Desarrollo de Biomateriales Basados en Cáscara de Huevo para Impresión 3D Asistida por Inteligencia Artificial: Una Alternativa Sostenible a la Cerámica Tradicional

SEBASTIAN ANDRES MORENO ORTEGA
ANDRÉS FELIPE RODRÍGUEZ ORTIZ

UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
ESCUELA DE ARQUITECTURA Y DISEÑO
FACULTAD DE DISEÑO INDUSTRIAL
PROGRAMA DE DISEÑO INDUSTRIAL
MEDELLÍN
2025

Desarrollo de Biomateriales Basados en Cáscara de Huevo para Impresión 3D Asistida por Inteligencia Artificial: Una Alternativa Sostenible a la Cerámica Tradicional

SEBASTIAN ANDRES MORENO ORTEGA
ANDRÉS FELIPE RODRÍGUEZ ORTIZ

Trabajo de grado para optar al título de Diseñador Industrial

Asesor

ALEJANDRO ALBERTO ZULETA GIL

Título profesional del asesor

UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA
ESCUELA DE ARQUITECTURA Y DISEÑO
FACULTAD DE DISEÑO INDUSTRIAL
PROGRAMA DE DISEÑO INDUSTRIAL
MEDELLÍN
2025

Desarrollo de Biomateriales Basados en Cáscara de Huevo para Impresión 3D Asistida por Inteligencia Artificial: Una Alternativa Sostenible a la Cerámica Tradicional

Sebastian Andres Moreno Ortega, Andrés Felipe Rodríguez Ortiz

Facultad de Diseño Industrial, Universidad Pontificia Bolivariana, Sede Medellín, Circular 1 Nº 70-01, Medellín, Colombia

Resumen

Este artículo presenta el desarrollo de un sistema integrado que combina la valorización de residuos de cáscara de huevo con modelado paramétrico asistido por inteligencia artificial para la fabricación aditiva sostenible. Se formuló un biomaterial compuesto por 50 % de cáscara de huevo, 25 % de agua, 15 % de alginato de sodio y 10 % de glicerina, empleado como tinta para impresión 3D por extrusión. En paralelo, se implementó un sistema de diseño generativo basado en *Retrieval-Augmented Generation* (RAG) y *Model Context Protocol* (MCP), capaz de generar automáticamente código Python para Grasshopper a partir de descripciones en lenguaje natural. Los resultados muestran la viabilidad de transformar aproximadamente 400 kg semanales de residuos orgánicos en productos funcionales sin requerir procesos de cocción, eliminando así el consumo energético asociado a la quema de materiales cerámicos convencionales. La integración entre inteligencia artificial, manufactura aditiva y materiales biobasados propone una alternativa replicable para el diseño paramétrico orientado a la economía circular.

Palabras clave: Biomateriales, impresión 3D, inteligencia artificial, economía circular, manufactura aditiva, cáscara de huevo

1. Introducción

La crisis ambiental contemporánea demanda soluciones innovadoras que integren sostenibilidad, tecnología y valorización de residuos. La industria cerámica tradicional representa uno de los sectores con mayor impacto ambiental debido a su intensivo consumo energético y las altas emisiones de gases de efecto invernadero asociadas a sus procesos productivos. Los hornos cerámicos operan a temperaturas entre 900°C y 1300°C, requiriendo cantidades significativas de combustibles fósiles o electricidad, lo que se traduce en una huella de carbono considerable. Solo en Colombia, la industria cerámica consumió 190.114.476 kWh en 2015, representando el 1.21% del consumo energético industrial del país (Comité del Sector Cerámico, 2017), sin considerar que la mayor parte de esta energía corresponde a procesos térmicos de alta temperatura.

Paralelamente, la gestión inadecuada de residuos orgánicos constituye otro desafío ambiental de magnitud global. Las cáscaras de huevo, un subproducto abundante de la industria alimentaria, representan un caso paradigmático de desperdicio de recursos. Compuestas en un 95% por carbonato de calcio ($CaCO_3$), estas cáscaras poseen propiedades químicas y mecánicas que las convierten en candidatas ideales para aplicaciones de valor agregado (Singh, 2020). Sin embargo, en la mayoría de los casos, terminan en vertederos donde su descomposición genera lixiviados que contaminan suelos y aguas subterráneas, además de liberar metano, un gas de efecto invernadero 25 veces más potente que el CO_2 (Pérez de Lama & Sempere García, 2023). En regiones como

Hispania, Antioquia, se generan semanalmente 400 kilogramos de este residuo, evidenciando la magnitud del problema y la urgencia de encontrar alternativas para su valorización.

