

Diseño biodigital e inteligencia artificial. Procesos y soluciones innovadoras en la arquitectura contemporánea

Biodigital Design and Artificial Intelligence. Innovative Processes and
Solutions in Contemporary Architecture

Recibido: mayo 21 / 2023 • Evaluado: diciembre 13 / 2023 • Aceptado: octubre 25 / 2024

CÓMO CITAR

Fraile-Narváez, M. (2025). Diseño biodigital e inteligencia artificial. Procesos y soluciones innovadoras en la arquitectura contemporánea. *Revista de Arquitectura (Bogotá)*, 27(1), 195-213. <https://doi.org/10.14718/RevArq.2025.27.5259>

Marcelo Fraile-Narváez*
Universidad Rey Juan Carlos. Madrid, España
Escuela de Ingeniería de Fuenlabrada

RESUMEN

El diseño biodigital y la inteligencia artificial (IA) son dos disciplinas emergentes que ofrecen un enfoque prometedor para la creación de soluciones innovadoras en la construcción de un futuro sostenible. La convergencia de ambas disciplinas busca desarrollar una arquitectura viva, que imite el pensamiento biológico, con el objetivo de producir sistemas autónomos y sostenibles. Los edificios generados desde este punto de vista pueden obtener energía mediante la fotosíntesis, regular su temperatura de forma autónoma, purificar el aire interior y optimizar su rendimiento, y reducir así su impacto ambiental. Este trabajo tiene como objetivo explorar los procesos que buscan la integración del diseño biodigital y la IA para producir resultados innovadores y sostenibles en el campo proyectual. A través del análisis de casos, se examinan las ventajas y desventajas de la unión del diseño biodigital y la IA, considerando su efecto tanto ambiental como social. Este artículo ofrece una nueva perspectiva sobre la interacción entre ambas disciplinas, resaltando su potencial para transformar la arquitectura actual y lograr un futuro habitable y respetuoso con el medio ambiente.

Palabras clave

algoritmos evolutivos; arquitectura sostenible; diseño bioinspirado; optimización energética; procesos computacionales

ABSTRACT

Biodigital design and artificial intelligence are two disciplines that offer a promising approach to creating innovative solutions for building a sustainable future. The convergence of the two disciplines seeks to develop living architecture, which mimics biological thinking, with the aim of producing autonomous and sustainable systems. Buildings generated through this approach can obtain energy through photosynthesis, regulate their temperature autonomously, purify indoor air and optimise their performance, thus reducing their environmental impact. This work aims to explore processes that seek the integration of biodigital design and artificial intelligence to produce innovative and sustainable results in the field of design. Through the analysis of cases, it examines the advantages and disadvantages of the union of biodigital design and AI, considering both its environmental and social effect. This article offers a new perspective on the interaction between the two disciplines, highlighting their potential to transform today's architecture for a liveable and environmentally friendly future.

Keywords

bioinspired design; computational processes; energy optimization; evolutionary algorithms; sustainable architecture

✱ Arquitecto, Universidad Nacional de Tucumán. Tucumán (Argentina).
Máster en Conservación y Rehabilitación del Patrimonio Arquitectónico, Universidad Nacional de Córdoba. Córdoba (Argentina).
Especialista en diseño digital, Universidad de Buenos Aires. Buenos Aires (Argentina).
Doctor en Arquitectura. Universidad de Buenos Aires. Buenos Aires (Argentina).
🔗 <https://scholar.google.es/citations?user=bhmqus8AAAAJ&hl=es>
🆔 <https://orcid.org/0000-0002-9321-4512>
✉ marcelo.fraille@urjc.es / mfraillenarvaez@gmail.com

INTRODUCCIÓN

El diseño biodigital y la inteligencia artificial (IA) se han consolidado como dos disciplinas emergentes que convergen en la búsqueda de nuevas metodologías capaces de abordar los complejos desafíos que enfrenta la arquitectura contemporánea. En el contexto actual, marcado por la urgencia de adoptar prácticas más sostenibles y eficientes, estas disciplinas no solo proponen un cambio en los procesos proyectuales, sino también en la forma como se concibe el entorno construido y su relación con el medio ambiente. A través de la interacción entre biología y tecnología, el diseño biodigital permite la creación de sistemas arquitectónicos más inteligentes y adaptativos, mientras que la IA aporta la capacidad de optimizar estos sistemas mediante el procesamiento autónomo de datos y la toma de decisiones informadas.

El diseño biodigital, en particular, surge como una disciplina que combina principios biológicos, arquitectónicos y tecnológicos para desarrollar espacios habitables en los que las partes del sistema están en armonía entre sí y con su entorno. Este enfoque se basa en procesos biológicos que imitan el comportamiento natural, utilizando tecnologías avanzadas como sensores, algoritmos y modelos computacionales. El objetivo no es simplemente emular la naturaleza, sino desarrollar innovaciones disruptivas que permitan abordar cuestiones críticas como la sostenibilidad energética, la eficiencia material y la adaptabilidad de los edificios a condiciones cambiantes. En este sentido, el diseño biodigital no solo busca generar formas y estructuras innovadoras, sino también sistemas capaces de autoorganizarse y responder a su contexto de manera integral.

Por su parte, la IA, entendida como la capacidad de las máquinas para realizar tareas que normalmente requerirían inteligencia humana, ha evolucionado significativamente en los últimos años. Esto se debe al desarrollo de algoritmos complejos y modelos de aprendizaje automático que posibilitan a las máquinas analizar grandes cantidades de datos, aprender de ellos y tomar decisiones de manera autónoma. En el ámbito de la arquitectura, la IA se ha convertido en una herramienta esencial para optimizar el diseño, la construcción y la operación de los edificios, lo cual ofrece nuevas posibilidades para mejorar la eficiencia energética, la habitabilidad y la sostenibilidad. La IA, al igual que el diseño biodigital, busca aprovechar los procesos naturales, pero lo hace con un enfoque computacional, que les permite a los arquitectos y diseñadores explorar un abanico más amplio de soluciones proyectuales.

La combinación de ambas disciplinas, diseño biodigital e IA, ofrece un marco innovador para la arquitectura del futuro, proponiendo una “arquitectura viva” que imita el pensamiento

biológico para generar sistemas autosuficientes y sostenibles. Los edificios concebidos con este enfoque no solo son capaces de producir su propia energía mediante fotosíntesis, sino que también pueden regular su temperatura de forma autónoma, purificar el aire y optimizar su rendimiento energético. Esto se traduce en una reducción significativa del impacto ambiental, al tiempo que se mejora la calidad de vida de los ocupantes. La integración de estas disciplinas no solo tiene el potencial de transformar la forma en que diseñamos y construimos edificios, sino que también redefine el papel de la arquitectura en un mundo que demanda soluciones más adaptativas y ecológicamente responsables.

Este artículo tiene como objetivo principal explorar los procesos mediante los cuales el diseño biodigital y la IA se integran para crear resultados innovadores y sostenibles en el campo arquitectónico. A lo largo del texto, se abordarán diversas metodologías proyectuales que combinan diferentes técnicas de IA para optimizar los diseños arquitectónicos, centrándose en la eficiencia energética y la habitabilidad. Para ello, se examinará un caso de estudio en el que se ha implementado este enfoque interdisciplinario, evaluando los resultados obtenidos con una perspectiva tanto ambiental como social. El análisis se enfocará en los desafíos técnicos que conlleva la implementación de estas tecnologías, así como en las oportunidades que ofrecen para el desarrollo de un entorno construido más sostenible. Estas investigaciones se desarrollan en el marco del proyecto iBAG-UIC Barcelona (Institute for Biodigital Architecture and Genetics, Universitat Internacional de Catalunya), lo que subraya su importancia en la búsqueda de soluciones arquitectónicas innovadoras, eficientes y sostenibles.

La estructura del artículo sigue el esquema de investigación científica IMRD (Introducción, Metodología, Resultados y Discusión). En primer lugar, se presenta el marco teórico que sustenta el diseño biodigital y la IA, explorando sus fundamentos y el modo en que se combinan para ofrecer soluciones arquitectónicas innovadoras. A continuación, se describe la metodología utilizada en el diseño de un modelo arquitectónico biodigital, basado en algoritmos genéticos y la posterior evaluación de su eficiencia mediante técnicas avanzadas de IA, como la regresión lineal múltiple, el análisis de componentes principales y el *clustering*. Los resultados obtenidos se analizan en detalle para identificar las fortalezas y debilidades del enfoque utilizado, comparando los hallazgos con estudios previos en la literatura arquitectónica. Finalmente, en la discusión, se ofrecerá una reflexión crítica sobre los retos futuros y las líneas de investigación que podrían abrirse a partir de los resultados obtenidos.

El caso de estudio desarrollado en este trabajo es una muestra de cómo la integración de diseño biodigital e IA puede generar mejoras significativas en términos de sostenibilidad y eficiencia. Se evaluarán aspectos como el impacto ambiental, el consumo energético y la calidad de vida de los habitantes, destacando tanto las ventajas como los retos asociados con la implementación de estas tecnologías.

METODOLOGÍA

Diseño biodigital

En la naturaleza, la existencia de los seres vivos se debe a que han superado una selección natural que implica una prueba de compatibilidad con su entorno (Wagensberg, 2013). Esta selección, que ha tenido lugar durante millones de años, ha dejado como resultado a los organismos que han logrado sobrevivir y adaptarse mejor a su ambiente. De hecho, según Benyus y Leal (2012), la naturaleza cuenta con una vasta experiencia de 3.800 millones de años de investigación y desarrollo, en la que los fracasos se han fosilizado y los sobrevivientes son lo que nos rodea.

Para comprender estos procesos naturales y su relación con el entorno, los biólogos realizan experimentos recurriendo al uso de modelos matemáticos, modelos genéricos, capaces de aplicarse a múltiples escalas (Fraile Narváez, 2019). De acuerdo con su definición, un *modelo* es una representación de un sistema complejo que se ha simplificado de diferentes maneras para ayudar a entender su comportamiento (Dartnell, 2012). En general, un modelo es un objeto que mediante su construcción posibilita el análisis, la descripción y/o la simulación de fenómenos o procesos que se están examinando.

