CONFIGURANDO LA VALIDACIÓN HUMANA EN LA EDUCACIÓN EN DISEÑO INTEGRADA CON IA

JINOH PARK
DEPARTAMENTO DE ARQUITECTURA DE INTERIORES Y DISEÑO, ESCUELA DE ARQUITECTURA Y DISEÑO FAY JONES, UNIVERSIDAD DE ARKANSAS, FAYETTEVILLE, ESTADOS UNIDOS

SOO JEONG JO
FACULTAD DE ARQUITECTURA DE LA UNIVERSIDAD ESTATAL DE LUISIANA, BATON ROUGE, LUISIANA, ESTADOS UNIDOS

RECIBIDO: 24 DE MARZO DE 2026 // **ACEPTADO:** 30 DE JULIO DE 2026

LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA) GENERATIVA SE UTILIZA CADA VEZ MÁS EN LA ENSEÑANZA DEL DISEÑO PARA FACILITAR TAREAS DE LAS PRIMERAS FASES, COMO LA PROGRAMACIÓN, LA GENERACIÓN DE IDEAS Y LOS ANÁLISIS DEL ENTORNO. SIN EMBARGO, SU VALOR EDUCATIVO DEPENDE DE QUE LOS ESTUDIANTES APRENDAN A CUESTIONAR, VERIFICAR, REVISAR Y JUSTIFICAR LOS RESULTADOS ASISTIDOS POR IA, EN LUGAR DE ADOPTARLOS ACRÍTICAMENTE. EL PRESENTE ESTUDIO COMPARA DOS CASOS PEDAGÓGICOS: UN FLUJO DE TRABAJO "DEL TEXTO AL PROGRAMA" EN UN CURSO DE ARQUITECTURA DE INTERIORES ACREDITADO POR EL CONSEJO DE ACREDITACIÓN DE DISEÑO DE INTERIORES (CIDA) Y UN FLUJO DE TRABAJO DE ESTUDIO DE MASAS BASADO EN EL RENDIMIENTO EN UN CURSO DE ARQUITECTURA ACREDITADO POR LA JUNTA NACIONAL DE ACREDITACIÓN DE ARQUITECTURA (NAAB). UTILIZANDO LA INFORMÁTICA LINGÜÍSTICA Y LA SÍNTESIS GEOMÉTRICA (LIGS) COMO MARCO ANALÍTICO INTERMODAL, ESTE ESTUDIO EXAMINA 1.081 RESPUESTAS DE REFLEXIÓN ESTRUCTURADAS DE 61 ESTUDIANTES, 9 BORRADORES DE PROGRAMAS GENERADOS POR IA, 9 MATRICES DE ADYACENCIA REVISADAS Y RESULTADOS DE RENDIMIENTO AMBIENTAL DE 20 OPCIONES DE DISEÑO. LOS RESULTADOS MUESTRAN QUE LA IA COBRÓ RELEVANCIA PEDAGÓGICA CUANDO LOS ESTUDIANTES TRATARON EL MATERIAL GENERADO COMO UNA APORTACIÓN PROVISIONAL PARA SU EVALUACIÓN. EN EL CASO A, LOS ESTUDIANTES UTILIZARON UN PATRÓN DE "CONSERVAR, REVISAR, RECHAZAR" PARA EVALUAR LAS SUGERENCIAS PROGRAMÁTICAS GENERADAS POR IA EN FUNCIÓN DE LAS NECESIDADES DE LOS USUARIOS, LA LÓGICA DE ADYACENCIA, LAS CUESTIONES NORMATIVAS Y LA VIABILIDAD ESPACIAL. EN EL CASO B, LOS ESTUDIANTES UTILIZARON LA INFORMACIÓN MEDIOAMBIENTAL OBTENIDA DE LAS SIMULACIONES PARA COMPARAR ALTERNATIVAS DE VOLUMETRÍA E INTERPRETAR LAS COMPENSACIONES ENTRE DIFERENTES CRITERIOS DE DISEÑO Y RENDIMIENTO AMBIENTAL. ESTOS RESULTADOS SE INTERPRETAN COMO ILUSTRATIVOS, MÁS QUE REPRESENTATIVOS. EN AMBOS CASOS, EL APRENDIZAJE ASISTIDO POR IA DEPENDIÓ DE LA VALIDACIÓN HUMANA, LA CALIBRACIÓN DE LA CONFIANZA, LA CONCIENCIA METACOGNITIVA Y LA RESPONSABILIDAD EN LA TOMA DE DECISIONES. EL PRESENTE ESTUDIO OFRECE EVIDENCIA COMPARATIVA EXPLORATORIA A FAVOR DE UN ENFOQUE CENTRADO EN EL SER HUMANO Y BASADO EN EL RENDIMIENTO PARA LA ENSEÑANZA DEL DISEÑO CON IA INTEGRADA.

PALABRAS CLAVE: IA CENTRADA EN EL SER HUMANO, FORMACIÓN EN DISEÑO, CALIBRACIÓN DE LA CONFIANZA, ALFABETIZACIÓN EN IA, DESEMPEÑO MEDIOAMBIENTAL

Esta obra está bajo una licencia internacional Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 (CC BY-NC-ND 4.0).

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License (CC BY-NC-ND 4.0).

1. INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial generativa (IA) está transformando la enseñanza del diseño, especialmente en las tareas iniciales del proceso proyectual, como la ideación, la programación y los análisis del entorno. En los programas de arquitectura y diseño de interiores, las herramientas basadas en IA pueden ayudar a los estudiantes a generar escenarios alternativos, organizar la información de los proyectos, comparar opciones y visualizar retroalimentación relacionada con el rendimiento. Sin embargo, el valor educativo de estas herramientas no depende únicamente de su eficiencia, sino también de cómo se guíe a los estudiantes para interpretar, verificar y revisar los resultados asistidos por IA. A medida que los programas de diseño se adaptan a estos cambios, los docentes deben integrar la IA sin descuidar las expectativas profesionales y pedagógicas de la formación acreditada en diseño, lo que implica prestar atención a la experiencia humana, el rendimiento ambiental, la responsabilidad, el contexto y el juicio crítico (Buolamwini, 2024; CIDA, 2024; NAAB, 2025).

Un reto fundamental en la enseñanza del diseño con IA integrada no es si los estudiantes utilizan la IA generativa, sino si la abordan críticamente. Un texto fluido, sugerencias de programa plausibles y opciones de diseño optimizadas pueden parecer fiables, lo que lleva a los estudiantes a tratar los resultados de la IA como atajos en lugar de como material para la indagación. Desde el punto de vista pedagógico, este riesgo es significativo, ya que el aprendizaje activo depende de la comparación, la corrección y la justificación. Cuando los estudiantes aceptan los resultados generados por IA sin examinar sus supuestos o limitaciones, pueden perder oportunidades para desarrollar la comprensión disciplinaria, supervisar sus propios conocimientos e identificar lo que aún requiere verificación. Investigaciones recientes sugieren que el apoyo metacognitivo es necesario para mantener el aprendizaje autorregulado y que la capacidad de acción de los estudiantes debe protegerse cuando los sistemas de IA facilitan o automatizan las tareas de aprendizaje (Darvishi et al., 2024; Xu et al., 2025).

Esta cuestión se complica aún más en los flujos de trabajo de diseño, donde el apoyo de la IA suele operar a través de diferentes modos de razonamiento. Las herramientas basadas en el lenguaje pueden ayudar en la interpretación de las necesidades del cliente, el desarrollo de perfiles de usuario y la redacción programática, mientras que las herramientas basadas en simulación pueden facilitar la exploración geométrica y la optimización del rendimiento ambiental. Sin embargo, ninguno de estos dos tipos de resultados genera automáticamente un juicio de diseño coherente. Los estudiantes deben evaluar si la información generada por IA es relevante, incompleta, sesgada, técnicamente inexacta o incoherente con el contexto del proyecto. Por tanto, la alfabetización en IA implica algo más que una formulación eficaz de las instrucciones: requiere que los estudiantes evalúen el grado de confianza, reconozcan los límites de los resultados generados por IA y los adapten a criterios disciplinarios y específicos del proyecto (Ehsan et al., 2024; Knoth et al., 2024; Liao et al., 2020).

En este contexto, el presente estudio plantea la siguiente pregunta: ¿Cómo validan, revisan y justifican los estudiantes de programas acreditados de formación en diseño los resultados asistidos por IA en flujos de trabajo lingüísticos y geométricos de diseño? Una pregunta de investigación secundaria es: ¿De qué manera el marco de Informática Lingüística y Síntesis Geométrica (LIGS) puede contribuir a comparar las formas de juicio, la conciencia metacognitiva y la responsabilidad en la toma de decisiones que surgen en estos flujos de trabajo?

En respuesta a estas preguntas de investigación, el presente estudio analiza dos casos pedagógicos: un flujo de trabajo de texto a programa en un curso de arquitectura de interiores acreditado por la CIDA (Caso A) y un flujo de trabajo de volumetría basado en datos en un curso de arquitectura acreditado por la NAAB (Caso B). En lugar de evaluar la precisión técnica de los sistemas de IA en general, este estudio examina cómo los flujos de trabajo asistidos por IA estructuran el juicio de los estudiantes, la calibración de la confianza y la selección crítica en las primeras fases del aprendizaje del diseño. A partir de las reflexiones de los estudiantes, los borradores de programas generados por IA, las matrices de adyacencia revisadas y los resultados de rendimiento ambiental, este estudio utiliza el marco LIGS para comparar cómo los estudiantes validan, revisan y justifican las decisiones asistidas por IA en distintos contextos disciplinarios. La figura 1 ilustra este marco al conectar la interpretación lingüística, la evaluación geométrica y la validación humana.

