

Impact des applications éducatives sur les mécanismes neurocognitifs de l'apprentissage

Sahar BOUHAMIDI¹, Ayoub KABBACHI²

Université Cadi Ayyad, Marrakech, Maroc.¹

Université Ibn Zohr Agadir, Maroc.²

How to cite:

Sahar BOUHAMIDI, Ayoub KABBACHI, "Impact des applications éducatives sur les mécanismes neurocognitifs de l'apprentissage", Sciences Methods and Technologies International Journal (SciMeTech), Vol 2, Special Issue (FR papers), P90-97.

Résumé

Mots clefs :

Neurosciences
Apprentissage
Engagement
Mémoire
Technologies éducatives

Cette étude s'intéresse à l'impact des technologies éducatives en santé sur la charge cognitive et les processus d'apprentissage, en examinant si leur utilisation favorise ou entrave l'efficacité cognitive. Réalisée auprès des étudiants en rééducation à Agadir au Maroc, elle analyse les relations entre charge cognitive, usage du numérique, charge cognitive, stratégies d'apprentissage et croyances mnésiques à l'aide d'un questionnaire structuré et de corrélations de Spearman. Les résultats révèlent une charge cognitive modérée (2,80/5) et une corrélation négative inattendue entre usage intensif des outils numériques et charge perçue ($\rho = -0,85$, $p < 0,001$). Malgré une forte adhésion aux principes de consolidation de la mémoire (3,50/5), l'engagement dans les pratiques reste moyen (2,91/5), indiquant un décalage entre connaissances et comportements. L'usage des stratégies efficaces comme la répétition espacée est fortement associé à l'engagement ($\rho = +0,80$). L'ensemble met en évidence la nécessité d'une approche pédagogique neuro-informée.

I. Introduction

Ces dernières années, le développement rapide des technologies numériques et de l'intelligence artificielle a considérablement modifié les environnements d'apprentissage et l'accès à la connaissance, particulièrement dans l'enseignement supérieur en santé (Kyaw et al., 2019). Les plateformes de formation en ligne, les applications éducatives et les dispositifs immersifs tels que la réalité virtuelle sont désormais omniprésents et exigent une fragmentation temporelle et spatiale. Ils promettent une amélioration des performances tout en personnalisant les parcours d'apprentissage des apprenants (Flores et al., 2021; Jalali et al., 2025; Sriram et al., 2025). Dans le cadre des formations paramédicales et médicales, où la quantité d'informations à maîtriser est considérable, ces outils sont fréquemment présentés comme des leviers d'optimisation pédagogique. Cependant, en dépit des avancées technologiques ; des difficultés persistantes liées à la motivation, à l'attention et à la mémorisation continuent d'être observées dans les contextes éducatifs (Ahmed et al., 2025; Gellisch et al., 2024).

Avec une littérature abondante sur l'efficacité pédagogique des applications, le mécanisme sous-jacent du "comment" au niveau cérébral reste une zone d'ombre. Les progrès en neurosciences cognitives ont permis une meilleure compréhension des mécanismes fondamentaux de l'apprentissage. Plusieurs recherches démontrent que l'apprentissage repose sur des processus tels que la plasticité synaptique, l'attention, l'engagement actif et la consolidation mnésique (Heiko Dietrich, 2022). Ces principes indiquent que le cerveau humain n'est pas conçu pour un apprentissage passif, mais pour un traitement dynamique de l'information basé sur l'erreur, la répétition et le feedback (De Bruin, 2016). Dans ce contexte, l'intelligence artificielle, particulièrement à travers les algorithmes de type machine learning et les systèmes d'apprentissage adaptatif, se présente comme une opportunité majeure pour aligner les pratiques éducatives avec les mécanismes neurocognitifs. De ce fait, certains systèmes pédagogiques intelligents permettent de moduler le contenu en fonction des performances de l'apprenant, de renforcer la répétition des informations et de fournir un feedback immédiat, des facteurs fondamentaux pour la consolidation des apprentissages (Almoghairi et al., 2025). Cependant, cette intégration accrue des

technologies soulève également des enjeux significatifs. Diverses études indiquent que l'usage intensif des outils numériques peut entraîner une surcharge cognitive, une dispersion de l'attention et un excès d'information susceptibles de freiner les processus d'apprentissage. Par conséquent, la l'enjeu principal n'est plus uniquement de savoir si les technologies améliorent l'apprentissage, mais plutôt de comprendre dans lesquelles elles s'alignent avec ou interfèrent avec le fonctionnement neurocognitif (Skulmowski & Xu, 2022).

