



Reconocimiento facial aplicado a la gestión en instituciones educativas: una revisión sistemática de literatura

Facial recognition applied to management in educational institutions: a systematic literature Review

Miller Joel Zamora Noriega ✉

Universidad Católica Sedes Sapientiae, Perú

2021201198@ucss.pe

ORCID: 0009-0007-5912-6731

Nixon Omar Fernández Carrión

Universidad Católica Sedes Sapientiae, Perú.

nfernandez@ucss.edu.pe

ORCID: 0000-0003-4510-8667



<https://doi.org/10.36825/RITI.14.34.006>

Recibido: Junio 17, 2026

Aceptado: Septiembre 12, 2026

Resumen: El reconocimiento facial se ha incorporado con rapidez a la gestión de instituciones educativas, pero la evidencia sobre su desempeño y sus condiciones de uso permanece dispersa. Esta revisión sistemática, conducida según el protocolo PRISMA 2020, analiza 25 artículos de acceso abierto publicados entre 2020 y 2025 en *Scopus*, *ScienceDirect*, *IEEE Xplore* y *Springer Nature Link*, seleccionados de 6,999 registros iniciales. Las aplicaciones se concentran en el control de asistencia (44%) y el control de acceso (40%), seguidos del monitoreo cognitivo (12%) y la seguridad biométrica (4%). La familia ResNet/FaceNet es la más utilizada (28% de los estudios) y las exactitudes reportadas superan el 90% en la mayoría de las implementaciones, aunque provienen de entornos controlados con muestras reducidas. La revisión identifica tres vacíos críticos: ningún estudio documenta procedimientos de consentimiento informado, ninguno describe la composición demográfica de sus conjuntos de datos y solo uno evalúa empíricamente la aceptación de los usuarios. Se concluye que la madurez técnica de la tecnología supera a su madurez ética y normativa, por lo que su adopción institucional exige auditorías demográficas, políticas explícitas de protección de datos biométricos y estudios de aceptación multiactor.

Palabras clave: Reconocimiento Facial, Gestión Educativa, Revisión Sistemática, Biometría, Aprendizaje Profundo.

Abstract: Facial recognition has been rapidly incorporated into the management of educational institutions, yet evidence on its performance and conditions of use remains scattered. This systematic review, conducted under the PRISMA 2020 protocol, analyses 25 open-access articles published between 2020 and 2025 in *Scopus*, *ScienceDirect*, *IEEE Xplore* and *Springer Nature Link*, selected from 6,999 initial records. Applications concentrate on attendance control (44%) and access control (40%), followed by cognitive monitoring (12%) and biometric security (4%). The ResNet/FaceNet family is the most widely used (28% of studies) and reported accuracies exceed 90% in most implementations, although they derive from controlled settings with small samples.

The review identifies three critical gaps: no study documents informed consent procedures, none describes the demographic composition of its datasets, and only one empirically assesses user acceptance. We conclude that the technical maturity of the technology outpaces its ethical and regulatory maturity, so institutional adoption requires demographic audits, explicit biometric data protection policies and multi-stakeholder acceptance studies.

Keywords: *Facial Recognition, Educational Management, Systematic Review, Biometrics, Deep Learning.*

1. Introducción

El rápido avance de la inteligencia artificial (IA) ha transformado diversos sectores, y la educación no es la excepción. La IA se concibe como la disciplina que desarrolla sistemas capaces de simular la inteligencia humana para ejecutar tareas de percepción, aprendizaje, análisis, predicción y toma de decisiones, operacionalizando de forma algorítmica diversas capacidades cognitivas [1]. Sin embargo, sus efectos en educación rara vez se concretan de forma lineal ni necesariamente benéfica, por lo que conviene analizarlos con cautela y en perspectiva histórica [2]. En la educación superior, su integración puede modificar la gobernanza y la arquitectura interna de las instituciones, incidir en los servicios administrativos y abrir nuevas posibilidades de enseñanza y aprendizaje [3], al abarcar tanto la automatización administrativa como la personalización de las experiencias formativas [4]. En el ámbito educativo, esta transformación se materializa en entornos de aprendizaje inteligentes que integran, entre otras, tecnologías de reconocimiento facial y análisis de emociones [5].

Una de las aplicaciones más relevantes de la IA es el reconocimiento facial, técnica biométrica que identifica o verifica la identidad de una persona a partir de las características únicas de su rostro, comparando una imagen con una plantilla registrada o con una base de datos completa, de forma automática y sin colaboración directa del usuario [6], [7]. En la gestión institucional actúa como habilitador de procesos al automatizar la verificación de identidad y generar registros auditables en tiempo real: la evidencia reporta mejoras en el control de asistencia frente a los métodos manuales [8], ingresos más rápidos y seguros en bibliotecas y recintos universitarios [9], datos para monitorear aforos y planificar aulas [10], y verificación del sustentante con detección de anomalías en exámenes en línea [11]. A ello se suma la seguridad institucional, uno de los aspectos más críticos para universidades, colegios y centros de investigación, donde el aumento de accesos no autorizados, suplantaciones de identidad y vulneraciones de datos ha impulsado la adopción de soluciones de monitoreo y control [12]; entre las alternativas biométricas, el reconocimiento facial destaca por combinar visión por computadora y análisis de patrones para detectar, rastrear y autenticar rostros de forma automática [13].

Esta revisión se sustenta en tres enfoques complementarios. El *Technology Acceptance Model* propone que la utilidad percibida y la facilidad de uso percibida configuran la intención conductual y, con ella, el uso real de una tecnología [14]; aplicado a la gestión educativa, permite anticipar la adopción por docentes, estudiantes y personal administrativo, y contrastar hipótesis sobre aceptación y continuidad de uso. El marco del reconocimiento biométrico establece la secuencia de adquisición, extracción de características, comparación y decisión, en la que las imágenes faciales se convierten en *embeddings* y se cotejan con plantillas mediante un umbral [15]; de él se derivan criterios de calidad de datos, protocolos de evaluación y umbrales operativos que permiten analizar precisión, robustez y confiabilidad. Por último, el Modelo de Éxito de Sistemas de Información sostiene que la calidad del sistema, de la información y del servicio determinan la intención de uso y la satisfacción, que convergen en beneficios netos organizacionales [16]; aplicado aquí, operacionaliza indicadores como exactitud, tiempo de respuesta, integridad y trazabilidad de los procesos.

Conviene precisar la terminología, dado que en la literatura estos términos se usan de manera intercambiable pese a designar operaciones distintas. Siguiendo la secuencia descrita en [15], se entiende por detección facial la localización de un rostro en una imagen o secuencia de vídeo, sin atribuirle identidad; por verificación facial la comparación uno a uno entre la muestra capturada y una plantilla registrada, que responde a si la persona es quien afirma ser y es la operación propia del control de acceso; y por identificación facial la comparación uno a muchos contra el conjunto de plantillas inscritas, que responde a quién es la persona y corresponde al registro automático de asistencia. El término reconocimiento facial se reserva para la categoría general que engloba verificación e identificación; al describir una implementación concreta se especifica la operación realizada. La distinción no es nominal: la tasa de falsa aceptación aumenta con el número de identidades inscritas, de modo que un buen desempeño en verificación no garantiza un resultado equivalente en identificación sobre una población estudiantil amplia.

En este marco, la presente revisión sistemática tiene como objetivo analizar y sintetizar la evidencia científica disponible sobre las aplicaciones del reconocimiento facial en la gestión de instituciones educativas, identificando las principales técnicas, usos, beneficios y limitaciones reportados, así como las tendencias actuales y las perspectivas futuras de esta tecnología. El propósito es ofrecer una visión integral que oriente futuras investigaciones y apoye la toma de decisiones institucionales, atendiendo tanto a la viabilidad técnica como a los desafíos de precisión, protección de datos personales y consideraciones éticas y sociales que plantea su uso en entornos académicos.

2. Metodología

La revisión sistemática es un método de investigación que recopila, evalúa y sintetiza de forma rigurosa los resultados de estudios previos sobre un tema específico, mediante procedimientos transparentes y replicables [17]. Para garantizar la claridad y la transparencia del proceso, se siguieron las directrices de PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*), la cual proporciona una guía estructurada para la identificación, selección y síntesis de la evidencia científica, con el fin de mejorar la calidad y reproducibilidad de las revisiones sistemáticas [18].