La manufactura aditiva, específicamente la impresión 3D, ha emergido como una tecnología disruptiva capaz de transformar los paradigmas de producción tradicionales (Tappa & Jammalamadaka, 2018). Su capacidad para crear geometrías complejas con mínimo desperdicio de material la posiciona como una alternativa atractiva para la producción sostenible. Sin embargo, la mayoría de las tecnologías de impresión 3D actuales dependen de polímeros derivados del petróleo, perpetuando la dependencia de recursos no renovables. La adaptación de estas tecnologías para trabajar con biomateriales presenta desafíos técnicos significativos, particularmente cuando se trata de materiales con propiedades reológicas complejas como las pastas cerámicas biobasadas (Hylander & Blomqvist, 2017).

Los avances recientes en modelos de lenguaje grande (LLMs) y técnicas de generación de código han abierto nuevas posibilidades para automatizar y optimizar el diseño de trayectorias de impresión 3D (Cloudflare, 2024). Estos sistemas pueden interpretar descripciones en lenguaje natural y traducirlas en código ejecutable, facilitando el acceso a herramientas de diseño computacional avanzado. La integración de técnicas como Retrieval-Augmented Generation (RAG) (Microsoft, 2024) y protocolos de comunicación como Model Context Protocol (MCP) permite crear sistemas inteligentes capaces de generar, validar y optimizar automáticamente geometrías adaptadas a las restricciones específicas de los biomateriales.

Este trabajo tiene como propósito ofrecer alternativas sostenibles que aborden simultáneamente la problemática de los residuos orgánicos y el alto consumo energético de la industria cerámica. Para ello, se propone una metodología aplicable al diseño que articula materiales sostenibles, manufactura aditiva e inteligencia artificial, conformando un enfoque convergente que posibilita la creación de soluciones escalables y replicables orientadas a la transición hacia una economía circular.El objetivo de este estudio fue desarrollar un proceso de diseño generativo asistido por inteligencia artificial para la creación de geometrías parametrizables destinadas a la impresión 3D con materiales biobasados obtenidos a partir de cáscaras de huevo, como alternativa sostenible a los productos cerámicos convencionales.

2. Metodología

Para alcanzar cada uno de los objetivos este se abordaron las siguientes fases:

2.1 Fase 1: Investigación Preliminar y Revisión del Estado del Arte

Se realizó una investigación documental exhaustiva en bases de datos científicas (Scopus, Web of Science, Google Scholar) para identificar estudios previos sobre biomateriales basados en cáscara de huevo y su aplicación en impresión 3D. Esta revisión sistemática permitió establecer un marco teórico sólido e identificar variables críticas para la formulación del material y la optimización de trayectorias. Se consultaron repositorios de código abierto como Github para recopilar ejemplos de implementación en Grasshopper (Rhino Developer Documentation, 2024).

2.2 Fase 2: Desarrollo y Caracterización del Biomaterial

2.2.1 Preparación de la Materia Prima

Para el desarrollo del material se emplearon cáscaras de huevo, las cuales se recolectaron de fuentes locales en Hispania, Antioquia. Se lavaron con agua fresca, se secaron a 60°C durante 24 horas y se molieron hasta obtener un polvo con tamaño de partícula inferior a 100 µm, siguiendo protocolos establecidos por Singh (s.f.).

2.2.2 Formulación del Material.

Se experimentó con múltiples formulaciones mediante ensayo y error sistemático, variando la proporción de cáscara de huevo (40-80% en peso), el tipo y concentración de aglutinante (alginato de sodio 5-15%, carboximetilcelulosa 0.5-2%), y aditivos modificadores (glicerina 5-15% como plastificante, goma xantana 0.5-2% como espesante).