Los modelos permiten investigar objetos y elementos que de otra forma serían difíciles o imposibles de recrear, ya sea porque aún no existen o porque su observación directa es imposible. Lo esencial en la construcción de cualquier modelo radica en el modo más eficiente de reducir el problema planteado, extrayendo las características esenciales del sistema que investiga —con suficiente detalle como para poder predecir válidamente el comportamiento de este—, e ignorar por completo los datos superfluos. Por ejemplo, un modelo que estudia la trayectoria de una bala disparada consideraría la influencia de la gravedad, pero podría pasar por alto los efectos leves de la resistencia del aire, ya que este último es un efecto de segundo orden (Dartnell, 2007).

Más tarde, con el avance de la tecnología digital y la introducción de los ordenadores personales, el uso de modelos matemáticos ha

Aunque los resultados obtenidos son prometedores, es importante señalar que aún existen áreas que requieren mayor exploración, como las implicaciones éticas y estéticas del uso de IA en el diseño arquitectónico. A pesar de estos desafíos, la convergencia de diseño biodigital e IA se presenta como una vía prometedora para avanzar hacia un futuro arquitectónico más sostenible y adaptativo.

emergido como una metodología activa para abordar la complejidad de la naturaleza. Estos modelos permiten extraer las características esenciales de un sistema y predecir su comportamiento con suficiente detalle (Dartnell, 2012).

La idea de utilizar la modelización por computadora fue propuesta por el biólogo inglés Alex S. Fraser en 1957, quien sugirió su uso para estudiar la evolución de los sistemas biológicos. Con el tiempo, este concepto se ha expandido a diversas áreas del conocimiento, buscando desarrollar investigaciones a partir de analogías con sistemas naturales y el uso de modelos computacionales.

Posteriormente, Hans-Joachim Bremermann (1962) propuso el estudio de la evolución de los sistemas biológicos como un proceso de optimización digital utilizando simulaciones computacionales basadas en cadenas de números binarios y procesamiento de variables a través de reproducción, selección y mutación de la información. Tiempo después, Ingo Rechenberg (1973) introdujo el concepto de “estrategias evolutivas”, un método para optimizar los parámetros reales utilizados en ciertos mecanismos, lo que llevó a la aplicación práctica de estos procedimientos a partir de modelos computacionales.

En 1966, los investigadores estadounidenses Lawrence Jerome Fogel, Alvin J. Owens y Michael John Walsh desarrollaron la “programación evolutiva”, que utilizaba máquinas de estado finito para representar soluciones a tareas determinadas. En el proceso, los diagramas de estado de transición evolucionaban mediante mutaciones aleatorias, seleccionándose el que mejor se acercara a una respuesta satisfactoria. Esto condujo al desarrollo de los “algoritmos genéticos” (Tolmos Rodríguez-Piñero, 2003). John Daniel Bagley acuñó por primera vez el término *algoritmo genético* en su tesis doctoral en 1967, en la que diseñó una prueba para controlar las tareas por ejecutar en el juego de los seis peones y encontrar los parámetros óptimos para una función de evaluación del juego, comparándolo con los algoritmos existentes (Cerrolaza & Annicchiarico, 1996).

Sin embargo, la creación del término *algoritmo genético* se atribuye al doctor en Filosofía y Ciencias de la Computación John Henry Holland, quien en 1970 incorporó programas de computadora para generar un procedimiento matemático que imitara los principios de selección y supervivencia de las especies más aptas postulados por Charles Darwin. En 1975, Holland publicó *Adaptation in natural and artificial systems*, en el que elaboró pequeños modelos matemáticos que podían resolver problemas utilizando el concepto de evolución, es decir, a través de la evolución. Los algoritmos genéticos utilizan cromosomas digitales sometidos a procesos similares a los que ocurren durante la evolución biológica, como mutación y recombinación genética, junto con una selección basada en criterios predefinidos para identificar a los individuos mejor adaptados y descartar a los menos aptos (Cerrolaza & Annicchiarico, 1996).

En el campo específico del diseño, los ordenadores y los algoritmos genéticos han ampliado la visión convencional de la arquitectura al ofrecer nuevos enfoques para desarrollar formas nuevas. Esta novedosa perspectiva busca mantener un control sólido sobre el diseño y situar las obras arquitectónicas fuera del tiempo. Los algoritmos genéticos permiten explorar geometrías onduladas y complejas que surgen del mundo virtual en la pantalla, liberando las formas y espacios mediante redes y corrientes fluidas, transparentes y dinámicas (Montaner, 2015). En este sentido, aunque a veces parecen arbitrarias y poco relacionadas con el contexto, estas formas digitales pueden optimizarse para mejorar aspectos como la eficiencia energética, la habitabilidad y la estética. Por ejemplo, se puede utilizar un algoritmo genético para identificar la combinación óptima de materiales de construcción, formas y tamaños para un edificio que maximice la eficiencia energética o incluso encontrar la forma adecuada para la función. Para Cristina Díaz Moreno y Efrén García Grinda (2009), los arquitectos se han convertido en jardineros digitales, criadores de especies de ceros y unos, que definen estas especies y trabajan sobre ellas a través de interfaces digitales, en secuencias de líneas y órdenes escritas: son creadores de una nueva arquitectura, que se recubre con una membrana flexible y suave, similar a la piel, que protege del entorno y permite el intercambio de información mediante sensores (Ito, 2009).

Inteligencia artificial

En los últimos años, el desarrollo de la IA está produciendo una revolución en los procesos cotidianos gracias a los avances en el aprendizaje automático (As et al., 2018). Una tecnología que se puede encontrar en todas partes, desde los teléfonos móviles que la usan para desbloquearse mediante reconocimiento facial, identificar contactos en redes sociales y ofrecer información y publicidad personalizadas, hasta

en los asistentes virtuales, como Alexa y Cortana, que controlan robots de limpieza y sistemas domóticos (del Campo & Leach, 2022).

La IA en informática se refiere al estudio y desarrollo de agentes inteligentes, lo que incluye cualquier dispositivo que percibe su entorno y realiza acciones para maximizar las posibilidades de lograr sus objetivos. Los sistemas de IA están diseñados para procesar grandes cantidades de datos, aprender de ellos y adaptarse a diferentes situaciones para tomar decisiones ingeniosas, imitando las funciones cognitivas humanas, como el aprendizaje y la resolución de problemas (del Campo & Leach, 2022).

Desde este punto de vista, la IA está transformando la forma en que las personas perciben el mundo e interactúan con su entorno. Esto lleva a cuestionar referentes inamovibles del antiguo paradigma y a buscar novedosas respuestas. El uso de la IA y el enfoque interdisciplinario pueden favorecer una novedosa relación con la naturaleza, diseñando un sistema de interconexión entre energía y contexto (Fraile, 2019). De igual modo, las nuevas tecnologías permiten entrenar modelos de IA con una cantidad ilimitada de datos, lo que posibilita aumentar gradualmente la resolución o nitidez de las variables latentes desarrolladas, sin necesidad de grandes recursos informáticos (Estévez & Abdallah, 2022). En este sentido, el aprendizaje profundo ha sido clave en el rápido avance de la investigación en aprendizaje automático en los últimos años, ya que se centra en ejercitar redes neuronales profundas para que aprendan a representar características complejas de los datos de entrada y mejorar su rendimiento con el tiempo. El aprendizaje profundo ha permitido mejoras significativas en tareas como el reconocimiento de voz, la visión por computadora y el procesamiento del lenguaje natural (As et al., 2018).

Análogamente, la arquitectura, como una de las industrias afectadas por los avances tecnológicos, está utilizando la IA para crear soluciones proyectuales más adecuadas. Los diseñadores pueden utilizar técnicas de aprendizaje automático, procesamiento de lenguaje natural y otros algoritmos para explorar y generar nuevas ideas de manera más eficiente (Alawadhi & Yan, 2021). En este aspecto, las redes neuronales se pueden entrenar para capturar las características más destacadas de un conjunto de datos arquitectónicos específicos, lo que permite optimizar la documentación técnica de un proyecto, el consumo de energía o la investigación de biomateriales: un procedimiento de búsqueda de variables que lleven al desarrollo de un diseño generativo (Estévez & Abdallah, 2022).

Desde este punto de vista, la IA puede ayudar a enriquecer el repertorio proyectual en arquitectura y producir un número ilimitado de soluciones a través del entrenamiento de redes neuronales para capturar las características

destacadas de un conjunto de datos arquitectónicos específicos.

En arquitectura, la IA aborda dos escuelas principales de pensamiento: la optimización y la creatividad. La primera busca encontrar los modos para mejorar los planos de planta, el consumo de materiales y los horarios de construcción mediante técnicas de optimización; en tanto que la segunda, se centra en problemas que implican creatividad, intuición y sensibilidad, que son difíciles de traducir en código, ya que no son fácilmente cuantificables. En este enfoque, la IA en arquitectura no solo acomete el problema desde un punto de vista estético, sino que también se consideran perspectivas profundamente éticas, lo que sugiere que la IA puede generar emotividad de manera casi creativa (del Campo & Leach, 2022).

En los últimos tiempos, se ha comenzado a integrar la IA con los algoritmos genéticos en el diseño arquitectónico para favorecer la eficiencia de los procesos y generar soluciones más innovadoras y efectivas. Según los objetivos del diseño, se pueden aplicar distintos enfoques para abordar problemas específicos. Si el objetivo es optimizar la eficiencia energética de una construcción, por ejemplo, se puede usar un algoritmo genético para buscar diversas combinaciones de materiales y formas que maximicen la eficiencia energética y, posteriormente, mediante la IA, simular cómo estos elementos interactúan y cómo afectan el rendimiento energético del edificio en distintas condiciones ambientales. Por otro lado, si el propósito es mejorar el funcionamiento de los espacios interiores, se puede utilizar la IA para analizar el modo en que se emplean los espacios o el movimiento de las personas dentro de ellos. Luego, se puede emplear un algoritmo genético para iterar a través de diferentes opciones de diseño y encontrar la distribución óptima de los espacios que potencian la funcionalidad y la comodidad de los usuarios.

