elaborazione del linguaggio naturale, nel riconoscimento di immagini e nella

pianificazione automatizzata. L'IA ha trovato applicazioni in vari settori, come la medicina, la finanza, l'automazione industriale e i veicoli autonomi.

Negli ultimi anni, l'IA si è sviluppata notevolmente grazie all'aumento della potenza di calcolo e alla disponibilità di grandi quantità di dati. L'avvento del *machine learning* (d'ora in poi, ML) prima, e del *deep learning* (i.e., una forma di apprendimento automatico basata su reti neurali profonde) poi, ha permesso di ottenere risultati notevoli in molti campi, compresi il riconoscimento facciale e la traduzione automatica.

Oggi, è possibile ritrovare le applicazioni dell'IA in molti ambiti di vita quotidiana, dagli assistenti virtuali come Siri e Alexa ai veicoli autonomi. Mentre l'IA continua a evolversi, sorgono anche nuove sfide etiche e di sicurezza che richiedono un'attenzione particolare. Nonostante ciò, l'IA promette di rivoluzionare ulteriormente il nostro mondo e offrire nuove opportunità.

In particolare, uno degli sviluppi più promettenti riguarda l'Intelligenza Artificiale Emotiva (d'ora in poi, IAE), o *Affective Computing*, che promette di rivoluzionare molti ambiti, tra cui alcuni propri delle discipline psicologiche. Sulla base di tali considerazioni, il presente contributo si propone di presentare l'IAE, le sue principali direttrici di ricerca e di applicazione, per poi passare a un approfondimento rispetto all'ambito dell'assessment delle risorse umane, mettendo in evidenza i punti di forza e debolezza, le aree di criticità e di sviluppo futuro.

Dall'intelligenza artificiale all'intelligenza artificiale emotiva

Nel corso degli anni, l'IA è stata caratterizzata da molteplici sviluppi in diversi campi, tra i quali quello dell'IAE. Lo sviluppo di tale particolare ambito è stato guidato dalla consapevolezza dell'importanza delle emozioni nell'esperienza umana e dalla volontà di creare macchine che possano comprendere e rispondere alle emozioni umane in modo più naturale ed empatico.

Infatti, inizialmente, l'IA si concentrava principalmente su aspetti razionali e cognitivi dell'intelligenza umana, come la risoluzione di problemi logici e il ragionamento simbolico. Gli algoritmi e le tecniche utilizzate nell'IA tradizionale si basavano su regole e logica formale, e non tenevano conto degli aspetti emotivi dell'interazione umana. Tuttavia, negli anni '90 del secolo scorso, gli studiosi si resero conto che le emozioni giocano un ruolo cruciale nella comunicazione e nell'interazione sociale (Ekman, 2007). Ad esempio, Wellens e McNeese (1987) osservarono come le prime macchine "intelligenti" potessero assumere il ruolo di "surrogati sociali" amichevoli modificando i modelli di interazione da uomo a uomo così come il senso di autoefficacia e controllo degli utenti. Ciò ha portato negli anni successivi alla nascita del campo dell'informatica affettiva o computazione affettiva, che si proponeva di incorporare la comprensione e l'espressione emotiva nelle macchine.

Ciò si ricollega alla più ampia considerazione, ravvisabile negli studi sulle emozioni di matrice sia psicologica che neuroscientifica, che le emozioni sono strettamente legate a quelle che sono state tradizionalmente considerate come funzioni puramente cognitive, cioè attenzione, percezione, memoria, pianificazione, apprendimento, ecc. Da ciò ne deriva che per comprendere appieno l'elaborazione cognitiva e il comportamento, è necessario comprendere la natura e i meccanismi dell'emozione (Pew e Mavor, 1998).

Sulla base di ciò, molti studiosi di scienze cognitive hanno descritto una varietà di processi di valutazione coinvolti nell'indurre un particolare stato emotivo in risposta a una situazione (Frijda, 1986; Lazarus, 1991) e sono stati proposti diversi modelli di questi processi di valutazione (ad esempio, Ortony et al. 1988), alcuni dei quali sono stati implementati in modelli computazionali (Bates et al., 1992; Frijda e Swagerman, 1987; Reilly, 1996; Scherer, 1993).

Più nello specifico, l'IAE riguarda l'incorporazione di competenze e comprensione emotiva nelle macchine, consentendo loro di percepire, interpretare ed esprimere emozioni in modo simile agli esseri

umani. Nel 1995, Rosalind Picard introdusse il concetto di "computazione affettiva" nel suo libro "Affective Computing" (Picard, 1995), sottolineando l'importanza delle emozioni nella nostra esperienza umana e avanzando l'idea di creare sistemi che possano comprendere e rispondere alle emozioni umane.

L'IAE combina quindi le competenze acquisite nell'informatica affettiva con l'intelligenza artificiale tradizionale. Questo implica l'utilizzo di algoritmi di apprendimento automatico per l'analisi e l'interpretazione delle emozioni, oltre a modelli di intelligenza artificiale più ampi per il ragionamento, la pianificazione e l'interazione con gli esseri umani. È importante sottolineare che l'IAE non mira a creare macchine con emozioni o coscienza, ma a sviluppare sistemi che possano comprendere e rispondere alle emozioni umane in modo appropriato e significativo.

Infondere nei sistemi intelligenti la capacità di leggere ed esprimere emozioni è infatti considerato un mezzo per raggiungere il livello successivo di intelligenza e accessibilità delle macchine. Attingendo dal campo delle neuroscienze affettive, Picard (1997) iniziò a definire tale ambito come "affective computing", progenitore di ciò che oggi è considerata l'IAE.

Negli anni successivi, la ricerca nell'ambito dell'IAE ha fatto progressi significativi. Gli scienziati hanno sviluppato modelli e algoritmi per rilevare e interpretare le emozioni umane. Questo ha coinvolto diverse discipline, tra cui psicologia, neuroscienze, linguistica e informatica.

Una delle sfide principali nell'IAE è stata quella di sviluppare sistemi che possano percepire le emozioni umane. Ciò ha comportato lo sviluppo di tecnologie come il riconoscimento facciale, il riconoscimento vocale e l'analisi del testo che consentono alle macchine di identificare e interpretare le espressioni emotive umane. L'IAE ha pertanto applicazioni potenzialmente significative in molti settori, come l'assistenza sanitaria, l'intrattenimento, l'interazione uomo-macchina e molto altro ancora. L'obiettivo finale è quello di creare macchine che possano interagire con gli esseri umani in modo più empatico e comprensivo, migliorando l'esperienza e la qualità delle interazioni.

Allo stesso tempo, la ricerca si è concentrata anche sulla capacità delle macchine di esprimere emozioni in modo realistico. Sono state sviluppate tecnologie quali agenti virtuali e robot che possono comunicare e interagire con gli esseri umani in modo emotivamente rilevante. Questi agenti possono utilizzare gesti, espressioni facciali, tono di voce e altre modalità di comunicazione per esprimere emozioni in risposta alle interazioni umane.

Principali direttrici di ricerca e applicazioni

Nel giro di pochi anni, l'IAE si è ben presto differenziata in molteplici – ma complementari – ambiti di ricerca, trovando inoltre applicazione in diversi campi.