Tabla 1: Tabla comparativa de formulaciones

Formulación	Cáscara	Agua	Alginato	Glicerina	Otros	Resultado
1	0.12kg	1L	0,05kg	0,15L	Aceite de cocina 0,05L	Muy fluida
2	0.165kg	1L	0,075kg	0,15L	Xantana 0,025kg, 0.05L aceite de cocina	Mejoró, pero inestable
3	0.75kg	1L	0.08kg	-	-	Obstrucciones frecuentes
4	1kg	0.385L	-		CMC 0.007kg, Xantana 0.0046kg	Agrietamiento severo
5	0.5kg	1L	0.2kg	-		Balance óptimo

2.2.3 Caracterización

Para cada formulación se evaluaron propiedades cualitativas de flujo mediante observación visual de la consistencia y evaluación táctil de la viscosidad relativa. La extrudabilidad se evaluó a través de la continuidad del flujo, identificación de obstrucciones, estabilidad del filamento extruido y documentación de la presión relativa requerida. El comportamiento durante el secado se registró fotográficamente, identificando grietas o deformaciones y estimando la contracción dimensional. Las propiedades post-secado se evaluaron cualitativamente mediante manipulación manual, evaluando la estabilidad dimensional durante 7-15 días y la integridad estructural de las piezas impresas.

2.3 Fase 3: Desarrollo del Sistema de Generación de Trayectorias con IA

2.3.1 Construcción del Sistema RAG

Se implementó un sistema de Retrieval-Augmented Generation (Microsoft, 2024) que incluye web scraping de la documentación completa de RhinoCommon API (Rhino Developer Documentation, 2024), una base de datos vectorial con ejemplos de código Python para Grasshopper, y un sistema de embeddings para búsqueda semántica eficiente.

2.3.2 Implementación del Protocolo MCP

Se estableció comunicación bidireccional entre el LLM y Grasshopper mediante Model Context Protocol, permitiendo el envío de código generado al entorno de Rhino, captura y procesamiento de mensajes de error, y retroalimentación estructurada al modelo para corrección iterativa.

2.3.3 Desarrollo del Prompt Optimizado

Se diseñó un prompt específico que incluye restricciones del biomaterial (sin retracción, voladizos <45°, trayectorias continuas), preferencia por geometrías de revolución y patrones compatibles, e instrucciones para generar código Python 3 compatible con Rhino 8.

2.3.4 Sistema Auto-iterativo

Este sistema implementa un bucle agéntico (Willison, 2025), un patrón de diseño donde un agente de IA ejecuta acciones, recibe retroalimentación del entorno, y ajusta iterativamente su comportamiento hasta alcanzar el objetivo deseado. El ciclo implementado consta de: (1) generación inicial de código basada en descripción en lenguaje natural, (2) validación automática en el entorno de Grasshopper mediante MCP, (3) análisis de errores y regeneración si es necesario, y (4) almacenamiento de código validado para futuras consultas RAG. Este enfoque permite que el sistema "aprenda" de sus errores en tiempo real, utilizando la retroalimentación estructurada del entorno de Rhino para refinar iterativamente el código hasta lograr geometrías válidas compatibles con las restricciones del biomaterial.

2.4 Fase 4: Validación Experimental

2.4.1 Configuración del Sistema de Impresión

Se adaptó una impresora 3D con sistema de extrusión por tornillo para materiales pastosos y control de presión y velocidad de extrusión. Para la generación de trayectorias de impresión se utilizó el software Ultimaker Cura, adaptando los perfiles de impresión para materiales pastosos. Se realizaron modificaciones en los parámetros de configuración, específicamente aumentando el flujo de extrusión para compensar las características reológicas del biomaterial. Adicionalmente, se configuró la impresión con doble capa para mejorar la estabilidad estructural de las piezas.

2.4.2 Diseño de Experimentos

Se fabricaron prototipos con complejidad progresiva: geometrías básicas (cilindros, cubos) para validación de parámetros, formas de revolución (vasos, jarrones) para evaluación de estabilidad, estructuras lattice (patrones Voronoi, atractores) para límites del sistema, y geometrías generadas por IA (formas orgánicas complejas).

