

tre
2023

TOPIC

Temi di Psicologia dell'Ordine degli Psicologi
della Campania

NEUROPSICOLOGIA E NEUROSCIENZE

• Bias di memoria nella demenza di Alzheimer e nel declino cognitivo lieve: revisione narrativa

Dalila De Vita, Laura Sagliano, Luigi Trojano

PSICOLOGIA DELLO SVILUPPO

• Il controllo psicologico genitoriale:
una breve revisione della letteratura

Mariangela Abbate, Sebastiano Costa

PSICOLOGIA SOCIALE E DEL LAVORO

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

Marco Luigi Feola, Alessandro Lo Presti

**Bias di memoria nella demenza di Alzheimer e nel declino cognitivo lieve:
revisione narrativa**

***Memory bias in Alzheimer disease and mild cognitive impairment: a narrative
review***

Dalila De Vita¹, Laura Sagliano¹, Luigi Trojano¹

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

Abstract

Le informazioni connotate da una valenza emotiva tendono ad essere elaborate maggiormente rispetto a quelle neutre. Questo fenomeno, o bias, è stato studiato sia negli adulti che, generalmente, ricordano maggiormente informazioni connotate da una valenza emotiva negativa, che dagli anziani che mostrano una tendenza opposta e, dunque, ricordano maggiormente informazioni connotate da emozioni di valenza positiva ("effetto positivo"). Non è chiaro, invece, se gli anziani affetti da malattie neurodegenerative conservino l'effetto positivo e, in generale, un bias di memoria. Questa revisione narrativa ha lo scopo di verificare se il bias di memoria persiste negli anziani con patologie neurodegenerative e le sue caratteristiche. Gli studi presenti in letteratura suggeriscono che il bias di memoria sussista ancora nelle patologie neurodegenerative, ma i loro risultati appaiono inconsistenti e incoerenti, e non sono in grado di supportare la presenza di un effetto positivo.

Parole chiave

Demenza; Alzheimer; Declino cognitivo lieve; bias di memoria; emozioni

Autore responsabile per la corrispondenza: Dalila De Vita, Dipartimento di Psicologia, Università degli studi della Campania "Luigi Vanvitelli", Caserta; e-mail: dalila.devita@unicampania.it

Abstract

Emotional information tends to be processed more than neutral information. This phenomenon, or bias, has been studied both in adults who generally better remember negative information, and in the elderly who show an opposite tendency and, therefore, remember better positive information ('positive effect'). It is not clear, however, whether the elderly affected by neurodegenerative diseases show the positive effect and, in general, a memory bias. This narrative review aims to clarify whether memory bias persists in older adults with neurodegenerative disorders and its characteristics. The studies present in the literature suggest that the memory bias still exists in neurodegenerative pathologies, but their results appear inconsistent and inconsistent, and are unable to support the presence of a positive effect.

Keywords

Dementia; Alzheimer; Mild cognitive impairment; memory bias; emotions

Introduzione

Elaborare tutti gli elementi presenti in un ambiente richiederebbe enormi risorse cognitive. Gli individui, quindi, preferiscono processare stimoli che hanno un significato emotivo. Questa preferenza si osserva in vari processi cognitivi, tra cui la memoria, ed è conosciuta, come potenziamento emotivo della memoria o bias di memoria. Da un punto di vista neuroanatomico, questo potenziamento sembra essere correlato all'attività dell'amigdala e ai suoi effetti modulatori sulla memoria ippocampale a lungo termine e sui processi di consolidamento (Vuilleumier et al., 2004).

Il potenziamento emotivo della memoria sembra subire dei cambiamenti nel corso della vita: gli adulti tenderebbero a mostrare un bias di memoria verso le emozioni negative, mentre, gli anziani sani tenderebbero a manifestare una tendenza opposta, vale a dire un 'effetto positivo' con un potenziamento della memoria per informazioni positive (Carstensen et al., 2000; Baumeister et al., 2001; Rozin and Royzman, 2001). Una possibile spiegazione di questo cambiamento è fornita dalla teoria della selettività socio-emotiva (SST; Carstensen et al., 1999), secondo cui, i giovani mostrano una focalizzazione orientata al futuro e, dunque, a tutte le possibili minacce (bias negativo) che possono verificarsi per la propria vita, mentre, date le diverse prospettive di vita, gli anziani tenderebbero a focalizzarsi maggiormente sul presente e sul significato emotivo positivo degli eventi attuali.

Tuttavia, la letteratura, in merito ai bias di memoria negli anziani, riporta risultati incoerenti (Reed et al., 2014) e tale incoerenza può essere attribuita a due aspetti: da un lato, la possibile presenza di disturbi depressivi, che sarebbero caratterizzati da una tendenza a ricordare maggiormente informazioni a carattere negativo (Waughe & Koster, 2015), e dall'altro, la presenza di deterioramento cognitivo, il cui ruolo invece non è stato ancora del tutto chiarito.

In questa revisione narrativa, sono stati approfonditi i dati presenti in letteratura sulla presenza di bias di memoria in pazienti con deterioramento cognitivo, in particolare con demenza di Alzheimer (DA) o declino cognitivo lieve (DCL). Lo scopo è, dunque, quello di chiarire se questi pazienti mostrano ancora un potenziamento emotivo della memoria e, in tal caso, capire se riportano la stessa tendenza degli anziani sani (bias positivo), oppure se, a causa del deterioramento cognitivo, non mostrano bias oppure se l'effetto si evidenzia per gli stimoli negativi.