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA Y MARCO TEÓRICO

Este estudio se basa en cuatro áreas de investigación interrelacionadas: la formación en diseño acreditada, el aprendizaje asistido por IA, el razonamiento de diseño multimodal y la validación centrada en el ser humano. En conjunto, estas áreas enmarcan la cuestión central del estudio: cómo los estudiantes utilizan las herramientas asistidas por IA sin dejar de asumir la responsabilidad de sus decisiones de diseño. La revisión examina, en primer lugar, cómo la acreditación en arquitectura de interiores y en arquitectura define las expectativas de la formación profesional. A continuación, aborda la capacidad de acción de los estudiantes, el apoyo metacognitivo y la alfabetización en IA en entornos de aprendizaje con IA generativa. Partiendo de estos análisis, la sección presenta la Informática Lingüística y la Síntesis Geométrica (LIGS) como marco analítico para comparar los flujos de trabajo de IA basados en el lenguaje y en la geometría. Por último, relaciona la calibración de la confianza, la explicabilidad y la responsabilidad ética con el enfoque del estudio en la validación de los estudiantes.

2.1. FORMACIÓN ACREDITADA EN DISEÑO Y APRENDIZAJE ASISTIDO POR IA

La formación acreditada en diseño define lo que se espera que los estudiantes sepan, hagan y justifiquen durante su preparación para el ejercicio profesional. En el ámbito de la arquitectura de interiores y el diseño de interiores, la CIDA pone el acento en la experiencia humana, las necesidades de los usuarios, los entornos interiores, la comunicación, la práctica profesional y la toma de decisiones sensible al contexto (CIDA, 2024). En el ámbito de la arquitectura, la NAAB destaca la integración del diseño, los conocimientos técnicos, los sistemas ambientales, la investigación, la equidad, la ética y la responsabilidad profesional (NAAB, 2025). Aunque estos sistemas de acreditación difieren en su enfoque disciplinario, ambos exigen a los estudiantes que demuestren un juicio fundamentado, más allá de la mera producción de resultados de diseño.

Esta expectativa se complica a medida que la IA generativa se introduce en las primeras fases del aprendizaje del diseño. Las herramientas basadas en IA pueden ayudar a los estudiantes a generar escenarios, desarrollar propuestas programáticas, explorar opciones espaciales y comparar información sobre el rendimiento. Estudios recientes sugieren que la IA puede apoyar tanto las fases divergentes como las convergentes del aprendizaje del diseño, especialmente durante la ideación, la exploración y la evaluación inicial (Melker et al., 2025). Si se utilizan adecuadamente, estas herramientas pueden ampliar el abanico de posibilidades a explorar y ayudar a los estudiantes a refinar las líneas de diseño emergentes.

Sin embargo, el apoyo de la IA no sustituye el razonamiento que la formación acreditada en diseño pretende fomentar. Las investigaciones sobre el uso de la IA como asistente sugieren que el andamiaje automatizado puede facilitar las tareas de aprendizaje, pero también puede debilitar la capacidad de acción de los estudiantes cuando estos se vuelven dependientes de la orientación generada por el sistema (Darvishi et al., 2024). Las investigaciones sobre entornos de aprendizaje basados en IA generativa subrayan igualmente la importancia del apoyo metacognitivo, ya que los estudiantes deben supervisar lo que comprenden, lo que aún les resulta incierto y lo que requiere verificación (Xu et al., 2025). Esto es especialmente relevante en la formación en diseño, donde el aprendizaje se desarrolla a través de la interpretación, la comparación, la revisión y la justificación, más que a través de una única respuesta correcta.

Por lo tanto, la alfabetización en IA no se limita a la formulación de indicaciones ni al manejo de herramientas, sino que implica evaluar si los resultados generados por IA son relevantes, fiables, incompletos, sesgados o incompatibles con los criterios específicos del proyecto (Knoth et al., 2024). En este estudio, el aprendizaje asistido por IA se concibe como un proceso estructurado de investigación y validación, y no como la automatización del trabajo de diseño.

2.2. RAZONAMIENTO EN EL DISEÑO INTERMODAL Y LIGS

Los estudiantes de diseño recurren cada vez más a múltiples modos de razonamiento, especialmente en las primeras fases del proceso proyectual (Cross, 2001). Los estudios sobre diseño computacional demuestran además cómo los medios digitales reconfiguran el pensamiento arquitectónico al vincular la información, la representación y la acción proyectual (Kalay, 2004). El diseño basado en el rendimiento amplía este debate al examinar cómo la simulación y la evaluación pueden influir en la generación formal y en la toma de decisiones de diseño (Oxman, 2008). Este estudio propone la Informática Lingüística y la Síntesis Geométrica (LIGS) como marco analítico para comparar cómo los estudiantes validan los resultados asistidos por IA a través de la interpretación lingüística y la evaluación geométrica.

La informática lingüística se refiere al uso de herramientas de IA basadas en el lenguaje para interpretar, organizar y transformar información textual en criterios relevantes para el diseño. En el caso A, los modelos de lenguaje a gran escala sirvieron como apoyo para la interpretación de las necesidades de los clientes, el desarrollo de perfiles de usuario, la redacción del programa, el razonamiento sobre adyacencias y la priorización espacial. El valor educativo de este flujo de trabajo no residía en el texto generado en sí mismo, sino en cómo los estudiantes comparaban ese texto con los requisitos del proyecto, las expectativas normativas, las necesidades de los usuarios y su propio razonamiento proyectual. La síntesis geométrica, por su parte, se refiere al uso de herramientas computacionales y basadas en IA para comparar alternativas espaciales y formales en relación con criterios de rendimiento cuantificables. En el caso B, los estudiantes examinaron opciones de volumetría a partir de información sobre el rendimiento ambiental durante la fase inicial del diseño arquitectónico. Estas herramientas ayudaron a los estudiantes a vincular decisiones geométricas con implicaciones ambientales, pero no determinaron la decisión final de diseño. Los estudiantes aún debían juzgar si un resultado de rendimiento era significativo, se ajustaba a la intención del diseño y era suficiente para justificar una revisión (Verganti et al., 2020).

Por lo tanto, LIGS se plantea como una perspectiva analítica más que como una teoría preexistente. Sintetiza trabajos previos sobre las formas de conocimiento propias del diseño, el razonamiento computacional aplicado al diseño, la evaluación arquitectónica basada en el rendimiento y el aprendizaje del diseño con asistencia de IA (Cross, 2001; Kalay, 2004; Melker et al., 2025; Oxman, 2008), sin asumirlos como soluciones definitivas (Tellez, 2025). Su objetivo es comparar cómo los estudiantes alternan entre la interpretación lingüística y la evaluación geométrica, asumiendo al mismo tiempo la responsabilidad de sus decisiones de diseño.

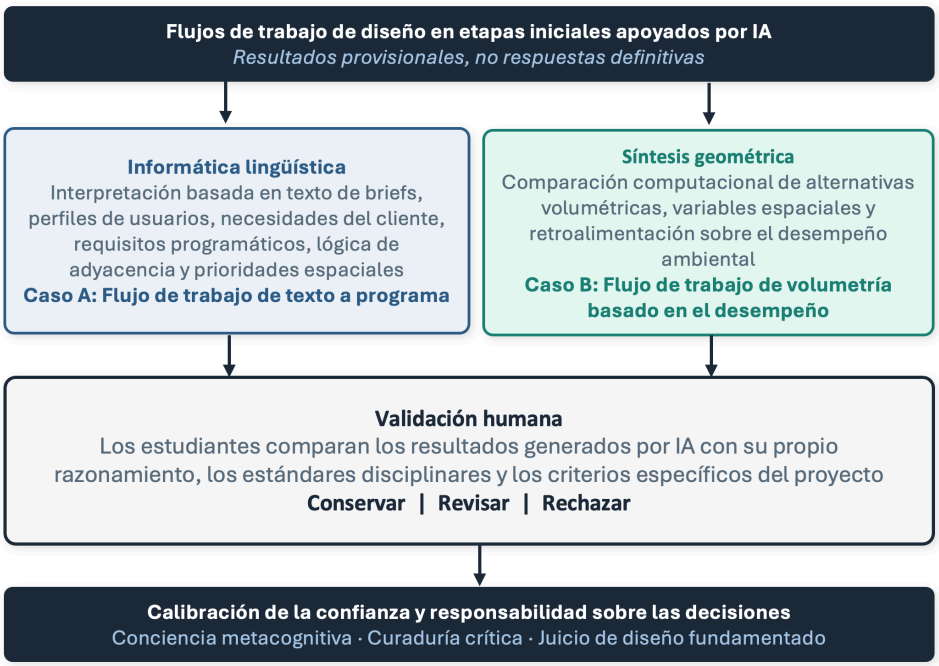


FIGURA 1. LIGS como marco intermodal para la formación en diseño integrada con la inteligencia artificial.