Riconoscimento facciale e linguaggio del corpo. L'analisi delle espressioni facciali attraverso algoritmi di riconoscimento può rilevare le emozioni umane. Ciò può essere realizzato tramite l'uso di telecamere per acquisire le espressioni facciali e algoritmi che analizzano e interpretano tali dati. L'analisi facciale automatizzata è una delle tecnologie di IAE che ha prodotto risultati più sorprendenti. In generale, questi sistemi estraggono i vettori relativi alle caratteristiche facciali e mappano tali vettori su emozioni specifiche (Wang et al., 2018). Attualmente le performance sono soddisfacenti soprattutto in ambienti strutturati, ma i progressi sono costanti e continui. Tuttavia, l'espressione delle emozioni non si limita al viso. Anche i gesti e il movimento del corpo forniscono stimoli elaborabili. Riconoscere le emozioni nel corpo è significativamente più difficile dell'espressione facciale a causa delle parti più mobili e dei maggiori gradi di libertà. Le metodologie informatiche più promettenti per l'analisi del movimento del corpo impiegano modelli 3-D del corpo umano e ne tracciano il movimento dinamico nel tempo per dedurre le emozioni sulla base di librerie di modelli di movimento (Arunneshu e Geetha, 2017). Questi sistemi sono in gran parte agli inizi, ma promettono di progredire rapidamente (Shen et al., 2019; Strathopoulou e Tsihirintzis, 2011).

Riconoscimento vocale. La lingua parlata è la modalità di comunicazione umana più facilmente osservabile e misurabile. Analizzare le caratteristiche vocali, come il tono di voce, il ritmo e l'intonazione, può fornire indicazioni sullo stato emotivo di una persona. Sono state sviluppate interfacce informatiche in grado di captare l'emozione nel discorso utilizzando prosodia, tono, intensità, velocità del parlato, qualità vocale e altre caratteristiche (Vogt et al., 2008). Questi metodi utilizzano tipicamente un approccio lessicale a livello di lemmi utilizzando dizionari di parole emotive o approcci linguistici più complessi basati su regole, con o senza dizionari, per dedurre le emozioni dai modelli di parole (Agrawal e An, 2012). I sistemi informatici sono stati in grado di riconoscere una gamma di emozioni nel parlato con un tasso del 70% o superiore (Alu et al., 2017). Il più promettente di questi sistemi impiega reti neurali convoluzionali di *deep learning*. Uno strumento interessante in tale ambito è quello offerto da “behavioralsignals.com”, un software che analizza il tono della voce, la scelta delle parole e il coinvolgimento per formulare reazioni emotive, come l'empatia (Giannakopoulos et al., 2019). Sebbene ancora migliorabile, i risultati sono già soddisfacenti e in costante crescita.

Analisi del testo. L'elaborazione del linguaggio naturale può essere utilizzata per analizzare il contenuto emotivo dei testi scritti, come messaggi di testo, e-mail o post sui social media. Algoritmi di apprendimento automatico possono estrarre informazioni sulle emozioni attraverso l'analisi del lessico, della struttura sintattica o dei sentimenti espressi nel testo (Cambria, 2016).

Monitoraggio fisiologico delle emozioni. La tecnologia indossabile può fornire informazioni sugli stati emotivi di un individuo. Gli orologi intelligenti e i cinturini per esercizi riescono a restituire dati in tempo reale sulla frequenza cardiaca, sulla risposta galvanica della pelle, sull'ECG e sulla saturazione di ossigeno nel sangue, dai quali è possibile trarre informazioni sugli stati emotivi di chi li indossa (Kutt et al., 2018). Utilizzando una varietà di misure, i metodi basati sulla fisiologia hanno mostrato un'accuratezza dal 70 all'80% per determinare l'eccitazione e la valenza emotiva (Jerritta et al., 2011) e i dispositivi indossabili standard hanno mostrato capacità simili ai sensori più evoluti utilizzati nella pratica medica (Ragot et al., 2017).

Sistemi di rilevamento delle emozioni multimodali. Ad oggi, la maggior parte di tali sistemi di rilevamento delle emozioni sono stati sviluppati e testati separatamente. Proprio come il cervello umano, i sistemi multimodali di riconoscimento delle emozioni che combinano tutte le misure sin qui discusse fornirebbero la capacità di rilevare con precisione anche espressioni emotive sottili e complesse (He et al., 2020). Gli sforzi per sviluppare tali sistemi hanno suggerito che la combinazione di misure aumenta notevolmente le prestazioni dei sistemi di riconoscimento automatico delle emozioni (Castellano, Kessous e Caridakis, 2008). Sembrerebbe che la più grande sfida nella creazione di questi sistemi risieda nello sviluppo di software e algoritmi per combinare e modellare i dati multimodali. Un sistema attuale che utilizza il rilevamento multimodale per valutare le emozioni è Affectiva (<https://www.affectiva.com>), un software sviluppato dal MIT Media Lab. Affectiva utilizza una webcam standard per identificare emozioni come rabbia, disprezzo, disgusto, paura, gioia, tristezza e sorpresa (McDuff et al., 2013). Anche il rilevamento vocale è integrato in Affectiva. Affectiva, inoltre, è in grado di rilevare come qualcosa viene detto e la frequenza con cui viene detto. Queste caratteristiche lo rendono uno strumento promettente e potente per leggere le emozioni delle persone in situazioni naturali o contesti lavorativi.

Come anticipato sopra, l'IAE trova molteplici applicazioni in diversi ambiti.

Assistenza sanitaria. L'IAE può essere utilizzata per monitorare il benessere emotivo dei pazienti, ad esempio attraverso analisi del linguaggio o del tono di voce, al fine di rilevare segnali di stress, depressione o altri disturbi emotivi (Abdi et al., 2018). Ciò può aiutare a fornire un supporto tempestivo e personalizzato.

Interazione uomo-macchina. L'IAE può migliorare l'interazione tra gli esseri umani e i sistemi intelligenti. Ad esempio, assistenti virtuali con capacità emotive possono adattare le loro risposte in base allo stato emotivo dell'utente, creando un'esperienza più personalizzata e coinvolgente (Picard, 2000).

Intrattenimento. L'IAE può arricchire l'esperienza di intrattenimento creando personaggi virtuali o agenti intelligenti che possono esprimere emozioni in modo realistico (Prendiger, 2014). Ciò è particolarmente rilevante per i videogiochi, dove i personaggi virtuali possono reagire in modo emotivamente appropriato alle azioni del giocatore.

Educazione. L'IAE può essere utilizzata nell'ambito dell'educazione per migliorare l'apprendimento e l'interazione degli studenti. Ad esempio, agenti intelligenti possono fornire feedback emotivamente rilevante per incoraggiare e motivare gli studenti durante l'apprendimento (Martin, 2013).

Ricerche di mercato. L'IAE può essere impiegata per analizzare le risposte emotive dei consumatori durante ricerche di mercato (McStay, 2018). Ciò consente di ottenere una comprensione più approfondita delle reazioni e delle preferenze dei consumatori di fronte a prodotti, pubblicità o esperienze di consumo.

Gamification. Ovvero l'applicazione di elementi e meccaniche di gioco in contesti non ludici, può essere utilizzata per coinvolgere gli utenti nell'esplorazione e nell'interazione con sistemi basati sull'IAE (Mora, 2014). Ad esempio, l'utilizzo di punteggi, obiettivi e ricompense può rendere l'esperienza emotivamente coinvolgente, incoraggiando gli utenti a interagire in modo più attivo con i sistemi e a esplorare le loro emozioni e reazioni. La gamification può essere applicata in vari contesti, come l'educazione, l'assistenza sanitaria o la formazione, per rendere l'esperienza più divertente e motivante.