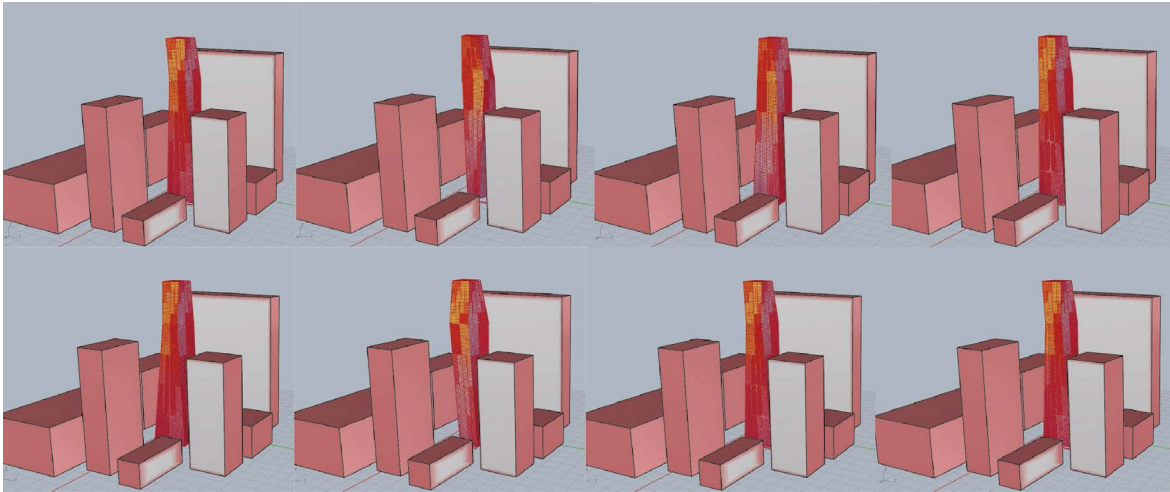
Elaboración de los modelos a partir del uso de algoritmos genéticos

A los fines de este trabajo, se ha propuesto el desarrollo de un edificio de viviendas de 20 pisos y 60 metros de altura en una zona urbana densamente poblada de la ciudad de Madrid. El objetivo principal del proyecto ha sido maximizar la eficiencia energética y mejorar la habitabilidad de los espacios interiores, para lo cual se ha utilizado una combinación de algoritmos genéticos y técnicas de IA. La investigación se ha llevado a cabo considerando los valores climáticos del municipio de Madrid durante un año, con mediciones realizadas las 24 horas del día.

En primer lugar, se creó un modelo tridimensional de análisis, un prisma irregular de caras rectilíneas. Este modelo se ha construido a partir de tres curvas planas cerradas de grado uno, cada una definida por cuatro puntos de paso obligatorios. La volumetría final se obtuvo mediante una operación de Lofting que conecta todas las curvas. Este modelo tridimensional sirvió como objeto de control para la evaluación del prototipo desarrollado.

Posteriormente, se utilizó un algoritmo genético para buscar distintas combinaciones formales que maximizaran la eficiencia energética del modelo. El algoritmo se ejecutó iterativamente a través de diferentes soluciones y seleccionó las opciones óptimas basándose en criterios predefinidos, como el consumo de energía y el confort térmico sobre 9.400 puntos distribuidos sobre la fachada del edificio. Estos datos se registraron en una tabla para utilizarlos como parámetros de control para el desarrollo de un segundo prototipo optimizado. En las figuras 1 y 2 se presenta el Modelo 1, donde se emplea un algoritmo genético para explorar diferentes combinaciones formales con el objetivo de maximizar la eficiencia energética del modelo.

Figura 1. Modelo 1. Uso de un algoritmo genético para buscar distintas combinaciones formales que maximizaran la eficiencia energética del modelo



Fuente: elaboración propia (2023).

Figura 2. Modelo 1. Visualización de resultados generados por un algoritmo genético para optimizar combinaciones formales y maximizar la eficiencia energética del modelo

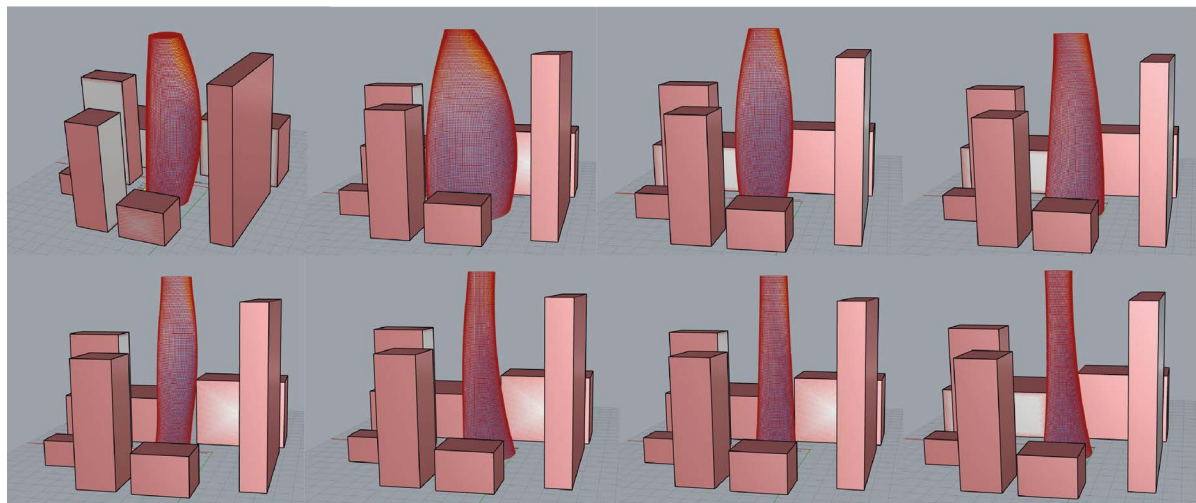


Fuente: elaboración propia (2023).

Finalmente, se realizó un segundo prototipo en el que se reemplazaron las curvas planas cerradas de grado uno por curvas cerradas de grado tres, lo que resultó en una morfología final más dinámica y sinuosa. De igual manera, se empleó nuevamente un algoritmo genético para buscar diferentes combinaciones formales

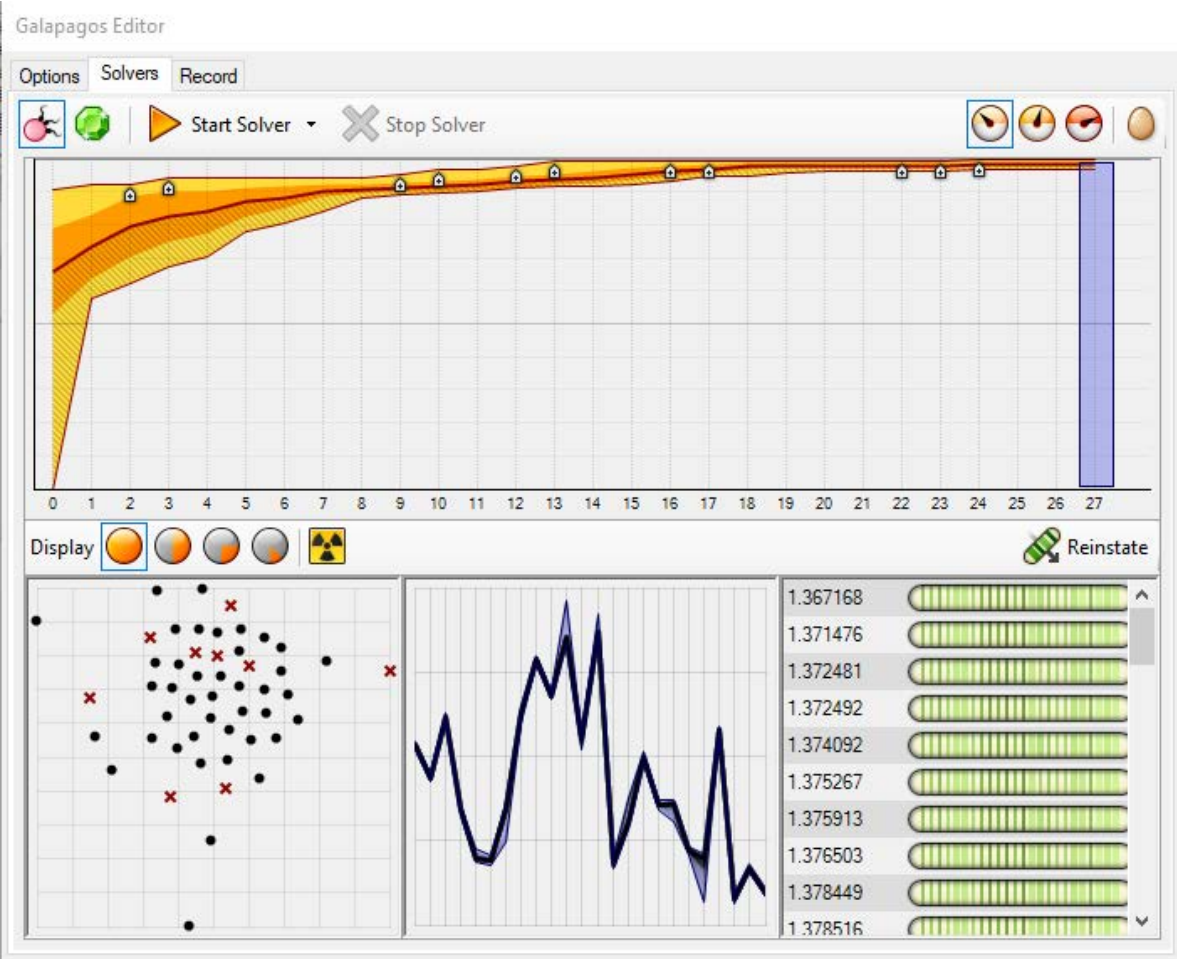
que maximizarán la eficiencia energética del modelo, registrando los datos obtenidos en una segunda tabla para su posterior comparación con los valores del diseño inicial. En las Figuras 3 y 4 se observa el Modelo 2, con formas más dinámicas obtenidas mediante un algoritmo genético para maximizar la eficiencia energética.