2.4.2 Evaluación de Resultados

Para cada prototipo se documentó la fidelidad morfológica mediante comparación dimensional, la calidad superficial evaluando rugosidad y uniformidad de capas, y la estabilidad dimensional midiendo cambios post-secado durante 7-15 días.

3. Resultados y discusión

Los resultados obtenidos demuestran la viabilidad técnica del proyecto en múltiples frentes, desde la formulación del biomaterial hasta la generación automatizada de código para trayectorias de impresión.

3.1 Desarrollo del Sistema de Extrusión

Para imprimir las mezclas desarrolladas, se evaluaron tres configuraciones de extrusión. Inicialmente se utilizó una impresora 3D marca Ender con una adaptación de piezas impresas y una jeringa de 300CC (Hugnot, 2021). El sistema inicial con jeringa presentó limitaciones significativas en términos de homogeneización del material y continuidad del flujo, lo que llevó al desarrollo de un sistema con tornillo que demostró mejoras sustanciales en la calidad de impresión.

Finalmente, se implementó una impresora Eazao modelo Potter, diseñada específicamente para materiales viscosos y pastas cerámicas. Esta impresora, que incorpora un sistema de extrusión optimizado para biomateriales, permitió alcanzar la calidad y consistencia necesarias para la validación del biomaterial. La transición desde sistemas adaptados hasta equipamiento especializado fue fundamental para demostrar la viabilidad del proceso, confirmando que con la tecnología apropiada, los biomateriales pastosos pueden procesarse con la precisión requerida para aplicaciones prácticas.

La progresión tecnológica ilustra tanto los desafíos técnicos inherentes a estos materiales como la importancia de seleccionar el equipamiento adecuado para cada tipo de biomaterial.

3.2 Análisis de Formulaciones del Biomaterial

3.2.1 Formulación 1: Exploración Inicial

La primera formulación utilizó 1L de agua, 0.05kg de alginato de sodio, 0.12kg de cáscara de huevo, 0.15L de glicerina y 0.05L de aceite de cocina, basándose en investigaciones previas. Se obtuvo una mezcla con consistencia inadecuada para la impresión. La alta fluidez del material imposibilitó su uso en el sistema de extrusión, evidenciando la necesidad de ajustar la viscosidad mediante espesantes adicionales.

El análisis reveló que la proporción de cáscara de huevo (12% en peso) era insuficiente para proporcionar la estructura necesaria. La ausencia de agentes tixotrópicos resultó en un material que no mantenía su forma después de la extrusión, colapsando inmediatamente (Hylander & Blomqvist, 2017).

3.2.2 Formulación 2: Incorporación de Goma Xantana

La segunda formulación incrementó la cáscara de huevo en 37.5% respecto a la anterior (0.165kg), incorporando goma xantana (0.025kg) en proporción 1:3 con el alginato (0.075kg). Los resultados mostraron mejoras significativas en la formación de capas, aunque persistieron problemas de estabilidad estructural a partir de cierta altura (Marquez et al., 2023).

El cambio del sistema de extrusión por jeringa al sistema con tornillo marcó un punto de inflexión en la calidad de impresión. El tornillo homogeniza la mezcla durante la extrusión, eliminando las burbujas de aire y mejorando la adhesión entre capas. Las piezas resultantes presentaron acabados más limpios y mayor fidelidad morfológica.

3.2.3 Formulación 3: Optimización para Secado Rápido

La tercera formulación simplificó la composición eliminando glicerina y aceite, utilizando 1L de agua, 0.75kg de cáscara de huevo y 0.08kg de alginato. Esta mezcla se probó en la impresora Eazao Potter. Las piezas impresas presentaron mayor estabilidad estructural comparadas con las anteriores. Sin embargo, el tamaño excesivo de las partículas de cáscara causó obstrucciones frecuentes en la boquilla, indicando la necesidad de un proceso de molienda más fino.

3.2.4 Formulación 4: Exploración con CMC

La cuarta formulación exploró el uso de carboximetilcelulosa (CMC) como aglutinante alternativo. Con 1kg de cáscara de huevo, 0.385L de agua, 0.007kg de CMC y 0.0046kg de xantana, se buscó resolver los problemas de obstrucción. Los resultados mostraron agrietamiento significativo durante el secado (Marquez et al., 2023), descartando esta formulación para aplicaciones prácticas.