Selon les neurosciences cognitives et la théorie de la charge cognitive, l'apprentissage efficace repose sur un processus progressif qui va du traitement initial de l'information à sa consolidation durable en mémoire à long terme. Ce processus dépend de la gestion de la charge cognitive, du maintien de l'attention et de l'utilisation de stratégies validées comme la répétition espacée, l'effet de test et la métacognition, dont l'articulation permet d'optimiser l'encodage et la rétention des connaissances (Kim et al., 2025).

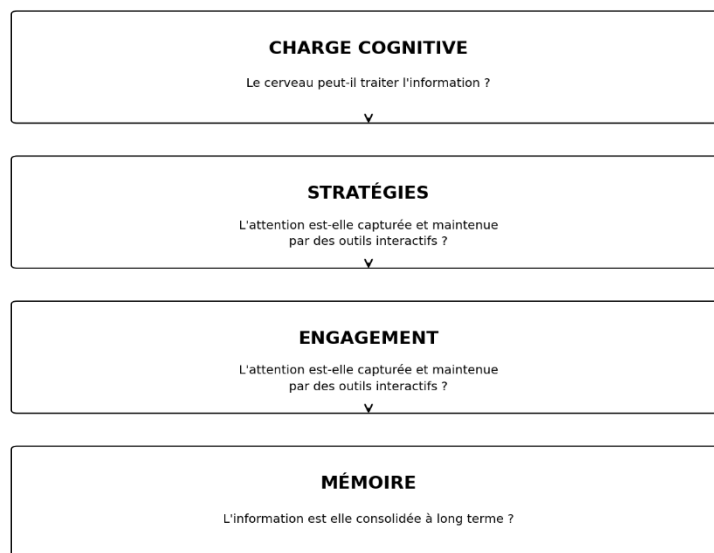


Figure 1. Optimisation de l'apprentissage

Dans cette optique, cet article vise à analyser l'impact de l'utilisation des applications éducatives innovantes influence les mécanismes neurocognitifs de l'apprentissage, notamment la mémoire, l'attention, la charge cognitive et la motivation, chez les étudiants en rééducation.

II. Méthodes

a. Design et cadre de l'étude

Il s'agit d'une étude descriptive transversale et analytique, conduite sur une période de trois mois, de janvier à mars 2026. Cette période correspond à un semestre d'enseignement intensif, ce qui permet d'évaluer les pratiques d'apprentissage dans des conditions réelles. L'étude s'est déroulée au sein d'une Université de Santé privée située à Agadir, au Maroc.

b. Population et échantillonnage

La population cible comprend l'ensemble des étudiants inscrits en formation de rééducation: orthoptie, kinésithérapie, orthophonie, psychomotricité, au sein de l'établissement. Un échantillonnage de convenance a été appliqué, basé sur le volontariat.

- Critères d'inclusion :

- Inscrit en formation de rééducation pour l'année universitaire 2025-2026.
- Utiliser au moins un outil numérique pédagogique dans le cadre des apprentissages.
- Avoir donné son consentement éclairé pour la participation à l'étude.

- Critères d'exclusion :

- Questionnaire incomplet.
- Refus de participer ou retrait du consentement en cours de remplissage.

c. Outils de collecte de données

Le recueil des données a été recueilli via un questionnaire auto-administré en ligne sur Google Forms, structuré en huit thématiques. L'instrument a été élaboré conformément aux recommandations des études par questionnaire en éducation médicale (Wilson et al., 2024), incluant une phase pilote auprès de 10 étudiants pour valider la clarté des items et le temps de complétion en moyenne : 12 minutes. Les critères d'inclusion et d'exclusion, ainsi que la gestion des données manquantes, ont été définis a priori conformément aux bonnes pratiques de rapport.

Le questionnaire comprend :

- **Section 1 :** Données démographiques et académiques (âge, sexe, filière).
- **Section 2 :** Usage des outils pédagogiques innovants (fréquence d'utilisation des applications, e-learning).
- **Section 3 :** Charge cognitive perçue, évaluée sur une échelle de Likert en 5 points, inspirée des travaux de Leppink et al. sur la mesure multidimensionnelle de la charge (Simmons et al., 2025).
- **Section 4 :** Stratégies d'apprentissage (Testing Effect, Répétition espacée, Métacognition).
- **Section 5 :** Motivation et autodétermination.
- **Section 6 :** Engagement et attention.
- **Section 7 :** Croyances sur la consolidation mnésique.
- **Section 8 :** Facteurs contextuels (sommeil, stress, troubles d'apprentissage).