Un ambito applicativo peculiare e degno di nota, ai fini della nostra trattazione, è quello dell'assessment psicologico, soprattutto per finalità riconducibili alla Psicologia del lavoro e delle organizzazioni. L'integrazione dell'IAE nell'assessment può contribuire a fornire una valutazione più completa e accurata, tenendo conto delle dimensioni emotive e comportamentali di un individuo. Ecco alcuni esempi di come l'IAE possa essere utilizzata nell'ambito dell'assessment:

Valutazione dell'adattamento emotivo. L'IAE essere utilizzata per valutare l'adattamento emotivo di un individuo in diversi contesti. Ad esempio, attraverso l'analisi di espressioni facciali, tono di voce o scrittura, l'IAE può rilevare e interpretare le emozioni manifestate durante un'attività di assessment (Beringer, 2019). Ciò può fornire informazioni preziose sulla gestione emotiva, la resilienza o la stabilità emotiva di una persona.

Analisi del linguaggio e delle risposte scritte. L'IAE può analizzare le risposte scritte di un individuo in un questionario o in un'intervista e rilevare le emozioni, i sentimenti o le sfumature emotive espresse (Cambria, 2016). Ciò può aiutare a comprendere meglio la personalità, l'atteggiamento o il benessere emotivo di una persona.

Feedback emotivamente rilevante. L'IAE può fornire feedback personalizzato e emotivamente rilevante durante un'attività di assessment (D'Mello, 2012). Ad esempio, se un individuo mostra segni di frustrazione o stress durante l'assessment, l'IAE può adattare il feedback per fornire supporto emotivo o incoraggiamento. Ciò può migliorare l'esperienza dell'utente e promuovere un maggiore coinvolgimento nell'assessment.

Riconoscimento dell'empatia. L'IAE può essere utilizzata per valutare la capacità di un individuo di comprendere e rispondere alle emozioni altrui (D'Mello, 2010). Attraverso l'analisi delle interazioni o dei comportamenti sociali, l'IAE può valutare l'empatia di un individuo e fornire informazioni sulle sue competenze relazionali ed emotive.

Intelligenza artificiale emotiva e selezione del personale

Esistono diversi modi in cui il calcolo affettivo può essere impiegato per migliorare la validità e l'affidabilità degli attuali metodi di selezione del personale. Nelle prossime pagine ne approfondiremo l'applicazione con riferimento ai principali strumenti.

Machine learning nella selezione del personale

Nell'ambito della selezione del personale, l'IAE è stata utilizzata per analizzare le videorisposte dei candidati e fornire informazioni significative agli addetti alle risorse umane rispetto alla loro "hirability" (i.e., potenziale di essere assunti in quanto considerati candidati appetibili) (Langer et al., 2017). Questa tipologia di set di dati video è un esempio di "dati sul campo ampi, rumorosi, multimodali e ad alta dimensione" (König et al., 2020). Sono ampi perché un tipico file video a colori non compresso è composto da 14 megabyte al secondo (che significa 4,2 gigabyte per 5 minuti di video); sono rumorosi perché, ad esempio, lo sfondo dei video non è standardizzato e potrebbe esserci un rumore reale nei dati (ad esempio, rumori di fondo; problemi tecnici durante la registrazione); sono multimodali perché includono informazioni visive, verbali, paraverbali e non verbali; e sono ad alta dimensione perché possono essere descritti da livelli bassi come i pixel a livelli alti come il comportamento dedotto (ad esempio, un sorriso). Dunque, per poter collegare i video alle valutazioni di hirability in modo ottimale è necessario ottenere la migliore accuratezza di previsione possibile, attraverso:

- a) preelaborazione dei dati;
- b) estrazione;
- c) progettazione;
- d) addestramento e testing degli approcci di ML.

La preelaborazione è una delle fasi più laboriose nel *machine learning* (d'ora in poi ML). Consiste nel convertire i dati in forme che possono essere utilizzate dagli algoritmi, ossia pulirli, normalizzarli e controllarne il rumore. Nel caso delle interviste video: ognuno ha un aspetto diverso perché registrato con hardware, larghezza di banda Internet, sfondo fisico, rumore di fondo e condizioni di illuminazione diversi. Queste differenze complicano l'estrazione di informazioni utili dal flusso video e audio delle registrazioni dei candidati. Ad esempio, utilizzare il contenuto delle risposte del candidato, implica una serie di passaggi, come l'estrazione del segnale audio, l'utilizzo di metodi di sintesi vocale per trascrivere automaticamente il segnale audio, il controllo delle incongruenze e degli errori nella trascrizione e la preparazione dei dati di testo risultanti (come lo *stemming*, ovvero, ridurre forme diverse da una parola a una radice comune).

Estrazione delle caratteristiche significa ridurre il numero di variabili "caratteristiche" che verranno utilizzate per costruire il modello di ML. Nel caso di una videointervista, questo potrebbe significare estrarre singole parole dall'intervista e usarle nella previsione. L'estrazione delle caratteristiche può anche significare condensare i dati (ad esempio, utilizzando l'analisi delle componenti principali) per renderli meglio elaborabili.

Strettamente associata all'estrazione di funzionalità è l'*ingegneria delle funzionalità*, in cui nel programma di ML vengono integrate nuove funzionalità (ad esempio, nel caso dell'intervista video, includere il conteggio parole o la complessità delle parole come nuove funzionalità). Una volta terminata l'estrazione delle caratteristiche e il processo di ingegnerizzazione, è possibile iniziare a testare diversi tipi di algoritmi per la previsione o la classificazione. Questi algoritmi possono variare dalla regressione lineare e logistica a singoli alberi decisionali, metodi di *ensemble* (ad esempio *random forest*) e reti neurali profonde, sapendo che ogni metodo ha i suoi vantaggi, svantaggi e condizioni specifiche. Ogni tipo di algoritmo richiede quindi un processo di ottimizzazione iterativo per trovare la migliore combinazione e ponderazione delle

funzionalità, nonché per ottimizzare i parametri nei modelli ML. Per trovare l'algoritmo più promettente, viene diviso casualmente il campione in un set di addestramento e un set di test (a volte chiamato convalida incrociata). Nel caso più semplice, il 70% del campione potrebbe essere utilizzato per sviluppare l'algoritmo e il 30% per testarlo (o convalidarlo). L'obiettivo generale è *prevenire l'overfitting* e rendere l'algoritmo il più generalizzabile possibile a nuovi dati. Di solito l'obiettivo di tali approcci di ML risulta essere l'ottimizzazione dell'accuratezza della previsione; tuttavia, è anche possibile prendere in considerazione altri criteri target, come ad esempio, oltre l'accuratezza predittiva, la previsione dei bias (Raghavan et al., 2020).

È importante tenere presente che gli approcci di IAE e ML possono essere utilizzati anche in altri contesti. Ad esempio, lettere motivazionali, video di candidati in attesa di essere ammessi al colloquio e persino la l'analisi calligrafica (Joshi et al., 2015).

Interviste di selezione del personale

Un'area importante in cui il calcolo affettivo può fornire valido supporto è quello dei colloqui di selezione. Un colloquio è una procedura di selezione che si basa sia sulle risposte verbali che sui comportamenti non verbali dei potenziali candidati al lavoro per prevedere le future prestazioni lavorative (McDaniel et al., 1994). Il comportamento non verbale, in particolare, si presta ad essere analizzato tramite IAE, poiché viene percepito sia visivamente che dal canale uditivo. Sebbene le interviste siano tra gli strumenti di selezione più comunemente utilizzati nella pratica, essi devono tener conto sia della bassa validità predittiva che dell'affidabilità degli intervistatori (Judge et al., 2000; Ryan e Ployhart, 2014). Le aree che influenzano principalmente la validità e l'affidabilità delle interviste includono la gestione delle impressioni dell'intervistato e la falsificazione, nonché il pregiudizio e la competenza dell'intervistatore.

