

(03-016) - A study on the use of generative artificial intelligence models as assistants in the early phases of the design process

Alcaide Marzal, Jorge ¹; Diego Mas, Jose Antonio ¹

¹ Universitat Politècnica de València

Since the introduction of GPTs, large language models (LLMs) and their availability to the public have grown exponentially. Generative imaging models have followed a parallel evolution, mainly supported by the introduction of diffusion algorithms. The flexibility and efficiency of these models enable their application in numerous areas and with very different objectives. In many disciplines in which creativity is a determining factor, the emergence of these generative models was a real revolution.

In industrial design, the main applications have been associated with image generation tools to seek inspiration or represent ideas in a realistic way. Applications related to language models generally focus on finding creative solutions in a conversational way. This paper presents a comparative study that analyses the performance of different generative models (both language and image) when participating in creative tasks related to the conceptual phase of design. The aim is to describe a possible map of the design process highlighting the main areas of human-machine collaboration fostered by these models.

Keywords: Conceptual Design; Artificial Intelligence; Computational Creativity; Generative Design

Un estudio del uso de modelos generativos de inteligencia artificial como asistentes en las fases tempranas del proceso de diseño

Desde la introducción de los GPTs, el desarrollo de los grandes modelos de lenguaje (LLMs) y su disponibilidad para el gran público han experimentado un crecimiento exponencial. Los modelos de imagen generativa han seguido una evolución paralela, apoyados principalmente en la introducción de algoritmos de difusión. La flexibilidad y eficiencia de este tipo de modelos permite su aplicación en numerosos ámbitos y con muy diferentes objetivos. En muchas disciplinas en las que la creatividad es un factor determinante, la aparición de estos modelos generativos supuso en el momento inicial una auténtica revolución.

En el diseño industrial, las principales aplicaciones han venido asociadas a herramientas de generación de imágenes para buscar inspiración o representar ideas de forma realista. Las aplicaciones relacionadas con modelos de lenguaje se enfocan generalmente en la búsqueda de soluciones creativas de forma conversacional. En este trabajo se presenta un estudio comparativo en el que se analiza el desempeño de distintos modelos generativos (tanto de lenguaje como de imagen) al participar en tareas creativas relacionadas con la fase conceptual del diseño. El objetivo es describir un posible mapa del proceso de diseño en el que se destaquen las principales áreas de colaboración humano-máquina propiciadas por estos modelos.

Palabras clave: Diseño Conceptual; Inteligencia artificial; Creatividad Computacional; Diseño Generativo



©2024 by the authors. Licensee AEIPRO, Spain. This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

Correspondencia: Jorge Alcaide Marzal - jalcaide@dpi.upv.es

1. Introducción

Las fases tempranas del proceso de diseño han sido tradicionalmente descritas desde el punto de vista de la ambigüedad, la información difusa y la divergencia. Estas características vinculan estas fases con tareas eminentemente creativas y al mismo tiempo han supuesto un obstáculo permanente para la aplicación de herramientas computacionales, usualmente basadas en el procesamiento de información definida y concreta (Tay & Gu, 2002). Se trata de una cuestión ya clásica en el ámbito del diseño, abordada por numerosos autores (Bernal et al., 2015; Gero, 2000; Lawson, 2005; Lubart, 2005; van Dijk, 1995).

La progresiva incorporación efectiva del ordenador en tareas conceptuales ha sido propiciada por el desarrollo de herramientas capaces de gestionar en mayor o menor medida esta información difusa (Bernal et al., 2015). El término “Diseño Generativo” engloba gran parte de estas herramientas (McCormack et al., 2004). Mountstephens & Teo (2020) llevan a cabo una extensa revisión en la que analizan numerosos trabajos centrados en la aplicación de estrategias generativas, fundamentalmente en el ámbito del CAD, empleadas como herramientas conceptuales de diseño. Muchos de ellos presentan enfoques basados en algoritmos de tipo Shape Grammars, modelado paramétrico u optimización topológica. Pero también muchos de ellos proponen sistemas basados en algoritmos genéticos, aplicaciones específicas de *Deep Learning* o el uso de modelos de generación de imagen basados en Redes Generativas Antagónicas (*Generative Adversarial Networks*, GANs), un tipo de algoritmo muy empleado en modelos generativos de imagen hasta la aparición de los modelos de difusión.