d. Analyse des données

Les données ont été analysées sous Jamovi (v2.3). Une analyse descriptive a été réalisée, et les associations entre variables ordinales ont été testées par corrélation de Spearman ($p < 0,05$).

e. Considérations éthiques

Cette étude a été conduite dans le respect des normes éthiques de la recherche académique et de la réglementation marocaine en vigueur (Décret n° 2-17-113 relatif à la protection des données personnelles). De nature non interventionnelle et n'impliquant pas de patients, elle n'a pas nécessité de soumission à un comité d'éthique clinique. L'autorisation institutionnelle de l'université a été préalablement obtenue. Les principes de confidentialité ont été strictement respectés, avec une anonymisation des données et l'absence de collecte d'informations sensibles. Une attention particulière a été portée à l'éthique relationnelle afin de garantir un équilibre entre liberté d'expression des participants et objectivité scientifique. Enfin, un consentement éclairé a été requis via une case obligatoire, précédée d'une note d'information précisant les objectifs et l'usage des données.

III. Résultat et discussion

Sur un total de 214 réponses recueillies, 178 questionnaires complets ont été retenus après tri et filtrage. La répartition par âge montre que 32 % des participants avaient moins de 20 ans, 44 % étaient âgés de 20 à 24 ans et 24 % de 25 à 29 ans, l'échantillon était composé de 61 % de femmes et de 39 % d'hommes et concernant les filières, 46 % des répondants étaient inscrits en kinésithérapie, 22 % en orthophonie, 17 % en orthoptie et 15 % en psychomotricité.

Tableau 1. Usage des outils numériques et la charge cognitive

Variables	Charge mentale	Efforts de traitement
Usage App mobile	-0.829	-0.635
Usage e-learning	-0.852	-0.688
Usage simulateur	-0.687	-0.687
Usage RA/VR	-0.657	-0.825
Usage multi-outils	-0.565	-0.643

Valeurs = coefficient de corrélation de Spearman (ρ).

**** $p < 0,001$. $N = 178$ pour toutes les corrélations.*

L'analyse des corrélations de Spearman de 178 étudiants révèle des associations négatives et significatives entre la charge cognitive perçue et l'usage des outils numériques pédagogiques ($p < 0,001$), particulièrement pour l'e-learning ($\rho = -0,852$) et les applications mobiles ($\rho = -0,829$), suivis des simulateurs ($\rho = -0,687$), de la réalité augmentée/virtuelle ($\rho = -0,657$) et de l'usage multi-outils ($\rho = -0,565$), ainsi qu'une forte corrélation positive entre les deux indicateurs de charge cognitive ($\rho = +0,843$) ce qui confirme la cohérence de la mesure, tandis que les corrélations entre usages suggèrent un profil d'utilisateurs intensifs.

Tableau 2. Corrélations entre stratégies métacognitives et charge cognitive

Variables	r de Pearson	ddl	p-value	ρ de Spearman	ddl	p-value
Score_Meta et Score_Charge	0.705	176	< 0.001	0.710	176	< 0.001

Les analyses de corrélation montrent une association positive forte significative entre le score de charge cognitive/traitement (Score_Charge) et le score de métacognition (Score_Meta). Les résultats montrent qu'il y a une cohérence entre les deux mesures, avec une corrélation de Pearson élevée ($r = 0,705$; $p < 0,001$; $ddl = 176$) confirmée par une corrélation de Spearman similaire ($\rho = 0,710$; $p < 0,001$). Ces résultats indiquent que les étudiants ayant de meilleures compétences métacognitives tendent à mobiliser davantage de ressources de traitement ou à mieux structurer leur charge cognitive, ce qui peut refléter un processus de consolidation mnésique plus efficace.

Tableau 3 Corrélations entre engagement, charge cognitive et stratégies d'apprentissage

Variables	r (Pearson)	ρ (Spearman)	ddl	p-value
Engagement ↔ Charge cognitive	0.449	0.406	176	< 0.001
Engagement ↔ Métacognition	0.757	0.793	176	< 0.001
Engagement ↔ Testing effect	0.781	0.804	176	< 0.001
Engagement ↔ Espacement	0.802	0.827	176	< 0.001

