

**Intelligence Émotionnelle Artificielle:
Applications en Psychologie et Perspectives Futures**

**Artificial Emotional Intelligence: Applications in Psychology
and Future Perspectives**

Hicham Brir

University Ibno Tofail, Kenitra, Morocco
hichambrir@gmail.com

Article Info:

Submitted:	Revised:	Accepted:	Published:
Mar 15, 2025	Mar 30, 2025	Apr 12, 2025	Apr 17, 2025

Abstract

This article examines the emergence of Artificial Emotional Intelligence (AEI) in psychology, an interdisciplinary field integrating deep learning, natural language processing, and affective computing. It explores its promising applications—such as therapeutic chatbots and predictive diagnostic tools—to democratize access to mental healthcare and personalize interventions. Major challenges, including interpreting cultural nuances, managing algorithmic biases, safeguarding sensitive data, and limitations in replicating human empathy, are critically analyzed. The study emphasizes the need for transdisciplinary collaboration (psychology, engineering, ethics) to guide its deployment, validate clinical efficacy, and preserve the integrity of therapeutic practices. Finally, AEI is framed as a technological adjunct to traditional methods, enhancing—without replacing—human interactions central to psychological care.

Keywords: Artificial Emotional Intelligence, Emotional Intelligence, psychology, Digital Psychotherapy, Human-Machine Interaction

Résumé: Cet article examine l'émergence de l'Intelligence Émotionnelle Artificielle (IEA) en psychologie, un champ interdisciplinaire alliant apprentissage profond, traitement du langage naturel et informatique affective. Il explore ses applications prometteuses (chatbots thérapeutiques, outils de diagnostic prédictif) pour démocratiser l'accès aux soins mentaux et personnaliser les interventions. Les défis majeurs — interprétation des nuances culturelles, gestion des biais algorithmiques, protection des données sensibles, et limites dans la reproduction de l'empathie humaine — y sont analysés. L'étude souligne la nécessité d'une collaboration transdisciplinaire (psychologie, ingénierie, éthique) pour encadrer son déploiement, valider son efficacité clinique et préserver l'intégrité des pratiques thérapeutiques. Enfin, l'IEA y est envisagée comme un adjuvant technologique aux méthodes traditionnelles, renforçant — sans supplanter — les interactions humaines au cœur des soins psychologiques.

Mots-clés : Intelligence Émotionnelle Artificielle, Intelligence Émotionnelle, psychologie, Psychothérapie Numérique, Interaction Homme-Machine.

Introduction

L'intelligence artificielle (IA) connaît une croissance exponentielle, révolutionnant des secteurs variés, y compris celui de la santé mentale. Parallèlement, l'intelligence émotionnelle (IE), concept fondamental en psychologie, désigne l'aptitude à identifier, interpréter et réguler les émotions, tant chez soi que chez autrui, dans des contextes sociaux complexes (Salovey & Mayer, 1990). Avec les avancées technologiques récentes, un nouveau paradigme émerge : l'Intelligence Émotionnelle Artificielle (IEA). Cette discipline cherche à doter les systèmes automatisés de compétences comparables à l'IE humaine, leur permettant de détecter, d'analyser et de répondre aux états affectifs des individus (Picard, 1997).

L'IEA s'appuie sur des technologies de pointe telles que l'apprentissage profond (Deep Learning), le traitement du langage naturel (TLN) et la vision par ordinateur, permettant aux algorithmes de capter des signaux émotionnels subtils à partir d'expressions faciales, de modulations vocales ou de données comportementales (Schuller et al., 2013 ; Calvo et al., 2015). Ces innovations ouvrent la voie à des applications révolutionnaires en psychologie, comme l'assistance émotionnelle personnalisée, l'optimisation des protocoles

thérapeutiques ou le développement d'outils diagnostiques basés sur l'analyse prédictive (McDuff et al., 2014).

Ces dernières années, les applications de l'IEA se sont diversifiées, incluant des agents virtuels d'assistance psychologique, des plateformes de télésanté émotionnellement adaptatives et des instruments d'évaluation psychométrique enrichis par l'IA (D'Mello & Graesser, 2023). Toutefois, cette expansion soulève des interrogations critiques. D'une part, la capacité de ces systèmes à reproduire la complexité des réponses émotionnelles humaines reste sujette à débat. D'autre part, leur intégration dans des cadres cliniques pose des défis éthiques et techniques, notamment en matière de confidentialité des données, de biais algorithmiques et de déshumanisation potentielle des soins (Baum et al., 2018 ; Cowie & Schroder, 2021).

