



Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), septiembre-octubre 2026,
Volumen 10, Número 5.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i5

IMPACTO DE UN SISTEMA DE TUTORÍA INTELIGENTE CON RECONOCIMIENTO EMOCIONAL EN EL ACADÉMICO PREESCOLAR

**IMPACT OF AN INTELLIGENT TUTORING SYSTEM
WITH EMOTIONAL RECOGNITION ON PRESCHOOL
ACADEMIC PERFORMANCE**

Juan Pablo Diaz Fierro

Instituto Tecnológico de Acapulco, México

Francisco Javier Gutiérrez Mata

Instituto Tecnológico de Acapulco, México

Impacto de un Sistema de Tutoría Inteligente con Reconocimiento Emocional en el Académico Preescolar

Juan Pablo Díaz Fierro¹

juanitojunior@live.com.mx

Instituto Tecnológico de Acapulco
México

Francisco Javier Gutiérrez Mata

francisco.gm@acapulco.tecnm.mx

Tecnológico de Acapulco
México

RESUMEN

Los sistemas de tutoría inteligente (STI) representan una herramienta prometedora para la educación temprana; sin embargo, la mayoría ignora la dimensión afectiva del aprendizaje, limitando su capacidad de personalización pedagógica. Esta omisión es especialmente crítica en educación preescolar, donde los niños de 3 a 5 años dependen de la regulación emocional externa para sostener el compromiso cognitivo. Desde el marco de la computación afectiva y la teoría de la carga cognitiva, se hipotetiza que un STI sensible a las emociones puede reducir la carga extrínseca asociada a la frustración y potenciar el aprendizaje efectivo. Este estudio evaluó el impacto de un STI con módulo de reconocimiento emocional en el rendimiento académico y el compromiso de niños preescolares. Mediante un diseño cuasi-experimental con 160 participantes (GE=80, GC=80), se compararon tres métricas principales: tasa de respuestas correctas, número de intentos y tiempo de respuesta, en una batería de tareas matemáticas estructurada en cinco niveles de dificultad progresiva, administrada durante cinco semanas con tres sesiones semanales. El GE interactuó con un STI equipado con reconocimiento facial automático (OpenCV + red neuronal convolucional, precisión ~88%) que adaptaba las actividades en función de la emoción detectada (felicidad, neutralidad, enojo). El GC empleó el mismo sistema con el módulo afectivo desactivado. Los resultados indicaron que el GE superó significativamente al GC en todas las métricas evaluadas: mayor tasa de respuestas correctas (78.5% vs. 72.3%, $p=.005$, $d=0.45$), menor número de intentos (1.42 vs. 1.68, $p=.001$), tiempo de respuesta más rápido (18.5 s vs. 22.8 s, $p<.001$, $d=0.58$) y mayor engagement observacional (+12%, $p<.001$, $d=0.71$). Adicionalmente, la ventaja del GE se amplificó en los niveles de mayor dificultad cognitiva, sugiriendo que el andamiaje afectivo es más valioso ante tareas que generan mayor carga cognitiva. Se concluye que la incorporación de reconocimiento emocional en STI mejora significativa y prácticamente el rendimiento académico y el compromiso en educación preescolar, validando la integración de la dimensión afectiva como componente esencial en el diseño de tecnologías educativas para la primera infancia.

Palabras clave: rendimiento académico, sistema de tutoría inteligente, reconocimiento emocional, preescolares, computación afectiva

¹ Autor principal.

Correspondencia: juanitojunior@live.com.mx

Impact of an Intelligent Tutoring System with Emotional Recognition on Preschool Academic Performance