Para la identificación de los estudios se aplicó una estrategia de búsqueda sistemática, detallada en la (Tabla 1), en las bases de datos *Scopus*, *ScienceDirect*, *IEEE Xplore* y *Springer Nature Link*. El proceso de selección se complementó con criterios de inclusión y exclusión (Tabla 2), utilizados para depurar y restringir los documentos a aquellos que cumplían con los parámetros establecidos en esta revisión.

Tabla 1. Ecuación de búsqueda.

Tópico	Términos buscados
Temática	("facial recognition" OR "face recognition" OR "face verification" OR "face identification" OR "facial biometrics" OR "reconocimiento facial" OR "verificación facial" OR "identificación facial" OR "biometría facial")
Aplicación	("access control" OR "entry control" OR "door access" OR "gate access" OR turnstile OR "attendance system" OR "student attendance" OR "control de acceso" OR acceso OR "control de asistencia" OR asistencia OR torniquete OR "registro de asistencia")
Contexto educativo	(student OR students OR "higher education" OR university OR universities OR campus OR school OR schools OR college OR colleges OR estudiante OR estudiantes OR universidad OR universidades OR campus OR escuela OR escuelas OR colegio OR colegios OR "institución educativa" OR "instituciones educativas")
Tecnología	(system OR systems OR application OR applications OR "web system" OR "web-based" OR IoT OR "real-time" OR "real time" OR "sistema" OR "sistema web" OR "aplicación")

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 2. Criterios de inclusión y exclusión.

Criterio de inclusión	Criterio de exclusión
Publicaciones entre 2020 y 2025	Publicaciones anteriores a 2020
Escritas en inglés	Escritas en otros idiomas
Indexadas en <i>Scopus</i> , <i>ScienceDirect</i> , <i>IEEE Xplore</i> , <i>Springer Nature Link</i>	No indexadas en <i>Scopus</i> , <i>ScienceDirect</i> , <i>IEEE Xplore</i> , <i>Springer Nature Link</i>
Estudios relacionados con el reconocimiento facial aplicado a la gestión o educación	Estudios no relacionados con reconocimiento facial o fuera del ámbito educativo
Investigaciones empíricas o estudios de aplicación tecnológica	Revisiones teóricas sin evidencia empírica
Acceso abierto	Sin acceso disponible o restringido

Fuente: Elaboración propia.

El diseño de los términos de búsqueda, así como la definición de los criterios de inclusión y exclusión, se establecieron siguiendo las recomendaciones metodológicas propuestas por Zawacki-Richter *et al.* [19]. Según los criterios de la (Tabla 2), se consideraron estudios publicados entre 2020 y 2025, con el fin de incorporar los avances más recientes en el uso del reconocimiento facial en educación. Se priorizaron artículos en idioma inglés para asegurar la calidad y relevancia científica de las investigaciones analizadas.

En esta revisión se destaca la utilización de la base de datos *Scopus*, reconocida como una de las herramientas bibliométricas más relevantes a nivel mundial, gracias a su amplia cobertura de publicaciones académicas y al rigor de sus procesos de indexación [20], permitiendo identificar estudios de calidad.

Se identificaron inicialmente 6,999 artículos (684 de *Scopus*, 2355 de *ScienceDirect*, 1882 de *IEEE Xplore* y 2,078 de *Springer Nature Link*). Tras eliminar 299 artículos duplicados, quedaron 6,700 documentos para el cribado, donde se excluyeron 3873 artículos por estar fuera del período estipulado, reduciendo el número a 2,827. En la fase de evaluación de idoneidad, se eliminaron 2,185 artículos por no ser estudios originales, 497 por no ser de acceso abierto y 120 por no estar directamente relacionados con el objetivo de la investigación. Finalmente, se incluyeron 25 artículos que cumplían con los criterios para ser analizados en el estudio. El proceso completo de identificación, cribado, evaluación de idoneidad e inclusión se resume en la Figura 1.

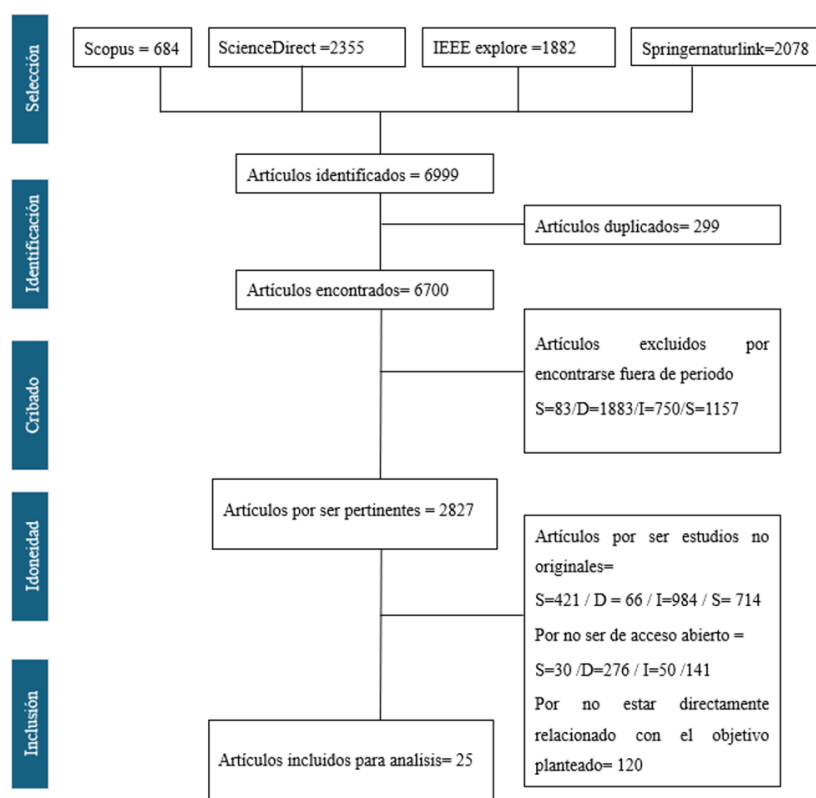


Figura 1. Diagrama de flujo PRISMA del estudio. Nota. Abreviaturas de las bases de datos consultadas: SC = *Scopus*; SD = *ScienceDirect*; IX = *IEEE Xplore*; SN = *Springer Nature Link*. Las etiquetas de la figura deben leerse conforme a esta correspondencia.

3. Resultados

El análisis de las bases de datos empleadas en la revisión sistemática (Tabla 3) evidencia una clara concentración de estudios relevantes en *Scopus*. De los 6,999 artículos identificados inicialmente, solo 25 cumplieron los criterios de inclusión. *Scopus* aportó el mayor número de investigaciones seleccionadas, representando el 72% (18 artículos) del total incluido, lo que confirma su relevancia y liderazgo como principal fuente de literatura científica en el ámbito estudiado. En contraste, *IEEE Xplore* contribuyó con el 12% (3 artículos), mientras que *ScienceDirect* y *Springer Nature Link* aportaron cada uno el 8% (2 artículos respectivamente). Esta distribución revela una marcada predominancia de *Scopus* en la generación y visibilidad de investigaciones relacionadas con el tema, así como una menor representatividad de otras bases científicas, lo que podría relacionarse con diferencias en el enfoque temático, criterios de indexación o cobertura disciplinaria de las plataformas consultadas.

La distribución de estudios según el año de publicación evidencia una tendencia creciente en la producción científica relacionada con el tema de investigación. Como se observa en el diagrama, en 2020 solo se identificó un estudio, lo que representa el 4% del total, indicando un interés inicial en esta línea temática. Este número aumentó ligeramente en 2021 con la inclusión de 2 investigaciones (8%), para luego registrar un ascenso más

notable en 2022, año en el que se identificaron 5 estudios (20%), consolidando una mayor atención por parte de la comunidad académica.

Tabla 3. Artículos según base de datos.