Figura 3. Modelo 2. Uso de un algoritmo genético con curvas cerradas de grado tres para buscar combinaciones formales que maximizaran la eficiencia energética del modelo



Fuente: elaboración propia (2023).

Figura 4. Modelo 2. Análisis de convergencia en el proceso de optimización de combinaciones formales para mejorar la eficiencia energética



Fuente: elaboración propia (2023).

Evaluación de los modelos utilizando IA

La evaluación de los datos obtenidos en el proceso de simulación es un paso fundamental para reconocer áreas de mejora en la eficiencia energética y la habitabilidad del edificio. Para llevar a cabo esta tarea, se utilizaron tecnologías de IA sobre los dos modelos. Se aplicaron tres metodologías diferentes: técnicas de regresión lineal múltiple, análisis de componentes principales (ACP) y técnicas de *clustering*. Estos procesos permitieron identificar la influencia de los distintos parámetros en el diseño y cómo estos afectan al rendimiento energético de la edificación en diferentes condiciones ambientales.

Regresión lineal múltiple

La regresión lineal múltiple es una técnica utilizada en la investigación para examinar la relación entre dos o más parámetros y predecir el valor de una variable dependiente en función de una o más variables independientes. En el contexto de este proyecto, se utilizó esta técnica para analizar la conexión entre los parámetros de diseño de dos edificios y sus rendimientos energéticos respectivos, con el objetivo de determinar cuál de ellos es más eficiente en

términos de la correlación entre su forma y la radiación solar recibida.

Para llevar a cabo este análisis, se calculó la relación radiación/volumen para cada uno de los edificios evaluados. En este contexto, se consideró que el edificio con la menor relación radiación/volumen es el más eficaz en términos de su capacidad para aprovechar la radiación solar recibida.

El edificio 1, con fachada rectilínea, presenta una variación en la radiación solar medida en diferentes momentos del día que oscila entre 1,321257 y 1,327499 kWh, con un promedio de 1,325 kWh. Su volumen medio es de 4.229,41 m³ y su superficie de fachada promedio es de 2.034,53 m². Por otro lado, el edificio 2, con fachada curva, muestra una variación en la radiación solar que va desde 1,386506 hasta 1,640373 kWh, con un promedio de 1,576 kWh. Su volumen medio es de 7.230,56 m³ y su superficie de fachada promedio alcanza los 2.374,39 m².

En primer lugar, se realizó el análisis de ambas edificaciones considerando aspectos clave como la radiación solar, el volumen y la superficie de la fachada. Apriorísticamente, los resultados revelaron una marcada disparidad

en cuanto a la variación de la radiación solar entre los dos edificios, evidenciando una mayor exposición al sol en el prototipo 2, caracterizado por su fachada curva. Esta divergencia se atribuye al hecho de que el edificio 2 exhibe un volumen considerablemente mayor y una superficie de fachada más amplia en comparación con el modelo 1. En la Tabla 1 se describe la

relación entre radiación solar, volumen y superficie de fachada de los edificios evaluados. Este análisis permite observar las diferencias significativas entre ambos modelos, destacando que el edificio 2, con su fachada curva, presenta una mayor exposición a la radiación solar debido a su mayor volumen y superficie de fachada en comparación con el edificio 1.

Tabla 1. Descripción de la relación entre radiación, volumen y superficie de fachada de ambos edificios

Estructura	Radiación (kWh)	Volumen (m³)	Fachada (m²)
Edificio 1 (fachada rectilínea)	1,325	4.229,41	2.034,53
Edificio 2 (fachada curva)	1,576	7.230,56	2.374,39

Fuente: elaboración propia (2023).

A continuación, se realizó un modelo de regresión lineal múltiple que permitiera evaluar con más precisión la eficiencia energética de los edificios en función de su relación formal. La formulación general del modelo incluye los coeficientes b0, b1, b2 y b3, los cuales son estimados para minimizar el error cuadrático medio entre los valores pronosticados por el modelo y los valores reales de eficacia de las edificaciones.

$$Eficiencia = b0 + b1 \times Radiación + b2 \times Volumen + b3 \times Fachada$$

Para comparar la eficiencia energética de los dos edificios fue necesario desarrollar dos

modelos diferentes de regresión lineal múltiple, uno para cada edificio. Luego, se compararon los coeficientes de regresión de la radiación solar de cada modelo, con lo que se detectó cuál de los edificios es más eficiente energéticamente. En la Tabla 2 se presentan los valores de los coeficientes b0, b1, b2 y b3 correspondientes a los modelos de regresión lineal múltiple desarrollados para los dos edificios. Estos coeficientes permiten analizar cómo influyen la radiación, el volumen y la superficie de la fachada en la eficiencia energética de cada edificio, destacando las diferencias en su rendimiento energético según su forma.

Tabla 2. Valores de coeficientes b0, b1, b2, b3 en ambos modelos de edificios

Modelo	b0	b1	b2	b3
1 (fachada rectilínea)	1,325	-0,0000056	-0,0001098	0,0006542
2 (fachada curvilínea)	1,61938	-0,0000074	-0,0001447	0,0004925

Fuente: elaboración propia (2023).

Los coeficientes de regresión obtenidos para el modelo del edificio 1 (fachada rectilínea) indican que una economía de 1 unidad en la radiación solar se traduce en un ahorro energético de 0,0000056 unidades. Mientras que en el caso del edificio 2 (fachada curvilínea), la disminución de 1 unidad en la radiación solar representa un ahorro energético de 0,0000074 unidades. Estos valores dependen del coeficiente b1, el cual mide la relación entre la radiación solar y el volumen del edificio. Cuando el valor b1 es más bajo, se interpreta que el edificio recibe menos radiación solar y es más eficiente

energéticamente, lo que significa que se necesitará menos energía para calentar o enfriar los ambientes, manteniendo la edificación a una temperatura confortable.

Es conveniente señalar que la comparación entre modelos se ha centrado exclusivamente en la radiación solar recibida por las fachadas, sin considerar otros parámetros relevantes como el diseño de las ventanas, el aislamiento térmico y los materiales utilizados en los muros. En este sentido, la cantidad de radiación solar que llega a un edificio depende de diversos factores,

como la ubicación geográfica, la orientación del edificio y la presencia de sombras u obstáculos que puedan bloquear la luz del sol. Para reducir el coeficiente b1 y aumentar la eficiencia energética de los edificios se podrían implementar elementos que resguarden y brinden sombra a la construcción.

De cualquier forma, este enfoque metodológico permitió cuantificar la influencia de las variables de diseño en los rendimientos energéticos de los edificios y establecer una comparación objetiva entre ellos. Al emplear la regresión lineal múltiple, se obtuvieron resultados estadísticamente sólidos que desestiman una consideración apriorística basada únicamente en valores finales de radiación, que consideraba que el edificio 1 (fachada rectilínea) era el más eficiente desde el punto de vista energético.

Análisis de componentes principales (ACP)

El análisis de componentes principales (ACP) es una técnica utilizada para reducir la dimensionalidad de un conjunto de datos multivariados. Su objetivo es identificar las variables más relevantes que, en este caso, son aquellas que influyen en el rendimiento energético y la habitabilidad de la edificación.

Al igual que en el anterior, en este estudio se ha planteado la hipótesis de que el edificio con menor radiación solar es más eficiente en términos energéticos. Para determinar si existe una diferencia significativa en términos de eficiencia energética entre ambos diseños de fachada, es necesario realizar un análisis exhaustivo. El primer paso consiste en estandarizar los datos, asegurando que los valores numéricos tengan una media igual a cero y una varianza igual a uno. Entre los datos proporcionados se incluyen la radiación solar, el volumen del edificio y el área de fachada del edificio.

A continuación, se calcularon los autovalores y autovectores correspondientes a la matriz de covarianzas de los datos estandarizados. Los autovalores indican la cantidad de varianza que se explica por cada componente principal, mientras que los autovectores indican la dirección de cada componente principal en el espacio de las variables originales. En la Tabla 3 se presentan los valores de la media y la varianza estandarizados para ambos modelos de edificios, junto con los componentes principales derivados del análisis. Estos resultados permiten identificar las variables más influyentes en la eficiencia energética y habitabilidad de los diseños, destacando las diferencias clave entre las fachadas rectilínea y curva.

Al aplicar el ACP a los datos normalizados, se obtuvieron los siguientes resultados para cada edificio (Tabla 4).

Las cargas en el ACP revelan la contribución relativa de cada variable en cada elemento. En el presente caso, la componente principal CP1 está asociada con las variables que tienen las cargas más altas: en este caso la radiación solar, que en el edificio 1 equivale a -0,71, en tanto que en el edificio 2 representa -0,40. Esto indica que la radiación solar es la variable más relevante en términos de su influencia en el primer componente principal, el cual explica el 87% de la varianza total de los datos.

Que la carga de radiación solar sea menor en el edificio 2 (-0,40) en comparación con el edificio 1 (-0,71), indica que el edificio 2 tiene una menor influencia de la radiación solar en el primer componente principal. En consecuencia, con base en las cargas de radiación solar en el ACP, se concluye que el edificio 2 es potencialmente más eficiente en comparación con el edificio 1 en términos de su relación con la radiación solar.

Tabla 3. Valores de la media y varianza en ambos modelos de edificios

	Edificio 1 (fachada rectilínea)			Edificio 2 (fachada curvada)		
	Radiación	Vol.	Fachada	Radiación	Vol.	Fachada
Media	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Varianza	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
1	-0,71	-0,43	-0,44	-0,40	-0,24	-0,27
2	-0,72	-0,44	-0,44	-0,43	-0,16	-0,14
3	-0,74	-0,38	-0,38	-0,39	0,05	0,09
4	-0,71	-0,44	-0,43	-0,38	-0,21	-0,18
5	-0,74	-0,50	-0,50	-0,36	-0,32	-0,34
6	-0,76	-0,45	-0,48	-0,35	-0,35	-0,41
7	-0,72	-0,52	-0,53	-0,34	-0,05	0,09
8	-0,73	-0,49	-0,48	-0,34	-0,11	0,02

Fuente: elaboración propia (2023).