Bias di memoria nella DA

Una recente revisione sistematica della letteratura (De Vita et al., 2023), ha rilevato 34 studi che hanno indagato il bias di memoria nei pazienti con DA. Solo una parte di questi (17 studi) ha riportato una differenza significativa nel bias di memoria nei pazienti con DA rispetto ai controlli sani. In particolare, 7 studi hanno dimostrato un bias della memoria emotiva positiva più elevato nella DA rispetto ai controlli; 3 studi hanno riportato un bias della memoria emotiva negativa più elevato nella DA rispetto ai controlli sani; altri studi non hanno riportato un bias della memoria emotiva nella DA, ma hanno rilevato un bias della memoria emotiva solo nei controlli sani. Per quanto riguarda i restanti 17 studi, questi hanno osservato un bias di memoria in tutti i gruppi senza differenze significative tra di essi.

La revisione della letteratura, dunque, mostra che i risultati degli studi condotti finora sono incoerenti. Se da un lato, un elevato numero di studi in letteratura conferma che un potenziamento emotivo della memoria sussiste ancora in pazienti con DA (Bohn et al., 2016; Borg et al., 2018; Blessing et al., 2012; Brueckner and Moritz, 2009; El Haj et al., 2015; Fleming et al., 2003; Hamann et al., 2000; Huijbers et al., 2011; Kalenzaga et al., 2015; Kalenzaga et al., 2016; Kensinger et al., 2002; Kensinger et al., 2004; Parra et al., 2013; Sava et al., 2017; Werheid et al., 2011), sebbene con una non chiara la traiettoria, altri studi non confermano questo potenziamento emotivo della memoria (Blessing et al., 2012; El Haj et al., 2015; Huijbers et al., 2011; Kalenzaga et al., 2015; Kensinger et al., 2002; Kensinger et al., 2004; Parra et al., 2013; Wang et al., 2013).

L'inconsistenza dei risultati potrebbe essere ascrivibile alle differenze metodologiche esistenti tra i vari studi. I paradigmi impiegati sono vari, ma quello maggiormente utilizzato è il compito di riconoscimento (El Haj et al., 2015; Huijbers et al., 2011; Kensinger et al., 2002). Inoltre, sembra che le immagini (Baran et al., 2014; Bohn et al., 2016; Kumfor et al., 2013), comparate ai volti e alle parole, siano gli stimoli che permettono di rilevare maggiormente i bias di memoria nella DA. Le differenze tra i vari stimoli potrebbero essere spiegate dalla presenza di deficit del linguaggio (Ahmed et al., 2013) e dell'elaborazione dei volti (Werheid et al., 2010) che possono presentarsi sin dalle prime fasi della DA. Questa ipotesi è supportata dai dati ottenuti su pazienti con DCL, nei quali, il potenziamento emotivo della memoria può essere elicitato anche attraverso parole o volti (Parra et al., 2013; Sava et al., 2016).

In generale, la letteratura sui pazienti con DA sembra confermare la presenza di un bias per le informazioni emotive almeno nelle prime fasi della malattia e le immagini emotive sono gli stimoli che hanno maggiori probabilità di suscitarlo. Tuttavia, la relazione tra bias di memoria per stimoli emotivi e gravità della malattia di Alzheimer resta da esplorare.

Bias di memoria nel DCL

La recente revisione sistematica della letteratura condotta da De Vita et al. (2023) ha identificato 12 articoli che hanno studiato il bias di memoria nel DCL, un numero nettamente inferiore a quello della DA. Di questi, solo 4 studi (Brueckner and Moritz, 2009; Mah et al., 2017; Parra et al., 2013; Wang et al., 2013) hanno riportato una differenza significativa nel bias della memoria emotiva nei pazienti con DCL rispetto ai controlli sani. In particolare, uno di questi studi (Brueckner and Moritz, 2009) ha riportato un bias della memoria emotiva positivo maggiore nel DCL in confronto ai controlli sani; un altro studio ha

riportato invece un bias di memoria negativo (Mah et al., 2017) maggiore nel DCL in confronto ai controlli sani, mentre due studi (Parra et al., 2013; Wang et al., 2013) hanno riportato un bias di memoria nei controlli sani, ma non nel DCL. I restanti studi non hanno riportato alcuna differenza, in termini di distorsione della memoria emotiva, tra i gruppi. Come per gli studi su pazienti con DA, anche gli studi che hanno incluso pazienti con DCL si differenziavano per materiale (immagini, parole o volti) e compito utilizzato. La maggior parte degli studi ha utilizzato un paradigma di riconoscimento, come nella DA, ma, in questo caso, i risultati sono apparsi omogenei rispetto al paradigma utilizzato, riportando soprattutto bias di memoria emotiva, per stimoli spiacevoli o piacevoli, o per entrambi gli stimoli.

In generale, dunque, buona parte studi che hanno indagato i bias di memoria nel DCL conferma che un potenziamento emotivo della memoria sussiste ancora in questi pazienti (Brueckner and Moritz, 2009; Mah et al., 2017; Parra et al., 2013; Wang et al., 2013), sebbene il numero di studi che valutano i bias di memoria nel DCL sia inferiore a quello sui pazienti con DA. Anche in questo caso, come nei DA, gli studi cercano di distinguere tra bias verso stimoli positivi da quelli verso stimoli negativi al fine di indagare non solo la presenza di un bias, ma anche la sua direzione.