Charge cognitive ↔ Métacognition	0.705	0.710	176	< 0.001
Charge cognitive ↔ Testing effect	0.549	0.536	176	< 0.001
Charge cognitive ↔ Espacement	0.611	0.606	176	< 0.001
Métacognition ↔ Testing effect	0.863	0.869	176	< 0.001
Métacognition ↔ Espacement	0.928	0.945	176	< 0.001
Testing effect ↔ Espacement	0.927	0.918	176	< 0.001

L'engagement présente une corrélation modérée avec la charge cognitive ($r = 0,449$) et fortement associé aux stratégies métacognitives ($r = 0,757$), au testing effect ($r = 0,781$) et à la répétition espacée ($r = 0,802$), toutes significatives ($p < 0,001$). La charge cognitive est faiblement à modérément corrélée aux stratégies d'apprentissage ($r = 0,406$ à $0,611$). Les stratégies de consolidation mnésique présentent entre elles des corrélations très élevées ($r > 0,86$), suggérant une forte association fonctionnelle; ce qui indique une forte interconnexion entre engagement, compétence d'apprentissage et charge cognitive, avec une structuration très marquée entre les approches de consolidation mnésique.

Tableau 4 Synthèse des corrélations entre mémoire, stratégies d'apprentissage, charge cognitive et engagement

Variables	Corrélations principales (r de Pearson)	Corrélations principales (ρ de Spearman)	Significativité
Stratégies de consolidation mnésique (Mémoire, Testing, Espacement, Métacognition)	0.761 à 0.928	0.767 à 0.945	$p < 0.001$
Charge cognitive ↔ Stratégies d'apprentissage	0.549 à 0.705	0.536 à 0.710	$p < 0.001$
Engagement ↔ Stratégies d'apprentissage	0.757 à 0.818	0.770 à 0.827	$p < 0.001$
Engagement ↔ Charge cognitive	0.449	0.406	$p < 0.001$

Le score de croyances mnésiques constitue la dimension la plus élevée ($M = 3,50 \pm 0,83$), traduisant une forte adhésion aux principes de consolidation, supérieure aux autres dimensions mesurées. Les corrélations de Spearman montrent des liens forts avec la métacognition ($\rho = 0,812$), la répétition espacée ($\rho = 0,797$), le testing effect ($\rho = 0,767$) et l'engagement numérique ($\rho = 0,770$), ainsi qu'un lien modéré avec la charge cognitive ($\rho = 0,569$). L'ensemble indique une cohérence entre croyances et pratiques, avec un possible écart entre théorie et application.

- Convergences et divergences avec la littérature

Les travaux récents en éducation médicale confirment globalement nos résultats sur les technologies immersives, montrant que la réalité virtuelle et la simulation réduisent la charge cognitive extrinsèque tout en augmentant la charge cognitive productive, contribuant ainsi à l'apprentissage. Cela concorde avec nos corrélations négatives entre simulateurs ($\rho = -0,687$) et RA/RV ($\rho = -0,657$) et la charge cognitive perçue. De même, les outils numériques adaptatifs sont associés à une réduction de la charge cognitive lorsqu'ils sont conformes aux principes neurocognitifs, notamment via la personnalisation et le feedback, bien que ces effets soient modulés par des facteurs individuels (Hadie et al., 2021; Hartelt

& Martens, 2024; Ibrahim et al., 2025; Wei et al., 2024). Enfin, la littérature confirme une adoption partielle des stratégies de répétition espacée et testing effect, souvent perçues comme cognitivement exigeantes, ce qui peut expliquer la relation positive observée entre charge cognitive et métacognition (Gkintoni et al., 2025; Serra et al., 2025; Tene et al., 2024; Tokuno et al., 2025).

Les résultats sont divergents selon les contextes et méthodologies. La littérature récente permet de situer nos résultats. Ils mettent en évidence des effets variables de l'usage des outils numériques et des stratégies d'apprentissage sur la charge cognitive. Certaines études rapportent qu'un usage intensif ou combiné à plusieurs plateformes peut augmenter la charge cognitive perçue et le risque de surcharge, ce qui s'oppose avec nos résultats montrant des associations négatives entre usage des outils numériques et charge mentale. D'autres travaux indiquent que l'engagement dans des activités métacognitives peut s'accompagner d'une augmentation de la charge cognitive subjective, tout en restant associé à un bénéfice pédagogique, ce qui rejoint nos observations d'une relation positive entre métacognition et charge perçue. À l'inverse, la littérature issue de la théorie de la charge cognitive souligne que des environnements numériques bien conçus peuvent alléger la charge cognitive et améliorer l'engagement, ce qui nuance certaines de nos associations. Enfin, plusieurs études convergent sur une forte adhésion des étudiants aux principes de consolidation mnésique, cohérente avec leurs stratégies déclarées, tout en mettant en évidence un décalage persistant entre connaissances théoriques et mise en pratique effective (Hadie et al., 2021; Hartelt & Martens, 2024; Ibrahim et al., 2025; Wei et al., 2024).