L'IAE può analizzare una grande quantità di dati per osservare e percepire l'espressione emotiva del candidato durante l'intervista identificando eventuali problemi di ansia da colloquio che potrebbero causare risultati scarsi nelle interviste nonostante il candidato disponga delle competenze richieste dall'organizzazione. L'IAE può fornire all'intervistatore informazioni in tempo reale sulle emozioni dei candidati. In questo modo, l'intervistatore viene messo al corrente dell'ansia del candidato e può così cercare di metterlo a suo agio.

Osservare le emozioni dei candidati, in particolare le espressioni emotive sottili, può aiutare a identificare candidati che si stanno impegnando in una gestione eccessiva delle impressioni, ossia il tentativo di gestire o controllare le immagini proiettate durante un'interazione sociale (McFarland et al., 2005). Ciò consente di ridurre l'impatto delle prime impressioni, spesso un fattore eccessivamente influente nei punteggi delle interviste (Stewart et al., 2008).

I metodi di *affective computing* hanno anche un grande potenziale nell'identificare i comportamenti di simulazione degli intervistati. La simulazione è "una distorsione intenzionale o una falsificazione delle risposte sulle misure al fine di creare un'impressione specifica o fornire la risposta migliore" (Levashina e Campion, 2006). Ciò include una serie di comportamenti, come sopravvalutare o fabbricare abilità, talenti o esperienze; non menzionare o tentare di nascondere carenze di abilità o esperienze; e, infine, l'ingraziamento ingannevole o non sincero nei confronti dell'intervistatore o dell'organizzazione (Levashina e Campion, 2007; Buehl e Melchers, 2017). Abbinare la sequenza temporale delle emozioni del candidato con interviste strutturate potrebbe anche fornire preziose informazioni sui valori, gli atteggiamenti e gli interessi del candidato e su come questi si allineano con i requisiti della posizione e le esigenze dell'organizzazione. Mentre le persone in cerca di lavoro potrebbero tentare di impegnarsi in comportamenti falsi, le loro reazioni emotive quando viene loro descritto il lavoro potrebbero raccontare una storia diversa. Ad esempio, quando vengono discussi i processi del team, un candidato potrebbe

mostrare reazioni positive mentre un altro potrebbe mostrare incertezza o emozioni negative. Nel complesso, questi metodi fornirebbero importanti informazioni sulle emozioni dei candidati.

L'uso dell'IAE nei colloqui non deve essere limitato ai candidati. Gli intervistatori contribuiscono altrettanto, se non di più, alla scarsa validità predittiva dei colloqui di selezione (Ryan e Ployhart, 2014). Queste tecnologie potrebbero essere utilizzate altrettanto facilmente per osservare e tenere traccia delle espressioni emotive e delle risposte dell'intervistatore durante l'intervista. Ad esempio, nella loro ricerca sul sistema di giudizio del colloquio multimodale, Nguyen e colleghi (2014) hanno scoperto che mentre i segnali audio del candidato erano predittivi di irritabilità, anche i segnali visivi dell'intervistatore erano altrettanto predittivi. Le organizzazioni potrebbero avvalersi dell'IAE per quantificare oggettivamente le prestazioni degli intervistatori in più interviste. È stato dimostrato che la formazione degli intervistatori si traduce in valutazioni più affidabili (Dipboye e Gaugler, 1993), migliorando le loro capacità e creando consapevolezza dei pregiudizi. Con la pratica, gli intervistatori potrebbero avvalersi di feedback che segnalino come le loro espressioni emotive si stanno muovendo in una direzione sbagliata e intraprendere azioni correttive per spostare l'intervista in una più costruttiva.

Brandon e colleghi (2023) hanno descritto e valutato il processo di mappatura e misurazione delle potenziali fonti di parzialità e correttezza di interviste video automatizzate (d'ora in poi, AVI). Nelle AVI, i candidati al lavoro ricevono una serie di domande e viene chiesto di registrare le loro risposte come parte di un colloquio unidirezionale (o asincrono). Le AVI utilizzano software per analizzare le registrazioni e generare caratteristiche comportamentali, che vengono inserite nei modelli di ML per valutare le conoscenze, le abilità, o altre caratteristiche degli intervistati (ad es. personalità) per aiutare le aziende a selezionare i candidati. Le annotazioni umane vengono spesso utilizzate durante il processo di sviluppo del modello di ML come riferimento fondamentale. Le valutazioni umane di questi tratti si basano sulle dinamiche della vocalizzazione, dell'espressione corporea, dei segnali linguistici, delle emozioni percepite e di altri segnali sociali raccolti dall'elaborazione del linguaggio, dalla visione artificiale e da vari altri strumenti di AC. Le aziende Fortune 500 sono sempre più interessate a utilizzare le AVI per aiutare a selezionare i candidati di lavoro in modo più efficiente ed efficace, ma recentemente ci sono stati respingimenti a causa di potenziali pregiudizi in questi sistemi (Raghavan, 2020). Ad esempio, in un esperimento di colloquio di lavoro simulato di persona, Muralidhar (2016) ha osservato che la valutazione automatizzata tende mediamente a preferire gli uomini alle donne in termini di abilità professionali, sociali e comunicative (ad esempio, entusiasmo, competenza e motivazione), postulando che le differenze fossero dovute agli stereotipi di genere nella percezione dei segnali sociali durante la raccolta di punteggi. È sia legalmente che eticamente imperativo che gli sviluppatori di questi sistemi AVI ad alto rischio analizzino attentamente i pregiudizi e l'equità per evitare danni sociali e favorire la promozione di sistemi giusti.

Assessment center e test di giudizio situazionale

Sia gli esercizi di assessment center che i test di giudizio situazionale (i.e., *Situational Judgement Test*) hanno mostrato una validità predittiva relativamente forte in lavori complessi (Ryan e Ployhart, 2014). I progressi tecnologici hanno reso più facile incorporare questi metodi (senza ricorrere a consulenti o terze parti) e riescono a condurre gli esercizi e le simulazioni internamente ed anche online. L'aggiunta dell'IAE a questi metodi offre diversi vantaggi. Un assessment center consiste in una "... valutazione standardizzata del comportamento basata su input multipli" (Rupp et al., 2015, p. 1250). Gli assessment center consistono in esercizi comportamentali e di simulazione, inclusi esercizi di simulazione manageriale, discussioni di gruppo senza leader, giochi di ruolo, analisi di casi e presentazioni orali (Hoffman et al., 2015). Gli assessment center sono generalmente progettati per valutare conoscenze e abilità specifiche. Aggiungendo l'emozione, questi metodi possono non solo misurare quanto è abile un candidato in un

compito, ma anche quanto gli piace o non gli piace il compito. Questo sembrerebbe essere un predittore molto migliore del loro impegno e delle prestazioni a lungo termine in tale compito. Ciò ha il potenziale per espandere notevolmente la nostra capacità di valutare "altre caratteristiche" che sono state spesso mal definite ma sembrano essere fortemente associate alle prestazioni di ruolo. In questo senso, il calcolo affettivo e l'osservazione delle emozioni dei candidati durante questi esercizi forniscono una finestra su diverse abilità e altre caratteristiche che si sono rivelate difficili da quantificare con i metodi tradizionali. L'intelligenza emotiva e le capacità interpersonali si distinguono e sono spesso ricercate dalle organizzazioni.