Sintesi e conclusioni

Riassumendo i dati presenti in letteratura, la maggior parte degli studi sui bias di memoria per le informazioni emotive in individui con DA o DCL ha fatto uso di un compito di riconoscimento, in secondo luogo è stato utilizzato il richiamo libero. La maggior parte degli studi ha utilizzato immagini, parole o espressioni facciali, in linea con la letteratura sui bias di memoria, e la maggior parte degli studi ha utilizzato stimoli positivi, negativi e neutri.

Questa revisione narrativa ha confermato che i risultati disponibili sono piuttosto incoerenti: un buon numero di studi sul bias di memoria ha rilevato un vantaggio per gli stimoli emotivi rispetto a quelli neutri, ma senza differenze consistenti tra valenza positiva e negativa.

La scelta di utilizzare stimoli di diversa valenza, dunque, sembra essere appropriata e dovrebbe essere incoraggiata.

Siccome i bias di memoria possono cambiare durante la vita è utile approfondire gli studi su questo argomento, in quanto, i pochi dati sull'invecchiamento patologico non sono ancora in grado di fornire informazioni chiare (Carstensen et al., 2005; Waugh e Koster et al., 2015; LeMoult et al., 2019; Mikels et al., 2005). Infatti, se da un lato la recente letteratura sui bias cognitivi negli anziani ha riportato che il normale invecchiamento è associato a cambiamenti positivi nella regolazione delle emozioni, dimostrato dalla presenza di un bias verso stimoli positivi (per una revisione, vedere Reed et al., 2014), le evidenze esistenti non chiariscono quanto l'invecchiamento patologico influisca su questo bias. Ciononostante, i dati illustrati in questa revisione suggeriscono che si possa ancora parlare di potenziamento emotivo della memoria, nel caso di un deterioramento cognitivo, ma non è ancora chiaro se ci sia una differenza di elaborazione emotiva nei pazienti con DCL o DA, e se ci sia un potenziamento emotivo che possa beneficiare maggiormente di stimoli positivi o negativi.

In linea con la teoria della selettività socio-emotiva (Charles e Carstensen, 2010), la tendenza a ricordare stimoli negativi potrebbe essere attribuita alla deviazione dell'umore, frequente nelle patologie neurodegenerative, ma il ruolo della depressione nel bias della memoria emotiva è ancora scarsamente

studiato in queste popolazioni di pazienti, poiché molti degli studi condotti con pazienti con DA o DCL non includevano una valutazione dei sintomi depressivi e pochissimi hanno valutato il potenziamento emotivo della memoria in individui con sintomi depressivi clinicamente rilevanti.

In sintesi, limiti metodologici, come gli stimoli e i paradigmi utilizzati, l'eterogeneità del campione in termini di gravità del disturbo, la comorbilità con la depressione non sempre valutata, possono aver contribuito al raggiungimento di risultati non coerenti tra loro.

Studi futuri potrebbero indagare i bias di memoria nell'anziano con deterioramento cognitivo, considerando tali limiti metodologici nell'ottica di contribuire ad un miglioramento nel trattamento riabilitativo di questi pazienti e integrando lo studio di tali bias, con altri bias cognitivi che coinvolgono altre funzioni cognitive.

Bibliografia

- Ahmed, S., Haigh, A. M. F., de Jager, C. A., & Garrard, P. (2013). Connected speech as a marker of disease progression in autopsy-proven Alzheimer's disease. *Brain*, *136*(12), 3727-3737.
- Baran, Z., Cangöz, B., & Ozel-Kizil, E. T. (2014). The impact of aging and Alzheimer's disease on emotional enhancement of memory. *European neurology*, *72*(1-2), 30-37.
- Baumeister, R. F., Bratslavsky, E., Finkenauer, C., & Vohs, K. D. (2001). Bad is stronger than good. Review of general psychology, *5*(4), 323-370.
- Blessing, A., Keil, A., Gruss, L., Zöllig, J., Dammann, G., & Martin, M. (2012). Affective learning and psychophysiological reactivity in dementia patients. *International Journal of Alzheimer's Disease*, *2012*.
- Bohn, L., Kwong See, S. T., & Fung, H. H. (2016). Time perspective and positivity effects in Alzheimer's disease. *Psychology and Aging*, *31*(6), 574.
- Borg, C., Bouazza, Z., Godeau, M., Getenet, J. C., & Chainay, H. (2018). Effect of emotion and type of encoding on memory for actions: Verbal and subject-performed tasks. *Dementia and Geriatric Cognitive Disorders*, *45*(3-4), 162-179.
- Brueckner, K., & Moritz, S. (2009). Emotional valence and semantic relatedness differentially influence false recognition in mild cognitive impairment, Alzheimer's disease, and healthy elderly. *Journal of the International Neuropsychological Society*, *15*(2), 268-276.
- Carstensen, L. L., Isaacowitz, D. M., & Charles, S. T. (1999). Taking time seriously: a theory of socioemotional selectivity. *American psychologist*, *54*(3), 165.
- Carstensen, L. L., Pasupathi, M., Mayr, U., & Nesselroade, J. R. (2000). Emotional experience in everyday life across the adult life span. *Journal of personality and social psychology*, *79*(4), 644.
- Carstensen, L. L., & Mikels, J. A. (2005). At the intersection of emotion and cognition: Aging and the positivity effect. *Current directions in psychological science*, *14*(3), 117-121.
- Charles, S. T., & Carstensen, L. L. (2010). Social and emotional aging. *Annual review of psychology*, *61*, 383-409.
- De Vita, D., Sagliano, L., & Trojano, L. (2023). Memory biases in Alzheimer's disease and Mild Cognitive Impairment. A systematic review and metanalysis. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 105277.
- El Haj, M., Raffard, S., Antoine, P., & Gely-Nargeot, M. C. (2015). Emotion and destination memory in Alzheimer's disease. *Current Alzheimer Research*, *12*(8), 796-801.
- Fleming, K., Kim, S. H., Doo, M., Maguire, G., & Potkin, S. G. (2003). Memory for emotional stimuli in patients with Alzheimer's disease. *American Journal of Alzheimer's Disease & Other Dementias*, *18*(6), 340-342.
- Hamann, S. B., Monarch, E. S., & Goldstein, F. C. (2000). Memory enhancement for emotional stimuli is impaired in early Alzheimer's disease. *Neuropsychology*, *14*(1), 82.
- Huijbers, M. J., Bergmann, H. C., Olde Rikkert, M. G., & Kessels, R. P. (2011). Memory for emotional pictures in patients with Alzheimer's dementia: comparing picture-location binding and subsequent recognition. *Journal of aging research*, *2011*.