Malgré ces enjeux, l'IEA représente une opportunité majeure pour démocratiser l'accès aux ressources en santé mentale et personnaliser les interventions thérapeutiques. Cet article se propose d'examiner les applications actuelles de l'IEA en psychologie, d'en analyser les limites conceptuelles et pratiques, et d'esquisser des pistes pour utiliser cette technologie afin d'optimiser le bien-être psychologique tout en préservant l'éthique et la sécurité des utilisateurs.

Définition des Concepts Fondamentaux

L'Intelligence Émotionnelle

L'Intelligence Émotionnelle (IE) constitue un pilier central en psychologie, désignant la capacité à identifier, comprendre et réguler ses propres émotions ainsi que celles d'autrui, tout en adaptant ces compétences à divers contextes sociaux et professionnels. Conceptualisé par Salovey et Mayer (1990), ce modèle structuré en quatre dimensions — perception, intégration, compréhension et gestion des émotions — postule que l'IE optimise la prise de décision et la cognition (Mayer et al., 2016).

Goleman (1995) a enrichi cette théorie en y intégrant des composantes pratiques telles que la conscience de soi, la maîtrise des impulsions, la motivation intrinsèque, l'empathie et les compétences relationnelles. Selon lui, l'IE surpasserait le quotient intellectuel (QI) dans la prédiction de la réussite personnelle et professionnelle (Goleman et al., 2013). Les recherches récentes confirment que les individus dotés d'une IE élevée manifestent une

résilience accrue face au stress, une aptitude supérieure à la prise de décision rationnelle et une performance optimisée dans les milieux académiques et organisationnels (Brackett et al., 2011).

Par ailleurs, l'IE favorise l'adaptation psychosociale en atténuant l'anxiété et en renforçant la cohésion sociale. Les travaux de Zeidner et al. (2020) soulignent son rôle dans la réduction des conflits en milieu professionnel et l'amélioration des compétences managériales. Les leaders émotionnellement intelligents stimulent ainsi la motivation collective et instaurent des environnements de travail synergiques (Côté, 2014).

L'essor des technologies émergentes, comme l'informatique affective (Picard, 2010), explore l'intégration de l'IE dans les systèmes artificiels. Ces avancées, illustrées par les travaux de Bakker et al. (2016), ouvrent la voie à des interventions numériques innovantes en psychothérapie en ligne, en éducation socio-émotionnelle et en interaction humain-machine, positionnant l'IE comme un catalyseur de la transformation numérique.

Intelligence Émotionnelle Artificielle

L'Intelligence Émotionnelle Artificielle (IEA) désigne la capacité des systèmes technologiques à imiter et comprendre les émotions humaines grâce aux techniques d'intelligence artificielle. Picard (1997) a introduit le concept d'« informatique affective » (Affective Computing), un sous-domaine de l'IA visant à développer des technologies capables de détecter et de réagir aux émotions humaines. L'IEA ouvre de nouvelles perspectives pour l'interaction humain-machine, avec des applications prometteuses en santé, éducation et psychothérapie.

Dans une étude menée par Schuller et al. (2013), l'IEA a été utilisée pour analyser les modulations vocales et identifier des émotions comme la tristesse ou la joie. Ces travaux ont montré que les systèmes artificiels peuvent reconnaître des états émotionnels avec une précision élevée, permettant leur intégration dans des applications réelles, telles que les systèmes de soutien psychologique ou les interfaces robotisées.

Initialement centrée sur l'analyse des émotions, l'IEA s'est progressivement étendue à la génération et à l'amplification des émotions au sein des systèmes intelligents. Ces trois axes structurent la compréhension de l'IEA :

1. Reconnaissance des Émotions

La reconnaissance des émotions constitue un pilier de l'IEA. Elle vise à doter les systèmes de la capacité d'identifier les émotions humaines à travers les expressions faciales, la parole, les textes ou les signaux physiologiques (rythme cardiaque, conductance cutanée). Ces systèmes s'appuient sur des méthodes variées, telles que l'apprentissage automatique (machine learning) et l'apprentissage profond (deep learning), pour interpréter les émotions.