Tabla 4. Valores de CP1, CP2 y CP3 en ambos modelos de edificios

	Edificio 1 (fachada rectilínea)			Edificio 2 (fachada curvada)		
	CP1	CP2	CP3	CP1	CP2	CP3
1	-1,1749982	0,0335519	0,10563208	-3,6749028	0,0467761	-0,00211521
2	-0,6699051	-0,1143208	-0,12944777	-1,8775571	-0,1851365	0,04964187
3	-1,6084709	-0,1880324	0,03546267	-0,2220724	0,4182944	0,14066670
4	-0,7438488	0,0962919	-0,07222295	-0,6507048	-0,0087934	-0,06844339
5	-1,0404293	-0,1350453	-0,06645064	0,3819993	-0,1929035	-0,01111374
6	1,1722312	0,0586477	-0,06301102	-0,4829174	0,4509495	-0,09920019
7	0,8650638	-0,1247829	0,12333662	1,2433214	-0,0649427	-0,14375684
8	1,1583554	0,2746898	0,07671091	1,6335339	-0,4747475	0,03436292

Fuente: elaboración propia (2023).

No obstante, es fundamental tener en cuenta que el análisis realizado hasta el momento no ha considerado otros parámetros relevantes, tales como el nivel de aislamiento, el tipo de materiales utilizados, las características de las aberturas o los elementos de protección. Estos aspectos adicionales desempeñan un papel crucial en la eficiencia energética de los edificios y podrían requerir una evaluación integral y precisa acerca de su eficiencia energética.

Análisis mediante clustering

El *clustering* es una técnica de agrupamiento ampliamente utilizada para dividir un conjunto de datos en grupos o clústeres. Esta técnica se aplica con el propósito de identificar patrones de comportamiento, estableciendo grupos de objetos que compartan similitudes entre sí y sean diferentes a los demás conjuntos de datos. En el contexto del proyecto, se empleó el *clus-*

tering para analizar el consumo de energía y el confort térmico de los usuarios del edificio. Específicamente, se utilizó el algoritmo de K-means (K-medias), para identificar patrones de comportamiento en el consumo de energía y el confort térmico de los usuarios del edificio.

El objetivo principal del algoritmo de K-means es minimizar la varianza en cada grupo, reduciendo la dispersión de los datos dentro de cada clúster. Al mismo tiempo, busca maximizar la varianza entre los diferentes grupos, de modo que existan claras diferencias entre ellos. En la Tabla 5 se presentan los valores de radiación solar, volumen y superficie de fachada de los dos modelos de edificios, agrupados según los resultados del análisis de *clustering*. Estos datos permiten identificar patrones en el consumo energético y confort térmico, destacando las diferencias entre las fachadas rectilínea y curvada.

Tabla 5. Valores de radiación, volumen del edificio y superficie de fachada en ambos modelos de edificios

Edificio 1 (fachada rectilínea)			Edificio 2 (fachada curvada)		
Radiación (kWh)	Volumen edificio (m³)	Fachada edificio (m²)	Radiación (kWh)	Volumen edificio (m³)	Fachada edificio (m²)
1,327258	4.224,36587	2.033,57106	1,386506	5.573,01026	2.078,91706
1,324712	4.216,85812	2.031,8971	1,508526	6.259,07665	2.231,33369
1,323454	4.247,60401	2.038,13656	1,586787	7.368,61334	2.406,72517
1,327132	4.218,09752	2.032,30014	1,606001	7.091,56936	2.416,0561
1,323562	4.199,11262	2.028,26382	1,611576	7.879,7424	2.448,81825
1,321257	4.249,96704	2.038,72109	1,632956	7.066,35943	2.358,33071
1,327499	4.233,88947	2.035,48442	1,638372	8.439,59135	2.523,71738
1,325076	4.245,38577	2.037,85319	1,640373	8.166,48656	2.531,21827

Fuente: elaboración propia (2023).

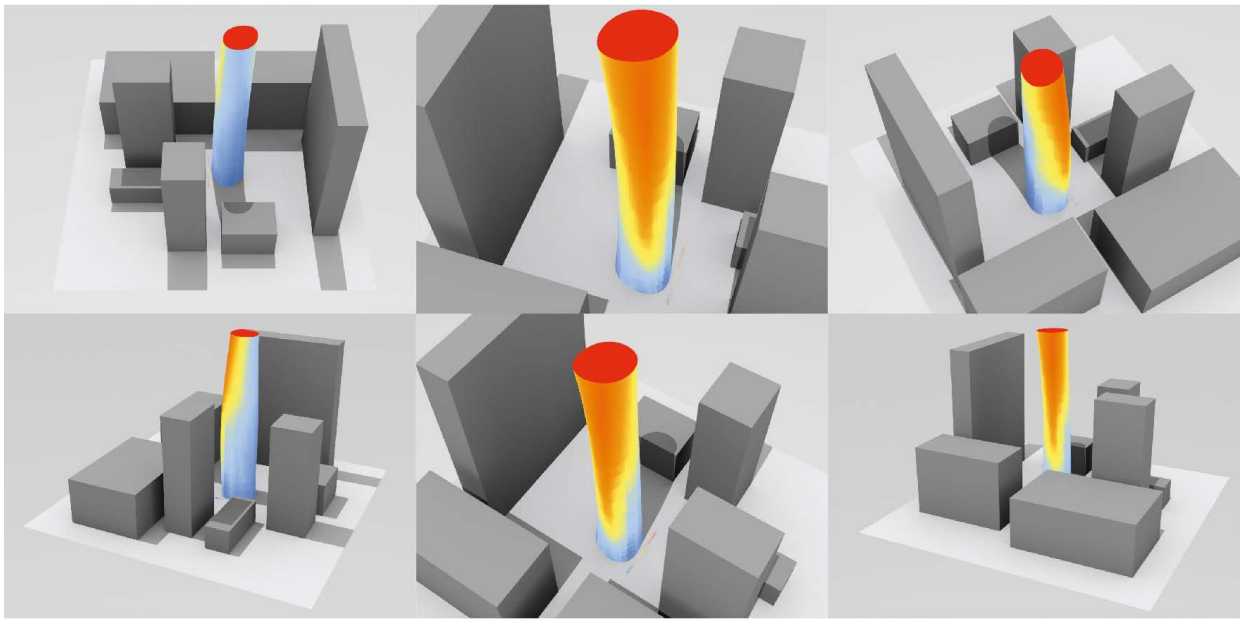
Con la implementación del algoritmo de K-means se logró generar dos clústeres que agrupan los edificios según la similitud de sus fachadas, ya sea rectilínea o curvada. El clúster 1 corresponde al edificio con fachada rectilínea y se observa una radiación solar media de 1,325 kWh. Por otro lado, el clúster 2 agrupa los valores del edificio con fachada curvada, y presenta una radiación solar media de 1,576 kWh.

Estos resultados sugieren que el clúster 1, con una radiación solar media de 1,325 kWh, tiene una exposición menor a la radiación solar en comparación con el clúster 2. Esto implica una mayor eficiencia energética en términos de la

relación entre la forma del edificio y la radiación solar recibida.

Sin embargo, es fundamental considerar que la fachada curvada puede reducir la carga térmica y tener una mayor variabilidad en su relación con la radiación solar. Esta variabilidad también puede indicar una mayor eficiencia en ese aspecto. En la Figura 5 se ilustra el resultado final del análisis, mostrando la relación entre la radiación solar, el volumen del edificio y la superficie de fachada en el Modelo 2. Este gráfico permite visualizar cómo estas variables se agrupan en clústeres, destacando las diferencias entre las fachadas rectilínea y curvada en términos de eficiencia energética.

Figura 5. Modelo 2. Resultado final de la relación entre radiación solar, volumen del edificio y relación de fachada



Fuente: elaboración propia (2023).

RESULTADOS

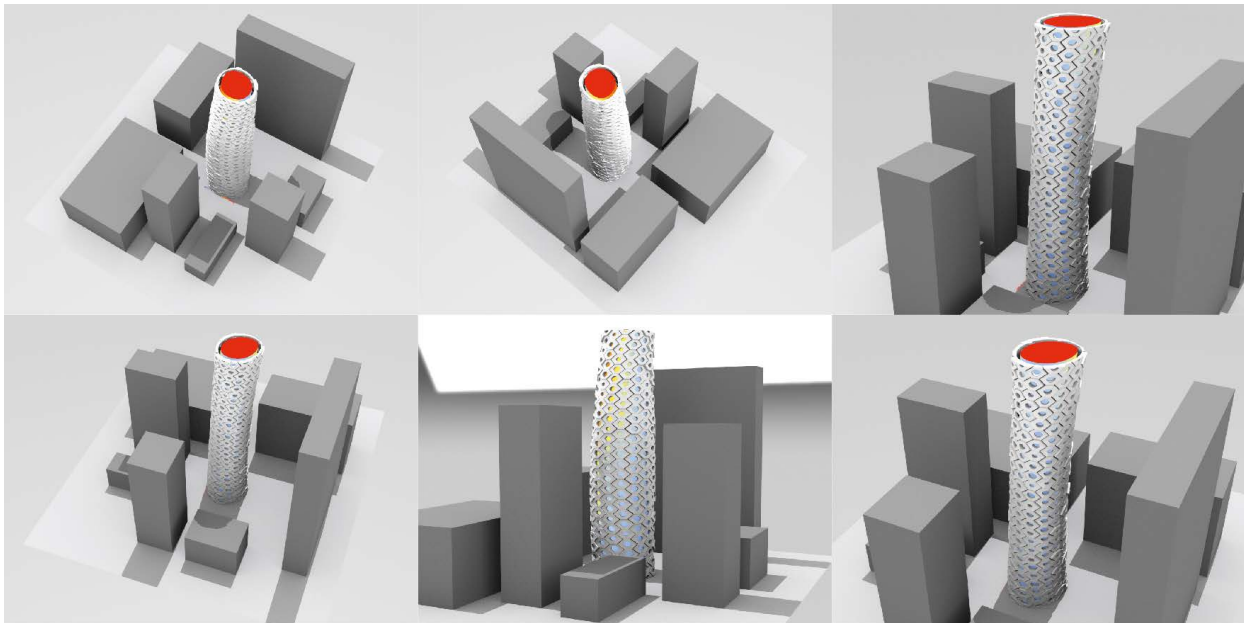
Con base en los resultados preliminares, se propone que el edificio 2, con fachada curvilínea, tiene un mayor potencial de eficiencia energética en comparación con el edificio 1 de fachada rectilínea. Con base en esta elección, se han desarrollado dos propuestas de protección superficial que se aplican sobre el modelo del edificio 2.