- Kalenzaga, S., Piolino, P., & Clarys, D. (2015). The emotional memory effect in Alzheimer's disease: Emotional words enhance recollective experience similarly in patients and control participants. *Cognition and Emotion*, *29*(2), 342-350.
- Kalenzaga, S., Lamidey, V., Ergis, A. M., Clarys, D., & Piolino, P. (2016). The positivity bias in aging: Motivation or degradation?. *Emotion*, *16*(5), 602.
- Kensinger, E. A., Brierley, B., Medford, N., Growdon, J. H., & Corkin, S. (2002). Effects of normal aging and Alzheimer's disease on emotional memory. *Emotion*, *2*(2), 118.
- Kensinger, E. A., Anderson, A., Growdon, J. H., & Corkin, S. (2004). Effects of Alzheimer disease on memory for verbal emotional information. *Neuropsychologia*, *42*(6), 791-800.
- Kumfor, F., Irish, M., Hodges, J. R., & Pigué, O. (2013). The orbitofrontal cortex is involved in emotional enhancement of memory: evidence from the dementias. *Brain*, *136*(10), 2992-3003.
- LeMoult, J., & Gotlib, I. H. (2019). Depression: A cognitive perspective. *Clinical Psychology Review*, *69*, 51-66.
- Mah, L., Anderson, N. D., Verhoeff, N. P. L., & Pollock, B. G. (2017). Negative emotional verbal memory biases in mild cognitive impairment and late-onset depression. *The American Journal of Geriatric Psychiatry*, *25*(10), 1160-1170.
- Mikels, J. A., Larkin, G. R., Reuter-Lorenz, P. A., & Carstensen, L. L. (2005). Divergent trajectories in the aging mind: changes in working memory for affective versus visual information with age. *Psychology and aging*, *20*(4), 542.
- Parra, M. A., Pattan, V., Wong, D., Beaglehole, A., Lonie, J., Wan, H. I., ... & Lawrie, S. M. (2013). Medial temporal lobe function during emotional memory in early Alzheimer's disease, mild cognitive impairment and healthy ageing: an fMRI study. *BMC psychiatry*, *13*(1), 1-12.
- Reed, A. E., Chan, L., & Mikels, J. A. (2014). Meta-analysis of the age-related positivity effect: age differences in preferences for positive over negative information. *Psychology and aging*, *29*(1), 1.
- Rozin, P., & Royzman, E. B. (2001). Negativity bias, negativity dominance, and contagion. *Personality and social psychology review*, *5*(4), 296-320.
- Sava, A. A., Krolak-Salmon, P., Delphin-Combe, F., Cloarec, M., & Chainay, H. (2017). Memory for faces with emotional expressions in Alzheimer's disease and healthy older participants: positivity effect is not only due to familiarity. *Aging, Neuropsychology, and Cognition*, *24*(1), 1-28.
- Sava, A. A., Paquet, C., Dumurgier, J., Hugon, J., & Chainay, H. (2016). The role of attention in emotional memory enhancement in pathological and healthy aging. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, *38*(4), 434-454.
- Wang, P., Li, J., Li, H., Li, B., Jiang, Y., Bao, F., & Zhang, S. (2013). Is emotional memory enhancement preserved in amnesic mild cognitive impairment? Evidence from separating recollection and familiarity. *Neuropsychology*, *27*(6), 691.
- Waugh, C. E., & Koster, E. H. (2015). A resilience framework for promoting stable remission from depression. *Clinical psychology review*, *41*, 49-60.
- Werheid, K., Gruno, M., Kathmann, N., Fischer, H., Almkvist, O., & Winblad, B. (2010). Biased recognition of positive faces in aging and amnesic mild cognitive impairment. *Psychology and aging*, *25*(1), 1.
- Werheid, K., McDonald, R. S., Simmons-Stern, N., Ally, B. A., & Busdon, A. E. (2011). Familiar smiling faces in Alzheimer's disease: Understanding the positivity-related recognition bias. *Neuropsychologia*, *49*(10), 2935-2940.
- Vuilleumier, P., Richardson, M. P., Armony, J. L., Driver, J., & Dolan, R. J. (2004). Distant influences of amygdala lesion on visual cortical activation during emotional face processing. *Nature neuroscience*, *7*(11), 1271-1278.