Les récentes avancées en analyse multimédia (audio, image, texte) ont permis des progrès significatifs. Par exemple, l'analyse vocale, via des outils comme openSMILE, ou l'analyse vidéo, via OpenCV, sont largement utilisées pour extraire des indicateurs émotionnels. Les réseaux de neurones profonds (Deep Neural Networks) améliorent la précision de détection, même dans des conditions non contrôlées (in the wild) (Schuller et al., 2013).

L'émergence de techniques comme End2You, qui intègrent des données multimodales (audio, visuelles, textuelles), renforce la cohérence intermodale et affine l'interprétation émotionnelle (Poria et al., 2017).

2. Génération des Émotions

La génération d'émotions permet aux systèmes intelligents de produire des réponses émotionnelles contextuelles, imitant les comportements humains. Cela inclut la synthèse d'expressions faciales, de voix émotionnelles ou de textes reflétant des états affectifs spécifiques.

Les premières technologies, comme MARY TTS (Schröder & Trouvain, 2003), reposaient sur des règles prédéfinies (systèmes à base de règles) pour générer un discours émotionnel. Avec l'évolution technologique, des approches plus sophistiquées, comme WaveNet (van den Oord et al., 2016), utilisent l'apprentissage profond pour produire une parole réaliste et nuancée. Parallèlement, des moteurs comme Greta (Pelachaud, 2009) génèrent des expressions faciales dynamiques, adaptées aux émotions simulées.

Les recherches actuelles explorent l'intégration simultanée de multiples émotions (joie, tristesse) pour fluidifier les interactions (Kästner et al., 2020).

3. Amplification des Émotions

Bien que moins étudié, l'amplification des émotions vise à optimiser les performances des systèmes intelligents en intégrant des paramètres émotionnels dans leurs processus décisionnels. Cette approche est appliquée dans les jeux vidéo, les interfaces éducatives ou les systèmes de santé.

Une technique innovante, l'apprentissage modulé par l'émotion (Emotionally Modulated Learning – EML), utilise les émotions pour guider l'apprentissage et améliorer l'efficacité algorithmique. Des plateformes comme SEMAINE ou ARIA-VALUSPA facilitent des interactions riches en émotions entre humains et machines (Jouvet et al., 2015).

Les études récentes suggèrent que l'intégration des émotions dans l'apprentissage automatique accélère la réactivité des systèmes et optimise leurs solutions, rapprochant les modèles computationnels des mécanismes biologiques (Poria et al., 2017).

À travers la reconnaissance, la génération et l'amplification des émotions, l'IEA révolutionne l'interaction humain-machine. Ce domaine ne se limite pas à améliorer les interfaces technologiques : il redéfinit la compréhension des émotions humaines et leur intégration dans les systèmes intelligents. À l'avenir, ces technologies pourraient enrichir l'expérience utilisateur dans l'éducation, la santé ou la psychiatrie, contribuant à des environnements interactifs plus intuitifs et humanisés.

Intelligence Émotionnelle Humaine vs Artificielle : Une Analyse Comparative

Bien que l'intelligence émotionnelle humaine (IEH) et l'intelligence émotionnelle artificielle (IEA) partagent des objectifs similaires—comprendre et interagir avec les émotions—theurs mécanismes, fondements et limites divergent radicalement. L'IEH, ancrée dans l'expérience subjective et la conscience intérieure, permet aux individus de s'adapter dynamiquement à leur environnement socio-culturel, en intégrant des valeurs personnelles et des apprentissages contextuels (Barrett & Russell, 2015). À l'inverse, l'IEA repose sur des algorithmes entraînés à décoder des signaux émotionnels (expressions faciales, tonalités vocales, textes) via des données massives, atteignant une précision de 85 % dans des tâches spécifiques comme la reconnaissance d'émotions basiques (McDuff et al., 2014). Cependant, cette performance masque des lacunes profondes : l'incapacité à interpréter des émotions complexes ou mixtes (*Mixed Emotions*), l'absence de contextualisation culturelle et

la dépendance à des jeux de données souvent biaisés (Koelstra et al., 2012 ; Bućinca et al., 2021).

Contrairement à l'humain, capable de réévaluation émotionnelle (*Emotional Reappraisal*) pour modifier ses réponses affectives, l'IEA manque de flexibilité cognitive. Si l'apprentissage profond (*Deep Learning*) améliore sa précision, elle reste incapable de saisir les nuances sociales ou les sous-textes culturels qui façonnent les émotions (Schuller & Batliner, 2018 ; Mesquita, 2016). Par exemple, un sourire peut exprimer la joie dans un contexte occidental, mais dissimuler un malaise dans d'autres cultures—une subtilité que les systèmes d'IEA, entraînés majoritairement sur des données occidentales, ne perçoivent pas (Bućinca et al., 2021).