3.2.5 Formulación 3 Variación

Tras el agrietamiento observado con CMC, se retomó la formulación 3 base ajustando las proporciones. Esta variación incrementó la concentración de alginato a 0.2kg (aumento del 150%) y la cáscara de huevo a 0.8kg, buscando mejorar la cohesión estructural.

Esta formulación demostró propiedades favorables durante la impresión inicial. No obstante, se identificaron dos limitaciones críticas: la viscosidad aumentó progresivamente durante la impresión, culminando en obstrucción completa de la boquilla en las etapas finales, y las bases de las piezas presentaron fracturas radiales durante el secado. Estos hallazgos justificaron la incorporación de glicerina en formulaciones posteriores como agente plastificante y humectante.

3.2.6 Formulación 5: Balance Óptimo

La formulación final estableció proporciones porcentuales: 50% cáscara de huevo, 25% agua, 15% alginato y 10% glicerina. Esta composición logró el balance óptimo entre viscosidad, extrudabilidad y estabilidad estructural (Singh, s.f.; Hylander & Blomqvist, 2017). El tamaño de partícula reducido eliminó los problemas de obstrucción. La glicerina mejoró la flexibilidad y redujo el agrietamiento durante el secado (Marquez et al., 2023), aunque proporciones excesivas resultaron en piezas que no solidificaron completamente, indicando la importancia crítica del control preciso de las proporciones.

3.3 Generación de Código mediante Inteligencia Artificial

3.3.1 Implementación del Sistema RAG

Utilizando bases de datos de código abierto como Github, se recopilaron ejemplos de código para Grasshopper, especialmente del repositorio de los creadores de Rhino (Rhino Developer Documentation, 2024). Estos códigos permitieron la generación de morfologías desde básicas hasta avanzadas, incluyendo cubos, escaleras, superficies Voronoi y atractores. La integración de variables en Grasshopper permitió que el usuario modificara fácilmente las morfologías generadas, facilitando el acceso al diseño paramétrico. El sistema demostró capacidad para interpretar descripciones en lenguaje natural y traducirlas en código ejecutable (Cloudflare, 2024).

3.3.2 Sistema Auto-iterativo de Generación

El desarrollo del sistema auto-iterativo implementa un bucle agéntico completo (Willison, 2025), donde el agente de IA no solo genera código, sino que verifica, corrige y aprende de cada iteración. El bucle agéntico siguió seis pasos fundamentales: (1) procesamiento del prompt inicial en lenguaje natural, (2) consulta RAG para ejemplos relevantes y documentación (Microsoft, 2024), (3) generación de código Python 3 para Rhino 8 (Rhino Developer Documentation, 2024), (4) validación mediante MCP en el entorno de Rhino, (5) retroalimentación y corrección automática de errores, y (6) auto-alimentación con código validado.

El sistema permitió identificar y corregir automáticamente errores de sintaxis y compatibilidad con Grasshopper mediante el protocolo MCP. La capacidad de auto-sanarse del sistema resultó

especialmente valiosa para detectar incompatibilidades entre el código generado y las librerías de Rhino/Grasshopper, además de manejar las restricciones específicas de los biomateriales, donde un error en ángulos de voladizo o continuidad de trayectorias invalida completamente la pieza (Ahlers et al., 2019).

Figura 1. Arquitectura del Sistema IA. Autoría propia.

3.3.3 Optimización del System Prompt

Un hallazgo crítico fue que los prompts extensos reducían la efectividad del sistema. Los prompts largos causaban que el modelo generara repetidamente formas básicas, independientemente de la solicitud. La solución fue desarrollar un prompt conciso que incluye restricciones específicas para biomateriales: evitar voladizos mayores a 45°, asegurar continuidad en trayectorias, eliminar retracciones, y establecer altura de capa mínima de 2mm con 10mm de grosor (Ahlers et al., 2019).