Il controllo psicologico genitoriale: una breve revisione della letteratura

Parental psychological control: a brief review of the literature

Mariangela Abbate¹, Sebastiano Costa¹

¹ *Dipartimento di Psicologia, Università degli Studi della Campania – “Luigi Vanvitelli”*

Abstract

La letteratura accademica è ricca di studi che dimostrano come l'utilizzo da parte dei genitori di strategie educative manipolative, come la sottrazione dell'amore o l'induzione del senso di colpa, possano essere associate con esiti di sviluppo disadattivi nei bambini, adolescenti e giovani adulti. Queste dimensioni della genitorialità possono essere raggruppate all'interno del costrutto di controllo psicologico genitoriale, che nonostante sia stato largamente studiato, risulta ancora poco conosciuto. Per questo motivo, l'obiettivo di questa breve revisione è di descrivere il controllo psicologico genitoriale, le sue dimensioni, le associazioni con gli esiti di sviluppo e l'attuale inquadramento teorico all'interno della Self-Determination Theory.

Parole chiave

controllo psicologico genitoriale; Teoria dell'Autodeterminazione; antecedenti; conseguenze.

Autore responsabile per la corrispondenza: Mariangela Abbate, Dipartimento di Psicologia, Università degli Studi della Campania – “Luigi Vanvitelli”, mariangela_abbate@outlook.it

Abstract

The scientific literature is full of studies demonstrating that parental use of manipulative educational strategies, such as love withdrawal or guilt induction, may be associated with maladaptive developmental outcomes in children, adolescents, and young adults. These dimensions of parenting can be grouped within the construct of parental psychological control, which despite having been widely studied, is still little used. For this reason, the goal of this brief review is to describe parental psychological control, its dimensions, associations with developmental outcomes, and the current theoretical framework within the Self-Determination Theory.

Keywords

parental psychological control; Self-Determination Theory; antecedents; outcomes.

Introduzione

I genitori hanno diversi compiti da svolgere, fondamentali per la crescita dei propri figli, tra cui aiutarli ad adattarsi in modo efficace alle esigenze sociali ed allo stesso tempo credere nel loro potenziale e incoraggiarli a perseguire i loro interessi (Bornstein, 2019). Tra le modalità con cui i genitori interagiscono nella crescita e nello sviluppo dei figli, gli studi sulle pratiche genitoriali hanno sottolineato come queste ultime siano particolarmente rilevanti per il benessere dei figli e come spesso costituiscano la modalità quotidiana di interazione in famiglia (Sanders & Turner, 2018). Tuttavia, non tutte le modalità di parenting messe in atto dai genitori risultano adattive e funzionali ed in alcuni casi alcune strategie educative si sono rivelate particolarmente disfunzionali (Pinquart, 2017a; Pinquart, 2017b). Una pratica genitoriale che ha suscitato molto interesse nella comunità scientifica negli ultimi anni è il controllo psicologico genitoriale (Yan et al., 2020). Il controllo psicologico genitoriale può essere definito come: un insieme di comportamenti genitoriali manipolativi, controllanti e coercitivi che si intromettono nel dominio psicologico dei figli, non rispettandone l'individualità ed i bisogni psicologici, con l'obiettivo di rispettare le aspettative genitoriali, ottenere l'obbedienza indiscriminata e mantenere la dipendenza fisica, emotiva e psicologica (Barber, 1996; Cuzzocrea et al., 2020; Soenens & Vansteenkiste, 2010). Questa pratica genitoriale, infatti, ostacola attivamente i bisogni emotivi e psicologici del bambino, ne soffoca l'espressione autonoma e indipendente del sé, inibisce lo sviluppo di un senso di sicurezza, portando a innumerevoli problematiche nel funzionamento psicosociale (Costa et al., 2015; Joussemet & Mageau, 2023; Yan et al., 2020). Diverse ricerche dimostrano che un uso elevato e costante del controllo psicologico genitoriale può essere rischioso per la salute di bambini, adolescenti e giovani adulti (Pinquart, 2017a; Pinquart, 2017b; Yan et al., 2020).

Il controllo psicologico è una pratica genitoriale disfunzionale che si distingue chiaramente da altre pratiche genitoriali caratterizzate da forme di "controllo" come il monitoring, la supervisione e la struttura (Scharf & Goldner, 2018; Soenens & Vansteenkiste, 2019). Queste pratiche, infatti, indicano la misura in cui i genitori forniscono ai propri figli indicazioni, supervisione, guida e regole per aiutarli nel loro percorso di crescita (Joussemet et al., 2008; Skinner et al., 2005), mentre il controllo psicologico è caratterizzato da una forma di pressione, costrizione e manipolazione che non supporta il naturale sviluppo dei figli (Soenens & Vansteenkiste, 2019). Nonostante spesso queste diverse forme di "controllo" genitoriale siano state confuse (Rodríguez-Meirinhos et al., 2020), risulta chiaro e condiviso dalla

letteratura che il controllo psicologico ha una connotazione particolarmente intrusiva, manipolativa ed invalidante che lo rende chiaramente differente dalle altre pratiche genitoriali (Soenens & Vansteenkiste, 2019).