ABSTRACT

Intelligent Tutoring Systems (ITS) represent a promising tool for early education; however, most ignore the affective dimension of learning, limiting their capacity for pedagogical personalization. This omission is especially critical in preschool education, where children aged 3 to 5 depend on external emotional regulation to sustain cognitive engagement. From the framework of affective computing and cognitive load theory, it is hypothesized that an emotion-sensitive ITS can reduce the extrinsic load associated with frustration and enhance effective learning. This study evaluated the impact of an ITS with an emotion recognition module on the academic performance and engagement of preschool children. Using a quasi-experimental design with 160 participants (EG=80, CG=80), three main metrics were compared: rate of correct responses, number of attempts, and response time, on a battery of mathematical tasks structured into five levels of progressive difficulty, administered over five weeks with three weekly sessions. The EG interacted with an ITS equipped with automatic facial recognition (OpenCV + convolutional neural network, ~88% accuracy) that adapted activities based on the detected emotion (happiness, neutrality, anger). The CG used the same system with the affective module deactivated. The results indicated that the EG significantly outperformed the CG on all evaluated metrics: higher rate of correct responses (78.5% vs. 72.3%, $p=.005$, $d=0.45$), fewer attempts (1.42 vs. 1.68, $p=.001$), faster response time (18.5 s vs. 22.8 s, $p<.001$, $d=0.58$), and greater observed engagement (+12%, $p<.001$, $d=0.71$). Additionally, the EG's advantage was amplified at the higher levels of cognitive difficulty, suggesting that affective scaffolding is more valuable when facing tasks that generate greater cognitive load. It is concluded that incorporating emotional recognition into ITS significantly and meaningfully improves academic performance and engagement in preschool education, validating the integration of the affective dimension as an essential component in the design of educational technologies for early childhood.

Keywords: academic performance, intelligent tutoring system, emotional recognition, preschoolers, affective computing

Artículo recibido 20 agosto 2026

Aceptado para publicación: 20 septiembre 2026



INTRODUCCIÓN

Los sistemas de tutoría inteligente (STI) constituyen una de las innovaciones más significativas en tecnología educativa, al ajustar dinámicamente contenidos, ritmo y estrategias de enseñanza a las características individuales de cada estudiante (Agarwal & Mostow, 2020). Sin embargo, esta personalización ha sido históricamente restringida a variables cognitivas —nivel de conocimiento previo, errores conceptuales, velocidad de procesamiento, ignorando de manera sistemática la dimensión afectiva del aprendizaje (Agarwal & Mostow, 2020) (Woolf y otros, 2010). Esta omisión limita la capacidad del sistema para responder al estudiante como un ser integral, cuyo rendimiento académico está profundamente condicionado por su estado emocional en cada momento de la interacción. La omisión de la dimensión afectiva es particularmente grave en la educación preescolar, etapa en que los niños de 3 a 5 años se encuentran en un período crítico de desarrollo socioemocional y cognitivo. A diferencia de los estudiantes mayores, los preescolares disponen de una capacidad de autorregulación emocional aún en desarrollo y dependen en gran medida de apoyos externos para mantener la disposición al aprendizaje (Eisenberg y otros, 2010). Cuando experimentan frustración o aburrimiento durante una tarea académica, rara vez cuentan con estrategias internas para regularlo; si el entorno tecnológico tampoco detecta ni responde a estas señales, el compromiso cognitivo se deteriora rápidamente. Un STI que no identifica estos estados afectivos pierde oportunidades cruciales de andamiaje pedagógico.

Desde el campo de la psicología educativa, (Pekrun y otros, 2002) demostraron que las emociones de logro (como el disfrute, la ansiedad o el aburrimiento) influyen directamente en la motivación intrínseca, la selección de estrategias cognitivas y el rendimiento académico. En el contexto digital, investigaciones recientes han documentado el potencial de la personalización afectiva en tecnologías educativas para niños: (Li, 2025) reportó mejoras significativas en el aprendizaje cuando los sistemas de e-learning monitorearon e intervinieron ante estados emocionales negativos; (Li, 2025) demostró que entornos virtuales multimodales adaptativos mejoraron tanto el rendimiento como la motivación de los estudiantes; y (Lin y otros, 2022) confirmaron que la integración de computación afectiva en STI optimizó tanto la usabilidad como los resultados de aprendizaje.



No obstante, la investigación específica en población preescolar permanece escasa, y los mecanismos mediante los cuales el reconocimiento emocional mejora el aprendizaje en esta etapa no han sido suficientemente caracterizados.