El prompt optimizado final enfatiza la estrategia de recuperación (verificar primero los snippets RAG para patrones de código relevantes), el enfoque en geometrías de revolución, patrones lattice, estructuras Voronoi y formas basadas en atractores, y los requerimientos de código específicos (uso exclusivo de variables predefinidas, asignación de outputs, comentarios descriptivos). Este prompt estructurado resultó en mejoras significativas en la calidad y precisión del código generado.

3.3.4 Ejemplos de Geometrías Generadas

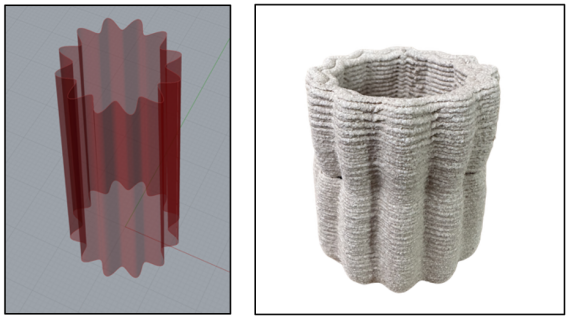
El sistema demostró capacidad para generar diversos tipos de geometrías complejas. En un caso de estudio, el prompt "Crea un tubo de revolución de 360° con orificios alineados siguiendo un atractor lineal a lo largo del eje central" generó exitosamente un jarrón con patrón Voronoi que fue impreso satisfactoriamente. Otro caso generó andamios cilíndricos con especificaciones precisas de espesor de pared (0.8mm) y diámetro (10mm), demostrando la capacidad del sistema para interpretar parámetros dimensionales. Un tercer caso produjo recipientes paramétricos con texturas onduladas y radios variables, evidenciando la versatilidad del sistema para formas orgánicas.

Los códigos Python generados por el sistema, junto con ejemplos adicionales y documentación técnica, están disponibles públicamente en el repositorio del proyecto (github.com/sebastiannm/grasshopper-python), facilitando la replicación de los experimentos y permitiendo la contribución de la comunidad científica.

A continuación, las figuras 2 a 4, muestran varias morfologías y sus resultados en impresión 3D:

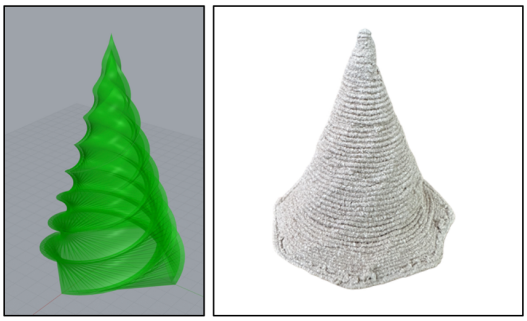
(a) (b)

Figura 2. (a) Ejemplo de morfología generada, prompt: Crea un tubo de revolución de 360° con orificios alineados siguiendo un atractor lineal a lo largo del eje central y (b) resultado de impresión Figura 2. Autoría propia.



(a) (b)

Figura 3. (a) Ejemplo de morfología generada, prompt: Create a parametric vassel with Wave like texture with different radius y (b) resultado de impresión Autoría propia.



(a) (b)

Figura 4. (a) Ejemplo de morfología generada, prompt: Create a pyramid with a twist rotating each level y (b) resultado de impresión. Autoría propia.

3.3.5 Análisis Comparativo de Sistemas

La evaluación comparativa entre el sistema MCP directo y la generación de código Python reveló que los LLMs procesan más eficientemente representaciones textuales que abstracciones gráficas. Mientras que el MCP para conectar nodos directamente en Grasshopper mostró limitaciones significativas, su uso para validación de código Python generado resultó altamente efectivo. Este hallazgo confirma investigaciones previas sobre el procesamiento de información en modelos de lenguaje (Chen et al., 2024).

Discusión

Los resultados obtenidos muestran cómo la integración entre la formulación del biomaterial, el desarrollo del sistema de extrusión y la generación automatizada de geometrías permitió construir un proceso coherente y técnicamente sólido para la impresión 3D con materiales de origen natural. En el desarrollo de las formulaciones, se observó una relación directa entre la proporción de componentes y la calidad de las piezas obtenidas. Las primeras mezclas evidenciaron deficiencias en la cohesión interna y en la capacidad de mantener la forma después de la extrusión. A medida que se incrementó la concentración de cáscara de huevo y se incorporaron agentes como la goma xantana y la glicerina, el material adquirió una consistencia más estable y una mayor capacidad de retener su geometría durante el proceso de secado. Estos ajustes confirmaron que la estabilidad del biomaterial depende tanto del equilibrio entre fase sólida y ligantes como del control de su comportamiento reológico durante la extrusión.