2.3. HCAI, CALIBRACIÓN DE CONFIANZA Y LA VALIDACIÓN CRÍTICA

La IA centrada en el ser humano (HCAI) enfatiza que los sistemas de IA deben apoyar, y no sustituir, la capacidad de acción y el criterio humanos en entornos profesionales y educativos (Park, 2026). En la formación en diseño, esto implica que los estudiantes no solo aprendan a utilizar herramientas de IA, sino también a cuestionar sus resultados y comprender sus limitaciones. La investigación sobre IA explicable (XAI) resulta relevante en este contexto, ya que los usuarios necesitan explicaciones que aclaren el funcionamiento de los sistemas, las razones detrás de los resultados generados, los casos en los que se puede confiar en ellos y las situaciones en las que pueden producirse errores (Liao et al., 2020). Para los estudiantes de diseño, estas cuestiones adquieren también un carácter pedagógico, pues deben determinar si una sugerencia es adecuada para un usuario, un espacio, un contexto y una intención de diseño específicos. La "calibración de la confianza" se refiere a la capacidad de ajustar la confianza depositada en los resultados asistidos por IA a su fiabilidad real, sus límites y su relevancia para el caso en cuestión. Una confianza excesiva puede llevar a los estudiantes a aceptar resultados fluidos o visualmente convincentes sin someterlos a una revisión suficiente. Una confianza insuficiente puede impedirles aprovechar la IA de manera productiva para la exploración y la comparación. Una confianza calibrada exige que los estudiantes examinen los resultados de forma crítica y decidan si una sugerencia de la IA debe conservarse, revisarse o rechazarse. El diseño "seamful" en el ámbito de la IA explicable ofrece una perspectiva útil para este proceso. En lugar de ocultar las limitaciones del sistema, los enfoques "seamful" hacen visibles las lagunas, las discrepancias, las incertidumbres y los fallos, de modo que los usuarios puedan responder con mayor capacidad crítica (Ehsan et al., 2024). En la enseñanza del diseño con IA integrada, estas "costuras" pueden convertirse en momentos de aprendizaje. Una lógica de adyacencia inexacta, supuestos incompletos de los usuarios, sugerencias programáticas poco realistas o resultados que entran en conflicto con la intención del diseño pueden impulsar a los estudiantes a comparar evidencias, corregir supuestos y justificar sus decisiones.

En este estudio utilizamos el patrón "Conservar, Revisar, Rechazar" como expresión analítica de la validación de los estudiantes. "Conservar" se refiere a los casos en que los estudiantes conservan resultados que se ajustan a los criterios del proyecto. "Revisar" alude a los momentos en que se modifican los resultados para mejorar la especificidad, la precisión, la alineación con el programa, la lógica espacial, el rendimiento ambiental o la adecuación al usuario. "Rechazar" describe los casos en que se descartan resultados que resultan inverosímiles, incompletos, sesgados, técnicamente inexactos o incompatibles con el contexto del proyecto. Este patrón vincula la alfabetización en IA con el juicio de diseño al hacer visible la toma de decisiones de los estudiantes.

2.4. RESPONSABILIDAD ÉTICA Y CRITERIO DE DISEÑO CONTEXTUALIZADO

La enseñanza del diseño con IA integrada también plantea cuestiones éticas. Los sistemas de IA generativa pueden reproducir sesgos, normalizar supuestos dominantes u ocultar las condiciones culturales y sociales implícitas en los conjuntos de datos. Por ello, los estudiantes deben evaluar no solo la utilidad de los resultados generados por IA, sino también su inclusividad, sensibilidad al contexto y adecuación ética. Investigaciones

recientes sobre daños algorítmicos y justicia en IA subrayan que estos sistemas pueden codificar desigualdades sociales, lo que hace que la supervisión humana sea esencial tanto en contextos educativos como profesionales (Buolamwini, 2024; Zhang, 2023). En relación con las expectativas profesionales en torno al contexto global y la diversidad humana, estas preocupaciones remiten también al imperialismo cognitivo en los sistemas basados en datos (Arora, 2025; CIDA, 2024; Ofosu-Asare, 2025). Los resultados asistidos por IA pueden parecer neutrales, pero suelen llevar implícitos supuestos sobre los usuarios, el espacio, el rendimiento, el valor y las normas. Los estudiantes necesitan oportunidades para examinar qué necesidades están representadas, qué perspectivas faltan y cómo las decisiones de diseño pueden afectar a diferentes usuarios o comunidades. Este estudio considera la responsabilidad ética como parte de la validación humana. En el caso A, la validación implica examinar si las sugerencias programáticas generadas por IA reflejan las necesidades de los usuarios, la accesibilidad, la lógica de adyacencia y las prioridades espaciales. En el caso B, implica examinar si los resultados basados en el rendimiento respaldan las decisiones de diseño sin reducir la arquitectura a una mera optimización numérica. En ambos casos, se espera que los estudiantes traten los resultados de la IA como puntos de partida para la reflexión, y no como sustitutos del juicio propio.

Tal como se resume en la Tabla 1, la literatura sugiere que el valor educativo de la IA en el diseño depende de una validación humana estructurada. Las normas de acreditación definen las expectativas disciplinarias que los estudiantes deben cumplir. Las investigaciones sobre la enseñanza del diseño con asistencia de IA explican cómo esta puede fomentar el pensamiento divergente y convergente, mientras que los estudios sobre capacidad de acción, metacognición y alfabetización en IA aclaran por qué los estudiantes deben seguir siendo responsables de la comparación y el juicio. La explicabilidad centrada en el ser humano y la XAI "seamful" muestran por qué los resultados de la IA deben permanecer abiertos al cuestionamiento. La responsabilidad ética amplía la validación más allá de la precisión técnica para incluir el sesgo, el contexto y las consecuencias para las personas. LIGS sintetiza estas preocupaciones al comparar dos flujos de trabajo de diseño asistidos por IA. En el flujo de trabajo lingüístico, los estudiantes validan sugerencias programáticas basadas en texto. En el flujo de trabajo geométrico, validan alternativas espaciales basadas en el rendimiento. Los dos casos no se tratan como conjuntos de datos equivalentes, sino como situaciones pedagógicas comparables en las que los estudiantes interpretan, revisan y justifican los resultados asistidos por IA. Este marco respalda la pregunta de investigación central del estudio al centrar la atención en la calibración de la confianza, la conciencia metacognitiva y la responsabilidad en la toma de decisiones en diferentes modalidades de aprendizaje del diseño con IA integrada.

TABLA 1. Conceptos teóricos y su aplicación analítica en este estudio.

CONSTRUCTO	BIBLIOGRAFÍA	USO ANALÍTICO EN ESTE ESTUDIO
Diseño en programas acreditados	CIDA, 2024; NAAB, 2025	Define las expectativas disciplinarias que se utilizan para evaluar los resultados asistidos por IA.
Aprendizaje del diseño con el apoyo de la inteligencia artificial	Melker et al., 2025	Plantea la IA como apoyo para el pensamiento de diseño divergente y convergente.
Capacidad de acción de los estudiantes	Darvishi et al., 2024	Explica por qué los alumnos deben seguir tomando decisiones de forma activa.
Apoyo metacognitivo	Xu et al., 2025	Explica por qué los alumnos deben hacer un seguimiento de lo que saben, de lo que no saben y de lo que necesitan comprobar.
Alfabetización en IA	Knoth et al., 2024	Permite evaluar los resultados de la IA más allá de las indicaciones o el funcionamiento de la herramienta.
LIGS	Propuesto en este estudio, basándose en Cross, 2001; Kalay, 2004; Melker et al., 2025; Oxman, 2008	Compara flujos de trabajo lingüísticos y geométricos asistidos por IA.
Calibración de la confianza	Ehsan et al., 2024; Liao et al., 2020	Explica cómo los estudiantes deciden si conservan, revisan o rechazan los resultados generados por la IA.
Responsabilidad ética	Buolamwini, 2024	Relaciona la validación con el sesgo, la inclusión, el contexto y la responsabilidad humana.

3. METODOLOGÍA

Este estudio emplea un diseño comparativo de dos casos para examinar cómo los estudiantes validaban los resultados asistidos por IA en las primeras fases de la formación en diseño. El estudio no pretendía medir el rendimiento técnico de los sistemas de IA ni comparar los dos casos mediante un único indicador cuantitativo. Su objetivo fue, más bien, examinar cómo los estudiantes interpretaban, cuestionaban, revisaban y justificaban los resultados asistidos por IA en dos contextos de aprendizaje del diseño acreditados: la programación previa al diseño en arquitectura de interiores y la volumetría basada en el rendimiento en arquitectura.

TABLA 2. Resumen comparativo de los dos casos pedagógicos.

COMPONENTE	CASO A: INFORMÁTICA LINGÜÍSTICA	CASO B: SÍNTESIS GEOMÉTRICA
Ámbito académico	Curso de arquitectura de interiores alineado con la CIDA en una universidad pública de EE. UU.	Grado en Arquitectura de quinto curso, conforme a los estándares de la NAAB, en una universidad pública de EE. UU.
Nivel académico	Estudiantes de tercer curso de arquitectura de interiores, n = 61.	Estudiantes de quinto curso de Arquitectura, n = 10.
Fase de diseño	Programación previa al diseño y organización espacial.	Estudios de volumetría y de rendimiento medioambiental en las primeras fases del proyecto.
Flujo de trabajo asistido por IA	Interpretación de los requisitos del cliente, desarrollo de perfiles de usuario, elaboración de programas, razonamiento de adyacencia y priorización espacial con el apoyo de LLM.	Comparación, con el apoyo de Autodesk Forma y Revit, de opciones de volumetría, iluminancia y datos sobre el rendimiento medioambiental.
Fuentes de datos	1.081 respuestas a la reflexión estructurada, 9 borradores de programas generados por IA y 9 matrices de adyacencia revisadas.	20 opciones de diseño, simulaciones de microclima con Autodesk Forma, representaciones de iluminancia con Revit y los indicadores de rendimiento medioambiental.
Unidad de análisis	Acción de validación por parte del estudiante: momento documentado en el que una sugerencia generada por IA se aceptó, se modificó o se rechazó.	Estudios de diseño iterativos y retroalimentación sobre el rendimiento medioambiental de las opciones de diseño.
Enfoque del análisis	Cómo interpretaron, cuestionaron, modificaron o descartaron los alumnos las sugerencias programáticas generadas por la IA.	Cómo utilizaron los alumnos la retroalimentación del entorno para comparar, revisar y justificar sus procesos de búsqueda de formas.
Estrategia de validación	Triangulación a partir de reflexiones, borradores de programas generados por IA y matrices de adyacencia definitivas.	Comparación de los resultados de rendimiento a lo largo de las iteraciones de diseño e interpretación en relación con las decisiones de diseño.
Alcance de las afirmaciones	Evidencia cualitativa de la calibración de la confianza de los alumnos y de su responsabilidad en la toma de decisiones en un flujo de trabajo lingüístico.	Ejemplos ilustrativos, específicos de cada caso, de la toma de decisiones basada en el rendimiento en un flujo de trabajo geométrico.