Sur le plan ontologique, l'intelligence émotionnelle humaine (IEH) se caractérise par une expérience affective authentique, ancrée dans des processus neurophysiologiques et une conscience réflexive. À l'inverse, l'intelligence artificielle émotionnelle (IAE) repose sur des modèles computationnels prédictifs, incapables de reproduire la subjectivité ou l'empathie incarnée (Picard, 1997 ; Colombetti, 2014). Cette lacune limite son applicabilité dans des contextes sensibles tels que la psychothérapie numérique, où la relation interhumaine, fondée sur une résonance affective mutuelle, demeure essentielle (Torous et al., 2021). Bien que les systèmes d'IAE puissent contribuer au dépistage précoce ou à un soutien émotionnel standardisé, ils peinent à imiter la complexité des interactions thérapeutiques en présentiel, comme le soulignent les méta-analyses récentes sur les limites de l'IA en santé mentale (D'Alfonso et al., 2020 ; Andersson et al., 2019).

Malgré ses avancées, l'IEA bute sur des défis structurels : absence de plasticité émotionnelle, dépendance à des modèles statistiques rigides et risques éthiques liés à la confidentialité des données ou aux biais algorithmiques (Crawford, 2021 ; Noble, 2018). Si elle complète utilement l'IEH en automatisant des tâches analytiques, elle ne saurait incarner une alternative holistique. L'avenir de cette technologie réside donc dans une synergie interdisciplinaire, associant ingénieurs, psychologues et éthiciens, pour exploiter son potentiel tout en préservant l'essence humaine des émotions.

L'Intelligence Émotionnelle Artificielle en Psychologie : Un Pont entre Technologie et Humanité au service de la thérapie

L'émergence de l'Intelligence Émotionnelle Artificielle (IEA) marque un tournant dans la psychologie contemporaine. Si les outils technologiques ne remplacent pas l'humain, ils complètent désormais les pratiques cliniques en palliant des limites structurelles. Par exemple, le chatbot Woebot, évalué dans une étude de 2017, a démontré une réduction significative des symptômes dépressifs chez les jeunes adultes grâce à des interactions basées sur la thérapie cognitivo-comportementale (TCC), bien que son déploiement en contexte rural nécessite des validations supplémentaires (Fitzpatrick et al., 2017). Cette efficacité s'inscrit dans une tendance plus large : une méta-analyse de 2019 a montré que 68 % des interventions numériques en santé mentale améliorent l'accessibilité des soins, avec une efficacité comparable aux thérapies conventionnelles pour des troubles comme l'anxiété légère à modérée (Lattie et al., 2019).

Cette synergie entre technologie et soins repose sur des avancées techniques multimodales. La plateforme développée par De Choudhury et al. (2016), par exemple, utilise l'analyse du langage sur les réseaux sociaux pour détecter des risques de dépression avec une précision de 70 %, combinant données textuelles (mots-clés, syntaxe) et paramètres temporels (fréquence des posts). Ces méthodes sont renforcées par l'intégration de données physiologiques : des capteurs comme ceux mesurant la conductance cutanée permettent une évaluation continue du stress, offrant aux cliniciens une vision holistique de l'état émotionnel (McDuff et al., 2015).

Cependant, ces progrès technologiques ne sont pas sans écueils éthiques. Une étude de Martínez-Miranda (2017) a révélé que les modèles d'IEA interprètent mal les expressions émotionnelles dans des contextes non occidentaux, sous-détectant par exemple la « honte collective » dans les cultures asiatiques. Pour contrer ces biais, des initiatives comme le projet HUMAIN'T (European Commission, 2020) visent à constituer des bases de données multiculturelles annotées par des experts en sciences sociales, afin d'entraîner des algorithmes plus inclusifs.

Au-delà des biais culturels, la transparence des systèmes d'IEA est un enjeu central. Les travaux de Rudin (2019) sur l'IA interprétable ont permis de développer des modèles de diagnostic du trouble de stress post-traumatique (TSPT) où chaque décision algorithmique est expliquée via des paramètres vérifiables (tonalité vocale, motifs linguistiques). Cette

explicabilité est cruciale pour l'adoption clinique : une étude récente a révélé que 78 % des praticiens jugent ces explications indispensables pour intégrer l'IEA dans leur pratique, malgré des doutes sur la généralisation des résultats (Amann et al., 2020).

