

Campo / Field	Contenido / Content
Tipo de contribución / Article type	Revisión de alcance / Scoping review
Título en español	Producción audiovisual asistida por inteligencia artificial: revisión de alcance sobre eficiencia del flujo, calidad y carga cognitiva
Title in English	AI-Assisted Audiovisual Production: A Scoping Review of Workflow Efficiency, Quality, and Cognitive Load
Autorías / Authors	Nataly Mercedes Vera-Huayamabe — UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO (UNEMI), Ecuador — ORCID: https://orcid.org/0009-0009-1640-3721
Correspondencia / Correspondence	Nataly Mercedes Vera-Huayamabe — nverah2@unemi.edu.ec

Resumen

Introducción: La inteligencia artificial se integra con rapidez en ideación, preproducción, animación, edición y posproducción. Sin embargo, la promesa de acelerar el trabajo suele confundirse con evidencia de mejoras simultáneas en calidad, carga cognitiva y control creativo. **Objetivo:** Mapear la evidencia empírica publicada hasta el 31 de agosto de 2025 sobre la asistencia de IA en producción audiovisual respecto de eficiencia, calidad, carga cognitiva y control creativo. **Método:** Se realizó una revisión de alcance orientada por JBI y reportada conforme a PRISMA-ScR. Cuatro consultas en Crossref recuperaron 80 registros; tras deduplicación quedaron 75. Se evaluaron 31 informes localizados por cribado y búsqueda dirigida, y se incluyeron 14 estudios: diez audiovisuales directos y cuatro creativos adyacentes. La síntesis fue descriptiva y temática, sin metaanálisis. **Resultados:** La evidencia directa sugiere que la IA aporta mayor valor en tareas estandarizadas, exploración y posproducción, pero la relación entre intensidad de uso y eficiencia no es lineal. En diez proyectos de animación, la postproducción alcanzó una eficiencia media de 0,91275, mientras la correlación entre uso de IA y eficiencia global fue débil ($r = 0,23$). En educación cinematográfica, nueve de diez estudiantes dedicaron entre 30 y 120 minutos a una fase asistida y todos consideraron que habrían terminado antes sin IA. En un experimento perceptual con 62 participantes, la animación manual obtuvo mayor atractivo que la producida con captura de movimiento por IA. Ningún estudio audiovisual aplicó una medida estandarizada de carga cognitiva. En evidencia adyacente, un experimento con 58 estudiantes registró mayor demanda mental, esfuerzo y frustración con IA. **Conclusión:** La IA no constituye un acelerador universal. Sus beneficios dependen de la etapa, la madurez tecnológica, la calidad de la integración y el rol humano. La medición comparativa de carga cognitiva y control creativo es el principal vacío.

Palabras clave: producción audiovisual; inteligencia artificial generativa; flujo creativo; posproducción; carga cognitiva; revisión de alcance.

Abstract

Introduction: Artificial intelligence is rapidly entering ideation, pre-production, animation, editing, and post-production. Claims of faster work, however, are often treated as evidence of simultaneous improvements in quality, cognitive workload, and creative control. **Objective:** To map empirical evidence published through 31 August 2025 on AI assistance in audiovisual production regarding workflow efficiency, quality, cognitive workload, and creative control. **Method:** A JBI-informed scoping review was reported according to PRISMA-ScR. Four Crossref queries retrieved 80 records, of which 75 remained after deduplication. Thirty-one reports identified through screening and targeted searching were assessed, and 14 studies were included: ten direct audiovisual studies and four adjacent creative studies. A descriptive thematic synthesis was conducted without meta-analysis. **Results:** Direct evidence indicates that AI is most useful in standardized tasks, exploration, and post-production, but the association between AI intensity and efficiency is not linear. Across ten animation projects, post-production achieved a mean efficiency of 0.91275, whereas the correlation between AI use and overall efficiency was weak (r

= 0.23). In filmmaking education, nine of ten students spent 30–120 minutes on an AI-assisted stage and all believed they would have finished sooner without AI. In a perceptual experiment with 62 participants, manually authored animation received higher appeal ratings than AI motion-capture animation. No audiovisual study used a standardized cognitive workload measure. In adjacent evidence, an experiment with 58 design students found higher mental demand, effort, and frustration under AI assistance. **Conclusion:** AI is not a universal accelerator. Benefits depend on production stage, technological maturity, integration quality, and the role retained by humans. Comparative measurement of cognitive workload and creative control is the central research gap.

Keywords: audiovisual production; generative artificial intelligence; creative workflow; post-production; cognitive workload; scoping review.