Se seleccionaron estos dos casos porque representan flujos de trabajo distintos pero comparables que recurren a la inteligencia artificial. El caso A se centró en la interpretación lingüística durante la programación previa al diseño. El caso B se centró en la toma de decisiones de diseño basada en el rendimiento durante las primeras fases de los estudios de masa. Tal como se resume en la Tabla 2, los casos diferían en disciplina, nivel de los estudiantes, flujo de trabajo y formato de los datos. Por tanto, se compararon como procesos pedagógicos y no como conjuntos de datos equivalentes.

3.1. DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN: TRIANGULACIÓN CIBER–CONSTRUCTIVA (CCT)

El estudio adopta la "triangulación ciber-constructiva" (CCT) como marco interpretativo para examinar los procesos de diseño asistidos por IA. La CCT no opera como un instrumento de medición formal, sino que ofrece una vía para analizar la relación entre las personas (estudiantes de diseño), las máquinas (sistemas de IA) y los datos (las estructuras de información social y digital que subyacen a las decisiones de diseño) (Chiou et al., 2023; Stoimenova y Price, 2020). En este estudio, la CCT se apoya, además, en los principios del diseño "seamful", que visibilizan las lagunas, incertidumbres e incoherencias en los procesos de toma de decisiones asistida por IA (Ehsan et al., 2024). En consecuencia, el análisis se organiza en tres niveles: (1) el nivel interpretativo, (2) el nivel algorítmico y (3) el nivel contextual, tal como se muestra en la figura 2.

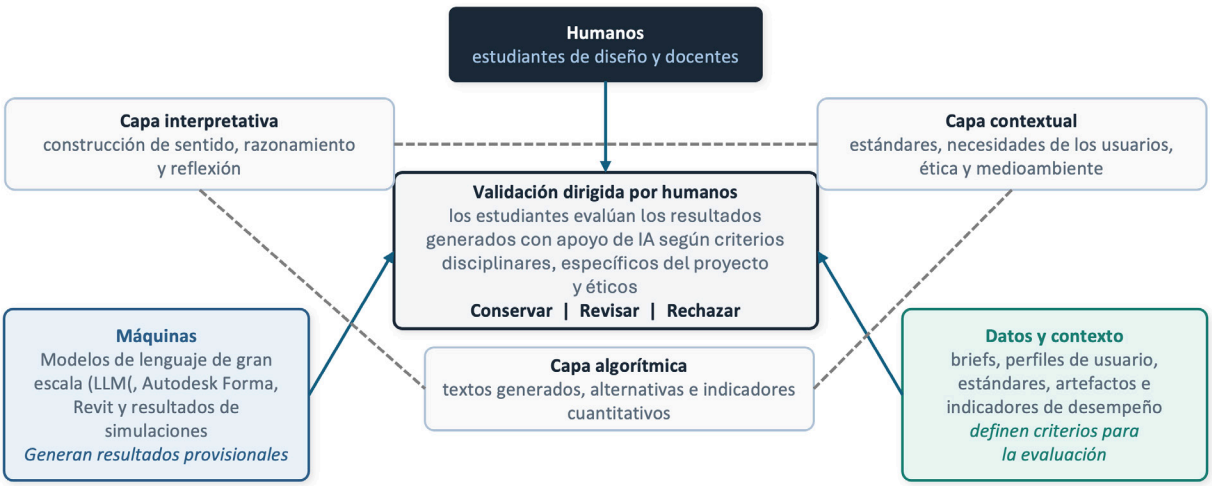


FIGURA 2. Triangulación ciber-constructiva (CCT) para el aprendizaje del diseño con el apoyo de la IA.

3.2. ANÁLISIS DE LOS CASOS

Cada caso se analizó dentro de su propio contexto disciplinario y pedagógico. En el Caso A, los datos cualitativos se recopilaron mediante dos encuestas de reflexión estructuradas, con material de apoyo que incluía borradores de programación generados por IA y matrices de adyacencia revisadas. El análisis se centró en las acciones de validación de los estudiantes ante las sugerencias programáticas. Se alentó a los estudiantes a "cuestionar a la IA" comparando los resultados con las necesidades de los usuarios, los requisitos del proyecto, la lógica de adyacencia y la intención de diseño, lo que refleja enfoques centrados en la explicabilidad y en el usuario (Liao et al., 2020).

Los investigadores revisaron las respuestas de reflexión y los materiales de apoyo para identificar los momentos documentados en los que los estudiantes conservaban, modificaban o descartaban los resultados generados por IA. Estas acciones se agruparon en el patrón "Conservar, Revisar, Rechazar". "Conservar" aludía a las sugerencias que se mantenían por ajustarse a los criterios del proyecto. "Revisar" remitía a las sugerencias modificadas para mejorar la precisión, la especificidad, la lógica de adyacencia, la adecuación al usuario, la viabilidad espacial o la alineación con la normativa. "Rechazar" designaba las sugerencias descartadas por incompletas, inverosímiles, técnicamente inexactas, sesgadas o incoherentes con el contexto del proyecto. Este patrón se construyó inductivamente a partir de la comparación entre los borradores generados por IA y las decisiones finales de programación de los estudiantes. Se utilizó como categoría analítica para describir la calibración de la confianza, y no como un método de diseño prescriptivo.

En el caso B, los datos cuantitativos se obtuvieron a través de plataformas de diseño basadas en la nube y asistidas por IA. El conjunto de datos incluía el potencial de luz natural, los niveles de iluminancia interior, las áreas sin iluminación en invierno, el potencial fotovoltaico, la temperatura ajustada y los patrones de flujo del viento. El análisis se centró en cómo los estudiantes utilizaban estos indicadores de rendimiento para comparar alternativas de volumetría e incorporar la retroalimentación de las simulaciones durante la fase de ideación y refinamiento del diseño. Dado que el caso B se basó en una muestra reducida, estos resultados de rendimiento se interpretaron como evidencia ilustrativa del aprendizaje del diseño basado en el rendimiento, más que como conclusiones cuantitativas representativas.

3.3. PROCEDIMIENTO ANALÍTICO INTERCASOS

El análisis transversal se realizó en tres etapas. Primero, los resultados de cada caso se asignaron a las capas del CCT —interpretativa, algorítmica y contextual—. Segundo, se compararon los casos mediante el marco LIGS para examinar cómo los estudiantes validaban los resultados asistidos por IA en flujos de trabajo lingüísticos y geométricos. Tercero, la comparación se centró en indicadores comunes de validación humana, como el cuestionamiento, la verificación, la revisión, el rechazo, la justificación y la responsabilidad en la toma de decisiones. Los dos casos no se trataron como conjuntos de datos equivalentes. Su comparabilidad radica en su estructura pedagógica compartida: ambos introducían resultados asistidos por IA durante las primeras fases del aprendizaje del diseño y exigían a los estudiantes que los evaluaran antes de tomar decisiones de diseño. Por tanto, el análisis subraya la comparabilidad de los procesos, más que la equivalencia estadística.

3.4. ESTRATEGIA DE VALIDACIÓN Y CONSIDERACIONES ÉTICAS

El estudio utilizó la triangulación metodológica para reforzar la credibilidad del análisis. En el caso A, se compararon las reflexiones de los estudiantes con los borradores de programación generados por IA y las matrices de adyacencia revisadas. En el caso B, se compararon los resultados de rendimiento ambiental almacenados en plataformas en la nube asistidas por IA a lo largo de las iteraciones de diseño y se interpretaron en relación con las decisiones de diseño de los estudiantes. En ambos casos, el análisis examinó si los resultados asistidos por IA eran aceptados, modificados o rechazados mediante el juicio humano. En el caso A, los datos de las reflexiones de los estudiantes se recopilaron y analizaron siguiendo un protocolo de revisión institucional aprobado. En el caso B, el estudio examinó los artefactos de diseño generados en el curso y los resultados agregados

de rendimiento ambiental obtenidos de plataformas de diseño basadas en la nube, incluyendo el potencial de luz natural, los niveles de iluminancia interior, las áreas sin iluminación en invierno, el potencial fotovoltaico, la temperatura ajustada y los patrones de flujo del viento. El análisis del caso B no incluyó información que permitiera identificar individualmente a los estudiantes. En ambos casos, los trabajos de los estudiantes se anonimizaron o desidentificaron cuando correspondía. El alcance del estudio se limitó a los flujos de trabajo pedagógicos y a los contextos educativos aquí descritos. Cada caso fue analizado inicialmente por el autor responsable del contexto pedagógico correspondiente. Durante la etapa de síntesis final, ambos autores revisaron conjuntamente los hallazgos específicos de cada caso, compararon las categorías analíticas entre los dos casos y verificaron que la interpretación transversal estuviera respaldada por la evidencia disponible. Este proceso se utilizó para reforzar la coherencia analítica entre los flujos de trabajo lingüísticos y geométricos, más que para establecer una fiabilidad formal entre codificadores.