Base de datos	Cantidad de artículos	Incluidos	Porcentaje
Scopus	684	18	72%
ScienceDirect	2,355	2	8%
IEEE Xplore	1,882	3	12%
Springer Nature Link	2,078	2	8%
Total	6,999	25	100 %
Base de datos	Cantidad de artículos	Incluidos	Porcentaje

Fuente: Elaboración propia.

En 2023, el número de publicaciones se mantuvo constante con 3 estudios (12%), seguido de un incremento significativo en 2024, donde se identificaron 9 investigaciones (36%), destacándose como el año con mayor producción hasta el momento. Finalmente, en 2025, aunque aún en curso, ya se registraron 5 publicaciones (20%), lo que refleja la continuidad del interés científico en la temática. Esta evolución demuestra un crecimiento sostenido en el número de investigaciones, subrayando la creciente relevancia académica y el reconocimiento de la importancia de este campo en los últimos años.

En la Tabla 4 se muestra la distribución de los artículos según el país donde fueron desarrollados los estudios. Del total de investigaciones analizadas, China destaca como el país con mayor representación, aportando 6 artículos, lo que equivale al 24% del total. Le sigue Indonesia, con 5 publicaciones (20%), consolidándose también como un importante contribuyente académico en la temática analizada. En un segundo nivel, Irak presenta 3 artículos (12%), mientras que Corea del Sur y Malasia registran 2 estudios cada uno (8%). Por otro lado, países como Arabia Saudita, Egipto, Japón, Nigeria, Perú, Taiwán y Vietnam contribuyen con 1 publicación cada uno (4%), reflejando una participación más limitada. En conjunto, estos resultados evidencian una mayor concentración de investigaciones en China e Indonesia, seguidas de una contribución moderada de algunos países asiáticos y una participación mínima pero diversa del resto de países considerados.

Tabla 4. Artículos según país de estudio.

País	Cantidad artículos	Porcentaje
China	6	24%
Indonesia	5	20 %
Irak	3	12 %
Corea del Sur	2	8 %
Malasia	2	8 %
Arabia Saudita	1	4 %
Egipto	1	4 %
Japón	1	4 %
Nigeria	1	4 %
Perú	1	4 %
Taiwán	1	4 %
Vietnam	1	4 %
Total	25 %	100 %

Fuente: Elaboración propia.

Asimismo, se empleó una matriz de extracción para sistematizar la evidencia recuperada. La Tabla 5 presenta los artículos científicos incluidos en la revisión (según las palabras clave utilizadas), organizados por Autor, Año, Título y País, e incorpora para cada estudio su Objetivo general y las Métricas y resultados. Esta síntesis facilita la comparación entre enfoques, alcances y desempeños reportados en la literatura.

Tabla 5. Artículos científicos incluidos en la revisión según las palabras clave utilizadas.

Autor	Año	Título	País	Objetivo general	Métricas y resultados
Mikailu <i>et al.</i> [21]	2025	Smart real-time attendance system for Nigerian universities	Nigeria	Desarrollar un sistema de asistencia en tiempo real con reconocimiento facial para universidades nigerianas.	94 % en detección, 98 % en reconocimiento y 96 % en predicción de asistencia, medidos en condiciones reales.
Yose <i>et al.</i> [22]	2024	Portable smart attendance system on Jetson Nano	Indonesia, Japón	Desarrollar un sistema de asistencia con reconocimiento facial con mascarilla sobre Jetson Nano y comparar su desempeño con un PC convencional.	Tiempo de ejecución en Jetson Nano de 15 a 22 s y captura de 3 a 4 fotogramas al detectar un rostro.
Lateef y Kamil [23]	2024	Face recognition-based automatic attendance system in a smart classroom	Irak	Desarrollar un sistema automatizado de registro de asistencia por reconocimiento facial para un aula inteligente.	YOLOv7 alcanzó F1 = 100 % a 5 FPS; HOG + Dlib, F1 = 97 %; Viola-Jones con LBPH, F1 = 96 %.
Li [24]	2024	Dynamic optimization research on regional security planning of college dormitory under neural network perspective	China	Construir un sistema dinámico de planificación de seguridad para dormitorios universitarios mediante tecnología inteligente y gestión coordinada.	Verificación facial en LFW con TPR = 95,7 %; 298 a 346 ms de detección y 609 a 712 ms de extracción.
Boe <i>et al.</i> [25]	2024	An automated face detection and recognition for class attendance	Malasia	Construir un sistema de detección y reconocimiento facial para asistencia en clase y evaluarlo en escenarios reales.	El modelo Dlib logra una precisión del 100 % en escenarios del mundo real.
Widjaja <i>et al.</i> [26]	2023	Automated class attendance management system using Face Recognition: an application of Viola-Jones method	Indonesia	Desarrollar un sistema automático de asistencia por reconocimiento facial que elimine las listas manuales y genere datos para análisis.	Detección exitosa y registro correcto en base de datos en 12 de 12 pruebas, con 100 % de éxito funcional.
Pohan <i>et al.</i> [27]	2023	Face recognition-based room access security system prototype using a deep learning algorithm	Indonesia	Desarrollar un sistema de acceso a salas con CNN y comparar Xception, VGG16 y VGG16 modificado en tiempo real.	En prueba, VGG16 y VGG16-mod alcanzaron 97,05 % (pico 99,01 %) frente a 50 % de Xception; en tiempo real, 86,6 % con 15 sujetos.
Alniemi y Mahmood [28]	2023	Class attendance system based on face recognition	Irak	Diseñar e implementar un sistema automatizado de gestión de asistencia mediante reconocimiento facial.	El sistema identifica correctamente a los estudiantes y registra su asistencia con 97,5 % de precisión.
Ismail <i>et al.</i> [29]	2022	Web-based University Classroom Attendance System Based on Deep Learning Face Recognition	Malasia	Implementar un sistema web de asistencia para aulas universitarias con modelos preentrenados de deep learning para registro y emparejamiento facial.	Precisión del 92 %, con precisión de 100 % y recall de 90 %.
Annubaha <i>et al.</i> [30]	2022	Implementation of eigenface method and support vector machine for face	Indonesia	Implementar un sistema de asistencia estudiantil en una aplicación Android con los algoritmos Eigenface y SVM.	El sistema muestra 91 % de precisión al identificar imágenes faciales incluidas en el entrenamiento.

		recognition absence information system			
Wang y Li [31]	2022	Applied bionics and facial recognition system based on genetic algorithm improved ROI-KNN convolutional neural network	China	Mejorar un sistema ROI- KNN y CNN mediante algoritmos genéticos para elevar precisión, velocidad y seguridad en condiciones desafiantes.	Incrementos de 4,99 % en precisión, 7,46 % en velocidad y 2,66 % en seguridad; 98 % de precisión con poca luz frente a 90 %.
Liu y Pan [32]	2022	Construction and application of automatic attendance prediction system for classroom education teaching based on random matrix theory	China	Analizar la necesidad y factibilidad de introducir la teoría de matrices aleatorias en la predicción automática de asistencia en el aula.	97,25 % de reconocimiento con una red convolucional profunda y 99,63 % con FaceNet.
Nguyen <i>et al.</i> [33]	2021	Robust and real-time deep learning system for checking student attendance	Vietnam	Desarrollar un sistema de deep learning en tiempo real para detección e identificación facial de estudiantes, robusto al ruido y a la iluminación.	Detección de 93,55 % en condiciones normales y 89,25 % en condiciones difíciles; identificación de 87,79 % y 85,19 % respectivamente.
Montañe z-Díaz <i>et</i> <i>al.</i> [34]	2024	Mobile application for the attendance control of university professors with biometric authentication and geolocation verification	Perú	Desarrollar una aplicación móvil de asistencia docente con autenticación biométrica y geolocalización, y evaluar su eficiencia y percepción de seguridad.	95 % de precisión (70/74 registros exitosos al primer intento); 32,68 s por proceso; alfa de Cronbach = 0,829 en percepción de seguridad.
Lee <i>et al.</i> [35]	2020	Face recognition at a distance for a stand- alone access control system	Corea del Sur	Implementar un control de acceso autónomo por reconocimiento facial a distancia, con recursos limitados y robusto a cambios de iluminación.	Tasa de aceptación real de 91,5 % y falsa de 0,28 %, con 5,26 fotogramas por segundo en un entorno de oficina interior.
Lin <i>et al.</i> [9]	2025	Optimization design and application of library face recognition access control system based on improved PCA	China	Proponer un control de acceso facial para bibliotecas (FRACS) que mejora PCA con ASEF, K-means y selección bayesiana de componentes.	El PCA mejorado alcanza 92,6 % de reconocimiento promedio, con máximo de 96 %, en 0,40 segundos por identificación.
Hsieh [36]	2025	BF-ACS Intelligent and Immutable Face Recognition Access Control System	Taiwán	Diseñar un control de acceso facial con registros inmutables en blockchain mediante contratos inteligentes, para mitigar el fraude y la manipulación de datos.	El modelo FaceNet utilizado alcanza una precisión del 98,21 %.
Tribuana <i>et al.</i> [37]	2024	Face recognition for smart door security access with convolutional neural network method	Indonesia	Mejorar la seguridad de oficinas universitarias con una puerta inteligente basada en reconocimiento facial con CNN.	Entrenamiento con precisión de 0,9729 y pérdida de 0,09; en evaluación, exactitud de 0,96, recall de 1,00 y precision de 0,897.
Abdiwi [38]	2024	Account login and database access control system with	Irak	Desarrollar un sistema automatizado de asistencia y control de acceso con	Hasta 97,44 % de exactitud: 98 % en oficina bien iluminada y cerca de