Osservando le emozioni dei candidati durante gli esercizi orientati al compito e le simulazioni interattive, questi metodi potrebbero fornire misure oggettive di ciascuno dei domini dell'intelligenza emotiva, così come delle abilità interpersonali, che non sarebbero altrimenti ottenibili. Allo stesso modo, i SJT in cui ai candidati vengono presentate situazioni lavorative e viene valutata la risposta comportamentale o conoscitiva, si sono dimostrati tra i metodi di selezione più validi per valutare le abilità sociali e il processo decisionale etico (Christian et al., 2010; McDaniel et al., 2007). L'aggiunta di risposte emotive in questi metodi avrebbe vantaggi simili a quelli descritti sopra. Inoltre, fornirebbe un mezzo per rilevare la desiderabilità sociale e l'inganno nelle risposte dei candidati. Le emozioni dei candidati potrebbero anche essere utilizzate per rilevare e tenere conto delle differenze di sottogruppi razziali e di genere (Ryan e Ployhart, 2014) e quindi ridurre qualsiasi pregiudizio che potrebbe essere inerente ad alcuni SJT.

Le prossime sfide dell'IAE in ambito HR

L'uso dell'IAE nelle organizzazioni non è privo di una serie di potenziali sfide e preoccupazioni etiche. In primo luogo, mentre la maggior parte di questi sistemi ha funzionato abbastanza bene nel rilevamento e nell'espressione delle emozioni in contesti di laboratorio, vi sono preoccupazioni sulla loro affidabilità metodologica e validità in contesti dinamici e reali (Beringer et al., 2019). C'è già una crescente preoccupazione per l'utilizzo di questi tipi di tecnologie in situazioni in cui i diritti e il sostentamento dei dipendenti possono essere influenzati negativamente da sistemi decisionali che non sono stati rigorosamente testati e convalidati (Buolamwini e Gebu, 2018; Rhue, 2019). Amazon, per esempio, ha smesso di utilizzare il suo sistema di reclutamento basato sull'intelligenza artificiale dopo che si è rivelato prevenuto nei confronti delle candidate donne (Dastin, 2018). L'utilizzo dell'IAE nell'assessment può contribuire a una valutazione più approfondita e comprensiva delle competenze e delle caratteristiche emotive di un individuo, offrendo un valore aggiunto nella valutazione delle persone in diversi contesti, come l'ambito lavorativo, educativo o clinico.

Privacy e riservatezza. È importante notare però che l'applicazione dell'IAE nell'assessment solleva questioni etiche e di privacy (Tucker, 2019). È necessario garantire che le misurazioni emotive siano valide e affidabili, e che venga data la giusta considerazione alla protezione dei dati personali e al consenso informato degli individui valutati. L'uso di telecamere per la registrazione video sul posto di lavoro e negli spazi pubblici sta crescendo rapidamente. La pandemia COVID ha anche aumentato drasticamente la dipendenza dalla tecnologia di videoconferenza (Farooq et al., 2020). Mentre i dipendenti potrebbero sentirsi a proprio agio con la tecnologia e rinunciare ai loro problemi di privacy, alcune applicazioni riguarderebbero ambienti di vendita al dettaglio, medici ed educativi in cui i non dipendenti sarebbero potenzialmente monitorati, valutati e registrati da questi sistemi. Sarebbero necessarie linee guida rigorose per queste situazioni per proteggere i diritti individuali alla privacy, in particolare laddove potrebbero essere coinvolte informazioni protette. Un'altra preoccupazione che dovrebbe essere affrontata nella progettazione e nell'implementazione di questa tecnologia è l'impatto negativo su eventuali sottogruppi all'interno della forza lavoro o della popolazione in generale. Sebbene gran parte dell'esperienza e

dell'espressione emotiva umana sia universale, possono esserci anche sottili differenze culturali tra sottogruppi basate su fattori come cultura, genere ed età (Keltner, Sauter, Tracy e Cowen, 2019). Pertanto, i sistemi di calcolo affettivo potrebbero valutare alcuni individui in modo impreciso o "preferire" alcune forme di espressione emotiva rispetto ad altre. Sarebbe necessario prestare attenzione, in particolare quando questi sistemi vengono inizialmente implementati.

Maggiore validità. Analogamente agli studi tradizionali sulla selezione del personale, l'area più importante ma potenzialmente più impegnativa per la ricerca futura è ottenere risultati più solidi circa la sua validità predittiva (Verhoef, 2020). Se non ci sono prove che un sistema possa prevedere le prestazioni lavorative, nessuna organizzazione sarà interessata a investire denaro in esso. Oltre alla validità predittiva, devono essere esaminati anche altri aspetti dell'output dell' algoritmo. In particolare, la ricerca deve valutare le differenze tra sottogruppi, perché molti strumenti di selezione del personale producono differenze di genere e razziali (Ployhart e Holtz, 2008). Inoltre, la ricerca potrebbe provare a stabilire la validità di costrutto delle variabili. Più in generale, gli standard psicometrici classici si applicano anche all'uso del ML nella selezione (Jacobucci e Grimm, 2020). Una mancanza di affidabilità delle misure incluse nei sistemi ML minerà l'utilità di tali approcci senza offrire alcuna prova della sua efficacia. Inoltre, la validità predittiva potrebbe essere ridotta se i richiedenti sapessero come superare in astuzia i sistemi di punteggio automatico attraverso manovre di "faking" (Melchers et al., 2020) o "gioco dell'algoritmo" (Bambauer e Zarsky, 2018). Ricerche precedenti hanno dimostrato che fornire a un individuo suggerimenti su come viene assegnato un punteggio a una procedura di selezione del personale può influenzare i livelli di falsificazione (König et al., 2017) e la teoria dei segnali (Bangerter et al., 2012) prevede che i candidati abbiano un forte incentivo a superare in astuzia tali sistemi. Ad esempio, se i candidati si rendono conto che le valutazioni del sistema tendono a favorire le persone che parlano più forte, potrebbe essere logico che le persone cerchino di parlare più forte. È persino immaginabile che possano provare a ingannare un sistema utilizzando strategie che non sono esteriormente ovvie (ad esempio, i candidati che utilizzano caratteri bianchi nei curriculum auto-sviluppati per aggiungere parole che pensano possano aumentare la loro valutazione).

La collaborazione uomo-IA. Le aziende che cercano di vendere strumenti di ML per la selezione del personale non propongono che il loro prodotto diventi l'unica procedura di selezione in assessment (Raghavan et al., 2020). Un approccio a più ostacoli in cui il ML venga utilizzato per lo screening e altre procedure in aggiunta o in un ostacolo successivo è lo scenario più probabile per incorporare l'IAE nei sistemi di selezione del personale. Tuttavia, anche nella fase di screening, la selezione completamente automatizzata tramite l'intelligenza artificiale potrebbe non essere legalmente difendibile (ad esempio, il regolamento generale sulla protezione dei dati dell'Unione Europea include la regolamentazione contro l'elaborazione e la profilazione completamente automatizzate degli esseri umani). Pertanto, i decisori umani rimarranno una parte vitale del processo di selezione. Ciò potrebbe indicare che i professionisti delle risorse umane devono integrare le informazioni dall'approccio ML con altre informazioni e la propria valutazione. Negli scenari in cui esseri umani e sistemi contribuiscono congiuntamente a un compito decisionale (Raisch e Krakowski, 2021), sorgono molti interrogativi. Ad esempio, deve ancora essere determinato come progettare il processo decisionale congiunto uomo-IA. Un'opzione potrebbe essere che un sistema fornisca agli esseri umani consigli che gli esseri umani possono quindi utilizzare come fonte aggiuntiva di informazioni. Un'altra opzione sarebbe che gli esseri umani valutassero inizialmente le informazioni sul richiedente e poi ottenessero consigli da un sistema come informazioni aggiuntive (van Dongen e van Maanen, 2013). In questo caso, il sistema potrebbe persino essere utilizzato per mettere in discussione la valutazione dell'essere umano nel tentativo di migliorare il ragionamento sulla decisione, migliorandone così potenzialmente la qualità (Guerlain et al., 1999). Un'altra opzione

efficiente in termini di tempo sarebbe quella di inserire l'essere umano nel ciclo decisionale, il che significa monitorare solo le decisioni dei sistemi e approvare ciascuna di esse o intervenire in caso di errori.