4. RESULTADOS

Esta sección presenta las conclusiones derivadas de los dos casos pedagógicos. Los resultados se organizan en torno al marco LIGS: el caso A aborda la informática lingüística mediante la programación asistida por IA, mientras que el caso B se centra en la síntesis geométrica a través del modelado basado en el rendimiento. En ambos casos, los hallazgos muestran que los resultados asistidos por IA adquirieron relevancia educativa cuando los estudiantes los utilizaron como insumos provisionales para la verificación, la revisión y la toma de decisiones de diseño.

4.1. CASO A: INFORMÁTICA LINGÜÍSTICA Y VALIDACIÓN PROGRAMÁTICA

El caso A demostró que la programación asistida por IA facilitaba a los estudiantes el inicio del proceso de prediseño, pero también exigía una validación humana minuciosa. El análisis de 1.081 respuestas de reflexión estructuradas de 61 estudiantes y de los artefactos de programación correspondientes indicó que los estudiantes utilizaban la IA de forma más productiva cuando generaban borradores en lugar de decisiones programáticas definitivas. Las palabras clave más frecuentes en el proceso de revisión fueron "programa" (n = 30), "adyacencia" (n = 8) y "superficie" (n = 8). Estos patrones sugieren que los estudiantes emplearon la IA para generar una estructura programática inicial, pero aun así tuvieron que corregir las relaciones espaciales, los requisitos técnicos y los supuestos dimensionales. Los espacios que requirieron revisión con mayor frecuencia fueron los "puestos de trabajo" (n = 16) y las "salas de bienestar" (n = 10), que exigían una atención más específica a la experiencia del usuario, la función espacial y las expectativas profesionales. Varios borradores generados por IA produjeron programas plausibles pero incompletos. Por ejemplo, algunos omitían funciones clave de la zona de servicio (back of house, BOH), como el almacenamiento de documentos legales, los armarios de TI y los requisitos de fontanería para las despensas de catering. Otras sugerencias requirieron correcciones porque generaban superficies poco realistas, una lógica de adyacencia débil o problemas relacionados con la normativa. Estos resultados indican que la IA resultó útil para iniciar la reflexión sobre el programa, pero insuficiente para completarla sin una revisión crítica.

TABLA 3. Resumen de las medidas de validación del caso A

ACCIÓN DE VALIDACIÓN	DESCRIPCIÓN	EJEMPLO DEL CASO A	IMPORTANCIA PEDAGÓGICA
Conservar	Los estudiantes conservaron las sugerencias generadas por IA que se ajustaban a los criterios del proyecto.	Temas generales como la flexibilidad, el bienestar y la asistencia centrada en el usuario.	La IA ayudó a generar puntos de partida útiles para el desarrollo de conceptos y programas.
Revisar	Los estudiantes modificaron los resultados generados por la IA para mejorar la precisión, la especificidad o la viabilidad.	La oficina del socio director, de unas dimensiones excesivas (20 × 20 pies), se rediseñó para adaptarla a una distribución más adecuada de 15 × 15 pies.	Los alumnos aprendieron a comparar las sugerencias de la IA con las normas espaciales y las necesidades del proyecto.
Rechazar	Los alumnos descartaron los resultados que resultaban inverosímiles, incompletos, inexactos o que no cumplían los requisitos.	Disposiciones espaciales poco realistas, supuestos obsoletos sobre el lugar de trabajo, conflictos con la ADA o con la normativa de seguridad contra incendios.	Los estudiantes ejercitaron su juicio crítico rechazando los resultados generados por la IA que no cumplían con los criterios profesionales.

Tal como se explica en la Tabla 3, el patrón «Conservar, Revisar, Rechazar» muestra que los estudiantes no aceptaban pasivamente los resultados generados por IA. Por el contrario, utilizaban ese material como base para la comparación y la corrección. Este patrón sugiere, además, un desplazamiento en el tipo de esfuerzo requerido: la IA redujo parte de la carga inicial asociada a la generación de ideas programáticas, pero aumentó la necesidad de verificación, explicación y justificación. En este sentido, la IA funcionó menos como una fuente de respuestas que como un estímulo para la conciencia metacognitiva y para la responsabilidad en la toma de decisiones.

4.2. CASO B: SÍNTESIS GEOMÉTRICA ORIENTADA AL RENDIMIENTO

En el caso B, 10 estudiantes generaron 20 opciones de diseño utilizando las herramientas de renderizado Revit Illuminance y Forma Cloud (figura 3). Durante la exploración inicial del diseño, las simulaciones asistidas por IA proporcionaron información ambiental en tiempo real. Las comparaciones resultantes visibilizaron el acceso a la luz natural, el potencial de energía solar y otros factores ambientales relevantes a lo largo del proceso de volumetría. Estas simulaciones no funcionaron únicamente como herramientas de evaluación a posteriori, sino que sirvieron como base para la iteración del diseño mientras se exploraban alternativas formales.

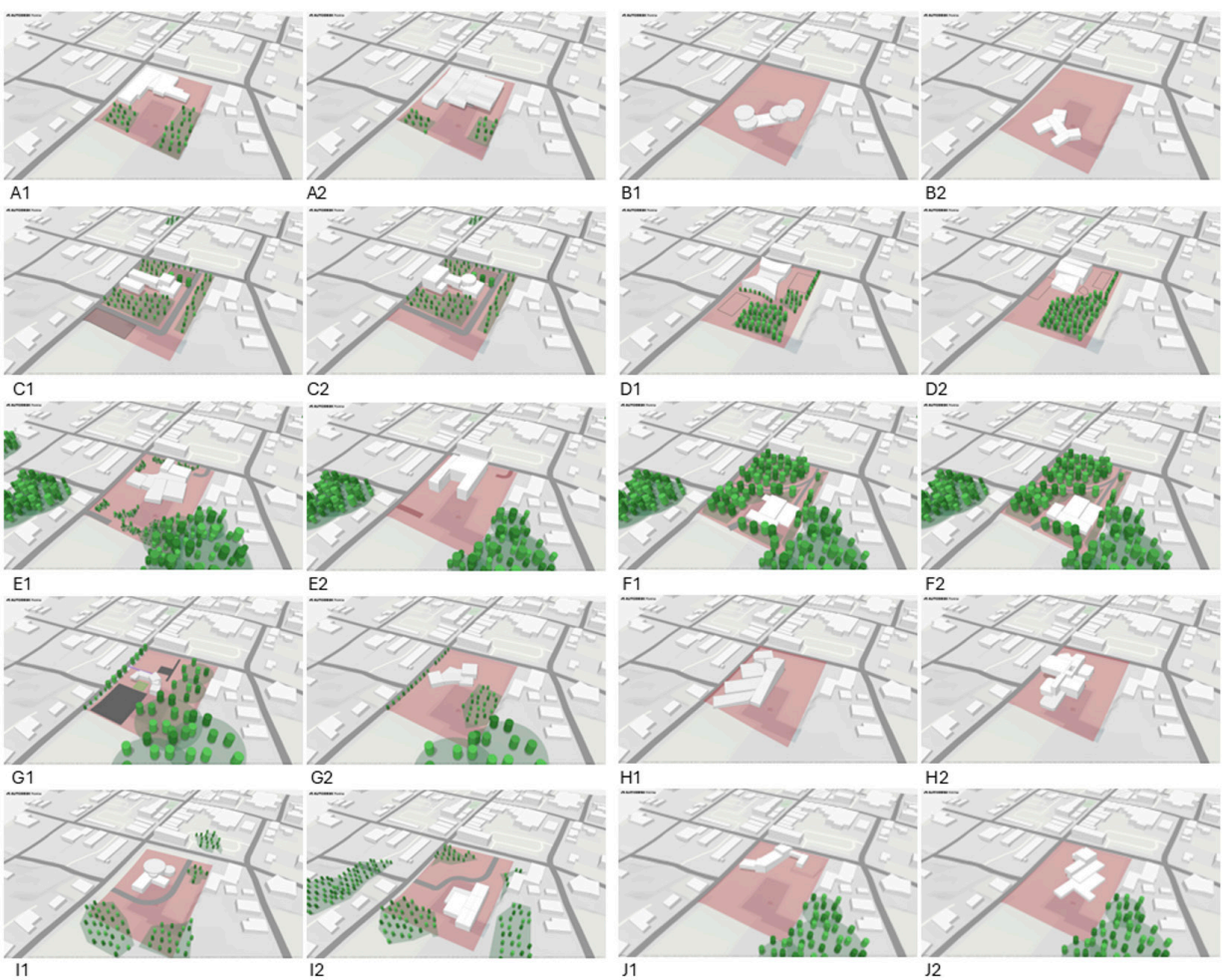


FIGURA 3. Opciones de volumetría evaluadas en Autodesk Forma (las mismas letras indican opciones generadas por el mismo estudiante).