		time attendance through facial recognition		detección y reconocimiento facial en tiempo real.	95 % en aula con flujo intenso.
Pranoto y Kusuma wardani [39]	2021	Real-time triplet loss embedding face recognition for authentication student attendance records system Framework	Indonesia	Proponer un sistema de asistencia con autenticación facial y RFID, usando embeddings triplete de FaceNet sobre hardware de bajo costo.	96,2 % con k-NN en base propia; en capturas reales, 95 % sin oclusión, 84 % con inclinación de 45° y 20 % con oclusión alta.
Alruwais y Zakariah [40]	2024	Student recognition and activity monitoring in e-classes using deep learning in higher education	Arabia Saudita	Validar un modelo CNN para reconocer estudiantes y monitorear su atención y actividades en clases virtuales de educación superior.	El modelo alcanzó 99,2 % de precisión en reconocimiento facial y 99,1 % en detección de atención.
Yuan [41]	2024	Enhancing video surveillance and behavior recognition with deep learning while ensuring privacy protection	China	Validar un modelo CNN con fusión multiescalar, atención espaciotemporal y LSTM para reconocer comportamientos en videovigilancia preservando la privacidad.	Precisión de 95,8 %, precisión de 96,5 %, recall de 95,2 % y F1 de 95,8 %.
Mun y Lee [42]	2022	Design for visitor authentication based on face recognition technology using CCTV	Corea del sur	Implementar autenticación de visitantes con CCTV, Jetson Nano y cámara web para reconocer rostros y controlar el acceso.	Tiny-YOLOv3 en Jetson Nano alcanzó 6,5 FPS de velocidad promedio de detección y 86,3 % de precisión.
Chen et al. [43]	2025	Dense-stream YOLOv8n: a lightweight framework for real-time crowd monitoring in smart libraries	China	Implementar un monitoreo de flujo peatonal en tiempo real con YOLOv8n mejorado para bibliotecas inteligentes de alta densidad.	La precisión de detección alcanza 99,41 % en flujo humano de alta densidad y 99,88 % en baja densidad.
Radad et al. [44]	2025	Face Anti-spoofing detection based on novel encoder convolutional neural network and texture's grayscale structural information	Egipto, Arabia Saudita	Implementar un método robusto de detección de ataques de <i>spoofing</i> facial combinando color RGB y textura en escala de grises.	97 % de precisión en NUAA, 100 % en Replay-Attack y 99 % en MSU-MFSD, con HTER mínimo de 0,38 %.

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 6 clasifica 25 estudios en cuatro categorías de aplicación tecnológica. Predomina gestión de asistencia con 11 estudios (44%), lo que confirma el énfasis en soluciones para el registro y control automatizado de asistencia académica y laboral. Le sigue control de acceso con 10 estudios (40%), centrados en sistemas biométricos y reconocimiento facial para autorizar o restringir ingresos físicos o digitales. En menor proporción aparecen monitoreo cognitivo con 3 estudios (12%), orientados al análisis del comportamiento y estado cognitivo mediante herramientas inteligentes, y seguridad biométrica con 1 estudio (4%), enfocada en reforzar la autenticación y la protección de datos biométricos. En conjunto, la clasificación refleja una tendencia dominante hacia soluciones de gestión y seguridad de usuarios, con claro liderazgo de las aplicaciones para gestión de asistencia.

Tabla 6. Clasificación de estudios según categoría de aplicación tecnológica.

Categoría de aplicación	Estudios
Gestión de asistencia	[21], [22], [23], [25], [26], [28], [29], [30], [32], [34], [39]

Control de acceso	[24], [27], [31], [33], [35], [9], [36], [37], [38], [42]
Monitoreo Cognitivo	[40], [41], [43]
Seguridad biométrica	[43]

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 7 muestra que la familia ResNet/FaceNet es la más utilizada con 7 estudios (28%), confirmando su vigencia para extraer embeddings faciales robustos. Le sigue YOLO con 4 estudios (16%), clave en detección facial en tiempo real; y SVM con 3 (12%), que persiste por su eficiencia y fácil despliegue. AdaBoost aparece en 2 (8%) casos. El resto de modelos InsightFace, Viola-Jones, Xception, ROI-KNN, SSD, Amazon Rekognition Face, MobileNet, CNN y ECNN figuran con 1 estudio cada uno (4% c/u), lo que evidencia exploraciones puntuales. En conjunto, la distribución refleja una predominancia de marcos de aprendizaje profundo (ResNet/FaceNet y YOLO) complementados por métodos clásicos (SVM, AdaBoost) cuando se busca menor costo computacional.

Tabla 7. Modelos de *machine learning* más efectivos.

Modelo	Estudio
InsightFace	[21]
ResNet / FaceNet	[22], [28], [29], [33], [36], [39], [41]
Yolo	[23], [24], [42], [43]
SVM	[25], [30], [38]
Viola-Jones	[26]
Xception	[27]
ROI - KNN	[31]
SSD	[33]
Amazon Rekognition Face	[34]
AdaBoost	[35], [9]
MobileNet	[37]
CNN	[40]
ECNN	[44]

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 8 sintetiza 49 apariciones de 25 algoritmos en los estudios revisados. Predomina SVM con 5 apariciones (10.2%), seguido de YOLO con 4 (8.2%). Un segundo bloque de alta presencia lo componen Haarcascade, HOG, CNN, FaceNet, SSD y ResNet, cada uno con 3 registros (6.1% c/u). Métodos clásicos como Viola-Jones, LBPH, PCA, AdaBoost y Naive Bayes mantienen relevancia con 2 apariciones (4.1% c/u), mientras que arquitecturas especializadas (ArcFace, Inception-ResNet-v1, Xception, VGG16, ROI-KNN, Random Forest, Amazon Rekognition Face, MobileNet, DCNN, K-NN, LSTM y ECNN) aparecen de forma puntual (1; 2.0% c/u). En conjunto, los algoritmos con ≥ 3 apariciones concentran el 55.1% de los usos reportados, lo que evidencia una preferencia por enfoques consolidados (SVM, YOLO y familias CNN/*embeddings*) complementados por métodos tradicionales cuando se prioriza eficiencia y simplicidad.

Tabla 8. Algoritmos de *machine learning* más populares.

Algoritmos	Frecuencia
SVM	5
YOLO	4
Haarcascade	3
HOG	3
CNN	3
FaceNet	3
SSD	3
RestNet	3
Viola-Jones	2
LBPH	2

PCA	2
AdaBoost	2
Naive Bayes	2
ArcFace	1
Inception-ResNet-v1	1
Xception	1
VGG16	1
ROI-KNN	1
Random Forest	1
Amazon Rekognition Face	1
MobileNet	1
DCNN	1
K-NN	1
LSTM	1
ECNN	1

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 9 sintetiza las tendencias actuales en reconocimiento facial para la gestión educativa. Predomina el *deep learning*, especialmente las CNN y el uso de modelos pre-entrenados, junto con fusión de características para mejorar precisión en tiempo real. Se observa la migración del registro manual a sistemas biométricos y la integración de IA en seguridad de campus con acceso sin contacto. Surgen líneas emergentes como la biometría multimodal (rostro/voz) y el uso de *blockchain* para trazabilidad de asistencia. En conjunto, la literatura apunta a sistemas más precisos, auditables y escalables para control de asistencia y gestión institucional.