La mejora del sistema de impresión fue otro factor determinante. El paso de sistemas adaptados con jeringa a una impresora diseñada específicamente para materiales pastosos permitió estandarizar la deposición del material y reducir la presencia de defectos asociados con obstrucciones o cambios de presión. Este avance evidenció que, en la impresión con biomateriales, la precisión no solo depende de la formulación, sino también de la capacidad del sistema mecánico para sostener un flujo uniforme.

Por su parte, la integración de la inteligencia artificial en el proceso de diseño permitió generar geometrías paramétricas mediante prompts que traducen descripciones en lenguaje natural en trayectorias de impresión ejecutables. Las morfologías obtenidas (tubos perforados, recipientes ondulados y volúmenes torsionados) muestran la capacidad del sistema para producir estructuras complejas y coherentes con las limitaciones físicas del material. Esta etapa consolidó una relación directa entre el control algorítmico y la respuesta material, donde los parámetros geométricos incorporados al prompt (como espesores mínimos o límites de voladizo) se convierten en condicionantes que permiten llevar a buen término el proceso de impresión.

En conjunto, los resultados demuestran que la convergencia entre diseño generativo, manufactura aditiva y biomateriales sostenibles puede configurarse como una estrategia viable para la producción de objetos con valor experimental y funcional. Además de validar el uso de residuos orgánicos como materia prima, el proceso desarrollado abre la posibilidad de establecer nuevos métodos de diseño orientados a la circularidad, donde la inteligencia artificial actúa como un puente entre la intención proyectual y las condiciones materiales. Esta aproximación no solo aporta un modelo de trabajo replicable, sino que también fortalece la comprensión del comportamiento de los biomateriales dentro de sistemas digitales de fabricación, proponiendo un campo de exploración relevante para el diseño industrial y los materiales sostenibles.

3.4 Limitaciones y Desafíos Identificados

El análisis reveló varias limitaciones importantes relacionadas con el biomaterial y el sistema de IA. En cuanto al material, la imposibilidad de retracción limita significativamente las geometrías posibles, la sensibilidad a la humedad ambiental afecta la reproducibilidad (Marquez et al., 2023), el tiempo de secado prolongado reduce la productividad, y la resistencia mecánica limita las aplicaciones a objetos no estructurales.

Respecto al sistema de inteligencia artificial, se identificaron restricciones en la complejidad de geometrías que el sistema puede generar de manera consistente, dependencia de la calidad y especificidad de los prompts proporcionados por el usuario, y limitaciones en la generación de estructuras que combinan múltiples restricciones simultáneas. Los prompts excesivamente largos o ambiguos resultaron en código repetitivo o genérico que no cumplía con las especificaciones solicitadas.

Estas limitaciones, sin embargo, son compensadas por los beneficios ambientales y la facilidad de producción a temperatura ambiente, validando el enfoque propuesto para aplicaciones específicas donde la sostenibilidad es prioritaria.

4. Conclusiones

Los resultados experimentales de esta investigación demuestran la viabilidad de integrar biomateriales derivados de residuos de cáscara de huevo con inteligencia artificial para fabricación aditiva sostenible, validando la posibilidad de crear alternativas ecológicas a los cerámicos tradicionales.

La formulación optimizada (50% cáscara de huevo, 25% agua, 15% alginato, 10% glicerina) logra propiedades adecuadas para impresión 3D (Singh, s.f.; Hylander & Blomqvist, 2017). Aunque las propiedades mecánicas observadas cualitativamente son inferiores a cerámicos tradicionales, resultan suficientes para aplicaciones decorativas y utilitarias no estructurales. La eliminación del proceso de cocción representa un ahorro energético significativo comparado con temperaturas cerámicas superiores a 1000°C (Comité del Sector Cerámico, 2017).