La natura multidimensionale del controllo psicologico genitoriale

Sin dalle prime definizioni, il controllo psicologico è stato definito come un costrutto multidimensionale. Schaefer (1959, 1965a, 1965b) lo descrisse come una serie di “*metodi occulti e psicologici di controllo delle attività e dei comportamenti del bambino che non gli permettono di svilupparsi come individuo*” (Schaefer, 1965b, p. 555), individuando tre dimensioni: Intrusività, Pressione e Controllo attraverso il senso di colpa. Successivamente, Barber (1996; 2002) diede nuovo impulso agli studi sul tema definendolo come “*un tipo di controllo piuttosto insidioso che potenzialmente inibisce o si intromette nello sviluppo psicologico attraverso la manipolazione e lo sfruttamento del legame genitore-bambino (ad esempio, ritiro dell'amore e induzione del senso di colpa), critiche negative ed espressioni emotivamente cariche (ad esempio, delusione e vergogna) e un eccessivo controllo personale (ad esempio, possessività, protettività)*” (Barber, 1996, p. 3297). Negli anni successivi, diversi studi hanno arricchito questa concettualizzazione, con le diverse sfaccettature affrontate in letteratura che possono essere sintetizzate in otto dimensioni principali (Cuzzocrea et al., 2020): (1) *induzione di colpa e ansia*, in cui si fa leva sul senso di colpa dei figli come forma di manipolazione per indurre un sentimento di compassione e cercare di instillare il pensiero che se i figli tenessero davvero a loro, farebbero o sarebbero come si aspettano i genitori (Barber, 1996); (2) *manipolazione dell'amore*, in cui si riducono o eliminano le manifestazioni affettive o le attenzioni verso i figli quando questi non fanno o non condividono ciò che i genitori si aspettano, distogliendo lo sguardo, mostrandosi freddi, voltandosi dall'altra parte, o abbandonando fisicamente l'interazione quando i figli esprimono qualcosa di contrario alle loro aspettative (Barber, 1996); (3) *invalidazione dei sentimenti e delle prospettive*, in cui si invalidano i sentimenti dei figli ignorando, sottostimando e giudicando negativamente i loro pensieri ed espressioni emotive dimostrandosi sarcastici o ironici (Barber, 1996); (4) *limitazione delle espressioni verbali e delle intenzioni comportamentali*, in cui si impediscono o si interferisce attivamente con la conversazione dei figli cambiandogli argomento, interrompendoli, scegliendo, parlando o rispondendo per loro in presenza di altri, mostrando disinteresse per ciò che i figli hanno da dire o che vogliono fare (Barber, 1996); (5) *comportamento emotivo irregolare*, in cui i genitori, oscillando tra espressioni di cura e di attacco, mettono in atto risposte emotive sulla base dei propri desideri ed interessi piuttosto che sulla base del punto di vista dei figli, mostrando quindi comportamenti ambivalenti nella relazione, come emozioni negative per un successo dei figli o soddisfazione per un loro fallimento (Barber, 1996; Cuzzocrea et al., 2020); (6) *attacchi personali e vergogna*, in cui i genitori attaccano i figli tirando fuori gli errori o i loro comportamenti imbarazzanti del passato come prova della loro mancanza di valore, facendoli vergognare davanti agli altri, insultandoli o mancandogli di rispetto (Barber, 1996; Barber & Xia, 2013); (7) *controllo intrusivo*, in cui i genitori violano la privacy dei figli, annullando completamente i confini personali e non rispettandone gli spazi (Barber & Xia, 2013); (8) *uso di minacce manipolative*, in cui i genitori, attraverso l'intimazione di possibili punizioni, instillano un clima di paura e ansia persistente per convincere i propri figli a conformarsi ai loro desideri (Mageau et al., 2015).

Il controllo psicologico genitoriale secondo la Self-Determination Theory

Negli ultimi anni, il controllo psicologico è stato studiato all'interno della cornice teorica della Self-Determination Theory (SDT; Ryan & Deci, 2017; Ryan, 2023) dimostrando come gli esiti disfunzionali di questa pratica genitoriale possano essere spiegati dal ruolo dei bisogni psicologici di base (Ryan & Deci, 2017; Ryan, 2023). La SDT è una meta-teoria che enfatizza come tutti gli esseri umani abbiano una naturale inclinazione verso la crescita, il benessere e l'integrazione sociale. Tali predisposizioni umane possono essere raggiunte attraverso la soddisfazione dei bisogni psicologici di base di autonomia, competenza e relazione (Ryan, 2023). Il bisogno di autonomia si riferisce alla sensazione di svolgere le proprie attività spinti dai propri desideri, interessi e volontà; quando questo bisogno è soddisfatto, le persone sentono che i propri comportamenti sono frutto della propria libera scelta e che sono coerenti con i propri valori di vita; quando, invece, questo bisogno è frustrato, le persone provano un senso di pressione e controllo sulle proprie scelte e sentono di essere obbligati a svolgere attività che non condividono. Il bisogno di competenza riguarda il sentimento di efficacia che consente alle persone di affrontare le sfide quotidiane: quando è soddisfatto, le persone si sentono in grado di affrontare efficacemente difficoltà e problemi; quando è frustrato, le persone percepiscono un senso di inferiorità e inadeguatezza rispetto a ciò che gli altri sono capaci di fare. Infine, il bisogno di relazione si riferisce a sentimenti di calore e fiducia, nonché alla capacità di prendersi cura degli altri e fornire affetto: quando è soddisfatto, le persone sentono di avere un legame con chi si prende cura di loro; quando è frustrato, le persone sperimentano l'alienazione sociale e la profonda solitudine (Ryan, 2023). Questi bisogni sono universali e la loro soddisfazione è essenziale per consentire agli esseri umani di crescere efficacemente in un clima di benessere. Al contrario, se questi bisogni sono frustrati è più probabile che gli esseri umani sviluppino comportamenti problematici, disadattamento e malessere (Ryan, 2023).