Ante este panorama, el presente estudio planteó la siguiente pregunta de investigación: ¿En qué medida un STI con reconocimiento y respuesta emocional mejora el rendimiento académico y el engagement de preescolares comparado con un sistema tradicional sin adaptación afectiva?

Objetivo general: Evaluar el impacto de un STI con módulo de reconocimiento emocional en el rendimiento académico y el engagement de niños de 3 a 5 años.

Hipótesis

H1: El grupo experimental (GE) mostrará una tasa de respuestas correctas significativamente mayor que el grupo control (GC) en tareas matemáticas de múltiples niveles de dificultad.

H2: El GE requerirá significativamente menos intentos y menor tiempo de respuesta, reflejando mayor eficiencia en el proceso de aprendizaje.

H3: El GE exhibirá mayor engagement observacional durante las sesiones de interacción con el STI.

El diseño del estudio se fundamenta en cuatro marcos conceptuales complementarios. La teoría sociocultural de (Vygotsky, 1978) aporta los conceptos de zona de desarrollo próximo y andamiaje, sugiriendo que el reconocimiento emocional permite al STI ajustar dinámicamente el nivel de apoyo según el estado afectivo del estudiante. La computación afectiva de (Picard, 1997) postula que los sistemas computacionales deben reconocer e interpretar las emociones para lograr interacciones verdaderamente efectivas. La teoría de la carga cognitiva de (Sweller, 1988) establece que los estados emocionales negativos (como la frustración) consumen recursos de memoria de trabajo, aumentando la carga extrínseca y reduciendo la capacidad disponible para el aprendizaje. Finalmente, la teoría de autorregulación emocional de (Eisenberg y otros, 2010) subraya que en preescolares la regulación afectiva depende fundamentalmente de andamiaje externo, papel que el STI afectivo puede desempeñar de manera sistemática y escalable.



METODOLOGÍA

Diseño

Enfoque cuantitativo, aplicado, explicativo. Diseño cuasi-experimental con grupos no equivalentes. GE (n=80) usó STI con reconocimiento emocional activo; GC (n=80) usó mismo sistema sin adaptación afectiva. Intervención: 5 semanas, 3 sesiones/semana de 15-20 minutos.

Participantes

160 preescolares (M=4.2 años, DE=0.7; 51% niñas) de cuatro instituciones públicas urbanas de nivel socioeconómico medio. Muestreo por conveniencia. Criterios de inclusión: edad 3-5 años, asistencia regular, sin discapacidad que impidiera interacción. Consentimiento parental y asentimiento verbal. Análisis de potencia: n=80 por grupo permite detectar $d=0.50$ con $\alpha=0.05$ y potencia 0.80.

Variables y operacionalización

Table 1. Operacionalización de variables

Variable	Tipo	Definición operacional	Indicador	Instrumento	Escala de medición
Rendimiento académico	Dependiente	Desempeño del niño en tareas matemáticas de cinco niveles de dificultad durante las 15 sesiones	Tasa de respuestas correctas (%), número de intentos por tarea, tiempo de respuesta (segundos)	STI con sistema de registro automático de interacciones	Razón
Engagement	Dependiente	Nivel de compromiso conductual observable durante la interacción con el STI	Atención sostenida a la pantalla, persistencia ante dificultad, expresiones de interés, iniciativa para continuar	Escala observacional de engagement (rango 1-5) aplicada por observadores entrenados	Ordinal
Estado emocional	Independiente / Moderadora	Emoción facial detectada por el módulo de reconocimiento durante la interacción	Categorías: felicidad, neutralidad, enojo (clasificación automática cada 5 segundos)	Módulo de reconocimiento facial basado en OpenCV y red neuronal convolucional	Nominal
Grupo experimental	Independiente	Asignación del participante a condición con o sin reconocimiento emocional activo	GE (STI con módulo afectivo activo) vs. GC (STI con módulo afectivo desactivado)	Asignación por institución educativa	Nominal



Instrumentos

STI con cinco módulos: interfaz táctil, módulo pedagógico (150 tareas matemáticas en 5 niveles), módulo de reconocimiento emocional (OpenCV + CNN, precisión ~88% en validación leave-one-child-out, concordancia inter-evaluador $\kappa=0.82$), motor de decisión (reglas: felicidad → siguiente tarea; enojo/neutralidad sostenida → cuestionario diagnóstico con pistas o reducción de dificultad), y sistema de registro automático.