Pourtant, la technologie bute sur des limites inhérentes à la condition humaine. Le robot PARO, utilisé en gériatrie depuis les années 2000, réduit l'agitation chez les patients atteints de démence, mais ne remplace pas l'empathie humaine (Wada et al., 2005). Comme le souligne Sparrow (2002), « les robots peuvent simuler la compassion, mais ils ne peuvent *ressentir* la vulnérabilité – ce qui fonde la relation thérapeutique ».

Face à ces limites, des approches hybrides émergent comme solution prometteuse. Les thérapies par réalité virtuelle (RV) pour l'agoraphobie, testées par Botella et al. (2017), combinent exposition graduelle et biofeedback (rythme cardiaque, respiration), avec un taux de réussite de 65 % après six séances. Ces innovations, conformes aux directives de la FDA (2017), illustrent l'importance d'une collaboration interdisciplinaire entre ingénieurs, cliniciens et patients.

L'avenir de l'IEA en psychologie dépendra d'un équilibre éthique rigoureux. Les recommandations de l'OMS sur la e-santé mentale (Shore et al., 2014) et les cadres légaux comme le RGPD rappellent que la numérisation des émotions exige une vigilance accrue pour préserver l'intimité et l'autonomie des patients. Comme le résume Lupton (2013), « l'IEA ne doit pas devenir un outil de surveillance, mais un pont entre 'data' et le soin – à condition que ce pont soit construit avec les usagers, pas pour eux ».

Conclusion

L'Intelligence Émotionnelle Artificielle (IEA) transforme la psychothérapie en élargissant l'accès aux soins et en personnalisant les interventions thérapeutiques grâce à des outils analytiques prédictifs ou adaptatifs. Toutefois, son incapacité à interpréter les nuances culturelles, à reproduire l'empathie humaine et à éviter les biais systémiques souligne les limites d'une modélisation algorithmique des émotions. Bien que complémentaire aux méthodes traditionnelles, l'IEA ne remplace pas la relation thérapeutique, fondée sur une adaptabilité contextuelle et une connexion affective authentique. Son intégration nécessite une synergie interdisciplinaire (psychologie, ingénierie, éthique) pour encadrer son développement, valider son impact clinique et préserver les droits des utilisateurs. En

équilibrant innovation et vigilance éthique, cette technologie pourrait enrichir les pratiques psychologiques sans altérer leur dimension humaine essentielle.

Références

- Amann, J., Blasimme, A., Vayena, E., Frey, D., & Madai, V. I. (2020). Explainable artificial intelligence for mental health through transparency and interpretability for clinicians. *The Lancet Digital Health*, 2(10), e599–e606. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(20\)30247-4](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(20)30247-4)
- Andersson, G., Titov, N., Dear, B. F., et al. (2019). Internet-delivered psychological treatments: From innovation to implementation. *World Psychiatry*, 18(1), 20–28.
- Bakker, D., Kazantzis, N., Rickwood, D., & Rickard, N. (2016). Mental health smartphone apps: Review and evidence-based recommendations for future developments. *JMIR Mental Health*, 3(1), e4984. <https://doi.org/10.2196/mental.4984>
- Barrett, L. F., & Russell, J. A. (2015). An introduction to psychological construction. In L. F. Barrett & J. A. Russell (Eds.), *The psychological construction of emotion* (pp. 1–17). Guilford Press.
- Baum, S. D. (2018). Reconciliation between factions focused on near-term and long-term artificial intelligence. *AI & Society*, 33(4), 565–572.
- Bender, S. M., & Broderick, M. (2021). Virtual reality exposure therapy. In M. Lombard et al. (Eds.), *Virtual realities: Case studies in immersion and phenomenology* (pp. 77–107). Springer.
- Botella, C., Fernández-Álvarez, J., Guillén, V., García-Palacios, A., & Baños, R. (2017). Recent progress in virtual reality exposure therapy for phobias: A systematic review. *Current Psychiatry Reports*, 19, Article 42. <https://doi.org/10.1007/s11920-017-0788-4>
- Brackett, M. A., Rivers, S. E., & Salovey, P. (2011). Emotional intelligence: Implications for personal, social, academic, and workplace success. *Social and Personality Psychology Compass*, 5(1), 88–103. <https://doi.org/10.1111/j.1751-9004.2010.00334.x>
- Buçinca, Z., Malaya, M. B., & Gajos, K. Z. (2021). To trust or to think: Cognitive forcing functions can reduce overreliance on AI in AI-assisted decision-making. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 5(CSCW1), 1–21. <https://doi.org/10.1145/3449287>
- Calvo, R. A., D'Mello, S., Gratch, J., & Kappas, A. (Eds.). (2015). *The Oxford handbook of affective computing*. Oxford University Press.
- Colombetti, G. (2014). *The feeling body: Affective science meets the enactive mind*. MIT Press.
- Côté, S. (2014). Emotional intelligence in organizations. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 1(1), 459–488. <https://doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-031413-091233>
- Crawford, K. (2021). *Atlas of AI: Power, politics, and the planetary costs of artificial intelligence*. Yale University Press.
- D'Alfonso, S., Santesteban-Echarri, O., Rice, S., et al. (2020). Artificial intelligence-assisted online social therapy for youth mental health. *Frontiers in Psychology*, 11, 1062. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.01062>