Gli esempi precedenti descrivono principalmente idee riguardanti "quando" ricevere consigli da un sistema e il "come" (ad esempio, come consiglio o come feedback) della collaborazione uomo-sistema per i processi di selezione. Resta da verificare quali informazioni dall'approccio ML debbano essere presentate (ad esempio, quanti dettagli, rappresentazioni grafiche, dettagli tecnici). Inoltre, devono essere studiati gli effetti a lungo termine. È probabile che gli utenti di tali sistemi impareranno dall'interazione con essi nel tempo. Se l'esperienza è positiva, gli utenti potrebbero fidarsi eccessivamente dei sistemi, il che potrebbe significare che si affideranno fin troppo ai processi e agli output di un sistema (Parasuraman e Manzey, 2010; Parasuraman e Riley, 1997). Ciò potrebbe portare a situazioni in cui i decisori umani utilizzano raccomandazioni distorte o deboli del sistema senza rendersi conto che il consiglio fornito potrebbe essere stato non ottimale. Se l'esperienza è negativa, gli utenti potrebbero perdere la fiducia nel sistema, il che potrebbe portare a una scarsa fiducia anche in situazioni in cui esso è stato migliorato dagli sviluppatori. In tali sistemi, gli utenti potrebbero impegnarsi inutilmente nel controllo e nel monitoraggio del comportamento, minando i guadagni di efficienza nell'uso del tool. Infine, con l'implementazione di sistemi automatizzati nei processi di selezione, ci sarà probabilmente anche la necessità di formazione dei dipendenti (Oswald et al., 2020). Dato che l'intelligenza artificiale ha appena iniziato a svolgere un ruolo nell'educazione della professione di gestione delle risorse umane, l'attuale generazione di professionisti delle risorse umane probabilmente non è particolarmente istruita nell'uso dei sistemi basati sull'intelligenza artificiale e quindi trarrebbe vantaggio da una formazione che spieghi le sue capacità e i suoi limiti.

Il ruolo degli stakeholder. La ricerca futura potrebbe anche prendere in considerazione altri feedback delle parti interessate agli approcci ML. Considerando che la ricerca finora ha esaminato principalmente le reazioni dei richiedenti (ad esempio, Acikgoz et al., 2020; Kanning et al., 2019; Langer et al., 2018; Mirowska, 2020; Newman et al., 2020) e le reazioni degli utenti (ad esempio, Langer, König, e Busch, 2021), i ricercatori devono prestare attenzione alle reazioni di altre stakeholder come decisori in organizzazioni, sindacati e comitati aziendali, sviluppatori di software e così via (Langer, Oster, et al., 2021). In particolare, comprendere gli approcci ML e comunicare in modo convincente i vantaggi e gli avvertimenti di tali approcci potrebbe richiedere una conoscenza più dettagliata di quella che normalmente hanno i responsabili delle decisioni nelle organizzazioni (Oswald et al., 2020).

Interazione con altre tecnologie. Finora, la ricerca ha tipicamente lavorato con dati che emergono come sottoprodotto durante le procedure di selezione (ad esempio, record di risultati, Campion et al., 2016; video inviati dai candidati in interviste asincrone, Langer et al., 2020). Potrebbe essere utile estendere questi set utilizzando dati provenienti da fonti alternative e nuove. In particolare, tali nuovi dati potrebbero provenire dall'utilizzo di sensori come dispositivi indossabili (per una panoramica si veda Langer et al., 2019). Ad esempio, se una caratteristica desiderabile di un controllore del traffico aereo è la capacità di far fronte a situazioni di forte stress (Pecena et al., 2013), dovrebbe essere possibile misurare i livelli di stress dei candidati controllori del traffico aereo nei giochi di ruolo utilizzando dispositivi indossabili che misurano variabili come la conduttanza cutanea, la frequenza cardiaca e la pressione sanguigna. Tali dati indossabili potrebbero integrare (o addirittura sostituire) le valutazioni umane della resistenza allo stress dei candidati.

Conclusioni

Al termine di questa appassionata rassegna ed analisi dello stato dell'arte, emergono e si confermano le aspettative relative alle potenzialità di quanto discusso. Ciascuno degli ambiti applicativi e teorici

analizzati, contiene numerose opportunità di crescita ed espansione, nonché potenziali nuove strade percorribili non ancora esplorate.

Gli approcci multimodali, la capacità di stabilire un collegamento funzionale tra vari strumenti, al fine di ottenere rilevamenti tout-court ed una risposta più ampia, soddisfacente ed omnicomprensiva, ad oggi risultano molto affascinanti ma ancora imprecisi. Tuttavia, la strada sembra tracciata ed il futuro sembra guardare in direzione di assistenti digitali e virtuali in grado di elaborare dati sugli stati emotivi delle persone, analizzando segnali provenienti da una ampia gamma di canali. Così come la capacità di simulazione delle emozioni sembra essere la modalità di comunicazione preferita da parte delle persone che si relazionano alle intelligenze artificiali.

Bibliografia

- Abdi, J., Al-Hindawi, A., Ng, T., & Vizcaychipi, M. P. (2018). Scoping review on the use of socially assistive robot technology in elderly care. *BMJ Open* 8(2), e018815.
- Acikgoz, Y., Davison, K. H., Compagnone, M., & Laske, M. (2020). Justice perceptions of artificial intelligence in selection. *International Journal of Selection and Assessment* 28(4), 399–416.
- Agrawal, A., & An, A. (2012). Unsupervised emotion detection from text using semantic and syntactic relations. *2012 IEEE/WIC/ACM International Conferences on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology* (pp. 346–353). IEEE.
- Alu, D. A. S. C., Zoltan, E., & Stoica, I. C. (2017). Voice based emotion recognition with convolutional neural networks for companion robots. *Science and Technology* 20, 222–240.
- Arunnehr, J., & Geetha, M. K. (2017). Automatic human emotion recognition in surveillance video. In N. Dey & V. Santhi (Eds.), *Intelligent techniques in signal processing for multimedia security* (pp. 321–342). Studies in Computational Intelligence (Vol. 660). Springer International Publishing.
- Bambauer, J. R., & Zarsky, T. (2018). The algorithm game. *Notre Dame Law Review* 94, 1–48. .
- Bangerter, A., Roulin, N., & König, C. J. (2012). Personnel selection as a signaling game. *Journal of Applied Psychology*, 97(4), 719–738.
- Bates, J., Loyall, A.B., and Reilly, W.S. (1992). Integrating Reactivity, Goals, and Emotion in a Broad Agent. In *Proceedings of the 14th Meeting of the Cognitive Science Society*.
- Becker, W., J., (2022). *HR Affective computing*. In Handbook of Research on Artificial Intelligence in Human Resource Management. Edward Elgar Publishing.
- Beringer, M., Spohn, F., Hildebrandt, A., Wacker, J., & Recio, G. (2019). *Reliability and validity of machine vision for the assessment of facial expressions*. *Cognitive Systems Research*, 56, 119–132.
- Booth, B., Hickman, L., Subburaj, S., K., Tay, L., Woo S., E., D’Mello S., K., Integrating Psychometrics and Computing Perspectives on Bias and Fairness in Affective Computing. *IEEE Signal Processing Magazine*.
- Buehl, A. K., & Melchers, K. G. (2017). Individual difference variables and the occurrence and effectiveness of faking behavior in interviews. *Frontiers in Psychology*, 8, Article 686.
- Buolamwini, J., & Gebru, T. (2018). Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification. In *Proceedings of Machine Learning Research* (pp. 1–15).
- Cambria, E. (2016). *Affective Computing and Sentiment Analysis*. IEE.
- Campion, M. C., Campion, M. A., Campion, E. D., & Reider, M. H. (2016). Initial investigation into computer scoring of candidate essays for personnel selection. *Journal of Applied Psychology*. 101(7), 958–975.
- Castellano, G., Kessous, L., & Caridakis, G. (2008). Emotion recognition through multiple modalities: Face, body gesture, speech. In Peter, C. & Beale, R. (Eds.), *Affect and emotion in human-computer interaction* (pp. 92–103). Springer.
- Christian, M. S., Edwards, B. D., & Bradley, J. C. (2010). Situational judgment tests: Constructs assessed and a meta-analysis of their criterion-related validities. *Personnel Psychology*, 63, 83–117.
- Dastin, J. (2018). *Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women*. Reuters.
- David, C. B. (2018). Learning from artificial intelligence’s previous awakenings: The history of expert systems. *AI Magazine*, 39(3).