Tabla 9. Análisis de tendencias según los estudios consultados.

Estudios	Tendencia
[21]	La investigación futura puede explorar la biometría multimodal combinando el reconocimiento facial y de voz para mejorar la seguridad, así como los registros de asistencia basados en blockchain también se pueden investigar para mantener registros a prueba de manipulaciones en entornos académicos descentralizados.
[22]	Uso de biometría para el seguimiento de la asistencia, especialmente el reconocimiento facial.
[23]	Automatización de tareas repetitivas en el aula mediante el uso de IA.
[24]	Integración de IA en seguridad de campus; acceso sin contacto con reconocimiento facial; fusión de características (HOG+YOLO);
[25]	Utilización de algoritmos de visión artificial y tecnologías de redes neuronales convolucionales profundas (CNN) para el reconocimiento (Dlib 128-D).
[26]	Integración de tecnología de reconocimiento facial en diversos sectores, incluyendo la educación, para mejorar la eficiencia y precisión de los sistemas de asistencia.
[27]	El uso de <i>deep learning</i> , específicamente CNNs, para el reconocimiento facial
[28]	Sustitución del registro manual por biometría
[29]	Uso de modelos pre-entrenados
[30]	Se enfoca en el reconocimiento facial como el método más preciso para la asistencia automática de estudiantes
[31]	El sistema de reconocimiento facial se utiliza ampliamente en campos sociales y económicos debido al desarrollo de la tecnología de IA y la tecnología biométrica
[32]	La teoría de matrices aleatorias, combinada con el aprendizaje profundo, para mejorar los sistemas de asistencia
[33]	Integración de DL con patrones locales (LBP/LTP) para robustez; SSD más ResNet para detección rápida; <i>embeddings</i> 128-D estilo FaceNet; enfoque en escenarios reales de aula y evaluación separada por condiciones normales vs. difíciles.
[34]	Seguridad reforzada combinando biometría (rostro/huella) con geoposicionamiento; uso de servicios <i>cloud</i> (BaaS/PaaS) y APIs de reconocimiento facial

- [35] LBP-AdaBoost para detección de rostros y ojos, combinación de filtros derivados gaussianos con histograma LBP para representación facial
- [9] Utilización creciente del reconocimiento facial en sistemas de control de acceso, necesidad de mejorar la precisión y la velocidad de los algoritmos de reconocimiento facial, especialmente en entornos complejos
- [36] Convergencia IA más blockchain para trazabilidad y anti-falsificación
- [37] Utilización de biometría facial y técnicas de *deep learning* para seguridad, control de acceso remoto vía internet de las cosas (IoT)
- [38] La propuesta de futuras mejoras con anti-*spoofing*, detección de mascarillas y uso de *deep learning* para entornos más exigentes.
- [39] El uso de reconocimiento facial en sistemas de asistencia para aumentar la asistencia de los estudiantes a las clases
- [40] Uso de algoritmos de visión artificial para observar y monitorear actividades del mundo real. Expansión en el uso de cámaras y la identificación automática de comportamientos de vigilancia
- [41] Incorporación de mecanismos de atención y modelos híbridos.
- [42] Aplicación de sistemas de control de accesos inteligentes en hogares y edificios. Avances en dispositivos de bajo costo como Jetson Nano y Raspberry Pi para IA aplicada a seguridad.
- [43] Optimización de YOLOv8 con módulos de aumento de densidad, poda de modelos y destilación de conocimiento para equilibrar velocidad y precisión en entornos densos.
- [44] El uso de redes neuronales convolucionales (CNN) y descriptores de textura LBP y LTP para extraer características relevantes de imágenes faciales y mejorar la precisión en la detección de *spoofing*

Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 10 resume los principales beneficios, limitaciones y retos identificados en los estudios analizados sobre el uso de reconocimiento facial en la gestión educativa. En términos de beneficios, las investigaciones evidencian mejoras significativas en la eficiencia operativa, reducción de errores humanos, disminución de la suplantación de identidad, automatización del registro de asistencia y fortalecimiento de la seguridad institucional. Asimismo, varios sistemas reportan altos niveles de precisión, rapidez en la verificación, integración con dispositivos económicos (como Jetson Nano o Raspberry Pi) y posibilidades de monitoreo remoto y análisis de comportamiento estudiantil.

No obstante, se observan limitaciones técnicas y operativas, entre ellas: sensibilidad a condiciones de iluminación, pose y oclusiones faciales; costos de implementación y mantenimiento en contextos con recursos limitados; riesgo de *overfitting* y degradación del rendimiento en escenarios reales; requerimiento de hardware especializado; y uso de muestras pequeñas que limitan la generalización. También se mencionan desafíos de latencia, dependencia de calidad de cámaras y restricciones derivadas de uso en tiempo real.

En cuanto a los retos futuros, los estudios coinciden en la necesidad de mejorar la robustez frente a condiciones variables, fortalecer la privacidad y seguridad de datos biométricos, ampliar y diversificar los conjuntos de entrenamiento, reducir falsos positivos y negativos, e incorporar mecanismos anti-*spoofing* y biometría multimodal. De igual manera, se destaca la importancia de asegurar la escalabilidad, optimizar el rendimiento en dispositivos de bajo costo y garantizar la aceptación ética y social del uso de estas tecnologías en entornos educativos.

Tabla 10. Análisis de beneficios, limitaciones y retos de los estudios revisados

Estudio	Beneficios	Limitaciones	Retos
Mikailu <i>et al.</i> [21]	Automatiza asistencia e informes y asegura el requisito del 75 % de la NUC.	Infraestructura inicial (cámaras, GPU, red) y mantenimientos prohibitivos para universidades públicas nigerianas.	Operar con recursos limitados, atender la privacidad y mejorar la precisión ante iluminación y oclusión.
Yose <i>et al.</i> [22]	Reconoce rostros con mascarilla sobre Jetson	Caída de fps al detectar rostros, recursos limitados	Reconocer rostros con mascarilla y compensar baja