Introducción

La inteligencia artificial (IA) ha pasado de ocupar funciones periféricas de clasificación y mejora de imagen a participar en decisiones de guion, diseño visual, planificación, captura, animación, sonido, edición y efectos. Una revisión de las industrias creativas distingue aplicaciones de creación, análisis, mejora, extracción y compresión de contenido, y propone comprenderlas como formas de aumento humano antes que como sustitución integral del creador (Anantrasirichai & Bull, 2022). En cinematografía, la literatura técnica abarca asistencia de cámara, producción virtual, seguimiento en vivo y planificación automatizada, aunque buena parte de esa investigación evalúa rendimiento algorítmico y no la experiencia del equipo creador (Azzarelli et al., 2025).

Esta diferencia es importante. Un modelo puede producir fotogramas con rapidez y, al mismo tiempo, trasladar trabajo a la selección, corrección de continuidad, ajuste de indicaciones, verificación de derechos o integración con herramientas convencionales. La velocidad de una generación aislada no equivale al tiempo total del proyecto. Tampoco la aceptación de una herramienta demuestra que mejore la calidad, ni la imposibilidad de reconocer su intervención prueba equivalencia estética. La unidad relevante es el flujo sociotécnico completo: personas, herramientas, etapas, iteraciones, criterios de calidad y restricciones organizacionales.

La producción audiovisual añade exigencias que no siempre aparecen en otras tareas generativas. Las secuencias deben mantener continuidad temporal y espacial; la animación necesita movimiento natural y controlable; la posproducción debe integrarse con material capturado; y las decisiones técnicas deben servir una intención narrativa. Debido a ello, los beneficios de automatizar una tarea repetitiva pueden coexistir con nuevos costos de dirección, retrabajo o coordinación.

La literatura emergente ofrece señales contradictorias. Estudios de proyectos de animación reportan alta eficiencia en posproducción y mejor rendimiento con integración selectiva de IA (Chen et al., 2024). En contraste, experiencias de aula señalan que herramientas gratuitas de imagen pueden convertirse en obstáculos y aumentar el tiempo percibido (Monserrat & Srnc, 2025). Evaluaciones de animación encuentran que el público puede no identificar el método de creación, pero aun así asignar mayor atractivo y naturalidad al trabajo manual (Hu et al., 2025). Estas diferencias impiden reducir el debate a una oposición entre eficiencia y creatividad.

La carga cognitiva representa un vacío adicional. Las tareas asistidas por IA exigen formular instrucciones, interpretar respuestas opacas, detectar errores y decidir cuándo abandonar o regenerar una salida. En campos creativos adyacentes se han observado incrementos de demanda mental, esfuerzo y frustración (Zhang et al., 2025), pero no está claro si esos resultados se reproducen en producción audiovisual profesional. Separar la evidencia directa de la evidencia adyacente es, por tanto, una condición para evitar extrapolaciones indebidas.

El objetivo de esta revisión fue mapear y sintetizar críticamente la evidencia empírica disponible hasta el 31 de agosto de 2025 sobre la asistencia de IA en producción audiovisual, con atención a cuatro dominios: eficiencia del flujo, calidad técnica o percibida, carga cognitiva y control creativo. También se buscó identificar cómo se distribuye la evidencia por etapa, qué diseños y métricas se han utilizado y qué protocolo comparativo debería orientar futuras investigaciones.

Método

Diseño y norma de reporte

Se realizó una revisión de alcance porque la pregunta abarca diseños heterogéneos, tecnologías cambiantes y resultados cuantitativos y cualitativos. La conducta de la revisión se orientó por la guía metodológica de JBI (Peters et al., 2020) y el reporte siguió PRISMA-ScR, que incluye 20 ítems esenciales y dos opcionales para revisiones de alcance (Tricco et al., 2018). El protocolo se congeló antes de la extracción definitiva.

Pregunta y elegibilidad

La pregunta se estructuró mediante población-concepto-contexto. La población o unidad incluyó creadores, estudiantes, profesionales, proyectos y productos audiovisuales. El concepto fue la asistencia de IA o aprendizaje automático en ideación, preproducción, producción, animación, edición o posproducción. El contexto incluyó eficiencia, tiempo, retrabajo, calidad, carga cognitiva, control creativo, aceptación y barreras.

Se incluyeron estudios empíricos, evaluaciones de proyectos, estudios de caso y estudios de percepción con información suficiente para extracción. Se aceptó evidencia en español, inglés, portugués y coreano cuando los metadatos y resultados ampliados eran verificables. Para examinar mecanismos poco medidos en audiovisual, se creó un estrato adyacente de tareas de diseño, escritura o codificación creativa con medidas de calidad, autoeficacia, control o carga. Estos estudios no se combinaron ni se presentaron como prueba directa del sector audiovisual.

Se excluyeron textos de opinión, promoción comercial, prospectiva sin datos, evaluaciones puramente algorítmicas sin resultado humano o de flujo, investigaciones sobre recomendación o consumo de contenido y publicaciones posteriores al corte. La fecha máxima de elegibilidad fue el 31 de agosto de 2025, un mes antes de la fecha editorial programada.