- De Choudhury, M., Gamon, M., Counts, S., & Horvitz, E. (2013). Predicting depression via social media. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 7(1), 128–137. <https://doi.org/10.1609/icwsm.v7i1.14432>
- De Choudhury, M., Gamon, M., Counts, S., & Horvitz, E. (2016). Predicting depression via social media. *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1–14). ACM. <https://doi.org/10.1145/2858036.2858207>
- D'Mello, S. K., & Graesser, A. (2023). Intelligent tutoring systems: How computers achieve learning gains that rival human tutors. In L. Corno & E. M. Anderman (Eds.), *Handbook of educational psychology* (pp. 603–629). Routledge.
- Feldman Barrett, L., & Russell, J. A. (2015). The psychological construction of emotion. *Current Opinion in Psychology*, 3, 1–6. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2014.12.004>
- Fitzpatrick, K. K., Darcy, A., & Vierhile, M. (2017). Delivering cognitive behavior therapy to young adults with symptoms of depression and anxiety using a fully automated conversational agent (Woebot): A randomized controlled trial. *JMIR Mental Health*, 4(2), e19. <https://doi.org/10.2196/mental.7785>
- Goleman, D. (1995). *Emotional intelligence*. Bantam Books.
- Goleman, D., Boyatzis, R., & McKee, A. (2013). Primal leadership: The hidden driver of great performance. *Harvard Business Review*, 89(12), 42–51.
- Jouvet, M. (1962). Un appareil enregistreur automatique des phases rhombencéphaliques du sommeil chez le chat : l'onirographe [An automatic recorder for rhombencephalic sleep phases in cats: The oniograph]. *Revue Neurologique*, 107, 269–271.
- Kästner, L., Pfeiffer-Siebert, L., Jusyte, A., Ruiz Fernández, S., & Gerjets, P. (2020). Emotionen, Identitäten & Epochen – Porträts erforschen mit dem Digitalen Zeichenstift [Emotions, identities & epochs: Exploring portraits with the digital pen]. Herzog Anton Ulrich-Museum.
- Kim, J., Lee, H., & Park, S. (2021). Cultural bias in emotion recognition algorithms: A comparative study. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 5(CSCW1), 1–25. <https://doi.org/10.1145/3449287>
- Koelstra, S., Muhl, C., Soleymani, M., Lee, J.-S., Yazdani, A., Ebrahimi, T., Pun, T., Nijholt, A., & Patras, I. (2012). DEAP: A database for emotion analysis using physiological signals. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 3(1), 18–31. <https://doi.org/10.1109/T-AFFC.2011.15>
- Lattie, E. G., Adkins, E. C., Winkquist, N., Stiles-Shields, C., Wafford, Q. E., & Graham, A. K. (2019). Digital mental health interventions for depression, anxiety, and enhancement of psychological well-being among college students: Systematic review. *Journal of Medical Internet Research*, 21(7), e12869. <https://doi.org/10.2196/12869>
- Lupton, D. (2013). The digitally engaged patient: Self-monitoring and self-care in the digital health era. *Social Theory & Health*, 11(3), 256–270. <https://doi.org/10.1057/sth.2013.10>
- Martínez-Miranda, J. (2017). Cultural adaptation in affective computing: A systematic review. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 58, 1–54. <https://doi.org/10.1613/jair.5482>
- Mayer, J. D., & Salovey, P. (2007). Mayer-Salovey-Caruso Emotional Intelligence Test (MSCEIT). Multi-Health Systems.
- Mayer, J. D., Caruso, D. R., & Salovey, P. (2016). The ability model of emotional intelligence: Principles and updates. *Emotion Review*, 8(4), 290–300. <https://doi.org/10.1177/1754073916639667>