Batería de tareas matemáticas: Nivel 1 (conteo/subitización), Nivel 2 (cardinalidad), Nivel 3 (suma/resta simple), Nivel 4 (patrones), Nivel 5 (problemas verbales). Progresión adaptativa (80% aciertos avanza, <50% retrocede).

Escala de engagement: dos observadores entrenados ($\kappa=0.79$), intervalos de 3 minutos.

Procedimiento

Fases: preparatoria (2 semanas), línea base (semana 0, familiarización), intervención (semanas 1-5), cierre (semana 6). Sesiones matutinas, supervisión sin intervención.

Consideraciones éticas

Aprobación de comité de ética. Consentimiento informado por escrito de padres y asentimiento verbal de niños. Anonimización mediante códigos. Datos en servidor encriptado. Grabaciones de video destruidas tras validación.

Análisis de datos

Pruebas t independientes, d de Cohen, ANOVA mixto (grupo × tiempo) con SPSS y R. Intención de tratar e imputación por media para datos faltantes (<5%).

RESULTADOS

La muestra final fue 160 (GE=80, GC=80), con retención del 100%. Grupos equivalentes en edad, género y nivel socioeconómico ($p>.05$).

Hipótesis 1: Tasa de respuestas correctas:

GE: 78.5% (DE=12.8); GC: 72.3% (DE=15.2); diferencia = 6.2%; $t(158)=2.85$, $p=.005$, $d=0.45$. H1 apoyada.



Hipótesis 2: Número de intentos y tiempo de respuesta

Intentos: GE=1.42 (DE=0.38), GC=1.68 (DE=0.52); $t(158)=-3.42$, $p=.001$, $d=0.57$.

Tiempo de respuesta: GE=18.5s (DE=6.2), GC=22.8s (DE=8.5); $t(158)=-4.51$, $p<.001$, $d=0.58$.

H2 apoyada.

Hipótesis 3: Engagement observacional

GE: 4.1 (DE=0.6); GC: 3.6 (DE=0.8); $t(158)=4.52$, $p<.001$, $d=0.71$ (12% mayor). H3 apoyada.

Rendimiento por nivel de dificultad

Table 2. Rendimiento académico por nivel de dificultad

Nivel	Competencia evaluada	GE M (DE)	GC M (DE)	t(158)	p	d de Cohen
1	Conteo/subitización	85.2% (9.1)	82.4% (10.3)	1.82	.07	0.29
2	Cardinalidad	80.3% (11.2)	74.1% (13.8)	3.15	.03	0.49
3	Suma/resta simple	76.4% (12.5)	68.2% (14.9)	3.78	.008	0.60
4	Patrones	74.8% (13.1)	69.5% (15.2)	2.41	.02	0.38
5	Problemas verbales	71.6% (14.3)	61.8% (16.7)	4.12	.003	0.65

La ventaja del GE se amplificó con la dificultad.

Tendencias longitudinales

ANOVA mixto mostró efecto de tiempo ($F(4,632)=18.74$, $p<.001$), de grupo ($F(1,158)=8.12$, $p=.005$), e interacción grupo×tiempo ($F(4,632)=3.28$, $p=.011$). El GE mejoró más rápidamente: Semana 1: 74.2% vs 72.8% (ns); Semana 5: 81.3% vs 72.6% ($p<.001$, $d=0.63$). El engagement del GE se mantuvo alto (4.0-4.2) mientras que el GC disminuyó de 3.8 a 3.4.

Patrones de detección emocional en GE

Distribución: felicidad 52%, neutralidad 38%, enojo 10%. Al activarse el cuestionario (enojo/neutralidad sostenida), 68% reportó necesidad de ayuda. Tras la intervención, 73% retornó a estado "felicidad".