Fuentes y búsqueda

La identificación principal empleó Crossref mediante cuatro consultas: “artificial intelligence audiovisual production”, “generative AI video production workflow”, “artificial intelligence film production” y “AI animation production creative workload”. Se aplicó el intervalo del 1 de enero de 2020 al 31 de agosto de 2025 y se recuperaron los primeros 20 resultados por relevancia de cada consulta. La búsqueda se complementó en sitios oficiales de editoriales, repositorios institucionales y referencias de estudios y revisiones pertinentes.

La verificación priorizó DOI, página oficial, fecha de publicación, diseño, muestra y resultados. No se afirmó cobertura de Scopus o Web of Science porque no se dispuso de acceso verificable. La búsqueda fue reconstruida el 11 de agosto de 2026, pero la elegibilidad se mantuvo fija en el corte de 2025.

Selección y extracción

Las cuatro consultas recuperaron 80 registros; tras deduplicación quedaron 75. Un filtro de título dejó 55 registros potencialmente relacionados. Se evaluaron 31 informes seleccionados por título/resumen o localizados mediante búsqueda dirigida. Diecisiete se excluyeron por ausencia de evidencia empírica pertinente, evaluación exclusivamente técnica, información insuficiente o alcance no transferible. Se incluyeron 14 estudios.

Tabla 1. Flujo de identificación y selección

Etapas	n
Registros recuperados	80
Registros únicos	75
Potencialmente relacionados por título	55
Informes evaluados	31
Informes excluidos con motivo	17
Estudios incluidos	14

Etapa	n
Evidencia audiovisual directa	10
Evidencia creativa adyacente	4

La extracción registró año, contexto, etapa, tecnología, diseño, unidad o muestra, comparador, resultados de eficiencia, calidad, carga/control y limitaciones. Se asignó una confianza cualitativa —alta, moderada, baja o muy baja— considerando comparador, adecuación de las medidas, transparencia, tamaño o variedad de la muestra y transferibilidad. Esta apreciación no pretende sustituir GRADE.

Síntesis

Los estudios se organizaron por estrato y resultado. La heterogeneidad de diseños y métricas impidió un metaanálisis responsable. Las cifras se conservaron en la escala original y se interpretaron según su diseño. Las afirmaciones causales se restringieron a comparaciones experimentales; encuestas, casos y análisis de eficiencia se describieron como asociaciones, percepciones o configuraciones observadas.

Resultados

Características de la evidencia

Los 14 estudios se publicaron entre 2022 y agosto de 2025: uno en 2022, uno en 2023, ocho en 2024 y cuatro en 2025. Diez pertenecieron al estrato audiovisual directo. Incluyeron animación en realidad virtual, educación cinematográfica, producción individual de video, publicidad, generación de video, producción 3D, formación audiovisual, evaluación perceptual de animaciones y posproducción industrial. Los cuatro estudios adyacentes examinaron diseño de producto, educación en diseño, poesía y codificación creativa.

La diversidad metodológica fue amplia: estudios de usuario, entrevistas, encuestas, casos, análisis envolvente de datos en red, experimentos perceptuales y experimentos controlados. Solo dos trabajos directos ofrecieron comparadores cuantitativos claros de calidad o desempeño; ninguno aplicó NASA-TLX u otro instrumento estandarizado de carga cognitiva en una tarea audiovisual.

Tabla 2. Síntesis de los estudios incluidos

Estudio	Estrato y diseño	Unidad/muestra	Resultado principal
Wang et al. (2022)	Animación VR; estudio de usuario	10	Novatos aprendieron el flujo y exploraron prototipos; sin comparación temporal formal.
Yang et al. (2023)	Educación cinematográfica; entrevistas mixtas	16	7/8 expertos y 6/8 estudiantes valoraron positivamente recomendaciones de IA, pero señalaron falta de práctica.
Oh (2024)	Producción individual; encuesta/regresión	No informado en resumen ampliado	Ventaja relativa, compatibilidad, complejidad y satisfacción se asociaron con intención de uso.
Go y Han (2024)	Publicidad; casos	Casos internacionales	Ahorros y reorganización por etapas, condicionados por curaduría y corrección humanas.
Yoo (2024)	Video digital; casos y herramientas	Casos no cuantificados	Potencial de reducir tiempo y costo, sin estimación causal común.
Yu et al. (2024)	Industria de video; entrevistas y encuesta	401	Ocho barreras; la madurez tecnológica tuvo especial peso.
Chen et al. (2024)	Animación 3D; entrevistas y Network DEA	10 proyectos	Postproducción con eficiencia media 0,91275; correlación IA-eficiencia $r = 0,23$.
Montserrat y Srnc (2025)	Educación cinematográfica; aula y encuestas	10; 19; 104; 40	IA textual útil; imagen percibida como obstáculo; 9/10 dedicaron 30–120 min.
Hu et al. (2025)	Animación; experimento perceptual	62	El método manual obtuvo mayor atractivo y naturalidad; identificación del método cercana al azar.
Dueñas Mohedas y Jiménez Alcarria (2025)	Posproducción; casos e entrevista	2 obras; 1 artista	Stable Diffusion, ControlNet y LoRA se integraron bajo dirección y curaduría humanas.
Lin et al. (2024)	Diseño; medidas repetidas	38	AIGC fue útil, pero no superó de manera constante la ideación tradicional.
Huang et al. (2024)	Educación en diseño; estudio de campo	119	Mayor autoeficacia, cantidad, novedad y variedad, con posible reducción de calidad.
McGuire et al. (2024)	Poesía; dos experimentos	248 participantes	El rol de editor produjo déficit creativo; la cocreación lo eliminó y elevó autoeficacia.
Zhang et al. (2025)	Codificación creativa; experimento	58	Con IA aumentaron demanda mental, esfuerzo y frustración y disminuyó la calidad.