In linea con questo ragionamento, molti ricercatori hanno osservato che il controllo psicologico può essere identificato come una pratica genitoriale che contrasta attivamente i bisogni psicologici di base, creando un sentimento di frustrazione (Costa et al., 2015; Soenens & Vansteenkiste, 2010; Ryan & Deci, 2017). I genitori, quando esercitano il controllo sul mondo psicologico dei figli attraverso strategie manipolative come l'induzione del senso di colpa, il ritiro dell'amore e l'invalidazione dei sentimenti, tendono infatti ad imporre le loro aspettative e forzano i figli a modificare le loro emozioni, pensieri e opinioni, ostacolando la soddisfazione dei bisogni di autonomia. Allo stesso modo, i genitori possono ostacolare la soddisfazione dei bisogni di competenza dei figli facendoli sentire insicuri rispetto alla loro capacità di affrontare le sfide in modo efficace, attraverso la svalutazione della loro prospettiva e della loro esperienza psicologica. Inoltre, l'uso di tecniche manipolative, la svalutazione davanti agli altri e l'uso di attacchi personali possono anche ostacolare la soddisfazione del bisogno di relazione dei figli riducendo la qualità del legame genitore-figlio, ed in generale sviluppando insicurezza riguardo l'amore e l'affetto degli altri (Costa et al., 2015). Considerato che numerosi studi (Ryan, 2023) hanno evidenziato come la frustrazione di questi bisogni tende ad essere associata con esiti di sviluppo particolarmente disadattivi in tutto il ciclo di vita, risulta chiaro come l'uso delle tecniche educative che rientrano all'interno di questo costrutto possano essere particolarmente deleterie per lo sviluppo dei figli.

Le conseguenze del controllo psicologico genitoriale

Un ampio numero di studi ha infatti confermato che il controllo psicologico ha un impatto negativo sulla vita dei figli, in termini di maggiori comportamenti problematici interiorizzanti ed esternalizzanti (Pinquart, 2017a; Pinquart, 2017b; Scharf & Goldner, 2018; Yan, et al., 2020). I genitori che usano il controllo psicologico tendono infatti a limitare la libera espressione dei figli e sono orientati maggiormente al perfezionismo con aspettative eccessive sulle prestazioni (Scharf & Goldner, 2018; Soenens & Vansteenkiste, 2010). Allo stesso modo possono ridurre le capacità dei bambini di esplorare nuovi ambienti aumentando i loro sentimenti di ipervigilanza, paura ed ansia (Scharf & Goldner, 2018; Soenens & Vansteenkiste, 2010). L'associazione tra controllo psicologico e problemi di esternalizzazione è stata meno studiata perché per diverso tempo si è ipotizzato che la sua natura manipolativa e psicologica potesse essere maggiormente legata all'insorgenza di problemi di internalizzazione piuttosto che di problemi di esternalizzazione (Soenens & Vansteenkiste, 2010). Tuttavia, recenti meta-analisi hanno riferito che l'uso del controllo psicologico sia associato anche a difficoltà come aggressività e comportamento delinquenziale (Pinquart, 2017a; Yan et al., 2020).

Discussione

L'obiettivo di questa breve revisione è di descrivere il controllo psicologico genitoriale, le sue dimensioni, le conseguenze e l'integrazione teorica con la SDT (Ryan & Deci, 2017; Ryan, 2023). Negli ultimi anni, gli studi sul controllo psicologico si sono moltiplicati, diventando una delle dimensioni genitoriali più studiate (Scharf & Goldner, 2018), ma l'evoluzione nel tempo dello studio del costrutto ha modificato anche la sua operazionalizzazione. Il costrutto del controllo psicologico genitoriale può quindi essere definito come un insieme di comportamenti genitoriali manipolativi, controllanti e coercitivi che si intromettono nel dominio psicologico dei figli, non rispettano l'individualità e ne contrastano i bisogni per ottenere il rispetto delle aspettative genitoriali, l'obbedienza indiscriminata e mantenere la dipendenza fisica, emotiva e psicologica (Barber, 1996; Cuzzocrea et al., 2020; Soenens & Vansteenkiste, 2010). Negli ultimi anni, la SDT si è sempre più posta come prospettiva privilegiata negli stili e nelle pratiche genitoriali (Grolnick, 2002; Joussemet & Mageau, 2023; Ryan & Deci, 2017; Ryan, 2023; Soenens & Vansteenkiste, 2010). Questa cornice teorica ha infatti inquadrato l'ambiente familiare come un contesto in grado di sostenere o contrastare i bisogni psicologici di base dei figli, determinando un impatto significativo sul benessere e sullo sviluppo.

Nonostante la letteratura scientifica abbia ormai esplorato abbondantemente questo costrutto, la sua diffusione tra i professionisti risulta ancora limitata e la sua concettualizzazione è spesso confusa con altre pratiche genitoriali. Lo sforzo scientifico degli ultimi anni di definizione ed integrazione teorica ha dato materiale sufficiente per orientare la pratica psicologica alla messa in atto di interventi psicoeducativi per promuovere, tra gli operatori ed i genitori, la consapevolezza dell'effetto deleterio di queste pratiche. Allo stesso modo, gli studi sugli antecedenti (Costa et al., 2020; Grolnick, 2002; Scharf & Goldner, 2018) hanno evidenziato come spesso, a spingere i genitori ad usare queste strategie intrusive e manipolative, siano una serie di pressioni, fattori stressanti e difficoltà personali, piuttosto che una vera e propria libera

scelta, sottolineando la necessità di inserire il controllo psicologico tra i temi da affrontare negli interventi di prevenzione e di supporto alla genitorialità.