4.2.1. IMPACTOS CUANTITATIVOS

Entre todas las opciones comparadas, los estudios de volumetría asistidos por IA se asociaron a mejoras sustanciales en el rendimiento ambiental. El porcentaje de superficie edificada con buena iluminación natural, medido a través del componente vertical del cielo (VSC), osciló entre el 17 % y el 96 %, mientras que la superficie sin iluminación en invierno se redujo del 54 % al 10 %. El estrés térmico disminuyó en un 8 %, y la superficie del emplazamiento con condiciones de confort eólico para estar sentado aumentó del 0 % al 49 %. Además, el potencial de generación de energía solar mediante sistemas fotovoltaicos (FV) se quintuplicó a lo largo del proceso de diseño iterativo. A nivel de cada estudiante, las áreas sin iluminación en invierno disminuyeron una media del 13 %, mientras que los espacios bien iluminados aumentaron una media del 11 %. El potencial de generación de energía solar creció, de media, un 49 %. La tabla 4 resume las mejoras en el rendimiento ambiental identificadas a lo largo de las iteraciones de diseño de los estudiantes.

TABLA 4. Mejora del rendimiento medioambiental de cada estudiante.

	REDUCCIÓN DEL TIEMPO DE ESPACIO SIN ILUMINACIÓN (MENOS DE 1 HORA) EN INVIERNO	MEJORA DEL POTENCIAL DE LUZ NATURAL (POR ENCIMA DE VSC 27)	AUMENTO POTENCIAL DE LA ENERGÍA SOLAR
A	1%	5%	10%
B	5%	10%	83%
C	21%	2%	68%
D	3%	8%	153%
E	5%	1%	11%
F	31%	44%	79%
G	15%	18%	7%
H	38%	12%	22%
I	9%	7%	20%
J	5%	5%	37%
Promedio	**13%**	**11%**	**49%**

4.2.2. PENSAMIENTO DE DISEÑO INTEGRADOR

Las herramientas tradicionales de simulación del comportamiento de los edificios suelen requerir datos de diseño relativamente avanzados, como planos de planta e información sobre las fachadas, por lo que se emplean habitualmente para evaluar un diseño una vez tomadas las decisiones más importantes. En el caso B, sin embargo, se introdujeron simulaciones basadas en inteligencia artificial durante las fases de ideación y definición volumétrica, lo que permitió que la información ambiental influyera en la exploración formal en una etapa más temprana del proceso de diseño. Esta integración temprana pareció favorecer un pensamiento de diseño más integral, al desplazar la atención de la mera forma escultórica hacia las consecuencias ambientales de las decisiones proyectuales. A medida que los estudiantes revisaban sus propuestas, volvían a la plataforma de simulación para examinar cómo los cambios en el volumen afectaban al acceso a la luz natural, las condiciones térmicas, el confort eólico y el potencial solar. En este sentido, el flujo de trabajo de simulación facilitó una comparación iterativa, más que una evaluación puntual. La figura 4 ilustra un ejemplo de este proceso iterativo.

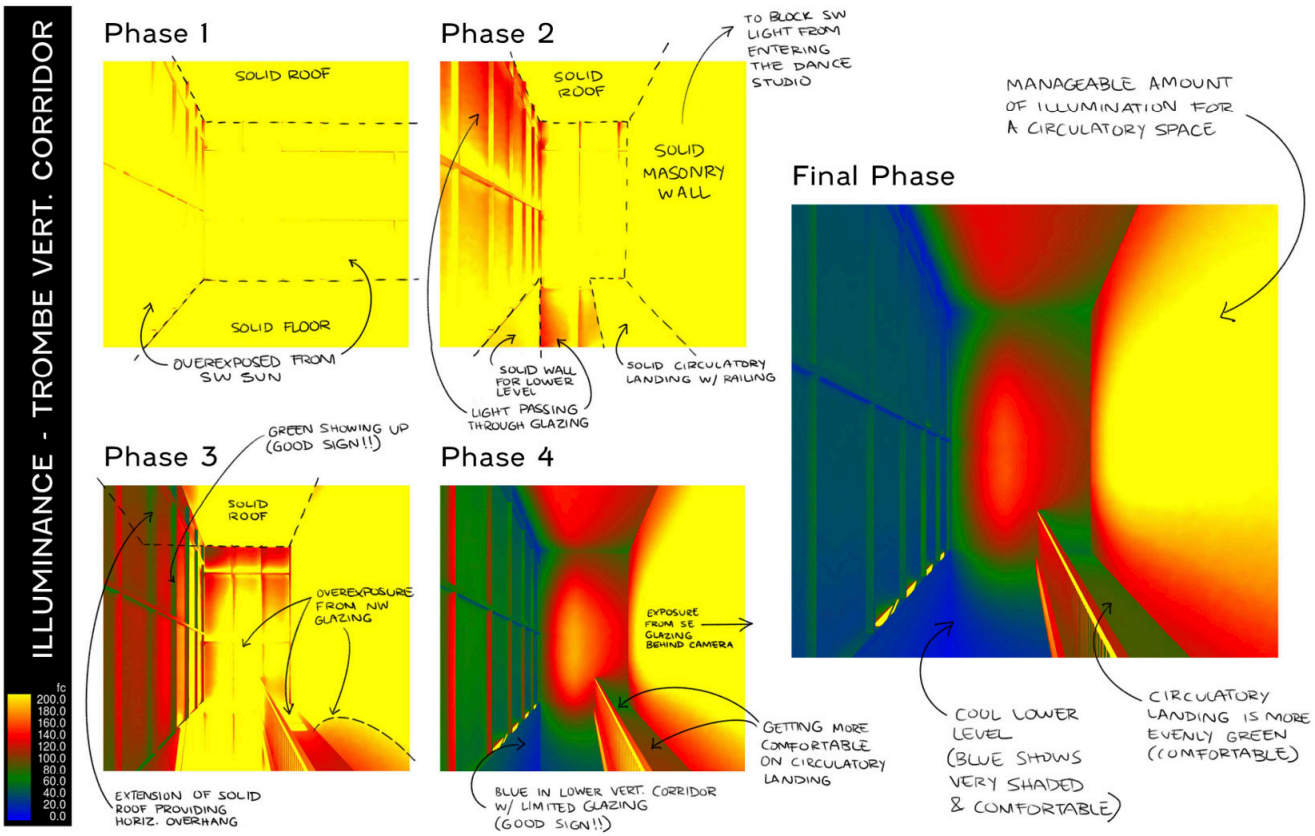


FIGURA 4. Estudios iterativos de materiales mediante el renderizado de iluminancia en los sistemas en la nube de Revit
Fuente: Annabella Pineda Ramirez.

4.3. LA BRECHA EN LA VERIFICACIÓN

En ambos casos, la principal conclusión común fue una brecha en la verificación (Tabla 5). Los sistemas asistidos por IA aceleraron el trabajo de diseño en las primeras fases, pero sus resultados seguían exigiendo a los estudiantes que evaluaran la verosimilitud, la pertinencia, la precisión y la adecuación al contexto. En el caso A, esta brecha se evidenció cuando los borradores de programación generados por IA parecían coherentes, pero requerían correcciones por la ausencia de funciones de servicio, una superficie inadecuada, conflictos de adyacencia y cuestiones normativas. En el caso B, la brecha se manifestó cuando la retroalimentación sobre el rendimiento hacía visibles los criterios ambientales, pero aún requería una interpretación en relación con la intención del diseño y las prioridades contrapuestas. Esta brecha no era solo una limitación técnica, sino que funcionaba como un espacio pedagógico en el que los estudiantes debían ejercer su criterio. En el flujo de trabajo lingüístico, los estudiantes validaban el texto generado por IA decidiendo qué conservar, revisar o rechazar. En el flujo de trabajo geométrico, validaban la retroalimentación sobre el rendimiento comparando opciones de volumetría e interpretando las compensaciones. En ambos casos, la IA resultaba más valiosa desde el punto de vista educativo cuando los estudiantes trataban sus resultados como insumos provisionales, y no como decisiones definitivas.

TABLA 5. Síntesis transversal de la validación humana.

DIMENSIÓN	CASO A: INFORMÁTICA LINGÜÍSTICA	CASO B: SÍNTESIS GEOMÉTRICA	CONCLUSIÓN COMPARTIDA
Resultado asistido por IA	Borradores de programas, perfiles de usuario, sugerencias de adyacencia.	Opciones de volumen, indicadores de luz natural, energía fotovoltaica, térmica y eólica.	La IA ha permitido dar mayor visibilidad a la información sobre el diseño en las primeras fases.
Tarea principal de validación	Comprobar la plausibilidad textual y programática.	Interpretar la retroalimentación del entorno y las compensaciones en el diseño.	Los alumnos tuvieron que comparar los resultados con los criterios de diseño.
Riesgo principal	Propuestas de programas verosímiles pero incompletas.	Dar demasiada importancia a las métricas de rendimiento como respuestas definitivas al diseño.	Los resultados de la IA requerían una interpretación humana.
Juicio de los alumnos	Conservar, Revisar, Rechazar.	Comparar, seleccionar/ajustar, justificar.	La validación respaldó la toma de decisiones en materia de diseño.

Estos resultados responden a la pregunta de investigación de este estudio al mostrar cómo los estudiantes validaron, revisaron y justificaron los resultados asistidos por IA en flujos de trabajo lingüísticos y geométricos. El modelo LIGS permitió comparar los dos casos sin tratarlos como conjuntos de datos equivalentes. La comparación pone de manifiesto que el aprendizaje del diseño con IA integrada depende menos de que la IA produzca por sí misma resultados útiles que de que los estudiantes cuestionen, comparen y justifiquen dichos resultados dentro de contextos disciplinarios y éticos del diseño.