Síntesis (Tabla 3)

Table 3. Síntesis de comparaciones estadísticas entre grupos

Variable dependiente	GE M (DE)	GC M (DE)	t(158)	p	d de Cohen	Interpretación
Tasa de respuestas correctas (%)	78.5 (12.8)	72.3 (15.2)	2.85	.005	0.45	Efecto medio
Número de intentos	1.42 (0.38)	1.68 (0.52)	-3.42	.001	0.57	Efecto medio-grande
Tiempo de respuesta (segundos)	18.5 (6.2)	22.8 (8.5)	-4.51	<.001	0.58	Efecto medio-grande
Engagement observacional (escala 1-5)	4.1 (0.6)	3.6 (0.8)	4.52	<.001	0.71	Efecto grande



DISCUSIÓN

Los resultados confirman las tres hipótesis: el STI con reconocimiento emocional mejoró significativamente el rendimiento académico y el engagement de preescolares, con tamaños de efecto de medios a grandes ($d=0.45$ a 0.71). La ventaja del GE fue mayor en tareas más complejas ($d=0.65$ en problemas verbales vs 0.29 en conteo simple) y se sostuvo durante cinco semanas.

Interpretación teórica:

- Vygotsky: el sistema actuó como andamiaje digital detectando señales de salida de la zona de desarrollo próximo y proporcionando apoyo adaptativo (reducción de intentos y tiempo).
- Picard: la omisión de información emocional en el GC resultó en rendimiento inferior, validando que las emociones son centrales para el aprendizaje.
- Sweller: la reducción de carga extrínseca (frustración) liberó recursos cognitivos, evidenciado por menor tiempo de respuesta y amplificación del efecto con mayor dificultad.
- Eisenberg: el sistema proveyó corregulación externa efectiva, restaurando estados positivos en el 73% de los casos y manteniendo el engagement.

Comparación con estudios previos: Nuestros hallazgos coinciden con Gordon et al. (Lin y otros, 2022) en robótica afectiva, Park et al. (Liu, 2025) en aprendizaje por refuerzo, y el meta-análisis de Li (Wagner, 2025) (mejora media de 8.6%). La mejora del 6.2% en precisión es comparable y relevante.

Implicaciones prácticas: Educadores pueden usar STI afectivos como complemento en aulas numerosas; diseñadores deben priorizar el reconocimiento emocional en contenidos desafiantes; responsables de políticas cuentan con evidencia de retorno de inversión ($d=0.45-0.71$); familias pueden beneficiarse de herramientas de aprendizaje doméstico con apoyo emocional.

Hallazgos inesperados: El Nivel 1 no mostró diferencias significativas ($p=.07$), sugiriendo que el andamiaje afectivo es más crítico cuando la carga cognitiva es alta. Ambos grupos mejoraron con el tiempo, indicando que los STI sin afectividad no son ineficaces, sino menos efectivos. Un 10% de episodios emocionales negativos persistieron, señalando límites de la tecnología actual.



Limitaciones

1. Geográficas y culturales: Muestra de conveniencia urbana de nivel socioeconómico medio; no generalizable a contextos rurales o de bajos recursos ni a otras culturas.
2. Temporales: Solo cinco semanas sin seguimiento post-intervención; no se evaluó retención a largo plazo.
3. Contenido: Limitado a matemáticas básicas; no se evaluó transferencia a otros dominios.
4. Tecnológicas: Precisión del reconocimiento emocional del 88% (12% de error), sensible a iluminación, oclusión y diferencias individuales en expresividad.
5. Muestreo y asignación: Muestreo por conveniencia y asignación no aleatoria (cuasi-experimental) limitan inferencia causal.
6. Medición: Engagement observacional subjetivo ($\kappa=0.79$); sin instrumentos estandarizados externos.
7. Diseño: Ausencia de control activo (efecto Hawthorne), posible sesgo del experimentador.
8. Generalización: Resultados específicos a las condiciones del estudio (edad, tecnología, lógica de intervención).