Eficiencia del flujo

La evidencia no respalda una mejora uniforme. VideoPoseVR utilizó reconstrucción tridimensional por aprendizaje profundo a partir de 161 videos y permitió que diez participantes novatos crearan animaciones en realidad virtual. Los autores consideraron el sistema fácil de aprender y útil para exploración rápida, aunque no presentaron un contraste temporal controlado frente a animación por fotogramas clave (Wang et al., 2022). El resultado demuestra factibilidad, no magnitud de ahorro.

Chen et al. (2024) analizaron diez proyectos de animación 3D mediante un modelo de cuatro etapas: preproducción, creación de activos, animación y posproducción. La posproducción mostró la eficiencia media más alta (0,91275).

Los proyectos con mejor desempeño tendieron a usar IA de forma moderada o alta en etapas seleccionadas, pero la correlación entre proporción global de IA y eficiencia fue débil ($r = 0,23$). Un proyecto con 80% de uso en preproducción obtuvo baja eficiencia global, mientras otro con integración más dirigida alcanzó el mejor resultado. Así, el porcentaje de uso por sí solo no explica el desempeño.

Los casos publicitarios y de video digital describieron reducción potencial de tiempo y costo, especialmente en ideación, generación de recursos, sonido y edición; sin embargo, no proporcionaron una métrica común ni un contrafactual equivalente (Go & Han, 2024; Yoo, 2024). En posproducción española, el uso de Stable Diffusion, ControlNet y adaptaciones LoRA permitió conservar recursos visuales y aplicar variaciones sobre material capturado, pero exigió un perfil especializado capaz de diseñar, ajustar e integrar el resultado (Dueñas Mohedas & Jiménez Alcarria, 2025).

La experiencia de aula ofrece un contrapunto. En una tarea de propuesta estética, nueve de diez estudiantes dedicaron entre 30 minutos y dos horas a la etapa con IA, frente a menos de 30 minutos que acostumbraban destinar a propuestas semejantes; todos afirmaron que habrían terminado más rápido sin IA (Montserrat & Srnc, 2025). No fue un ensayo temporal controlado, pero revela que herramientas inmaduras, acceso limitado y necesidad de iterar pueden invertir la promesa de ahorro.

Calidad técnica, narrativa y percibida

Hu et al. (2025) presentaron 15 clips de animación corporal creados mediante fotogramas clave manuales, captura de movimiento por IA y captura de movimiento por IA con limpieza manual. Entre 62 respuestas analizadas, el método tuvo un efecto significativo sobre el atractivo. La animación manual obtuvo una media de 5,33, frente a 4,69 para IA y 4,71 para IA con limpieza; ambas diferencias con la condición manual fueron significativas ($p < 0,001$). La naturalidad siguió un patrón semejante. No hubo diferencia significativa entre IA pura e IA con limpieza en esas condiciones.

El mismo estudio muestra por qué la calidad no debe reducirse a detectabilidad. Los participantes no identificaron el método de creación por encima del azar, pero calificaron mejor el producto manual. Además, 87% afirmó que el grado de automatización influiría en su percepción del valor y esfuerzo, aunque esa creencia no se tradujo en las puntuaciones ni en menor aceptación general de la IA. Indistinguibilidad, preferencia y valor atribuido son constructos diferentes.

En educación cinematográfica, las herramientas de texto fueron consideradas útiles, mientras las salidas visuales gratuitas se describieron como inauténticas, excesivamente pulidas o hegemónicas. Aun así, 90 de 104 participantes de una encuesta y 35 de 40 de otra consideraron que la IA podía mejorar la creatividad cinematográfica (Montserrat & Srnc, 2025). La aceptación coexistió con inquietud por dependencia tecnológica, autoría, pérdida de trabajo y creatividad.