- Forces de l'étude

- La présente étude utilise une approche multidimensionnelle innovante, croisant la charge mentale, l'engagement et les stratégies d'apprentissage, et les croyances mnésiques chez des étudiants en santé, ce qui permet une compréhension globale des profils d'apprenants et met en évidence des associations cohérentes, notamment entre engagement numérique et croyances neuroscientifiques ($q = 0,77$ à $0,83$).
- Elle repose ensuite sur une méthodologie robuste, associant des scores composites, des analyses corrélationnelles adaptées par Spearman et un échantillon satisfaisant de 178 étudiants.

- Limites de l'étude

- Le recours à un design transversal, ne permettant pas de conclure à des relations causales.
- La nature transversale de l'étude qui ne permet pas de suivre l'évolution des variables dans le temps, limitant ainsi l'analyse des effets à long terme.

- Perspectives de recherche

- Étude longitudinale avec des mesures répétées sur un semestre pour examiner la causalité directionnelle et d'éventuels effets de saturation.
- Dispositif expérimental comparatif entre un groupe formé aux neurosciences de l'apprentissage et un groupe contrôle, afin de tester l'impact causal sur la charge cognitive, l'engagement et les résultats académiques.
- Inclusion de données objectives (logs de connexion, scores d'examens) cherchant à renforcer et croiser les données subjectives recueillies.

IV. Conclusion

Cette étude montre un décalage entre adhésion théorique et mise en pratique des principes neuroscientifiques de l'apprentissage chez les étudiants en rééducation. Si les croyances mnésiques sont élevées ($M = 3,50/5$), l'engagement dans les outils numériques pédagogiques est plus modéré ($M = 2,91/5$), traduisant un écart notable entre compréhension des stratégies efficaces et leur application effective. Par conséquent, les analyses confirment des associations cohérentes entre croyances, engagement et stratégies d'apprentissage, validant la structuration globale des dimensions cognitives étudiées. Ces résultats soulignent aussi l'importance de traduire les connaissances en neurosciences en pratiques pédagogiques mesurables, intégrées dans des dispositifs numériques adaptés aux capacités cognitives des apprenants.

Références

Ahmed, A. A. E., Biswas, A., Bempong-Ahun, N., Perić, I., & O'Flynn, E. P. (2025). Barriers and Enablers to the Production of Open Access Medical Education Platforms : Scoping Review. *JMIR Medical Education*, 11, e65306. <https://doi.org/10.2196/65306>