Bibliografia

- Barber, B. K. (1996). Parental psychological control: Revisiting a neglected construct. *Child development*, 67(6), 3296-3319.
- Barber, B. K. (2002). *Intrusive parenting: How psychological control affects children and adolescents* (pp. xv-309). American Psychological Association.
- Barber, B. K., & Xia, M. (2013). The centrality of control to parenting and its effects. In R. E. Larzelere, A. S. Morris, & A. W. Harrist (Eds.), *Authoritative parenting: Synthesizing nurturance and discipline for optimal child development* (pp. 61–87). American Psychological Association.
- Bornstein, M.H. (2019). *Handbook of Parenting: Volume I: Children and Parenting*, Third Edition (3rd ed.). Routledge.
- Costa, S., Liga, F., Cristina Gugliandolo, M., Sireno, S., Larcan, R., & Cuzzocrea, F. (2020). Antecedents of parental psychological control: A narrative review grounded in Self-Determination Theory perspective. *Maltrattamento e Abuso All'infanzia*, 22(2), 29-54.
- Costa, S., Soenens, B., Gugliandolo, M. C., Cuzzocrea, F., & Larcan, R. (2015). The mediating role of experiences of need satisfaction in associations between parental psychological control and internalizing problems: A study among Italian college students. *Journal of Child and Family Studies*, 24, 1106-1116.
- Cuzzocrea, F., Gugliandolo, M. C., Cannavò, M., & Costa, S. (2020). Preliminary development and psychometrics characteristics of a multidimensional measure of Parental Psychological Control: The Inventory of Parental Psychological Control (IPPC). *Maltrattamento e Abuso All'infanzia*, 22(2), 55-84.
- Grolnick, W. S. (2002). *The psychology of parental control: How well-meant parenting backfires*. Psychology Press.
- Joussemet, M., & Mageau, G. A. (2023). Supporting children's autonomy early on: A review of studies examining parental autonomy support toward infants, toddlers, and preschoolers. *The Oxford Handbook of Self-Determination Theory*.
- Joussemet, M., Landry, R., & Koestner, R. (2008). A self-determination theory perspective on parenting. *Canadian Psychology/Psychologie canadienne*, 49(3), 194.
- Mageau, G. A., Ranger, F., Joussemet, M., Koestner, R., Moreau, E., & Forest, J. (2015). Validation of the perceived parental autonomy support scale (P-PASS). *Canadian Journal of Behavioural Science/Revue canadienne des sciences du comportement*, 47(3), 251.
- Pinquart, M. (2017a). Associations of parenting dimensions and styles with externalizing problems of children and adolescents: An updated meta-analysis. *Developmental psychology*, 53(5), 873.
- Pinquart, M. (2017b). Associations of parenting dimensions and styles with internalizing symptoms in children and adolescents: A meta-analysis. *Marriage & Family Review*, 53(7), 613-640.
- Rodríguez-Meirinhos, A., Vansteenkiste, M., Soenens, B., Oliva, A., Brenning, K., & Antolín-Suárez, L. (2020). When is parental monitoring effective? A person-centered analysis of the role of autonomy-supportive and psychologically controlling parenting in referred and non-referred adolescents. *Journal of youth and Adolescence*, 49, 352-368.
- Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2017). *Self-determination theory: Basic psychological needs in motivation, development, and wellness*. Guilford Publications.
- Ryan, R. M. (Ed.). (2023). *The Oxford Handbook of Self-Determination Theory*. Oxford University Press.
- Sanders, M. R., & Turner, K. M. (2018). The importance of parenting in influencing the lives of children. *Handbook of parenting and child development across the lifespan*, 3-26.
- Schaefer, E. S. (1959). A circumplex model for maternal behavior. *The Journal of Abnormal and Social Psychology*, 59(2), 226.

- Schaefer, E. S. (1965a). A configurational analysis of children's reports of parent behavior. *Journal of consulting psychology*, 29(6), 552.
- Schaefer, E. S. (1965b). Children's reports of parental behavior: An inventory. *Child development*, 413-424.
- Scharf, M., & Goldner, L. (2018). "If you really love me, you will do/be...": Parental psychological control and its implications for children's adjustment. *Developmental Review*, 49, 16-30.
- Skinner, E., Johnson, S., & Snyder, T. (2005). Six dimensions of parenting: A motivational model. *Parenting: Science and practice*, 5(2), 175-235.
- Soenens, B., & Vansteenkiste, M. (2010). A theoretical upgrade of the concept of parental psychological control: Proposing new insights on the basis of self-determination theory. *Developmental Review*, 30(1), 74-99.
- Soenens, B., & Vansteenkiste, M. (2019). Are parents responsible for the rise of perfectionism? Comment on Curran and Hill (2019). *Psychological Bulletin*, 145(4), 430-432.
- Yan, F., Zhang, Q., Ran, G., Li, S., & Niu, X. (2020). Relationship between parental psychological control and problem behaviours in youths: A three-level meta-analysis. *Children and Youth Services Review*, 112, 104900.

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., & Kodolikor, 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.