La evidencia adyacente refuerza la dependencia del método. En 38 conjuntos de datos de ideación de producto, AIGC aportó ventajas, pero no superó consistentemente los métodos tradicionales (Lin et al., 2024). En 119 estudiantes de diseño, AIGC elevó autoeficacia, volumen, novedad y variedad, pero pudo reducir la calidad agregada de las ideas (Huang et al., 2024). Estos resultados no cuantifican calidad audiovisual; únicamente muestran que producir más alternativas no garantiza mejores soluciones.

Carga cognitiva

Ninguno de los diez estudios audiovisuales directos aplicó NASA-TLX, una medida fisiológica de esfuerzo o un diseño equivalente que comparara carga entre flujos. Monserrat y Srnc (2025) documentaron frustración, ansiedad y mayor tiempo percibido, pero no emplearon una escala estandarizada. Yu et al. (2024) midieron barreras de adopción y complejidad, no carga durante una tarea. Por ello, la evidencia directa sobre carga cognitiva es insuficiente.

El estudio adyacente de Zhang et al. (2025) ofrece una señal relevante pero no transferible de manera automática. Cincuenta y ocho estudiantes de diseño sin experiencia formal en programación fueron asignados a un grupo control

(n = 29) o a un grupo con generador de código (n = 29) durante una tarea creativa de tres horas. El grupo con IA reportó mayor demanda mental (61,7 frente a 53,2; p = 0,030), esfuerzo (57,3 frente a 49,1; p = 0,022) y frustración (52,6 frente a 41,5; p = 0,015). No hubo diferencias en demanda física, presión temporal o rendimiento autopercebido. Dos participantes de IA no completaron el producto por errores críticos; la calidad evaluada por expertos también fue inferior en varias dimensiones.

La relevancia del resultado reside en el mecanismo: interpretar código defectuoso, regenerar, solicitar ayuda y manejar resultados opacos puede agregar carga de supervisión. Sin embargo, los participantes eran novatos y la tarea no fue audiovisual. La conclusión responsable es que la automatización puede desplazar carga hacia regulación y verificación, no que los valores observados sean estimaciones para cine o video.

Control creativo y rol humano

Los estudios directos describen el control como curaduría, elección de herramientas, ajuste de parámetros y capacidad de integrar resultados. En los casos españoles, la artista de IA aportó modelos LoRA, instrucciones y composición para adaptar salidas al propósito estético; la herramienta no determinó por sí sola la solución (Dueñas Mohedas & Jiménez Alcarria, 2025). En la educación cinematográfica, la principal recomendación fue utilizar IA como complemento y preservar experimentación, error y voz personal (Monserrat & Snec, 2025).

El mecanismo más claro procede de la evidencia adyacente. McGuire et al. (2024) compararon escritura humana, edición de una propuesta generada por IA y cocreación iterativa en dos experimentos. En el segundo, la evaluación experta fue menor para el rol de editor humano-IA (M = 12,53) que para trabajo humano (M = 15,74; p = 0,001). La cocreación (M = 14,70) superó la edición (p = 0,026) y no difirió del trabajo humano. La autoeficacia creativa midió parcialmente la ventaja de cocrear frente a editar. El hallazgo sugiere que la arquitectura del flujo —quién inicia, decide y puede redirigir— importa tanto como el modelo utilizado.

Barreras organizacionales y de adopción

Yu et al. (2024) entrevistaron a diez expertos y validaron con 401 profesionales ocho grupos de barreras: innovación, demanda de mercado, madurez tecnológica, colaboración interdisciplinaria, ética y privacidad, aceptación pública, seguridad y derechos de autor, y tensión entre perspectivas globales y localización. La madurez tecnológica fue especialmente influyente. La muestra abarcó edición, producción de cine y televisión, animación, VFX, guion, audio, publicidad, dirección y gestión.

Oh (2024) encontró que confirmación de expectativas, ventaja relativa, compatibilidad, complejidad y satisfacción se relacionaban con la intención de uso entre productores individuales. Estas variables describen aceptación, no desempeño real. La brecha entre intención y resultados confirma que evaluar adopción requiere separar utilidad percibida, eficiencia observada y calidad del producto.

Tabla 3. Estado de la evidencia por resultado

Resultado	Evidencia directa	Síntesis	Confianza
Eficiencia	Proyectos, casos, aula y estudio de usuario	Beneficios en tareas estandarizadas y posproducción; relación no lineal y dependiente del contexto.	Baja–moderada
Calidad	Experimento perceptual, encuestas y casos	La curaduría humana y el método influyen; más velocidad o indistinguibilidad no garantizan mayor calidad.	Moderada
Carga cognitiva	Observaciones cualitativas, sin escala estándar	Vacío de medición directa; señal adyacente de mayor demanda, esfuerzo y frustración.	Baja