- Almoghairi, A. M., O'Brien, J., Doubrovsky, A., & Duff, J. (2025). Knowledge, attitudes, and practices of cardiac rehabilitation and barriers to referral among cardiologists in Saudi Arabia : A cross-sectional survey. *PLOS One*, 20(5), e0323694. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0323694>
- De Bruin, A. B. H. (2016). The potential of neuroscience for health sciences education : Towards convergence of evidence and resisting seductive allure. *Advances in Health Sciences Education*, 21(5), 983-990. <https://doi.org/10.1007/s10459-016-9733-2>
- Flores, R., Siami Namin, A., Tavakoli, N., Siami-Namini, S., & Jones, K. S. (2021). Using experiential learning to teach and learn digital forensics : Educator and student perspectives. *Computers and Education Open*, 2, 100045. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2021.100045>
- Gellisch, M., Morosan-Puopolo, G., Brand-Saberi, B., & Schäfer, T. (2024). Adapting to new challenges in medical education : A three-step digitization approach for blended learning. *BMC Medical Education*, 24(1), 585. <https://doi.org/10.1186/s12909-024-05503-1>
- Gkintoni, E., Antonopoulou, H., Sortwell, A., & Halkiopoulos, C. (2025). Challenging Cognitive Load Theory : The Role of Educational Neuroscience and Artificial Intelligence in Redefining Learning Efficacy. *Brain Sciences*, 15(2), 203. <https://doi.org/10.3390/brainsci15020203>
- Hadie, S. N. H., Tan, V. P. S., Omar, N., Nik Mohd Alwi, N. A., Lim, H. L., & Ku Marsilla, K. I. (2021). COVID-19 Disruptions in Health Professional Education : Use of Cognitive Load Theory on Students' Comprehension, Cognitive Load, Engagement, and Motivation. *Frontiers in Medicine*, 8, 739238. <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.739238>
- Hartelt, T., & Martens, H. (2024). Self-regulatory and metacognitive instruction regarding student conceptions : Influence on students' self-efficacy and cognitive load. *Frontiers in Psychology*, 15, 1450947. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1450947>
- Heiko Dietrich, T. E. (2022). Traditional lectures versus active learning – A false dichotomy? *STEM Education*, 2(4), 275-292. <https://doi.org/10.3934/steme.2022017>
- Ibrahim, R. K., Al Marar, Y. A., Salman, M., Jihad, S., Hamza, M. G., Abouelnasr, A. S., Abdelaliem, S. M. F., Alahmedi, S. H., & Hendy, A. (2025). Impact of multiple educational technologies on well-being : The mediating role of digital cognitive load. *BMC Nursing*, 24(1), 1028. <https://doi.org/10.1186/s12912-025-03655-z>
- Jalali, A., Harbi Houssein, K., & Fotsing, S. (2025). Twelve Practical Tips for Integrating AI Into Medical Education : Tutorial to Support Educators Across Teaching, Research, Administration, and Ethical Domains. *JMIR Medical Education*, 11, e81297. <https://doi.org/10.2196/81297>
- Kim, M., Duncan, C., Yip, S., & Sankey, D. (2025). Beyond the theoretical and pedagogical constraints of cognitive load theory, and towards a new cognitive philosophy in education. *Educational Philosophy and Theory*, 57(7), 662-673. <https://doi.org/10.1080/00131857.2024.2441389>
- Kyaw, B. M., Saxena, N., Posadzki, P., Vseteckova, J., Nikolaou, C. K., George, P. P., Divakar, U., Masiello, I., Kononowicz, A. A., Zary, N., & Tudor Car, L. (2019). Virtual Reality for Health Professions Education : Systematic Review and Meta-Analysis by the Digital Health Education Collaboration. *Journal of Medical Internet Research*, 21(1), e12959. <https://doi.org/10.2196/12959>
- Serra, M. J., Kaminske, A. N., Nebel, C., & Coppola, K. M. (2025). The Use of Retrieval Practice in the Health Professions : A State-of-the-Art Review. *Behavioral Sciences*, 15(7), 974. <https://doi.org/10.3390/bs15070974>
- Simmons, C., Lendrum, R., Perkins, Z., Grier, G., & Marsden, M. (2025). A scoping review of cognitive load assessment tools suitable for clinicians performing REBOA. *Scandinavian Journal of Trauma, Resuscitation and Emergency Medicine*, 33(1), 121. <https://doi.org/10.1186/s13049-025-01408-0>

Skulmowski, A., & Xu, K. M. (2022). Understanding Cognitive Load in Digital and Online Learning : A New Perspective on Extraneous Cognitive Load. *Educational Psychology Review*, 34(1), 171-196. <https://doi.org/10.1007/s10648-021-09624-7>

Sriram, A., Ramachandran, K., & Krishnamoorthy, S. (2025). Artificial Intelligence in Medical Education : Transforming Learning and Practice. *Cureus*. <https://doi.org/10.7759/cureus.80852>

Tene, T., Vique López, D. F., Valverde Aguirre, P. E., Orna Puente, L. M., & Vacacela Gomez, C. (2024). Virtual reality and augmented reality in medical education : An umbrella review. *Frontiers in Digital Health*, 6, 1365345. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2024.1365345>

Tokuno, J., Knobovitch, R. M., Botelho, F., Fried, H. B., Carver, T. E., & Fried, G. M. (2025). Immersive Virtual Reality Simulation for Medical Student Procedural Training : Assessment of Cognitive Load and Usability. *Surgical Innovation*, 32(4), 378-384. <https://doi.org/10.1177/15533506251339920>

Wei, Y., Soderstrom, N. C., Meade, M. L., & Scott, B. G. (2024). Metacognition About Collaborative Learning : Students' Beliefs Are Inconsistent with Their Learning Preferences. *Behavioral Sciences*, 14(11), 1104. <https://doi.org/10.3390/bs14111104>

Wilson, A. B., Bay, B. H., Byram, J. N., Carroll, M. A., Finn, G. M., Hammer, N., Hildebrandt, S., Krebs, C., Wisco, J. J., & Organ, J. M. (2024). Journal recommended guidelines for survey-based research. *Anatomical Sciences Education*, 17(7), 1389-1391. <https://doi.org/10.1002/ase.2499>