5. DISCUSIÓN

Este estudio analizó cómo los estudiantes de programas acreditados de formación en diseño validaban, revisaban y justificaban los resultados asistidos por IA en flujos de trabajo lingüísticos y geométricos. Los resultados muestran que la IA adquiría relevancia educativa cuando los estudiantes trataban el material generado como un borrador para su posterior desarrollo y refinamiento, y no como una decisión de diseño definitiva. En el caso A, los estudiantes evaluaron las sugerencias programáticas en función de las necesidades de los usuarios, la lógica de adyacencia, las cuestiones normativas y la viabilidad espacial. En el caso B, los estudiantes interpretaron la información ambiental para comparar opciones de volumetría y justificar las revisiones del diseño. En ambos casos, el aprendizaje se produjo a través del cuestionamiento, la comparación, la corrección y la justificación.

5.1. DE LOS RESULTADOS GENERADOS POR LA IA A LA VALIDACIÓN HUMANA

Los resultados sugieren que la enseñanza del diseño asistida por IA debe concebirse como un proceso de validación humana. Las herramientas de IA ayudaron a los estudiantes a generar material en las primeras fases de manera más eficiente, pero ese material seguía requiriendo una interpretación disciplinaria. En el flujo de trabajo lingüístico, el texto fluido generado por IA solía parecer plausible, pero requería correcciones por la ausencia de funciones, superficies poco realistas, una lógica de adyacencia débil o una especificidad insuficiente para el usuario. En el flujo de trabajo geométrico, los datos de simulación visibilizaban las condiciones ambientales y el rendimiento, pero los estudiantes aún tenían que interpretar las compensaciones entre la luz natural, el potencial solar, las condiciones del viento, el confort térmico y la intención del diseño. Esta distinción es importante porque los resultados asistidos por IA pueden crear una ilusión de exhaustividad. El texto puede parecer coherente y las métricas de rendimiento pueden parecer objetivas, pero ninguna de las dos cosas conduce automáticamente a un juicio de diseño definitivo. Por tanto, el valor educativo de la IA radica menos en la automatización y más en cómo incita a los estudiantes a formular mejores preguntas: ¿Qué falta? ¿Qué es inexacto? ¿Qué entra en conflicto con el pliego de condiciones? ¿Qué debe conservarse, revisarse o rechazarse? Este hallazgo amplía los enfoques centrados en la explicabilidad en la interacción con la IA al demostrar que las necesidades de explicación en la enseñanza del diseño no son solo técnicas, sino también pedagógicas y disciplinarias (Ehsan et al., 2024; Liao et al., 2020).

5.2. EL LIGS COMO LENTE ANALÍTICA COMPARATIVA

El marco LIGS permitió comparar los dos casos sin tratarlos como conjuntos de datos equivalentes. La informática lingüística describió cómo los estudiantes trabajaban con el lenguaje generado por IA, incluyendo resúmenes, perfiles de usuario, sugerencias programáticas y razonamiento de adyacencia. La síntesis geométrica describió cómo trabajaban los estudiantes con los resultados de simulación, incluyendo opciones de volumetría e indicadores de rendimiento ambiental. Estos flujos de trabajo diferían en el tipo de datos, la tarea de diseño y el contexto disciplinario, pero ambos exigían a los estudiantes que tradujeran el material generado con asistencia de IA en decisiones de diseño contextualizadas. Por tanto, LIGS no se presenta como un modelo universal de enseñanza del diseño con IA integrada, sino como una lente analítica comparativa para examinar cómo los estudiantes transitan desde los resultados generados por IA hacia el juicio humano en diferentes modalidades. Su contribución radica en mostrar que la validación no se limita a comprobar la corrección técnica, sino que también implica interpretar la relevancia, la adecuación disciplinaria, la adecuación al usuario, las compensaciones ambientales y la intención de diseño.

5.3. Implicaciones pedagógicas: calibración de la confianza, metacognición y responsabilidad en la toma de decisiones

Pedagógicamente, estos resultados sugieren que la enseñanza de la IA debería centrarse en la comparación estructurada, más que en el mero uso de la herramienta. Los estudiantes necesitan oportunidades para evaluar el material generado por IA a la luz de su propio razonamiento, de los estándares de la disciplina y de los criterios específicos de cada proyecto. Esto cobra especial relevancia cuando la IA permite a los estudiantes eludir el laborioso proceso de aprender por qué una decisión es adecuada.

El patrón "Conservar, Revisar, Rechazar" ofrece una forma práctica de estructurar este proceso. Hace visible el juicio de los estudiantes al exigirles que identifiquen qué sugerencias son útiles, cuáles requieren modificaciones y cuáles deben descartarse. Este patrón favorece la calibración de la confianza, ya que los estudiantes aprenden a no confiar ni en exceso ni en defecto en los resultados generados por IA. En su lugar, evalúan las sugerencias en relación con las pruebas disponibles, el contexto y la intención de diseño. De este modo, el patrón amplía la alfabetización en IA más allá de la formulación de indicaciones o el uso de herramientas, al convertir la evaluación, la adaptación contextual y la justificación en elementos centrales del aprendizaje de los estudiantes (Knoth et al., 2024).

Este proceso también fomenta la conciencia metacognitiva y la responsabilidad en la toma de decisiones. Los estudiantes deben reconocer qué saben, qué aún no comprenden y qué requiere una verificación más exhaustiva. Los docentes pueden utilizar el material generado por IA como punto de partida para la enseñanza, pidiendo a los estudiantes que expliquen por qué una sugerencia debe aceptarse, revisarse o rechazarse. Este hallazgo concuerda con investigaciones recientes que señalan que la asistencia de IA debe estructurarse de modo que se preserve la capacidad de acción de los estudiantes, y que los entornos de aprendizaje basados en IA generativa requieren apoyo metacognitivo (Darvishi et al., 2024; Xu et al., 2025). Por tanto, la IA puede actuar como un «compañero de entrenamiento» pedagógico: no porque proporcione respuestas correctas, sino porque genera oportunidades para que los estudiantes ejerciten su juicio.

5.4. La responsabilidad ética como validación contextualizada

Los resultados también muestran que la responsabilidad ética debería integrarse en la validación y no tratarse como una cuestión aislada. En el caso A, la validación ética consistió en examinar si las sugerencias programáticas generadas por IA reflejaban adecuadamente las necesidades de los usuarios, la accesibilidad, la inclusividad y las prioridades espaciales. En el caso B, la validación ética consistió en interpretar los datos de rendimiento sin reducir la arquitectura a una mera optimización numérica. En ambos casos, los estudiantes debían preguntarse si los resultados generados por IA eran adecuados para los usuarios, los espacios y los contextos de diseño específicos. Este enfoque conecta la IA centrada en el ser humano con la formación en diseño. La validación centrada en el ser humano exige que los estudiantes examinen no solo si el resultado es útil, sino también si es incompleto, sesgado, descontextualizado o desalineado con las necesidades humanas. La responsabilidad ética, por tanto, amplía el alcance de la validación. Implica la revisión técnica, el juicio disciplinario, la sensibilidad contextual y la responsabilidad por las consecuencias de las decisiones de diseño, sobre todo porque los sistemas de IA pueden reproducir sesgos, normalizar supuestos dominantes u ocultar una representación desigual (Buolamwini, 2024).

5.5. Limitaciones y comparabilidad de los casos

Cabe señalar que esta investigación es un estudio exploratorio con las siguientes limitaciones. En primer lugar, los dos casos no deben interpretarse como conjuntos de datos equivalentes. El caso A aportó una evidencia cualitativa más rica a través de las reflexiones de los estudiantes, los borradores de programación generados por IA y las matrices de adyacencia revisadas. El caso B proporcionó un conjunto más reducido de comparaciones de diseño basadas en el rendimiento, procedentes de diez estudiantes y veinte opciones de diseño. Por tanto, los resultados del caso B son ilustrativos, más que representativos. En segundo lugar, los casos diferían en disciplina, nivel de los estudiantes, flujo de trabajo, formato de los datos y enfoque analítico. Su comparabilidad radica en el proceso, no en la escala: ambos casos introdujeron resultados asistidos por IA durante la fase inicial del diseño y exigieron a los estudiantes que los evaluaran antes de tomar una decisión. Por tanto, el estudio subraya la comparabilidad de los procesos, más que la equivalencia estadística. En tercer lugar, LIGS y CCT se utilizaron como marcos interpretativos, no como instrumentos de medición validados. Investigaciones futuras deberían poner a prueba estos marcos con muestras más amplias, en otras instituciones y con procedimientos de codificación más estandarizados. Otros estudios también podrían examinar si el patrón "Conservar, Revisar, Rechazar" favorece el aprendizaje de los estudiantes en otras disciplinas del diseño, con diferentes herramientas de IA y en plazos de proyecto más largos. El presente estudio aporta una visión centrada en la validación para la pedagogía del diseño con IA integrada. En lugar de tratar la supervisión humana como un paso correctivo posterior al uso de la IA, posiciona la validación como la actividad de aprendizaje fundamental a través de la cual los estudiantes desarrollan la calibración de la confianza, la conciencia metacognitiva y el juicio de diseño responsable.