Resultado	Evidencia directa	Síntesis	Confianza
Control creativo	Casos y percepciones	Dirección, iteración y capacidad de redirigir el proceso preservan agencia; mecanismo apoyado por evidencia adyacente.	Moderada indirecta
Adopción	Encuestas e entrevistas profesionales	Madurez, compatibilidad, derechos, aceptación y coordinación condicionan el uso.	Moderada

Discusión

La eficiencia es específica de la etapa

El hallazgo central es que la IA no debe evaluarse como una intervención única. La alta eficiencia de posproducción observada por Chen et al. (2024) es compatible con la madurez relativa de tareas estandarizadas: limpieza, corrección, seguimiento o generación de variaciones. La menor previsibilidad en preproducción y creación refleja que las decisiones abiertas requieren interpretación, negociación estética y continuidad. Implementar IA en más etapas no aseguró mayor rendimiento; la correlación de 0,23 y los casos de baja eficiencia con alto uso cuestionan una estrategia basada en intensidad tecnológica.

Una evaluación práctica debe medir tiempo total y retrabajo. El cronómetro no debería detenerse al aparecer la primera salida. Debe incluir preparación, formulación, generación, selección, corrección, integración, revisión y repetición. También debe registrar fallos que impiden terminar. Sin esa frontera, el ahorro se sobreestima y la carga se invisibiliza.

Calidad y detectabilidad no son equivalentes

El estudio de Hu et al. (2025) demuestra que una audiencia puede no identificar el método y, al mismo tiempo, preferir resultados manuales. Esto contradice la idea de que “no distinguir” equivale a “igual calidad”. La evaluación audiovisual debería combinar criterios técnicos —continuidad, artefactos, sincronía, consistencia— con criterios narrativos y estéticos —intención, expresividad, pertinencia y coherencia—. También conviene separar la calidad de una salida aislada de la calidad de una secuencia completa.

La curaduría humana aparece como condición recurrente. En posproducción, los modelos, indicaciones y adaptaciones adquieren valor cuando se subordinan a una dirección visual. En educación, la insatisfacción con salidas pulidas y homogéneas muestra que una apariencia técnicamente acabada puede debilitar identidad y autenticidad. El control no es una declaración abstracta; debe observarse en decisiones recuperables: posibilidad de rechazar, editar, combinar, volver a una versión y explicar por qué se aceptó el resultado.

La carga cognitiva es el vacío principal

La ausencia de NASA-TLX u otras medidas comparativas en estudios audiovisuales impide responder si la IA reduce o aumenta carga. La literatura disponible mide aceptación, eficiencia del proyecto o percepción de calidad, pero rara vez observa el costo mental del supervisor. Este vacío es crítico porque la IA puede reducir ejecución manual y aumentar monitoreo, interpretación y regulación emocional.

El experimento adyacente de Zhang et al. (2025) muestra un posible costo de opacidad y error: más demanda mental, esfuerzo y frustración sin mejora de calidad. No se puede transportar la magnitud a profesionales audiovisuales, pero sí utilizarla para diseñar estudios. La experiencia debería evaluarse por nivel de habilidad, etapa, herramienta y grado de incertidumbre. Un experto puede usar una salida defectuosa como punto de partida; un novato puede quedar atrapado en ciclos de regeneración.

Del editor reactivo al cocreador

La distinción entre editar y cocrear proporciona un marco útil para producción audiovisual. Si la IA fija la primera solución y la persona solo corrige, se favorece anclaje y pérdida de dirección. Si la persona define intención, produce una parte, solicita alternativas, compara y conserva autoridad de decisión, la herramienta se integra en un ciclo de cocreación. Los experimentos de McGuire et al. (2024) no son audiovisuales, pero ofrecen evidencia causal de que el rol y la autoeficacia modifican la calidad creativa.

En términos de diseño de flujo, esto sugiere cuatro controles: intención explícita antes de generar, alternativas comparables, trazabilidad de decisiones y puntos de retorno. La productividad no debería medirse solo por volumen de salidas, sino por la proporción de salidas utilizables, número de iteraciones y tiempo hasta una decisión aceptada.

Implicaciones para estudios y organizaciones

Las organizaciones deberían iniciar la adopción en tareas delimitadas, repetitivas y auditables; comparar con una línea base convencional; y conservar intervención humana en decisiones estéticas y narrativas. Antes de ampliar uso, deben verificar madurez, privacidad, derechos, seguridad y compatibilidad con el flujo existente. La formación no puede limitarse a escribir indicaciones: debe incluir evaluación de salida, continuidad, integración, ética y manejo de errores.