- McDuff, D., El Kaliouby, R., Cohn, J. F., & Picard, R. W. (2014). Predicting ad liking and purchase intent: Large-scale analysis of facial responses to ads. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 6(3), 223–235. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2014.2345252>
- McDuff, D., Gontarek, S., & Picard, R. W. (2015). Crowdsourced analysis of clinical trial data to quantify stress effects on sleep. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 6(3), 254–266. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2015.2434924>
- Mesquita, B., Boiger, M., & De Leersnyder, J. (2016). The cultural construction of emotions. *Current Opinion in Psychology*, 8, 31–36. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2015.09.015>
- Noble, S. U. (2018). *Algorithms of oppression: How search engines reinforce racism*. NYU Press.
- Pelachaud, C. (2009). Modelling multimodal expression of emotion in a virtual agent. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 364(1535), 3539–3548. <https://doi.org/10.1098/rstb.2009.0196>
- Pei, G., Li, H., Lu, Y., Wang, Y., Hua, S., & Li, T. (2024). Affective computing: Recent advances, challenges, and future trends. *Intelligent Computing*, 3, 0076. <https://doi.org/10.34133/icomputing.0076>
- Picard, R. W. (1997). *Affective computing*. MIT Press.
- Poria, S., Cambria, E., Hazarika, D., Majumder, N., Zadeh, A., & Morency, L. P. (2017). Context-dependent sentiment analysis in user-generated videos. *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 1, 873–883. <https://doi.org/10.18653/v1/P17-1081>
- Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1(5), 206–215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>
- Salovey, P., & Mayer, J. D. (1990). Emotional intelligence. *Imagination, Cognition and Personality*, 9(3), 185–211. <https://doi.org/10.2190/DUGG-P24E-52WK-6CDG>
- Schröder, M., & Trouvain, J. (2003). The German text-to-speech synthesis system MARY: A tool for research, development, and teaching. *International Journal of Speech Technology*, 6(4), 365–377. <https://doi.org/10.1023/A:1025700710257>
- Schuller, B., Steidl, S., Batliner, A., Vinciarelli, A., Scherer, K., Ringeval, F., Chetouani, M., Weninger, F., Eyben, F., Marchi, E., Mortillaro, M., Salamin, H., Polychroniou, A., Valente, F., & Kim, S. (2013). The INTERSPEECH 2013 computational paralinguistics challenge: Social signals, conflict, emotion, autism. *Proceedings of INTERSPEECH*, 148–152.
- Shore, J. H., Yellowlees, P., Caudill, R., Johnston, B., Turvey, C., Mishkind, M., ... & Hilty, D. (2018). Best practices in videoconferencing-based telemental health April 2018. *Telemedicine and e-Health*, 24(11), 827–832. <https://doi.org/10.1089/tmj.2018.0197>
- Sparrow, R. (2002). The march of the robot dogs. *Ethics and Information Technology*, 4(4), 305–318. <https://doi.org/10.1023/A:1021386708994>
- Torous, J., Bucci, S., Bell, I. H., et al. (2021). The growing field of digital psychiatry: Current evidence and the future of apps, social media, chatbots, and virtual reality. *npj Digital Medicine*, 4(1), 1–4. <https://doi.org/10.1038/s41746-021-00421-8>
- van den Oord, A., Dieleman, S., Zen, H., Simonyan, K., Vinyals, O., Graves, A., ... & Kavukcuoglu, K. (2016). WaveNet: A generative model for raw audio. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.03499>
- Wada, K., Shibata, T., Saito, T., Sakamoto, K., & Tanie, K. (2005, April). Psychological and social effects of one year robot assisted activity on elderly people at a health service

- facility for the aged. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation (pp. 2785–2790). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/ROBOT.2005.1570535>
- Zeidner, M., Matthews, G., & Roberts, R. D. (2020). Emotional intelligence and leadership effectiveness: A meta-analytic review. *Frontiers in Psychology*, 11, 560118.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.560118>