- Dipboye, R. L., & Gaugler, B. B. (1993). Cognitive and behavioral processes in the selection interview. In Schmitt, N. & Borman, W., C., (Eds.), *Personnel selection in organizations* (pp. 135–170). Jossey-Bass.
- D'Mello, S., & Graesser, A. (2012). *Dynamics of affective states during complex learning*. Sciencedirect.
- D'Mello, S. K., & Graesser, A. C. (2010). *Multimodal semi-automated affect detection from conversational cues, gross body language, and facial features*. Springer.
- Ekman, P., & Oster, H. (1979). Facial expressions of emotion. *Annual Review of Psychology*, 30(1), 527–554.
- Ekman, P., (2007). *Emotions Revealed: Recognizing Faces and Feelings to Improve Communication and Emotional Life*. Henry Holt & Company Inc.
- Farooq, A., Laato, S., & Islam, A. K. M. N. (2020). Impact of online information on self-isolation intention during the COVID-19 pandemic: Cross-sectional study. *Journal of Medical Internet Research*.
- Frijda, N., H., Swagerman, J. (1987). Can Computers Feel? Theory and Design of an Emotional System. *Cognition and Emotion*. 1 (3), 235-257.
- Frijda, N., H., (1986). *The Emotions. Studies in Emotion and Social Interaction*. New York: Cambridge Univ. Press.
- Giannakopoulos, T., Dimopoulos, S., Pantazopoulos, G., Chatziagapi, A., Sgouropoulos, D., Katsamanis, A., Narayanan, S., (2019). Using Oliver API for emotion-aware movie content characterization. In *International Conference on Content-Based Multimedia Indexing* (pp. 1-4). IEEE.
- Guerlain, S., A., Smith, P., J., Obradovich, J., H., Rudmann, S., Strohm, P., Smith, J., W., Svirbely, J., & Sachs, L., (1999). Interactive critiquing as a form of decision support: An empirical evaluation. *Human Factors* 41(1), 72–89.
- He, Z., Li, Z., Yang, F., Wang, L., Li, J., Zhou, C., & Pan, J. (2020). Advances in multimodal emotion recognition based on brain–computer interfaces. *Brain Sciences*, 10, 687–706.
- Hudlicka, E., Psychometrix & McNeese, M., (1999), *Proceedings of the human factors and ergonomics society 43rd annual meeting*. The Ohio State University.
- Ivanova, M. (2013). Researching affective computing techniques for intelligent tutoring systems. In *Proceedings of the International Conference on Interactive Collaborative Learning*, (pp. 611–617). IEEE.
- Jacobucci, R., & Grimm, K., J., (2020). Machine learning and psychological research: The unexplored effect of measurement. *Perspectives on Psychological Science*, 15(3), 809–816.
- Jerritta, S., Murugappan, M., Nagarajan, R., & Wan, K. (2011). Physiological signals based human emotion recognition: A review. In *2011 IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and its Applications*, (pp. 410–415). IEEE.
- Joshi, P., Agarwal, A., Dhavale, A., Suryavanshi, R., & Kodollikar, S. (2015). Handwriting analysis for detection of personality traits using machine learning approach. *International Journal of Computer Applications*, 130(15).
- Judge, T., A., Cable, D., M., & Higgins, C., A., (2000). The employment interview: A review of recent research and recommendations for future research. *Human Resource Management Review*, 10(4), 383–406.
- Kanning, U., P., Kraul, L., F., Litz, R., Z., (2019). Attitudes towards digital methods for personnel selection. *Journal of Business and Media Psychology*, 10(1), 57–71.
- Keltner, D., Sauter, D., Tracy, J., Cowen, A. (2019). Emotional expression: Advances in basic emotion theory. *Journal of Nonverbal Behavior*, 43, 133–160.
- König, C., J., Demetriou, A., M., Glock, P., Hiemstra, A., M., F., Ilescu, D., Ionescu, C., Langer, M., Liem, C., C., S., Linnenbürger, A., Siegel, R., & Vartholomaios, I., (2020). *Some advice for psychologists who want to work with computer scientists on big data*. *Personnel Assessment and Decisions*, 6(1), 17–23.
- König, C. J., Jansen, A., & Lüscher Mathieu, P., (2017). What if applicants knew how personality tests are scored? A minimal intervention study. *Journal of Personnel Psychology*, 16(4), 206–210.
- Kuligowska, K., Kisielewicz, P., & Włodarz, A., (2018). Speech synthesis systems: Disadvantages and limitations. *International Journal of Engineering and Technology*, 7, 234–239.
- Kutt, K., Nalepa, G., J., Giżycka, B., Jemiolo, P., & Adamczyk, M. (2018). Bandreader – a mobile application for data acquisition from wearable devices in affective computing experiments. In *2018 11th International Conference on Human System Interaction, (HSI)* (pp. 42–48). IEEE.
- Langer, M., König, C. J., & Busch, V. (2021). Changing the means of management decisions: Effects of automated decision-support systems on personnel selection tasks. *Journal of Business and Psychology*, 36(5), 751–769.