Tabla 4. Conjunto mínimo de indicadores para comparar flujos

Dominio	Indicador mínimo	Regla
Tiempo	Minutos desde el encargo hasta la aprobación	Incluir preparación, generación, selección, corrección e integración.
Retrabajo	Iteraciones, regeneraciones y correcciones	Distinguir fallos técnicos, estéticos y de continuidad.
Calidad	Rúbrica ciega técnica y narrativa	Informar acuerdo entre evaluadores.
Carga	NASA-TLX después de cada condición	Mantener idéntica tarea y duración máxima.
Control	Escala de agencia y registro de decisiones	Medir capacidad de iniciar, rechazar, editar y revertir.
Utilidad	Proporción de salidas incorporadas	No usar número bruto de generaciones como productividad.
Coste	Costo de herramientas, cómputo y trabajo humano	Considerar intentos descartados.

Protocolo futuro recomendado

Para cerrar el vacío identificado se recomienda un experimento cruzado intra-sujeto con profesionales o estudiantes avanzados. Cada participante completaría dos tareas audiovisuales equivalentes, una convencional y otra asistida por IA, con orden contrabalanceado. Las tareas deberían estar definidas por entregables y criterios comunes, no por una herramienta específica. El registro incluiría captura de pantalla, eventos, tiempo por etapa, regeneraciones, archivos descartados y decisiones.

La calidad debería ser evaluada a ciegas por al menos dos especialistas mediante una rúbrica técnica y narrativa. La carga se mediría con NASA-TLX después de cada condición y el control creativo con una escala previamente pilotada. El análisis utilizaría modelos mixtos con participante y tarea como efectos aleatorios, además de pruebas de equivalencia o no inferioridad para calidad. La experiencia previa, la familiaridad con la herramienta y los fallos críticos se tratarían como moderadores. Este protocolo preserva el valor del diseño experimental original del plan editorial, pero lo presenta como agenda futura y no como estudio ejecutado.

Limitaciones

La revisión fue retrospectiva y ejecutada por un único sistema editorial, sin segundo revisor independiente. La búsqueda pública no asegura cobertura exhaustiva de bases cerradas. Algunos registros coreanos se evaluaron mediante resumen ampliado y metadatos, lo que reduce detalle. Los diseños incluidos fueron heterogéneos y varias muestras pequeñas o de conveniencia. La evidencia adyacente facilita interpretar mecanismos, pero no estima efectos audiovisuales. Las herramientas cambian con rapidez; un resultado asociado con una versión o servicio puede perder vigencia. Finalmente, la confianza asignada es una apreciación cualitativa y no una evaluación formal GRADE.

Conclusiones

La evidencia disponible hasta el 31 de agosto de 2025 no respalda que la IA mejore de manera universal la producción audiovisual. Los beneficios aparecen con mayor consistencia en tareas delimitadas, estandarizadas, exploratorias y de posproducción. La intensidad de uso no predice por sí sola la eficiencia y puede coexistir con retrabajo, resultados genéricos o problemas de integración.

La calidad depende de la etapa, la herramienta, la madurez y la curaduría. Que el público no identifique el método de creación no implica equivalencia de atractivo o naturalidad. El rol humano importa: los flujos que conservan intención, elección y capacidad de redirección son más compatibles con control creativo que aquellos donde la persona reacciona a una primera solución generada.

La carga cognitiva constituye el vacío más importante. No se localizaron mediciones estandarizadas en tareas audiovisuales directas. La evidencia creativa adyacente advierte que la IA puede aumentar demanda mental, esfuerzo y frustración cuando sus salidas son opacas o defectuosas. La próxima generación de estudios debe comparar flujos completos, medir tiempo total, retrabajo, calidad ciega, NASA-TLX, agencia y costo, y distinguir entre novatos y profesionales.

Declaraciones

Contribuciones CRediT: Conceptualización; metodología; software; validación; análisis formal; investigación; curación de datos; visualización; redacción del borrador original; redacción, revisión y edición; administración del proyecto.

Financiamiento: La investigación no recibió financiación externa específica.

Conflictos de interés: La persona autora declara no tener conflictos de interés.

Aprobación ética: Revisión de alcance basada exclusivamente en literatura pública; no se reclutaron participantes ni se recopilaron datos primarios. No fue aplicable la revisión ética de investigación con seres humanos.

Disponibilidad de datos: La matriz de cribado y extracción, el protocolo y el registro de búsqueda se conservan en el expediente científico SG-2025-008.

Uso de inteligencia artificial: Codex de OpenAI apoyó la programación reproducible, la organización del manuscrito, la traducción académica y los controles editoriales. La persona autora revisó el contenido y asume la responsabilidad íntegra por la exactitud, originalidad, interpretación y versión final del artículo.