El sistema auto-iterativo basado en RAG (Microsoft, 2024) y MCP facilitó la generación de código Python funcional para Grasshopper desde descripciones en lenguaje natural (Rhino Developer Documentation, 2024). El hallazgo de que los LLMs procesan mejor texto que abstracciones gráficas (Chen et al., 2024) confirma la estrategia de generación de código adoptada en este estudio.

La valorización de 400 kg semanales de residuos en Hispania, Antioquia, demuestra el potencial de replicación local, evitando emisiones de metano (Pérez de Lama & Sempere García, 2023) y creando oportunidades para economías circulares (Aliotta et al., 2024). La metodología es transferible a otros residuos orgánicos ricos en minerales, ampliando el impacto potencial del enfoque propuesto.

Las limitaciones identificadas (Marquez et al., 2023; Ahlers et al., 2019) delimitan aplicaciones donde la sostenibilidad prima sobre propiedades mecánicas extremas. El trabajo futuro debe enfocarse en mejorar propiedades mecánicas mediante tratamientos post-proceso, expandir las capacidades del

sistema de IA para geometrías más complejas, realizar estudios de ciclo de vida completos para cuantificar el impacto ambiental, y explorar la aplicación de la metodología a otros residuos orgánicos.

Agradecimientos

Al profesor Alejandro Zuleta por el acompañamiento en el proceso.

Referencias

Ahlers, D., Wasserfall, F., Hendrich, N., & Zhang, J. (2019). Continuous path planning for a compliant 3D printing robot arm. *2019 IEEE 15th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, 1656-1661. https://doi.org/10.1109/COASE.2019.8843116

Aliotta, L., Lazzeri, A., & Gigante, V. (2024). Sustainable 3D printed poly (lactic acid) (PLA)/Hazelnut shell powder bio composites for design applications. *Materials Today Sustainability*, 26, 100780. https://doi.org/10.1016/j.mtsust.2024.100780

Chen, X., Dohan, D., He, W., Riquelme, C., Chen, X., Houlsby, N., Shazeer, N., & Gontijo-Lopes, R. (2024). MambaOut: An out-of-distribution detector for Mamba. *arXiv preprint*.

Cloudflare. (2024). *What is a Large Language Model (LLM)?* https://www.cloudflare.com/learning/ai/what-is-large-language-model/

Comité del Sector Cerámico. (2017). *Caracterización Energética del Sector Cerámico en Colombia*.

Hylander, A., & Blomqvist, M. (2017). *A biomaterial innovation – Developing a new 3D printable material based on eggshells* [Tesis de grado, KTH Royal Institute of Technology].

Marquez, C., Mata, J. J., Renteria, A., Gonzalez, D., Gomez, S. G., Lopez, A., Baca, A. N., Nuñez, A., Hassan, M. S., Burke, V., Perlasca, D., Wang, Y., Xiong, Y., Kruichak, J. N., Espalin, D., & Lin, Y. (2023). Direct ink-write printing of ceramic clay with an embedded wireless temperature and relative humidity sensor. *Sensors*, 23(6), 3352. https://doi.org/10.3390/s23063352

Microsoft. (2024). *Retrieval-Augmented Generation (RAG)*. https://learn.microsoft.com/en-us/azure/ai-services/openai/concepts/use-your-data

Pérez de Lama, J., & Sempere García, P. (2023). *Pasta Fría: Cocinas, Residuos e Impresión 3D*. Reador Editorial.

Rhino Developer Documentation. (2024). *Scripting with Python in Grasshopper*. https://developer.rhino3d.com/guides/rhinopython/ghpython/

Singh, S. (2020). Eggshell: A waste of calcium resource for various applications. *Bioresource Technology*, 316, 124112. https://doi.org/10.1016/j.biortech.2020.124112

Tappa, K., & Jammalamadaka, U. (2018). Novel biomaterials used in medical 3D printing techniques. *Journal of Functional Biomaterials*, 9(1), 17. https://doi.org/10.3390/jfb9010017Willison, S. (2025). *Designing and implementing agentic AI systems*. Simon Willison's Weblog. https://simonwillison.net/2025/Jan/5/agentic-ai/