	Nano, con operación autónoma y mínima interacción física.	del Jetson y precisión poco discutida.	resolución, ruido, iluminación, pose, expresión y edad.
Lateef y Kamil [23]	Mayor precisión que los métodos tradicionales, menor tiempo de registro y bajo costo con MySQL.	Implementación difícil con iluminación deficiente y accesorios que obstruyen el rostro.	Ganar robustez ante condiciones adversas, ampliar el <i>dataset</i> y acercarse al despliegue comercial.
Li [24]	Reconocimiento facial rápido y preciso.	Necesidad de mayor diversidad y riqueza en los datos faciales.	Robustez ante ángulo, luz y oclusiones, y <i>datasets</i> más sólidos para escalar.
Boe et al. [25]	Mayor exactitud que el código QR, menos suplantación y registros fiables en tiempo real.	Sin <i>ground truth</i> , no es posible calcular <i>recall</i> , <i>precision</i> ni F1.	Mantener la precisión ante iluminación, orientaciones faciales y oclusiones por gafas o mascarillas.
Widjaja et al. [26]	Automatiza el seguimiento de la asistencia y elimina los errores humanos del método manual.	Pruebas con muestras limitadas, sin explorar entornos más grandes o complejos.	Escalar y adaptarse a distintos contextos educativos con <i>datasets</i> más amplios y diversos.
Pohan et al. [27]	Mayor seguridad, acceso más eficiente y alternativa más higiénica que la huella dactilar.	El VGG16 modificado mostró sobreajuste y perdió generalización en pruebas en tiempo real.	Reducir el sobreajuste, diversificar el <i>dataset</i> y optimizar los tiempos de inferencia.
Alniemi y Mahmood [28]	Reduce carga de trabajo y errores; ampliable a escuelas y asistencia de empleados.	La exactitud cae al aumentar la distancia cámara-estudiante y varía con ángulo e iluminación.	Robustez ante distancia, iluminación y poses, con <i>dataset</i> más amplio y operación continua.
Ismail et al. [29]	Asistencia dinámica con base de datos integrada y mayor precisión que los sistemas tradicionales.	El rendimiento varía con el umbral de coincidencia, la distancia y el hardware usado.	Compensar postura, oclusión, iluminación, baja resolución, envejecimiento y maquillaje.
Annubaha et al. [30]	Asistencia inteligente que facilita el seguimiento de la disciplina estudiantil.	Capturar de uno en uno es ineficiente; capturar a todos reduce la precisión.	Detectar rostros con distintas poses, iluminación, expresiones y obstrucciones faciales.
Wang y Li [31]	Supera a ROI-KNN en precisión, velocidad y seguridad ante poca luz y oclusión.	El estudio no declara limitaciones; cabe inferir vulnerabilidad ante condiciones extremas no evaluadas.	Mejorar precisión y seguridad ante poca luz, oclusión y alta similitud entre individuos.
Liu y Pan [32]	La fusión de visión y matrices aleatorias sostiene el control de asistencia con poca luz.	Las matrices aleatorias por sí solas no sirven para identificar identidades únicas.	Lograr convergencia asintótica en matrices de alta dimensión con datos limitados.
Nguyen et al. [33]	Resultados estables en interiores y mejor precisión que Haar cascade y LBP.	El rendimiento cae en exteriores por factores de ruido desconocidos.	Diseñar un sistema <i>end-to-end</i> robusto para condiciones no controladas y validarlo ampliamente.
Montañez-Díaz et al. [34]	Refuerza la seguridad, reduce el registro a 32,68 s y logra alta aceptación.	Depende de dispositivos con biometría; piloto pequeño y solo con estudiantes.	Escalar a docentes y personal, y sostener políticas de seguridad y privacidad.

Lee <i>et al.</i> [35]	Fácil de usar, robusto ante cambios de iluminación y con descriptor facial ligero.	Requiere cooperación del usuario y recursos computacionales limitados.	Compensar los cambios de iluminación, pose y expresión facial.
Lin <i>et al.</i> [9]	Más precisión y velocidad en el acceso a biblioteca, con reducción de dimensionalidad.	No se explora la optimización del reconocimiento facial estéreo.	Afrontar iluminación y pose, equilibrar seguridad y comodidad, y generalizar a otros escenarios.
Hsieh [36]	Autenticación inmutable, resistente a DDoS y más segura que las contraseñas.	El tiempo de verificación crece con los vectores faciales almacenados en la blockchain.	Reducir el tiempo de verificación en bases grandes y autenticar con mascarilla o guantes.
Tribuana <i>et al.</i> [37]	Alta precisión, acceso seguro, control remoto por IoT y bajo costo en Raspberry Pi.	El prototipo usaba un cerrojo solenoide sin aviso de bloqueos imperfectos.	Procesar <i>datasets</i> pequeños y reducir errores al identificar individuos no familiares.
Abdiwi [38]	Mejora eficiencia, precisión y seguridad del registro, y reduce errores humanos.	Sin conteo muestral ni anti- <i>spoofing</i> ; se degrada con bases de datos grandes.	Escalar a muchos usuarios, optimizar la latencia y formalizar pilotos cuantificados.
Pranoto y Kusumawardani [39]	Incrementa la asistencia a clase y resulta difícil de falsificar.	Baja precisión con oclusión alta y pose limitada a 45 grados.	Mejorar la cámara, añadir prueba de vida y robustecer ante oclusiones y poses extremas.
Alruwais y Zakariah [40]	Permite comprender el comportamiento estudiantil y ofrecer apoyo individualizado.	<i>Dataset</i> limitado que restringe la generalización a grupos demográficos diversos.	Atender las preocupaciones éticas y de privacidad al monitorear estudiantes de forma continua.
Yuan [41]	Mejora la precisión del reconocimiento de vídeo y comportamiento con aprendizaje profundo.	Usa conjuntos públicos poco representativos y su velocidad falla en casos extremos.	Proteger la privacidad sin sacrificar precisión y optimizar ante poca luz y oclusión.
Mun y Lee [42]	Sistema autónomo y de bajo costo, sin servidor, que autentica visitantes.	Presenta tasas de falsa aceptación y falso rechazo que exigen métodos complementarios.	Mejorar la precisión sin perder velocidad y reducir falsos positivos y negativos.
Chen <i>et al.</i> [43]	Monitoreo de multitudes sin contacto, con mayor precisión en tiempo real.	Pierde precisión ante oclusión extrema, iluminación compleja y superposición peatonal densa.	Mejorar la generalización en escenas complejas con fusión multimodal y mecanismos de atención.
Radad <i>et al.</i> [44]	Más precisión ante <i>spoofing</i> al combinar color RGB y textura en escala de grises.	Extraer RGB, LBP y LTP a la vez dificulta la implementación en tiempo real.	Desarrollar modelos generalizables ante ataques no vistos y condiciones ambientales diversas.

Fuente: Elaboración propia.

4. Discusión de resultados

El análisis del reconocimiento facial aplicado a la gestión educativa evidencia una convergencia entre IA, visión por computadora y modernización administrativa [1], [5], que exige una lectura crítica de sus implicaciones éticas y organizacionales y no solo de su rendimiento técnico [2], [3]. Las aplicaciones se concentran en dos ejes: el control automatizado de asistencia, que opera como identificación uno a muchos, y el control de acceso a espacios

o servicios institucionales, que opera como verificación uno a uno. Ambos agrupan el 84% de los estudios (44% y 40%, respectivamente) y el 16% restante corresponde a monitoreo cognitivo (12%) y seguridad biométrica (4%), según la Tabla 6. Predominan los sistemas de ingreso a bibliotecas, aulas, residencias y áreas administrativas [9], [24], [37], [42], y el monitoreo de comportamiento, atención y flujo de usuarios [10], [40], [41], [43]. El reconocimiento facial no funciona, por tanto, como autenticación aislada, sino integrado en sistemas de información institucionales, aunque persiste la necesidad de delimitar la frontera entre gestión legítima y vigilancia excesiva.

Desde la perspectiva algorítmica predomina el aprendizaje profundo, con familias ResNet/FaceNet, variantes de CNN, modelos YOLO para detección en tiempo real y soluciones híbridas que combinan embeddings con clasificadores tradicionales, además de métodos clásicos como SVM, Viola-Jones o Eigenfaces cuando se busca menor costo computacional (Tabla 7). Estos modelos alcanzan exactitudes superiores al 90% con tiempos compatibles con la operación en tiempo real [21], [23], [29]. No obstante, esos resultados provienen de entornos controlados o pruebas piloto, lo que abre una brecha respecto de los desafíos cotidianos: variaciones de pose, mascarillas, oclusiones, alta afluencia y restricciones de infraestructura.

Los entornos controlados, condición que delimita el alcance de esas cifras, fijan cuatro parámetros: iluminación estable y artificial en interiores, como en la validación de [35] en una oficina; distancia y ángulo de captura acotados, cuyo efecto es explícito en [39], donde la exactitud cae de 95% a 84% con una inclinación de 45°; ausencia de oclusiones, que en ese mismo estudio reducen el desempeño a 75% en casos leves y a 20% en casos severos; y un número reducido de identidades inscritas, como los 15 sujetos de [27]. Solo unos pocos trabajos prueban condiciones adversas deliberadas mascarillas [22] o alta afluencia peatonal [43] y son los que reportan las caídas más pronunciadas.

Las características de los conjuntos de datos presentan un vacío sistemático de reporte. La mayoría de los estudios entrena y valida sobre bases construidas ad hoc en la propia institución, del orden de decenas de identidades, y solo uno recurre a un conjunto público de referencia (LFW, en [24]), lo que restringe la comparabilidad de las métricas. Más relevante aún, ninguno de los 25 estudios describe la composición demográfica de sus datos: no se reportan distribuciones de edad, sexo, origen étnico ni tono de piel, ni análisis desagregados por subgrupo. Esta omisión impide verificar si la exactitud se distribuye de forma equitativa entre perfiles de estudiantes: un error diferencial se traduce en registros de asistencia erróneos o denegaciones de acceso reiteradas para grupos específicos. La auditoría demográfica queda, así, como línea prioritaria de investigación futura.