- Langer, M., Oster, D., Speith, T., Kästner, L., Baum, K., Hermanns, H., Schmidt, E., & Sesing, A. (2021). What do we want from explainable artificial intelligence (XAI)? A stakeholder perspective on XAI and a conceptual model guiding interdisciplinary XAI research. *Artificial Intelligence* 296, Article 103473.
- Langer, M., Schmid Mast, M., Meyer, B., Maass, W., & König, C. J. (2019). Research in the era of sensing technologies and wearables. In R. Landers (Ed.), *The Cambridge handbook of technology and employee behaviour*, (pp. 806–835). Cambridge University Press.
- Lazarus, R.S. (1991). *Emotion and Adaptation*. New York, NY: Oxford University Press.
- LeDoux, J.E. (1989). Cognitive-Emotional Interactions in the Brain. *Cognition and Emotion* 3(4), 267–289.
- Levashina, J., & Campion, M. A. (2006). A model of faking likelihood in the employment interview. *International Journal of Selection and Assessment*, 14(4), 299–316.
- Levashina, J., & Campion, M. A. (2007). Measuring faking in the employment interview: Development and validation of an interview faking behavior scale. *Journal of Applied Psychology*, 92(6), 1638–1656.
- Lin, H., Pan, F., Wang, Y., Lv, S., & Sun, S. (2010). Affective computing in E-learning. In M. Jakobovic (Ed.), *E-learning. InTech*, (pp. 117–128).
- Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability. *Communication of the ACM*, 61(10), 36–43.
- Martin, A., & Tsai, J. (2013). Affective learning in intelligent tutoring systems. *Educational Psychology Review*, 25(3), 283–307.
- McCulloch, W. S., Pitts, W. H., (1943). *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*. Springer.
- McDaniel, M. A., Whetzel, D. L., Schmidt, F. L., & Maurer, S. D. (1994). The validity of employment interviews: A comprehensive review and meta-analysis. *Journal of Applied Psychology*, 79(4), 599–616.
- McDuff, D., Kaliouby, R., Senechal, T., Amr, M., Cohn, J., & Picard, R. (2013). Affectiva-MIT facial expression dataset (AM-FED): Naturalistic and spontaneous facial expressions collected “in-the-wild”. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, (pp. 881–888) IEEE.
- McFarland, L. A., Yun, G., Harold, C. M., Viera Jr., L., & Moore, L. G. (2005). An examination of impression management use and effectiveness across assessment center exercises: The role of competency demands. *Personnel Psychology*, 58(4), 949–980.
- McStay A. (2018). *Emotional AI: The Rise of Empathic Media*. SAGE Publications.
- Melchers, K. G., Roulin, N., & Buehl, A.-K. (2020). A review of applicant faking in selection interviews. *International Journal of Selection and Assessment*, 28(2), 123–142.
- Mora A., Gonzalez C., Toledo P., (2014). *Gamification in intelligent tutoring system*. Proceedings of the Second International Conference on Technological Ecosystems for Enhancing Multiculturality.
- Nguyen, L. S., Frauendorfer, D., Mast, M. S., & Gatica-Perez, D. (2014). Hire me: Computational inference of hirability in employment interviews based on nonverbal behavior. *Transactions on Multimedia*, 16(4), 1018–1031. IEEE
- Ortony, A., Clore, G.L., and Collins, A. (1988). *The Cognitive Structure of Emotions*. NY: Cambridge University Press.
- Ning, Y., He, S., Wu, Z., Xing, C., & Zhang, L. J. (2019). A review of deep learning-based speech synthesis. *Applied Sciences*, 9(19), Article 4050.
- Oswald, F. L., Behrend, T. S., Putka, D. J., & Sinar, E. (2020). Big data in industrial-organizational psychology and human resource management: Forward progress for organizational research and practice. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 7, 505–533.
- Parasuraman, R., & Riley, V. (1997). *Humans and automation: Use, misuse, disuse, abuse*. *Human Factors*, 39(2), 230–253.
- Pecena, Y., Keye, D., Conzelmann, K., Grasshoff, D., Maschke, P., Heintz, A., & Eißfeldt, H. (2013). Predictive validity of a selection procedure for air traffic controller trainees. *Aviation Psychology and Applied Human Factors*. 3(1), 19–27.
- Pew, R.W. and Mavor, A.S. (1998). *Representing Human Behavior in Military Simulations*. Washington, DC. National Academy Press, in press.
- Picard, R., W., *Affective Computing*" (2000). MIT Press.
- Ployhart, R. E., & Holtz, B. C. (2008). The diversity-validity dilemma: Strategies for reducing racioethnic and sex subgroup differences and adverse impact in selection. *Personnel Psychology*, 61(1), 153–172.
- Prendinger, H., & Ishizuka, M. (2014). Emotionally intelligent interfaces in entertainment. In *Emotion in Games* (pp. 267–287). Springer.

- Raghavan, M., Barocas, S., Kleinberg, J., & Levy, K. (2020). Mitigating bias in algorithmic hiring: Evaluating claims and practices. In M. Hildebrandt & C. Castillo (Eds.), *Proceedings of the ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, (FAT*20) (pp. 469–481).
- Ragot, M., Martin, N., Em, S., Pallamin, N., & Diverrez, J. M. (2017). Emotion recognition using physiological signals: Laboratory vs. wearable sensors. In *International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics* (pp. 15–22). Springer International Publishing.
- Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210.
- Ray Kurzweil (1990). *The Age of Intelligent Machines*. MIT Press.
- Reilly, W.S.N. (1996). *Believable Social and Emotional Agents*. Ph.D. Report No. CMU-CS-96-138. Pittsburgh, PA: Carnegie Mellon University.
- Ryan, A. M., & Ployhart, R. E. (2014). A century of selection. *Annual Review of Psychology*, 65, 693–717.
- Rupp, D. E., Hoffman, B. J., Bischof, D., Byham, W., Collins, L., Gibbons, A., & Jackson, D. J. (2015). Guidelines and ethical considerations for assessment center operations. *Journal of Management*, 41(4), 1244–1273.
- Samadiani, N., Huang, G., Cai, B., Luo, W., Chi, C. H., Xiang, Y., & He, J. (2019). A review on automatic facial expression recognition systems assisted by multimodal sensor data. *Sensors*, 19, 1863–1890.
- S. Muralidhar, L. S. Nguyen, D. Frauendorfer, J.-M. Odobez, M. Schmid Mast, D. Gatica-Perez, (2016). Training on the job: Behavioral analysis of job interviews in hospitality. In Proc. 18th ACM Int. Conf. Multimodal Interaction, pp. 84–91.
- Schacter, D.L. (1987). Implicit Memory: History and Current Status. *Journal. of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 13(3), 501–51.
- Scherer, K. (1993). Studying the Emotion-antecedent appraisal process: The expert system Approach. *Cognition and Emotion*, 7, 325-355.
- Shen, Z., Cheng, J., Hu, X., & Dong, Q. (2019). Emotion recognition based on multi-view body gestures. In *IEEE International Conference on Image Processing*, (pp. 3317–3321). IEEE.
- Stathopoulou, I. O., & Tsihrintzis, G. A. (2011). Emotion recognition from body movements and gestures. In G. A. Tsihrintzis, M. Virvou, L. C. Jain, & R. J. Howlett (eds) *Intelligent interactive multimedia systems and services* (pp. 295–303). Springer.
- Stewart, G. L., Darnold, T., Barrick, M. R., & Dustin, S. D. (2008). Exploring the handshake in employment interviews. *Journal of Applied Psychology*, 93, 1139–1146.
- Tucker, C. (2019). Privacy, algorithms, and artificial intelligence. In A. Agrawal, J. Gans, & A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 423–437). University of Chicago Press.
- Van Dongen, K., & Van Maanen, P. P., (2013). A framework for explaining reliance on decision aids. *International Journal of Human-Computer Studies*, 71(4), 410–424.
- Verhoef, J., Gendron, M., & Barrett, L. F. (2019). Exploring the utility of affective computing and self-report as measures of experienced emotion. *International Journal of Human-Computer Studies*, 122, 8-16.
- Vogt, T., André, E., & Wagner, J. (2008). Automatic recognition of emotions from speech: A review of the literature and recommendations for practical realisation. In C. Peter & R. Beale (Eds.), *Affect and emotion in human-computer interaction* (pp. 75–91). Springer.
- Wang, N., Gao, X., Tao, D., Yang, H., & Li, X. (2018). Facial feature point detection: A comprehensive survey. *Neurocomputing*, 275, 50–65.
- Wellens, A. R., & McNeese, M. D. (1987). A research agenda for the Social psychology of intelligent machines. In *Proceedings of the IEEE National Aerospace and Electronics Conference*. IEE.