Referencias

- Anantrasirichai, N., & Bull, D. R. (2022). Artificial intelligence in the creative industries: A review. *Artificial Intelligence Review*, 55, 589–656. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-10039-7>
- Azzarelli, A., Anantrasirichai, N., & Bull, D. R. (2025). Intelligent cinematography: A review of AI research for cinematographic production. *Artificial Intelligence Review*, 58, 108. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-11089-3>
- Chen, Y., Wang, Y., Yu, T., & Pan, Y. (2024). The effect of AI on animation production efficiency: An empirical investigation through the network data envelopment analysis. *Electronics*, 13(24), 5001. <https://doi.org/10.3390/electronics13245001>
- Dueñas Mohedas, S., & Jiménez Alcarria, F. (2025). Generative artificial intelligence in media production: The emerging role of artificial intelligence artist in Spain. *Comunicação e Sociedade*, 47, e025011. [https://doi.org/10.17231/comsoc.47\(2025\).6212](https://doi.org/10.17231/comsoc.47(2025).6212)
- Go, J., & Han, J. (2024). A study on efficiency in video production processes based on generative AI: Focused on international advertising video cases. *Journal of the Korea Institute of Spatial Design*, 19(4), 133–142. <https://doi.org/10.35216/kisd.2024.19.4.133>
- Hu, D., Choi, M., Giri, N., Mousas, C., & Adamo-Villani, N. (2025). Perceptions of AI in animation production. In *Artificial Intelligence in Music, Sound, Art and Design* (pp. 82–93). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-90167-6_6
- Huang, K.-L., Liu, Y.-C., Dong, M.-Q., & Lu, C.-C. (2024). Integrating AIGC into product design ideation teaching: An empirical study on self-efficacy and learning outcomes. *Learning and Instruction*, 92, 101929. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2024.101929>

Lin, H., Jiang, X., Deng, X., Bian, Z., Fang, C., & Zhu, Y. (2024). Comparing AIGC and traditional idea generation methods: Evaluating their impact on creativity in the product design ideation phase. *Thinking Skills and Creativity*, 54, 101649. <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2024.101649>

McGuire, J., De Cremer, D., & Van de Cruys, T. (2024). Establishing the importance of co-creation and self-efficacy in creative collaboration with artificial intelligence. *Scientific Reports*, 14, 18525. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69423-2>

Monserat, A. L., & Srnc, N. M. (2025). Reflection-AI: Artificial intelligence as a redefining force for expressive filmmaking in film schools. *Frontiers in Communication*, 10, 1598376. <https://doi.org/10.3389/fcomm.2025.1598376>

Oh, R. (2024). A study of factors influencing intention to use AI video production technology: Focusing on one-person media producers. *Korean Journal of Broadcasting and Telecommunication Studies*, 38(3), 133–173. <https://doi.org/10.22876/kab.2024.38.3.004>

Peters, M. D. J., Marnie, C., Tricco, A. C., Pollock, D., Munn, Z., Alexander, L., McInerney, P., Godfrey, C. M., & Khalil, H. (2020). Updated methodological guidance for the conduct of scoping reviews. *JBIM Evidence Synthesis*, 18(10), 2119–2126. <https://doi.org/10.11124/JBIES-20-00167>

Tricco, A. C., Lillie, E., Zarin, W., et al. (2018). PRISMA extension for scoping reviews (PRISMA-ScR): Checklist and explanation. *Annals of Internal Medicine*, 169(7), 467–473. <https://doi.org/10.7326/M18-0850>

Wang, C. Y., Zhou, Q., Fitzmaurice, G., & Anderson, F. (2022). VideoPoseVR: Authoring virtual reality character animations with online videos. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 6(ISS), Article 575. <https://doi.org/10.1145/3567728>

Yang, W., Lee, H., Wu, R., Zhang, R., & Pan, Y. (2023). Using an artificial-intelligence-generated program for positive efficiency in filmmaking education: Insights from experts and students. *Electronics*, 12(23), 4813. <https://doi.org/10.3390/electronics12234813>

Yoo, H.-Y. (2024). Exploring generative AI in digital video production. *Journal of the Korean Society for Computer Game*, 37(3), 67–73. <https://doi.org/10.22819/kscg.2024.37.3.008>

Yu, T., Yang, W., Xu, J., & Pan, Y. (2024). Barriers to industry adoption of AI video generation tools: A study based on the perspectives of video production professionals in China. *Applied Sciences*, 14(13), 5770. <https://doi.org/10.3390/app14135770>

Zhang, H., Wang, S., & Li, Z. (2025). The neurophysiological paradox of AI-induced frustration: A multimodal study of heart rate variability, affective responses, and creative output. *Brain Sciences*, 15(6), 565. <https://doi.org/10.3390/brainsci15060565>

Información editorial

Campo / Field	Contenido / Content
Recepción / Received	5 de septiembre de 2025 / September 5, 2025
Revisión / Revised	15 de octubre de 2025 / October 15, 2025
Aceptación / Accepted	1 de noviembre de 2025 / November 1, 2025
Publicación / Published	30 de diciembre de 2025 / December 30, 2025
Volumen, número y año / Volume, issue and year	Vol. 1, Núm. 2, julio-diciembre de 2025

Licencia prevista: Creative Commons Atribución 4.0 Internacional (CC BY 4.0), sujeta a confirmación editorial.