6. Conclusión

Este estudio analizó cómo los estudiantes de programas acreditados de formación en diseño validaban, revisaban y justificaban los resultados asistidos por IA en flujos de trabajo lingüísticos y geométricos. Utilizando LIGS como marco analítico intermodal, el estudio comparó un flujo de trabajo de texto a programa en un curso de arquitectura de interiores alineado con los estándares de la CIDA y un flujo de trabajo de volumetría basada en el rendimiento en un curso de arquitectura alineado con los estándares de la NAAB. Los resultados muestran que la IA adquirió relevancia pedagógica cuando los estudiantes trataron el material generado como una base para la indagación, y no como una solución de diseño definitiva. En ambos casos, la IA apoyó el aprendizaje del diseño en las primeras fases de manera diferente pero comparable. En el caso A, los estudiantes utilizaron el patrón "Conservar, Revisar, Rechazar" para evaluar las sugerencias programáticas generadas por IA en función de las necesidades de los usuarios, la lógica de adyacencia, las cuestiones normativas y la viabilidad espacial. En el caso B, los estudiantes utilizaron la información sobre el rendimiento ambiental para comparar opciones de volumetría e interpretar las compensaciones entre la luz natural, el potencial solar, las condiciones térmicas, el viento y la intención del diseño. Estos resultados

sugieren que el valor educativo de la IA no radica en sustituir el conocimiento disciplinar, sino en impulsar a los estudiantes a practicar la calibración de la confianza, la conciencia metacognitiva y la responsabilidad en la toma de decisiones.

El estudio ofrece una visión de la pedagogía del diseño con IA integrada, centrada en la validación. Demuestra que los estudiantes necesitan oportunidades estructuradas para comparar los resultados de la IA con los estándares disciplinarios, los criterios específicos de cada proyecto y las consideraciones del diseño centrado en el ser humano. Así, la alfabetización en IA en la enseñanza del diseño debería ir más allá del uso de herramientas o la formulación de indicaciones, para incluir la selección crítica, la interpretación contextual y la responsabilidad ética. Los estudiantes deben aprender no solo a generar o simular opciones de diseño, sino también a evaluar si dichas opciones son precisas, inclusivas, relevantes y adecuadas para un contexto de diseño específico.

Este estudio presenta limitaciones derivadas de su diseño exploratorio de dos casos y de los distintos tipos de evidencia generada en cada uno. El caso A aportó una evidencia cualitativa más rica, mientras que el caso B ofreció un conjunto más reducido de comparaciones ilustrativas basadas en el rendimiento. En consecuencia, LIGS debe interpretarse como un marco analítico comparativo, y no como un modelo plenamente validado. Investigaciones futuras deberían someter a prueba este marco con muestras más amplias, en otras instituciones, con plazos de proyecto más largos y mediante procedimientos de codificación más estandarizados.

En última instancia, el valor de la IA en la formación en arquitectura y diseño de interiores depende de que los estudiantes sigan siendo intérpretes activos y responsables al tomar decisiones en entornos de diseño cada vez más automatizados. La IA puede ampliar el espectro de lo que los estudiantes crean y comparan, pero el aprendizaje del diseño sigue dependiendo de la capacidad humana para cuestionar, revisar, justificar y actuar éticamente.

REFERENCIAS:

Arora, P. (2025). Creative data justice: A decolonial and indigenous framework to assess creativity and artificial intelligence. *Information, Communication & Society*, 28(13), 2231–2247. https://doi.org/10.1080/1369118X.2024.2420041

Buolamwini, J. (2024). *Unmasking AI: My mission to protect what is human in a world of machines*. Random House.

Chiou, L.-Y., Hung, P.-K., Liang, R.-H., & Wang, C.-T. (2023). Designing with AI: An Exploration of Co-Ideation with Image Generators. *In Proceedings of the 2023 ACM Designing Interactive Systems Conference* (pp. 1941–1954). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3563657.3596001

Council for Interior Design Accreditation. (2024). *CIDA Professional Standards 2024*. https://cida.org/professional-standards

Cross, N. (2001). Designerly ways of knowing: Design discipline versus design science. *Design Issues, 17*(3), 49–55. https://doi.org/10.1162/074793601750357196

Darvishi, A., Khosravi, H., Sadiq, S., Gašević, D., & Siemens, G. (2024). Impact of AI assistance on student agency. Computers & Education, 210, 104967. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2023.104967

Ehsan, U., Liao, Q. V., Passi, S., Riedl, M. O., & Daumé, H. (2024). Seamful XAI: Operationalizing seamful design in explainable AI. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, 8*(CSCW1), 1–29. https://doi.org/10.1145/3637396

Kalay, Y. E. (2004). *Architecture's new media: Principles, theories, and methods of computer-aided design*. MIT Press.

Knoth, N., Tolzin, A., Janson, A., & Leimeister, J. M. (2024). AI literacy and its implications for prompt engineering strategies. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 6*, 100225. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100225

Liao, Q. V., Gruen, D., & Miller, S. (2020). Questioning the AI: Informing design practices for explainable AI user experiences. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1–15). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3313831.3376590

Melker, S., Gabrils, E., Villavicencio, V., Faraon, M., & Rönkkö, K. (2025). Artificial intelligence for design education: A conceptual approach to enhance students' divergent and convergent thinking in ideation processes. *International Journal of Technology and Design Education, 35*(5), 1871–1899. https://doi.org/10.1007/s10798-025-09964-3

National Architectural Accrediting Board (NAAB). (2025). *2020 Conditions for Accreditation (May 2025 Revised Edition)*. https://higherlogicdownload.s3.amazonaws.com/NAAB/21e8eae7-e532-47c0-bff1-4111ca0d4fb0/UploadedImages/PDFs/2020_NAAB_Conditions_for_Accreditation_Rev_20250501.pdf

Ofosu-Asare, Y. (2025). Cognitive imperialism in artificial intelligence: Counteracting bias with Indigenous epistemologies. *AI & SOCIETY, 40*(4), 3045–3061. https://doi.org/10.1007/s00146-024-02065-0

Oxman, R. (2008). Performance-based design: Current practices and research issues. *International Journal of Architectural Computing, 6*(1), 1–17. https://doi.org/10.1260/147807708784640090

Park, J. (2026). Artificial intelligence in design education: A systematic review and CIDA-Aligned framework for interior architecture and design. *Enquiry The ARCC Journal for Architectural Research, 23*(1), 60–80. https://doi.org/10.17831/enqarcc.v23i1.1329

Stoimenova, N., & Price, R. (2020). Exploring the nuances of designing (with/for) artificial intelligence. *Design Issues, 36*(4), 45–55. https://doi.org/10.1162/desi_a_00613

Tellez, F. A. (2025). Reflecting on the integration of generative AI in design education: Lessons from the field. *Voces y Silencios. Revista Latinoamericana de Educación, 16*(2), 169–191. https://doi.org/10.18175/VyS16.2.2025.9

Verganti, R., Vendraminelli, L., & Iansiti, M. (2020). Innovation and design in the age of artificial intelligence. *Journal of Product Innovation Management, 37*(3), 212–227. https://doi.org/10.1111/jpim.12523

Xu, X., Qiao, L., Cheng, N., Liu, H., & Zhao, W. (2025). Enhancing self-regulated learning and learning experience in generative AI environments: The critical role of metacognitive support. *British Journal of Educational Technology, 56*(5), 1842–1863. https://doi.org/10.1111/bjet.13599

Zhang, L. (2023). The ethical turn of emerging design practices. *She Ji: The Journal of Design, Economics, and Innovation, 9*(3), 311–329. https://doi.org/10.1016/j.sheji.2023.09.002

JINOH PARK
jinohp@uark.edu
DEPARTAMENTO DE ARQUITECTURA DE INTERIORES Y DISEÑO, ESCUELA DE ARQUITECTURA Y DISEÑO FAY JONES, UNIVERSIDAD DE ARKANSAS, FAYETTEVILLE, ESTADOS UNIDOS
ORCID ID: 0000-0003-1725-6435

JINOH PARK ES PROFESOR ASISTENTE DE ARQUITECTURA DE INTERIORES Y DISEÑO EN LA UNIVERSIDAD DE ARKANSAS. SU INVESTIGACIÓN SE CENTRA EN LA INTEGRACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA ENSEÑANZA DEL DISEÑO, LA NEUROARQUITECTURA, LA EXPERIENCIA ESPACIAL CENTRADA EN EL SER HUMANO Y LOS ENTORNOS DE APRENDIZAJE BASADOS EN LA EVIDENCIA. A PARTIR DE SU TRAYECTORIA PROFESIONAL EN EL DISEÑO Y LOS ESTUDIOS INTERDISCIPLINARIOS, INVESTIGA CÓMO LAS TECNOLOGÍAS EMERGENTES PUEDEN POTENCIAR EL JUICIO, LA REPRESENTACIÓN Y LA TOMA DE DECISIONES HUMANAS EN LA ENSEÑANZA DE LA ARQUITECTURA Y EL DISEÑO DE INTERIORES.

SOO JEONG JO
soojo1@lsu.edu
FACULTAD DE ARQUITECTURA DE LA UNIVERSIDAD ESTATAL DE LUISIANA, BATON ROUGE, LUISIANA, ESTADOS UNIDOS
ORCID ID: 0000-0003-0802-6363

SOO JEONG JO ES PROFESORA ASOCIADA DE ARQUITECTURA EN LA UNIVERSIDAD ESTATAL DE LUISIANA Y ARQUITECTA COLEGIADA EN FRANCIA Y COREA DEL SUR. ES DOCTORA POR LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE VIRGINIA (VIRGINIA TECH). SU INVESTIGACIÓN SE CENTRA EN LAS ETAPAS INICIALES DEL DISEÑO DE EDIFICIOS DE ALTO RENDIMIENTO MEDIANTE EL USO DE SIMULACIONES COMPUTACIONALES. ANTES DE DEDICARSE A LA INVESTIGACIÓN Y LA DOCENCIA, EJERCIÓ COMO ARQUITECTA EN PARÍS, NUEVA YORK Y SEÚL, Y HA PARTICIPADO EN DIVERSOS PROYECTOS GALARDONADOS.