La Propuesta A se enfoca en la implementación de una piel modular compuesta por paneles romboidales prefabricados. Estos paneles se adaptan al impacto de la radiación solar en la fachada, variando su tamaño y espesor. Específicamente, en la parte superior del edificio, donde la radiación solar es más intensa, los paneles se vuelven más compactos y gruesos. Esta adaptación de los paneles modulares en función de

los valores de radiación solar permite reducir la cantidad de radiación incidente en la fachada.

Además de mitigar la radiación solar, estos paneles modulares actúan como cámaras aislantes, las cuales generan una circulación de aire que contribuye al enfriamiento de la fachada del edificio. De esta manera, se logra no solo controlar la radiación solar, sino también mejorar el confort térmico en el interior del edificio. En la Figura 6 se presenta la Propuesta A, una variación del Modelo 2, que incorpora una piel modular compuesta por paneles romboidales prefabricados. Estos paneles, diseñados para adaptarse a los niveles de radiación solar, varían en tamaño y espesor, permitiendo mitigar la radiación incidente y mejorar el confort térmico del edificio.

Figura 6. Modelo A compuesto por una piel modular de paneles romboidales prefabricados

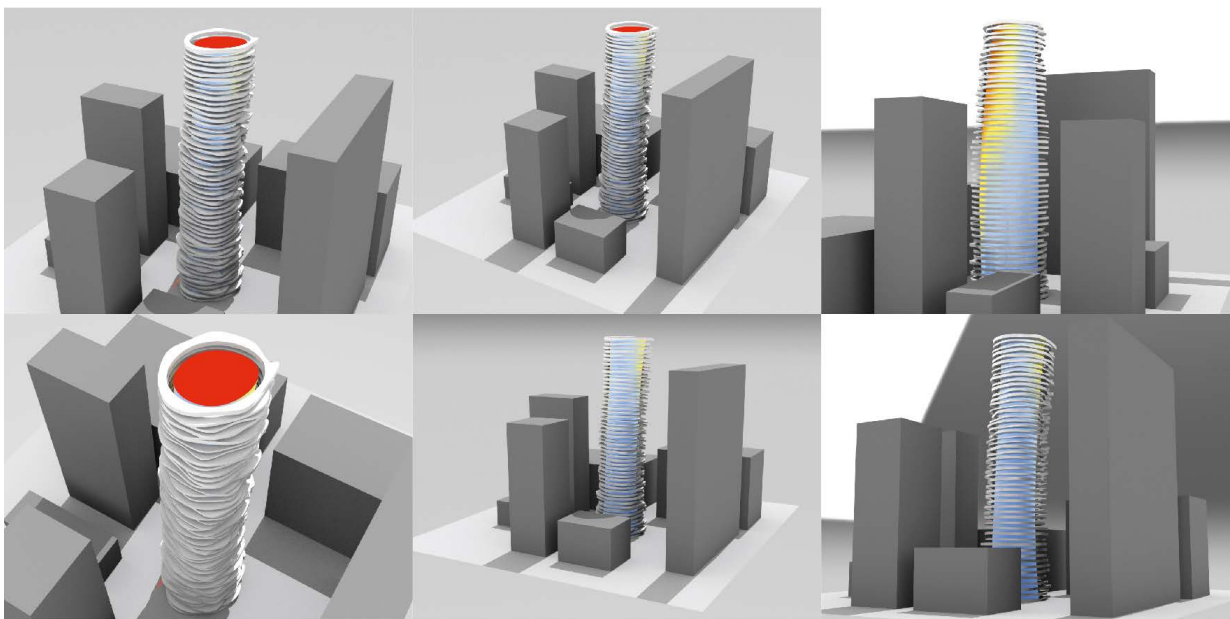


Fuente: elaboración propia (2023).

Por otro lado, la Propuesta B tiene como objetivo principal lograr un volumen más diáfano mediante una disposición de aleros irregulares que rodean al edificio. Esta propuesta busca maximizar las vistas y garantizar la habitabilidad de los espacios interiores a través de una configuración específica de los aleros, los cuales se adaptan a los valores de radiación solar recibida en las caras de la edificación. Estos aleros desempeñan un papel fundamental al proporcionar protección solar a las caras exteriores de

la edificación, disminuyendo la carga térmica del edificio y manteniendo confortable la temperatura de los espacios interiores. En la Figura 7 se presenta la Propuesta B, una nueva variante del Modelo 2, que incorpora un volumen más diáfano mediante una disposición de aleros irregulares que rodean el edificio. Estos aleros se adaptan a los valores de radiación solar recibida, proporcionando protección solar, disminuyendo la carga térmica en las caras exteriores y mejorando el confort térmico de los espacios interiores.

Figura 7. Modelo B compuesto por una sucesión de aleros, los cuales se adaptan a los valores de radiación solar recibida en las caras de la edificación



Fuente: elaboración propia (2023).

En la evaluación y selección de la propuesta más eficiente en términos de habitabilidad se ha utilizado una combinación de algoritmos

genéticos y tecnologías de IA. Esta metodología ha permitido ajustar y evaluar los modelos propuestos con el objetivo de alcanzar una solu-

ción óptima que mejore el bienestar de los usuarios y minimice el impacto ambiental del edificio.

En esta etapa, se ha comenzado utilizando una técnica de algoritmos genéticos para optimizar la protección superficial en función de la radiación solar recibida sobre el edificio. Luego, se han aplicado técnicas de regresión lineal múltiple, ACP y análisis mediante *clustering* utilizando la IA.

Estas metodologías han permitido analizar y comprender las relaciones entre las variables, identificar patrones de comportamiento y agrupar los datos en categorías relevantes para la toma de decisiones en el diseño del edificio. De esta manera, se ha obtenido una visión integral y fundamentada para seleccionar la propuesta más eficiente en términos de habitabilidad (Tabla 6).

Tabla 6. Valores de radiación, volumen de protección y superficie de protección en ambas alternativas

Propuesta A (piel modular de protección a la fachada)			Propuesta B (aleros irregulares de protección a la fachada)		
Radiación sobre la fachada (kWh)	Volumen de protección (m³)	Superficie de protección (m²)	Radiación sobre la fachada (kWh)	Volumen de protección (m³)	Superficie de protección (m²)
0,215499	1.349,249663	7.604,025364	0,260933	1.375,421293	7.772,07764
0,215583	1.344,928085	7.596,038146	0,26114	1.375,656486	7.772,745219
0,215696	1.340,751846	7.581,200685	0,261378	1.380,751102	7.794,295376
0,215741	1.343,794107	7.587,158766	0,261439	1.372,136399	7.757,774563
0,215932	1.343,073236	7.591,636105	0,262078	1.368,097996	7.741,33100
0,216063	1.335,279491	7.569,445159	0,262123	1.369,798035	7.780,34416
0,216256	1.335,229997	7.562,013943	0,262417	1.372,914511	7.761,808167
0,216393	1.342,4510	7.591,049816	0,264041	1.353,860923	7.729,955138
0,216404	1.347,958846	7.615,535322	0,265939	1.337,204492	7.695,576548
0,216503	1.339,792919	7.577,080603	0,26706	1.354,808742	7.707,904825
0,216632	1.343,200851	7.593,981522	0,268008	1.330,619684	7.680,055921
0,216722	1.340,169473	7.588,612358	0,269071	1.325,898531	7.688,15972
0,216743	1.337,181881	7.574,913903	0,270127	1.324,416474	7.637,21863
0,216887	1.336,921117	7.568,390081	0,271465	1.347,544213	7.668,287423
0,216921	1.347,235762	7.604,156342	0,272815	1.336,505854	7.605,838813
0,217039	1.341,090394	7.583,751207	0,276101	1.345,461630	7.658,657564
0,217338	1.345,02837	7.600,540152	0,280306	1.361,613152	7.689,912475
0,217454	1.337,598318	7.567,080409	0,29863	1.251,235297	7.685,060398
0,217548	1.350,360001	7.617,807173	0,317148	1.036,705643	7.556,501658
0,217602	1.344,822663	7.595,377782	0,377106	1.003,954396	7.144,955189

Fuente: elaboración propia (2023).

Técnicas de regresión lineal múltiple

Mediante el uso de la técnica de regresión lineal múltiple se examinaron los datos para evaluar la eficiencia de las dos propuestas arquitectónicas en términos de protección solar. La radiación solar incidente en la fachada se consideró variable dependiente, mientras que el volumen de protección y la superficie de protección se trataron como variables independientes. Se

calcularon los coeficientes de regresión apropiados y se realizó un análisis de significancia estadística para los resultados obtenidos.

Para la Propuesta A, se obtiene la siguiente ecuación de regresión:

Radiación solar=0,2127+0,0000333×*Volumen de protección*+0,00000570×*Superficie de protección*

Para la Propuesta B, la ecuación de regresión resultante es:

$$\text{Radiación solar} = 0,2381 + 0,0000157 \times \text{Volumen de protección} + 0,00000165 \times \text{Superficie de protección}$$

Con base en los datos proporcionados de los coeficientes de regresión para el volumen de protección y la superficie de protección en las Propuestas A y B, se puede llegar a las siguientes conclusiones:

1. Propuesta A

En la Propuesta A, el coeficiente de regresión para el volumen de protección es de 0,0000333, lo que implica que, en promedio, cada metro cúbico adicional de protección reduce la radiación solar en aproximadamente 0,0000333 kWh.