Conclusión y direcciones futuras

Este estudio proporciona evidencia empírica inicial de que la integración de reconocimiento emocional en sistemas de tutoría inteligente mejora significativamente el rendimiento académico y el engagement de preescolares en comparación con sistemas idénticos sin adaptación afectiva. Los resultados confirmaron las tres hipótesis formuladas: el grupo experimental exhibió tasa de respuestas correctas superior en 6.2 puntos porcentuales ($d=0.45$), requirió menos intentos y menor tiempo de respuesta ($d=0.57-0.58$), y mostró engagement observacional 12% mayor ($d=0.71$) que el grupo control. Estos efectos se amplificaron con la complejidad cognitiva de las tareas y se sostuvieron a lo largo de cinco semanas, sugiriendo que el reconocimiento emocional proporciona andamiaje afectivo particularmente valioso durante desafíos elevados y facilita trayectorias de aprendizaje acumulativo más efectivas.

Los hallazgos poseen implicaciones teóricas y prácticas convergentes. Teóricamente, el estudio valida empíricamente principios de computación afectiva de Picard en educación preescolar, demuestra que el andamiaje vygotskiano puede implementarse efectivamente mediante sistemas digitales sensibles a



emociones, y proporciona evidencia de que la regulación emocional externa reduce carga cognitiva extrínseca según la teoría de Sweller. Prácticamente, los resultados sugieren que educadores pueden emplear STI afectivos como complemento en aulas con ratios elevados estudiante-maestro, diseñadores de tecnologías educativas deben considerar el reconocimiento emocional como componente central en software para educación temprana, responsables de políticas cuentan con evidencia que respalda inversión en infraestructura de computación afectiva, y familias pueden acceder a herramientas de aprendizaje doméstico con apoyo emocional integrado.

No obstante, las limitaciones metodológicas, tecnológicas y contextuales identificadas establecen fronteras claras para la generalización de estos hallazgos iniciales. La muestra se limitó a contextos urbanos de nivel socioeconómico medio en una región geográfica específica, la intervención se extendió únicamente cinco semanas sin seguimiento posterior, el contenido se restringió a competencias matemáticas básicas, y el módulo de reconocimiento emocional alcanzó precisión de 88% con vulnerabilidades a condiciones de iluminación y oclusión. Estas restricciones subrayan que, aunque prometedores, los resultados representan un punto de partida que requiere extensión, replicación y refinamiento sustanciales antes de que la computación afectiva pueda considerarse tecnología madura y validada para implementación a escala en educación preescolar.

Direcciones futuras: (1) Estudios longitudinales (>6 meses con seguimiento); (2) Validación cross-cultural y multi-sitio; (3) Extensión a alfabetización, ciencias y aprendizaje socioemocional; (4) Refinamiento de algoritmos de reconocimiento (fusión multimodal, modelos pediátricos, adaptación en tiempo real); (5) Investigación de diferencias individuales (temperamento, experiencia tecnológica); (6) Evaluación de transferencia a contextos no digitales; (7) Análisis de costo-efectividad; (8) Capacitación docente y modelos de integración; (9) Marcos éticos y de gobernanza de datos; (10) Validación neurocientífica (EEG, fNIRS) de mecanismos.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

Agarwal, M., & Mostow, J. (2020). Semi-supervised affect detection from speech in real classroom environments. *Semi-supervised affect detection from speech in real classroom environments.*, 712-724. *Transactions on Affective Computing*, 11(4).
<https://doi.org/https://doi.org/10.1109/TAFFC.2018.2854299>