Los estudios coinciden en que la integración del reconocimiento facial reduce tiempos administrativos, elimina procesos manuales, disminuye errores humanos y ofrece registros centralizados para el seguimiento de políticas de puntualidad y uso de recursos [21], [26], [28], [38], en línea con los marcos de éxito de sistemas de información que enfatizan calidad de datos y utilidad para la decisión [16]. Varias propuestas demuestran además su viabilidad sobre hardware de bajo costo [22], [38]. Sin embargo, pocos trabajos definen responsabilidades, auditoría o supervisión humana, lo que limita su consolidación en la administración educativa.

El hallazgo más crítico es la escasa profundidad con que se abordan las implicancias éticas y legales. Ninguno de los 25 estudios documenta procedimientos de consentimiento informado: no se describe quién autorizó la captura y el almacenamiento de los rostros ni si era posible negarse sin consecuencias académicas. La omisión no es accesorio: cuando la verificación biométrica es la única vía para acreditar la presencia, y de ella dependen la asistencia y el acceso a aulas o bibliotecas, el consentimiento opera como requisito de facto. A ello se suma que, conforme al marco adoptado en esta revisión [15], el rostro se convierte en una plantilla persistente que, a diferencia de una contraseña, no puede revocarse tras una filtración; aun así, los trabajos no informan políticas de minimización, cifrado ni plazos de conservación. Las únicas aproximaciones son técnicas antes que normativas: [36] incorpora registros inmutables y [41] plantea como reto proteger la privacidad sin sacrificar precisión. La debilidad es mayor con menores de edad: solo [22] proyecta su sistema hacia escuelas, sin abordar la autorización de padres o tutores ni la limitación de la finalidad, y ningún estudio invoca un marco normativo, pese a la diversidad de jurisdicciones de la muestra. El caso más sensible es el monitoreo continuo de atención y comportamiento, reto ético pendiente en [40] que, aplicado a menores, difícilmente superaría un examen de proporcionalidad.

En materia de aceptación, la revisión encuentra una sola aproximación empírica: en [34] se aplicó un instrumento de percepción de seguridad con un alfa de Cronbach de 0,829 y se reporta alta aceptación, si bien se trata de un piloto reducido aplicado solo a estudiantes. Los veinticuatro trabajos restantes evalúan el desempeño

del algoritmo y omiten la perspectiva del usuario, de modo que la evidencia sobre utilidad y facilidad de uso percibidas es insuficiente para sustentar decisiones de adopción. Esto contrasta con el marco teórico: el *Technology Acceptance Model* [14] sitúa esas creencias como determinantes del uso real y el Modelo de Éxito de Sistemas de Información [16] exige medir la satisfacción del usuario. Se recomienda complementar las métricas técnicas con estudios de aceptación multiactor que midan confianza, percepción de vigilancia y disposición efectiva a otorgar consentimiento, en coherencia con la advertencia de que los efectos de la IA en educación no son lineales ni necesariamente benéficos [2].

Finalmente, se identifican tendencias hacia sistemas más integrados y resilientes, con propuestas que combinan reconocimiento facial con RFID, códigos QR, geolocalización, blockchain y mecanismos de anti-spoofing [34], [36], [39], [44], y optimizaciones sobre dispositivos embebidos y modelos livianos para bibliotecas y campus inteligentes [22], [37], [43]. Se aprecia una transición desde prototipos aislados hacia ecosistemas de gestión digital, pero el avance técnico contrasta con la lentitud de los lineamientos educativos sobre gobernanza de datos biométricos, interoperabilidad y supervisión externa; la adopción debe guiarse por criterios técnicos, regulatorios y estratégicos, con evaluaciones de impacto y políticas de uso proporcional y transparente.

5. Conclusiones

El reconocimiento facial aplicado a la gestión educativa se consolida como herramienta estratégica para optimizar procesos administrativos, fortalecer la seguridad institucional y mejorar la eficiencia operativa. Los estudios revisados muestran que la visión por computadora y el aprendizaje profundo permiten automatizar el control de asistencia, la verificación de identidad y la gestión del acceso, reduciendo errores humanos, suplantación y carga administrativa.

Entre los modelos más utilizados destacan SVM, YOLO, CNN, FaceNet y ResNet, así como herramientas más recientes como InsightFace y ArcFace, cuya combinación demuestra altos niveles de precisión, robustez y velocidad en contextos reales. Asimismo, soluciones montadas en dispositivos de bajo costo como Jetson Nano y Raspberry Pi confirman la viabilidad técnica en entornos educativos con recursos limitados, reforzando su potencial de adopción escalable. No obstante, persisten desafíos importantes, especialmente en escenarios con iluminación variable, oclusiones faciales, diversidad demográfica y conectividad limitada, condiciones que aún pueden afectar el desempeño del sistema.

Los hallazgos también evidencian que la aceptación institucional y el impacto positivo de estas tecnologías dependen no solo del rendimiento técnico, sino del cumplimiento ético, la protección de datos biométricos y la transparencia del uso de información sensible. Por ello, la implementación efectiva requiere no solo infraestructura adecuada, sino políticas sólidas de seguridad, formación del personal, estrategias de gestión del cambio y consideración social y normativa para garantizar confianza y legitimidad en su uso.

Finalmente, la evidencia confirma que el reconocimiento facial constituye una herramienta prometedora para la transformación digital de la gestión educativa, contribuyendo a la eficiencia institucional, a la automatización de procesos y al fortalecimiento de la seguridad y trazabilidad académica. Se recomienda que las instituciones educativas continúen investigando y probando estos sistemas, fomentando la colaboración entre especialistas en IA, gestores educativos y responsables tecnológicos para asegurar implementaciones seguras, éticas y sostenibles.

5. Referencias

- [1] Xu, Y., Liu, X., Cao, X., Huang, C., ..., Zhang, J. (2021). Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research. *The Innovation*, 2 (4), 1-20. <https://doi.org/10.1016/j.xinn.2021.100179>
- [2] Williamson, B. (2024). The Social life of AI in Education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 34 (1), 97-104. <https://doi.org/10.1007/s40593-023-00342-5>
- [3] Popenici, S. A. D., Kerr, S. (2017). Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 12 (1), 1-13. <https://doi.org/10.1186/s41039-017-0062-8>
- [4] Brusilovsky, P. (2024). AI in Education, Learner Control, and Human-AI Collaboration. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 34 (1), 122-135. <https://doi.org/10.1007/s40593-023-00356-z>
- [5] Amimi, R., Radgui, A., El Haj El, H. I. (2022). A Survey of Smart Classroom: Concept, Technologies and Facial Emotions Recognition Application. En K. Arai, K. (Ed.) *Intelligent Systems and Applications*.