Del mismo modo, en la Propuesta A, el coeficiente de regresión para la superficie de protección es de 0,0000057. Esto significa que, en promedio, cada metro cuadrado adicional de superficie de protección reduce la radiación solar en aproximadamente 0,0000057 kWh.

2. Propuesta B

En cuanto a la Propuesta B, el coeficiente de regresión para el volumen de protección es de 0,0000157, lo que sugiere que, en promedio, cada metro cúbico adicional de protección reduce la radiación solar en aproximadamente 0,0000157 kWh.

Para la superficie de protección, el coeficiente de regresión es de 0,00000165, lo que sugiere que, en promedio, cada metro cuadrado adicional de protección reduce la radiación solar en aproximadamente 0,00000165 kWh.

Las conclusiones basadas en los coeficientes de regresión indican que la Propuesta A exhibe coeficientes de regresión más altos tanto para el volumen de protección como para la superficie de protección en comparación con la Propuesta B. Esto sugiere que cada unidad adicional de protección en la Propuesta A tiene un mayor impacto en la reducción de la radiación solar en comparación con la Propuesta B. Sin embargo, es importante tener en cuenta que estas conclusiones se basan únicamente en los datos de los coeficientes de regresión y no se han considerado otros factores o variables que podrían influir en la eficiencia de las propuestas arquitectónicas.

Análisis de componentes principales (ACP)

Utilizando la técnica de ACP, se buscó determinar la eficiencia relativa de las dos propuestas arquitectónicas en la reducción de la radiación solar sobre la fachada del edificio. Para ello, se consideraron tres variables: radiación sobre la fachada, volumen de protección y superficie de protección.

El primer paso consistió en calcular los componentes principales a partir de los datos proporcionados (Tabla 7).

Tabla 7. Valores de CP1, CP2 y CP3 en ambas alternativas

Componente principal	Propuesta A %	Propuesta B %
1	99,998	99,930
2	0,002	0,070
3	<0,001	<0,001

Fuente: elaboración propia (2023).

A partir del análisis de componentes principales, se observa que una única variable latente, la radiación solar, explica la mayor parte de la variabilidad de los datos en ambos casos. Considerando que la radiación sobre la fachada es, en promedio, mayor en la propuesta B, se puede inferir que esta propuesta podría tener una eficiencia relativamente menor en comparación con la propuesta A en términos de reducción de la radiación solar. No obstante, se requiere un análisis más detallado para determinar con precisión la eficiencia real de ambas propuestas en la reducción de la radiación solar y la optimización del consumo energético del edificio.

Técnica de clustering

Con el fin de determinar el número óptimo de clústeres que logre un equilibrio adecuado entre la varianza explicada y la cantidad de clústeres, se empleó el algoritmo de K-means. Tras analizar los resultados, se observó que los valores disminuían rápidamente hasta alcanzar tres clústeres, y luego la disminución se volvía más gradual al aumentar el número de clústeres. Como resultado, se seleccionaron tres clústeres como la opción óptima para llevar a cabo el análisis de clustering.

En la interpretación de los resultados, una vez se determinó el número óptimo de clústeres, se pudieron extraer las siguientes conclusiones. En este caso, las propuestas se dividieron en tres grupos:

Las propuestas A del 1 al 16 compartieron características similares en términos de protección y radiación solar sobre la fachada. Estas propuestas se consideraron eficientes en la reducción de la radiación solar, ya que todas

pertenecían al mismo clúster (clúster 1) y presentaban una varianza similar.

Por otro lado, las propuestas B mostraron características distintas en comparación con las propuestas A en términos de protección y radiación solar sobre la fachada. Las propuestas B del 1 al 14 pertenecieron al clúster 2, mientras que las propuestas B del 15 al 16 pertenecieron al clúster 3 (Tabla 8).

Tabla 8. Valores de clústeres 1, 2 y 3 en ambas alternativas

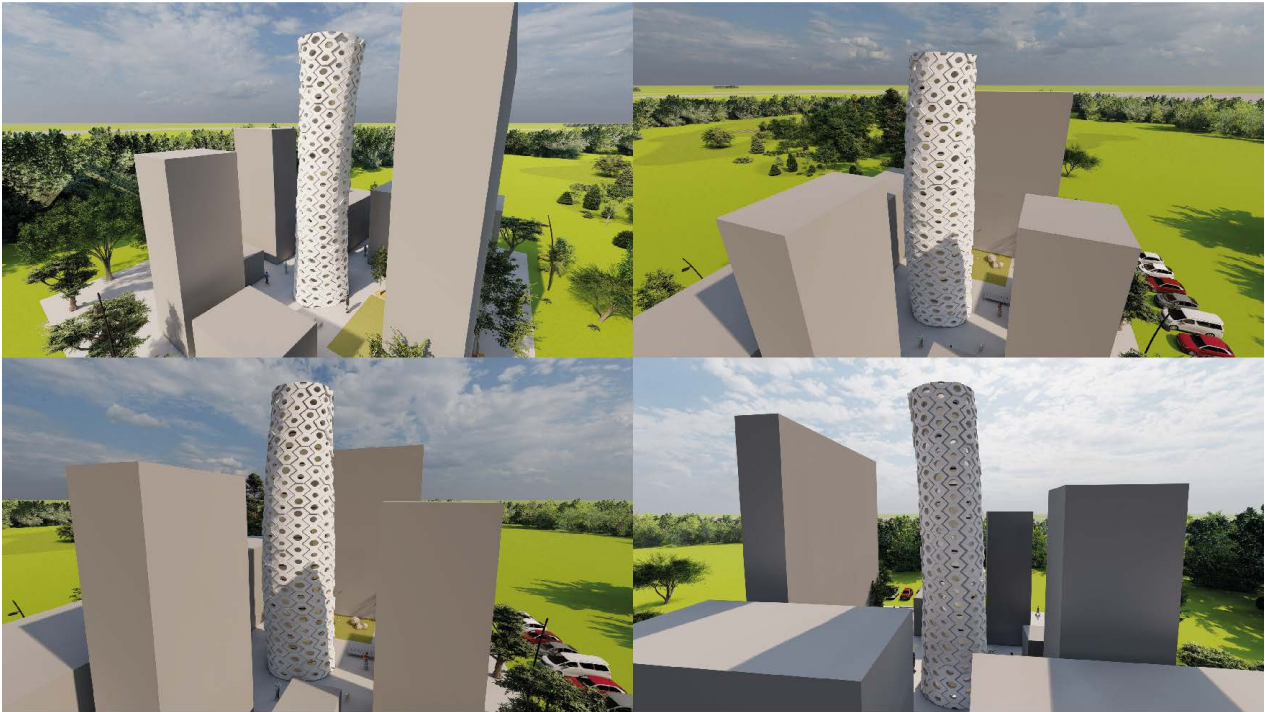
Característica	Clúster 1 (propuestas A)	Clúster 2 (propuestas B, 1 al 14)	Clúster 3 (propuestas B, 15 y 16)
Radiación promedio (kWh)	0,216194	0,269018	0,276704
Volumen de protección promedio (m³)	1.341,784	1.345,852	1.348,537
Superficie de protección promedio (m²)	7.583,833	7.623,873	7.627,307

Fuente: elaboración propia (2023).

Estos valores promedio brindan una visión general de las características de radiación y protección para cada clúster identificado. Se puede observar que el clúster 1, correspondiente a las Propuestas A, presenta el menor promedio de radiación, lo que indica una

mayor eficiencia en la reducción de la radiación solar. Por otro lado, el clúster 3, que abarca las Propuestas B 15 y 16, muestra el mayor promedio de radiación, lo que sugiere una menor eficiencia en términos de protección contra la radiación solar (Figura 8).

Figura 8. Resultado final basado en la Propuesta A



Fuente: elaboración propia (2023).

DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos en este estudio subrayan la relevancia del diseño biodigital y el uso de la IA en la creación de soluciones arquitectónicas sostenibles, adaptativas y eficientes. En primer lugar, los modelos arquitectónicos generados mediante técnicas de IA han mostrado mejoras significativas en términos de eficiencia energética y rendimiento estructural en comparación con las aproximaciones tradicionales. Esto es consistente con los estudios recientes que han aplicado enfoques computacionales similares en la arquitectura para mejorar el rendimiento energético de los edificios mediante la optimización de la envolvente, las formas y los materiales (Sommese et al., 2023; Caetano et al., 2020).

En particular, la evaluación del rendimiento energético, utilizando técnicas como el ACP y el *clustering*, ha demostrado que los edificios diseñados con un enfoque bioinspirado pueden regular su temperatura interna, mejorar la calidad del aire y reducir la dependencia de fuentes externas de energía. Estos hallazgos están alineados con estudios previos que destacan la importancia de las envolventes cinéticas y adaptativas en la arquitectura, como el trabajo de Sommese et al. (2023) sobre sistemas de fachada cinética bioinspirados, donde se resalta que este tipo de soluciones no solo ofrecen un control superior de la luz natural, sino que también reducen significativamente el consumo energético de los edificios.

Sin embargo, a pesar de los beneficios observados, es importante señalar que aún existen desafíos importantes en la implementación de estas tecnologías a gran escala. La integración de la IA en los procesos de diseño y construcción arquitectónica plantea cuestiones sobre la complejidad computacional y los costos asociados. Aunque los algoritmos de optimización genética y las técnicas de IA avanzadas, como los modelos paramétricos, permiten una gran flexibilidad en el diseño, su implementación práctica en proyectos reales aún enfrenta barreras técnicas y económicas, tal como se ha observado en estudios recientes sobre la optimización topológica en estructuras espaciales, que resaltan la necesidad de integrar herramientas computacionales avanzadas para superar las limitaciones de diseño y fabricación convencionales (Zuo et al., 2023; Zhang et al., 2023).