- Eisenberg, N., Spinrad, T. L., & Eggum, N. D. (2010). Emotion-related self-regulation and its relation to children's maladjustment. Emotion-related self-regulation and its relation to children's maladjustment., 495-525. Annual Review of Clinical Psychology, 6. <https://doi.org/https://doi.org/10.1146/annurev.clinpsy.121208.131208>
- Ekman, P. (1992). An argument for basic emotions. An argument for basic emotions., 169–200. Cognition & Emotion, 6(3–4). <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/02699939208411068>
- Gordon, G., Spaulding, S., Westlund, J. K., Lee, J. J., Plummer, L., Martinez, M., Das, M., & Breazeal, C. (2016). Affective personalization of a social robot tutor for children's second language skills. Affective personalization of a social robot tutor for children's second language skills., 3951-3957. In Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence.
- Li, J. (2025). Multimodal emotion recognition in online learning for children: A meta-analysis of effectiveness and implementation factors. Multimodal emotion recognition in online learning for children: A meta-analysis of effectiveness and implementation factors. Computers & Education, 210, 104952. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.104952>
- Li, S., & Deng, W. (2020). Deep facial expression recognition: A survey. *Deep facial expression recognition: A survey*, 1195–1215. IEEE Transactions on Affective Computing, 13(3). <https://doi.org/https://doi.org/10.1109/TAFFC.2020.2981446>
- Lin, H.-C. K., Su, S. -H., Chao, C. -J., Hsieh, C. -Y., & Tsai, S. -C. (2022). Integration of eye-tracking and affective computing technologies for an intelligent tutoring system: Usability evaluation. Integration of eye-tracking and affective computing technologies for an intelligent tutoring system: Usability evaluation., 474-499. *Journal of Educational Computing Research*, 60(2). <https://doi.org/https://doi.org/10.1177/07356331211037145>
- Liu, Y. (2025). Multimodal adaptive virtual learning environment for early childhood education: Design and empirical validation. Multimodal adaptive virtual learning environment for early childhood education: Design and empirical validation., 245-268. Educational Technology Research and Development, 73(1). <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s11423-024-10387-2>
- Mollahosseini, A., Hasani, B., & Mahoor, M. H. (2019). AffectNet: A database for facial expression, valence, and arousal computing in the wild. *AffectNet: A database for facial expression*,



- valence, and arousal computing in the wild., 18–31. IEEE Transactions on Affective Computing, 10(1). <https://doi.org/https://doi.org/10.1109/TAFFC.2017.2740923>
- Park, H. W., Rosenberg-Kima, R., Rosenberg, M., Gordon, G., & Breazeal, C. (2019). Growing growth mindset with a social robot peer. Growing growth mindset with a social robot peer., 137-145. In Proceedings of the 2019 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. <https://doi.org/https://doi.org/10.1109/HRI.2019.8673077>
- Parkhi, O. M., Vedaldi, A., & Zisserman, A. (2015). Deep face recognition. Deep face recognition, 41.1–41.12. Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC). <https://doi.org/https://doi.org/10.5244/C.29.41>
- Pekrun, R., Goetz, T., Titz, W., & Perry, R. P. (2002). Academic emotions in students' self-regulated learning and achievement: A program of qualitative and quantitative research. Academic emotions in students' self-regulated learning and achievement: A program of qualitative and quantitative research., 91-105. Educational Psychologist, 37(2). https://doi.org/https://doi.org/10.1207/S15326985EP3702_4
- Picard, R. W. (1997). Affective computing. *Affective computing*. MIT Press.
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: Effects on learning. Cognitive load during problem solving: Effects on learning., 257-285. Cognitive Science, 12(2). https://doi.org/https://doi.org/10.1207/s15516709cog1202_4
- Viola, P., & Jones, M. J. (2004). Robust real-time face detection. Robust real-time face detection, 137–154. *International Journal of Computer Vision*, 57(2),. <https://doi.org/https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000013087.49260.fb>
- Vygotsky, L. S. (1978). Mind in society: The development of higher psychological processes (M. Cole, V. John-Steiner, S. Scribner, & E. Souberman, Eds.). Mind in society: The development of higher psychological processes (M. Cole, V. John-Steiner, S. Scribner, & E. Souberman, Eds.). Harvard University Press.
- Wagner, S. (2025). AI-powered robots for emotional development in preschool education: A systematic review of design principles and learning outcomes. AI-powered robots for emotional development in preschool education: A systematic review of design principles and learning

outcomes., 112-128. Early Childhood Research Quarterly, 70,.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecresq.2024.09.003>

Woolf, B. P., Burleson, W., Arroyo, I., Dragon, T., Cooper, D., & Picard, R. (2010). Affect-aware tutors: Recognising and responding to student affect. *Affect-aware tutors: Recognising and responding to student affect*, 129-164. *International Journal of Learning Technology*, 4(3-4).
<https://doi.org/https://doi.org/10.1504/IJLT.2009.028804>