- (IntelliSys). Lecture Notes in Networks and Systems. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16075-2_23
- [6] Abate, A. F., Nappi, M., Riccio, D., Sabatino, G. (2007). 2D and 3D face recognition: A survey. *Pattern Recognition Letters*, 28 (14), 1885-1906. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2006.12.018>
- [7] Li, S. Z., Jain, A. K. (Eds.). (2011). *Handbook of Face Recognition* (2.^a ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-85729-932-1>
- [8] Sunaryono, D., Siswantoro, J., Anggoro, R. (2021). An android based course attendance system using face recognition. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 33 (3), 304-312. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.01.006>
- [9] Lin, N., Ding, Y., Tan, Y. (2025). Optimization design and application of library face recognition access control system based on improved PCA. *PLoS One*, 20 (1), 1-22. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0313415>
- [10] Hossen, M. K., Uddin, M. S. (2023). Attention monitoring of students during online classes using XGBoost classifier. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 5, 1-19. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100191>
- [11] Kaddoura, S., Gumaei, A. (2022). Towards effective and efficient online exam systems using deep learning-based cheating detection approach. *Intelligent Systems with Applications*, 16, 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2022.200153>
- [12] Ali, H., Mehmood, A., Ahmed, N., Saeed, M., Ijaz, A. (2025). A lightweight Real-Time CCTV surveillance framework for the education sector using machine learning. *Journal of Advances in Information Technology*, 16 (8), 1072-1082. <https://doi.org/10.12720/jait.16.8.1072-1082>
- [13] Zhang, J., Hu, N. (2025). Accuracy and robustness evaluation of deep learning algorithms in facial recognition systems. *Systems and Soft Computing*, 7, 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.sasc.2025.200252>
- [14] Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 13 (3), 319-339. <https://doi.org/10.2307/249008>
- [15] Jain, A. K., Ross, A., Prabhakar, S. (2004). An introduction to biometric recognition, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 14 (1), 4-20. <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2003.818349>
- [16] Delone, W., McLean, E. (2003). The DeLone and McLean Model of Information Systems Success: A Ten-Year Update. *Journal of Management Information Systems*, 19 (4), 9-30. <https://doi.org/10.1080/07421222.2003.11045748>
- [17] Marin, V. I. (2022). The systematic review in Educational Technology research: observations and advice. *Revista Interuniversitaria de Investigación en Tecnología Educativa*, 13, 62-79. <https://doi.org/10.6018/riite.533231>
- [18] Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., ... Alonso-Fernández, S. (2021). The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews (J.J. Yepes-Nuñez, G. Urrútia, M. Romero-García, S. Alonso-Fernández, Trad.). *Revista Española de Cardiología*, 74 (9), 790-799. <https://doi.org/10.1016/j.recesp.2021.06.016>
- [19] Zawacki-Richter, O., Kerres, M., Bedenlier, S., Bond, M., Buntins, K. (Eds.). (2020). *Systematic Reviews in Educational Research: Methodology, Perspectives and Application*. Springer VS. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-27602-7>
- [20] Zhu, J., Liu, W. (2020). A tale of two databases: the use of Web of Science and Scopus in academic papers. *Scientometrics*, 123 (1), 321-335. <https://doi.org/10.1007/s11192-020-03387-8>
- [21] Mikailu, H., Faseke, F. N., Luwani, I., Ahme, M. K., Abdulmumin, U., Florence, C. N. (2025). Smart real-time attendance system for nigerian universities. *Journal of Information and Organizational Sciences*, 49 (1), 121-138. <https://doi.org/10.31341/jios.49.1.8>
- [22] Yose, E., Victor, V., Surantha, N. (2024). Portable smart attendance system on Jetson Nano. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 13 (2), 1050-1059. <https://doi.org/10.11591/eei.v13i2.6061>
- [23] Lateef, A. S., Kamil, M. Y. (2024). Face recognition-based automatic attendance system in a smart classroom. *Iraqi Journal for Electrical and Electronic Engineering*, 20 (1), 37-47. <https://doi.org/10.37917/ijee.20.1.4>
- [24] Li, L. (2024). Dynamic optimization research on regional security planning of college dormitory under neural network perspective. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, 9 (1), 1-17.

- <https://scholars.whu.edu.cn/en/publications/dynamic-optimization-research-on-regional-security-planning-of-co/>
- [25]Boe, C. H., Ng, K. W., Haw, S. C., Naveen, P., Anaam, E. A. (2024). An automated face detection and recognition for class attendance. *International Journal on Informatics Visualization*, 8 (3), 1146-1153. <https://doi.org/10.62527/joiv.8.3.2967>
- [26]Widjaja, A. E., Harjono, N. J., Hery, H., Mitra, A. R., Haryani, C. A. (2023). Automated class attendance management system using Face Recognition: an application of Viola-Jones method. *Journal of Applied Data Sciences*, 4 (4), 431-40. <https://doi.org/10.47738/jads.v4i4.133>
- [27]Pohan, I. M., Dwijayanti, S., Suprpto, B. Y., Hikmarika, H., Hermawati (2023). Face recognition-based room access security system prototype using a deep learning algorithm. *Jurnal RESTI*, 7 (6), 1387-1393. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i6.5376>
- [28]Alniemi, O., Mahmood, H. F. (2023). Class attendance system based on face recognition. *Revue d'Intelligence Artificielle*, 37 (5), 1245-1253. <https://doi.org/10.18280/ria.370517>
- [29]Ismail, N. A., Chai, C. W., Samma, H., Salam, S., Hasan, L., Wahab, N. H. A., Mohamed, F., Leng, W. Y., Rohani, M. F. (2022). Web-based university classroom attendance system based on deep learning face recognition. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 16 (2), 503-523. <https://doi.org/10.3837/tiis.2022.02.008>
- [30]Annubaha, C., Widodo, A. P., Adi, K. (2022). Implementation of eigenface method and support vector machine for face recognition absence information system. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 26 (3), 1624-1633. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v26.i3.pp1624-1633>
- [31]Wang, X., Li, Y. (2022). Applied bionics and facial recognition system based on genetic algorithm improved ROI-KNN convolutional neural network. *Applied Bionics and Biomechanics*, 2022 (1), 1-11. <https://doi.org/10.1155/2022/7976856>
- [32]Liu, W., Pan, Z. (2022). Construction and application of automatic attendance prediction system for classroom education teaching based on random matrix theory. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022, 1-11. <https://doi.org/10.1155/2022/6888526>
- [33]Nguyen, V. D., Nguyen Tran, K. X. H., Nguyen, V. C., Debnath, N. C. (2021). Robust and real-time deep learning system for checking student attendance. *Journal of Advances in Information Technology*, 12 (4), 296-301. <https://doi.org/10.12720/jait.12.4.296-301>
- [34]Montañez-Díaz, B. A., García-Gutiérrez, W. F., Prieto-Pastor, R. A., Mendoza-De-los-Santos, A. (2024). Mobile application for the attendance control of university professors with biometric authentication and geolocation verification. *Revista Científica de Sistemas e Informática*, 4 (2), 1-13. <https://doi.org/10.51252/rcsi.v4i2.647>
- [35]Lee, H., Park, S. H., Yoo, J. H., Jung, S. H., Huh, J. H. (2020). Face recognition at a distance for a stand-alone access control system. *Sensors*, 20 (3), 1-18. <https://doi.org/10.3390/s20030785>
- [36]Hsieh, W.-B. (2025). BF-ACS Intelligent and Immutable Face Recognition Access Control System. *IET Information Security*, 2025 (1), 1-16. <https://doi.org/10.1049/ise2/6755170>
- [37]Tribuana, D., Hazriani, Arda, A. L. (2024). Face recognition for smart door security access with convolutional neural network method. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 22 (3), 702-710. <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v22i3.25946>
- [38]Abdiwi, F. G. (2024). Account login and database access control system with time attendance through facial recognition, *Journal of Applied Engineering and Technological Science*, 6 (1), 380-392. <https://doi.org/10.37385/jaets.v6i1.5084>
- [39]Pranoto, H., Kusumawardani, O. (2021). Real-time triplet loss embedding face recognition for authentication student attendance records system Framework. *International Journal on Informatics Visualization*, 5 (2), 150-155. <https://joiv.org/index.php/joiv/article/view/480>
- [40]Alruwais, N. M., Zakariah, M. (2024). Student recognition and activity monitoring in e-classes using deep learning in higher education. *IEEE Access*, 12, 66110-66128. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3354981>
- [41]Yuan, W. (2024). Enhancing video surveillance and behavior recognition with deep learning while ensuring privacy protection. *IEEE Access*, 12, 157466-157476. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3486051>
- [42]Mun, H. J., Lee, M. H. (2022). Design for visitor authentication based on face recognition technology using CCTV. *IEEE Access*, 10, 124604-124618. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3223374>

- [43]Chen, Z., Xie, X., Qiu, T., Yao, L. (2025). Dense-stream YOLOv8n: a lightweight framework for real-time crowd monitoring in smart libraries. *Scientific Reports*, 15 (1), 1-17. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-94659-x>
- [44]Radad, M., Enab, A. E., Elagooz, S. S., El-Fishawy, N. A., El-Rashidy, M. A. (2025). Face Anti-spoofing detection based on novel encoder convolutional neural network and texture's grayscale structural information, *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 18 (1), 1-20. <https://doi.org/10.1007/s44196-025-00757-z>