Otro aspecto relevante en esta discusión es el impacto social y ambiental de los edificios diseñados mediante estas tecnologías. Como se ha señalado, los edificios que adoptan principios biodigitales no solo optimizan el uso de recursos naturales, sino que también pueden mejorar la calidad de vida de los usuarios al crear ambientes más saludables y cómodos. Esto es especialmente relevante en contextos urbanos densos, donde los problemas de contaminación

y la falta de acceso a espacios verdes agravan las condiciones de vida de los habitantes. Estudios recientes sobre el uso de IA en la creación de entornos urbanos sostenibles han subrayado la capacidad de los sistemas de IA para analizar datos ambientales y ajustar los sistemas arquitectónicos en tiempo real, mejorando así tanto la eficiencia energética como el bienestar de los ocupantes (Caetano et al., 2020).

No obstante, a pesar de estos avances, el uso de IA en la arquitectura también plantea interrogantes sobre el papel del arquitecto en el proceso de diseño. La automatización de ciertos aspectos del diseño mediante IA podría reducir la intervención humana, lo que plantea cuestiones éticas sobre la responsabilidad en la toma de decisiones en proyectos arquitectónicos. Además, si bien la IA ofrece herramientas poderosas para la creación de diseños más eficientes, también es necesario considerar las implicaciones estéticas de su uso. Como algunos estudios sugieren, los diseños generados mediante IA tienden a priorizar la optimización funcional sobre los valores estéticos tradicionales, lo que puede resultar en una homogeneización de los paisajes urbanos (Shen et al., 2022).

Finalmente, en términos de sostenibilidad, el enfoque bioinspirado combinado con la IA tiene el potencial de transformar la manera en que se conciben los edificios en relación con su entorno. Tal como lo han demostrado estudios recientes sobre envolventes inteligentes y sistemas adaptativos, la combinación de materiales inteligentes y algoritmos de IA permite desarrollar soluciones arquitectónicas que no solo se adaptan a las condiciones ambientales cambiantes, sino que también promueven un uso más responsable de los recursos naturales (Sommese et al., 2023). No obstante, se requiere más investigación para validar la eficacia de estas tecnologías en escenarios del mundo real, donde factores como el costo, la viabilidad técnica y la aceptación social jugarán un papel crucial en su adopción (Zuo et al., 2023).

Los resultados de este estudio destacan el gran potencial del diseño biodigital y la IA para avanzar en la eficiencia energética y la sostenibilidad en la arquitectura contemporánea. Al mismo tiempo, es esencial abordar los desafíos técnicos, económicos y éticos que acompañan su implementación a gran escala. El desarrollo de nuevas metodologías que integren de manera más fluida estas tecnologías en el proceso de diseño arquitectónico será clave para lograr una adopción más generalizada. Es fundamental asegurar que, en este proceso, los aspectos estéticos y humanos no se vean comprometidos, manteniendo un equilibrio entre la innovación tecnológica y las necesidades sociales y culturales del entorno construido.

CONCLUSIONES

La integración del diseño biodigital con la IA ofrece una transformación paradigmática en la arquitectura contemporánea. Este estudio ha revelado cómo la implementación de diferentes técnicas avanzadas de IA permite optimizar tanto la eficiencia energética como la adaptabilidad formal de los edificios. Estas innovaciones no solo mejoran el rendimiento estructural, sino que también posicionan a la arquitectura como una herramienta clave en la mitigación del impacto ambiental.

Con el análisis de los resultados se ha demostrado que los modelos basados en principios bioinspirados no solo permiten una regulación térmica más eficiente, sino que también ofrecen soluciones óptimas para la reducción del consumo energético. Este enfoque, más allá de imitar los procesos biológicos, introduce nuevas oportunidades para la creación de sistemas arquitectónicos que responden de manera adaptativa a su entorno, proponiendo una arquitectura viva que transforma la manera en que los edificios interactúan con el medioambiente.

Sin embargo, la implementación de estas tecnologías en un contexto práctico aún enfrenta retos significativos. La complejidad de los sistemas de IA, sumada a los elevados costos de desarrollo, plantea barreras considerables para su adopción en proyectos arquitectónicos convencionales. Es fundamental que las futuras investigaciones se centren en la optimización de estos procesos para reducir su complejidad

y costo, facilitando su integración en las etapas iniciales del diseño arquitectónico.

Asimismo, el creciente protagonismo de la IA en el diseño arquitectónico genera debates sobre su impacto en el rol del arquitecto y la autoría del proyecto. Si bien la IA ofrece herramientas potentes para la optimización de procesos, es crucial que se mantenga el equilibrio entre la automatización y la intervención humana. La capacidad creativa, inherente al diseño arquitectónico, no debe verse eclipsada por la eficiencia técnica que proporciona la IA. Esto requiere una reflexión profunda sobre las implicaciones éticas de delegar decisiones clave a sistemas automatizados.

Las perspectivas futuras en el campo de la arquitectura biodigital deben enfocarse no solo en la superación de los desafíos técnicos, sino también en el estudio de las implicaciones estéticas y culturales derivadas de la integración de estas tecnologías. La arquitectura del futuro debe ser capaz de responder tanto a los imperativos ambientales como a las necesidades humanas, manteniendo una relación armónica entre tecnología, creatividad y ética.

La simbiosis entre biología y tecnología, potenciada por la IA, abre un camino prometedor hacia la creación de edificaciones más sostenibles, capaces de adaptarse a las condiciones cambiantes del entorno. Este enfoque, si bien aún en desarrollo, representa una de las vías más innovadoras para redefinir los límites de la arquitectura contemporánea.

REFERENCIAS

- Alawadhi, M., & Yan, W. (2021). BIM hyperreality: Data synthesis using BIM and hyperrealistic rendering for deep learning. *arXiv:2105.04103*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.04103>
- As, I., Pal, S., & Basu, P. (2018). Artificial intelligence in architecture: Generating conceptual design via deep learning. *International Journal of Architectural Computing*, 16(4), 306-327. <https://doi.org/10.1177/1478077118800982>
- Bagley, J. (1967). *The behavior of adaptive systems which employ genetic and correlation algorithms*. The University of Michigan. <https://deepblue.lib.umich.edu/handle/2027.42/3354>
- Benyus, J. M., & Leal, A. G. (2012). *Biomímesis: Innovaciones inspiradas por la naturaleza*. Tusquets Editores S. A.
- Bremermann, H. J. (1962). Optimization through evolution and recombination. *Self-organizing systems*, 93, 106. <https://typeset.io/pdf/optimization-through-evolution-and-recombination-3kindrc9fs.pdf>
- Caetano, I., Santos, L., & Leitão, A. (2020). Computational design in architecture: Defining parametric, generative, and algorithmic design. *Frontiers of Architectural Research*, 9, 287-300. <https://doi.org/10.1016/j.foar.2019.12.008>
- Cerrolaza, M., & Annicchiarico, W. (1996). *Algoritmos de optimización estructural basados en simulación genética*. Universidad Central de Venezuela.

- Dartnell, L. (2007). Matrix: Simulating the world Part I - Particle models. *+Plus Magazine*. <https://plus.maths.org/content/matrix-simulating-world-part-i-particle-models>
- Dartnell, L. (2012). Matrix: Simulating the world Part II: Cellular automata. *+Plus Magazine*. <http://plus.maths.org/content/matrix-simulating-world-part-ii-cellular-automata>
- Del Campo, M., & Leach, N. (2022). Can machines hallucinate architecture? AI as design method. *Archit. Design*, 92, 6-13. <https://doi.org/10.1002/ad.2807>
- Díaz Moreno, C., & García Grinda, E. (2009). Atmósfera, material del jardinero digital. En I. Ábalos (Ed.), *Naturaleza y arteificio. El ideal pintoresco en la arquitectura y el paisaje contemporáneo* (pp. 24-33). Gustavo Gili.
- Estévez, A., & Abdallah, Y. (2022). *AI to matter-reality. Art, architecture & design*. iBAG. UIC Barcelona.
- Fogel, L. J., Owens, A. J., & Walsh, M. J. (1966). *Artificial intelligence through simulated evolution*. Wiley.
- Fraile Narváez, M. (2019). *Arquitectura biodigital*. Diseño Editorial.
- Fraser, A. S. (1957). Simulation of genetic systems by automatic digital computers. *Australian Journal of Biological Sciences*, 10, 484-491. <http://dx.doi.org/10.1071/BI9570484>
- Holland, J. H. (Ed.). (1992). Index. En *Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence* (p. 0). The MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/1090.003.0016>
- Ito, T. (2009). Tarzanes en el bosque de los medios. En I. Ábalos (Ed.), *Naturaleza y arteificio. El ideal pintoresco en la arquitectura y el paisaje contemporáneo* (pp. 121-123). Gustavo Gili.
- Montaner, J. M. (2015). *La condición contemporánea de la arquitectura*. Gustavo Gili.
- Rechenberg, I. (1973). *Evolutionsstrategie. Optimierung technischer systeme nach prinzipien der biologischen evolution*. S. d.
- Shen, S., Clerckx, B., & Murch, R. (2022). Modeling and architecture design of reconfigurable intelligent surfaces using scattering parameter network analysis. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 21(2), 1229-1240. <https://doi.org/10.1109/TWC.2021.3103256>
- Sommese, F., Hosseini, S. M., Badarnah, L., Capozzi, F., Giordano, S., & Ambrogio, V. (2023). Light-responsive kinetic façade system inspired by the Gazania flower: A biomimetic approach in parametric design for daylighting. *Building and Environment*, 247, 111052. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.111052>
- Tolmos Rodríguez-Piñero, P. (2003). *Introducción a los algoritmos genéticos y sus aplicaciones*. Universidad Rey Juan Carlos. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=185891>
- Wagensberg, J. (2013). *La rebelión de las formas*. Tusquets Editores S. A.
- Zhang, R., Wang, L., Guo, Z., Wang, Y., Gao, P., Li, H., & Shi, J. (2023). Parameter is not all you need: starting from non-parametric networks for 3D point cloud analysis. *arXiv:2303.08134*. <https://arxiv.org/abs/2303.08134>
- Zuo, W., Chen, M.-T., Chen, Y., Zhao, O., & Cheng, B. (2023). Additive manufacturing oriented parametric topology optimization design and numerical analysis of steel joints in gridshell structures. *Thin-Walled Structures*, 188, 110817. <https://doi.org/10.1016/j.tws.2023.110817>