Eso permite hacer notar que, aunque el tema de la inteligencia artificial (IA) está actualmente muy de moda, el uso de algoritmos y de modelos cada vez más complejos de IA para desarrollar sistemas de apoyo al diseño ha sido constante en la literatura académica y en la práctica profesional. Ya en Jiaoying et al. (1987) podemos leer la siguiente frase: “*The combination of Artificial Intelligence (AI) and Computer Aided Design is a trend in computer aided techniques.*” En Yüksel et al. (2023) los autores realizan un pormenorizado análisis de las aplicaciones de la inteligencia artificial en el ámbito del diseño y la ingeniería, identificando contribuciones en diferentes tareas. En las tareas relacionadas con la inspiración o la generación de conceptos se incluyen ya distintos modelos de generación de imagen basados en GANs. En Khanolkar et al. (2023), se realiza un detallado estudio sobre IA aplicada al diseño en ingeniería. Se analizan 108 trabajos, distinguiendo en las aplicaciones la etapa del proceso de diseño en que se proponen. 28 de ellos se enfocan en la etapa de diseño conceptual, lo que indica por una parte el interés de la comunidad académica por desarrollar soluciones computacionales en las fases tempranas del proceso de diseño, y por otra cómo la IA hoy está posibilitando el desarrollo de estas soluciones.

Durante los tres últimos años, el desarrollo de nuevos y más potentes algoritmos, tales como las ya mencionadas GANs (Goodfellow et al., 2014), los modelos de difusión (Rombach et al., 2022) o los GPTs (*OpenAI*, s. f.), ha favorecido el desarrollo de modelos de IA mucho más eficientes, caracterizados por una fácil interacción usuario-computador debido a su capacidad para interpretar el lenguaje. Esto ha propiciado la aparición de una nueva rama de aplicaciones (y puede que un cambio de paradigma) en el conjunto de herramientas computacionales en el proceso de diseño.

En estos momentos, dos tipos de modelos generativos presentan ya una razonable madurez en el espectro de la IA accesible al gran público: Los LLMs (Large Lenguaje Models, o Grandes Modelos de Lenguaje) y los Text2Img (modelos generativos de imagen a partir de texto). De hecho, existen ya casos en los que ambas modalidades se funden, dando lugar a modelos multimodales que trabajan tanto con texto como con imagen. Es el caso de la última versión del modelo de OpenAI (GPT-4) (*OpenAI*, s. f.), o de Anthropic (Claude3-Opus)

(*Anthropic*, s. f.). La combinación de ambas modalidades proporciona a los modelos generativos una enorme capacidad de proceso e interactiva, acercando los sistemas computacionales de ayuda al diseño al concepto de “computer as agent” (Lawson, 2005) o “computer as colleague” (Lubart, 2005). Sin embargo, por el momento la literatura relativa a la aplicación de estos modelos en el proceso de diseño todavía es escasa. Baste señalar que ninguno de los trabajos analizados en el mencionado artículo de Khanolkar et al. (2023) utiliza modelos generativos de IA de tipo LLM o Text2Img.

Sin embargo, a lo largo de este último año han empezado a publicarse pequeños experimentos y pruebas preliminares que revelan diversas líneas de trabajo de enorme interés en este ámbito. En el presente estudio se lleva a cabo un análisis de la cobertura que estos experimentos ofrecen en la etapa conceptual del proceso de diseño. El objetivo es identificar aquellas áreas en las que la comunidad científica ha empezado a trabajar, y por tanto a abrir líneas de investigación, para incorporar las potenciales aplicaciones de los modelos generativos como agentes de apoyo al diseño conceptual.

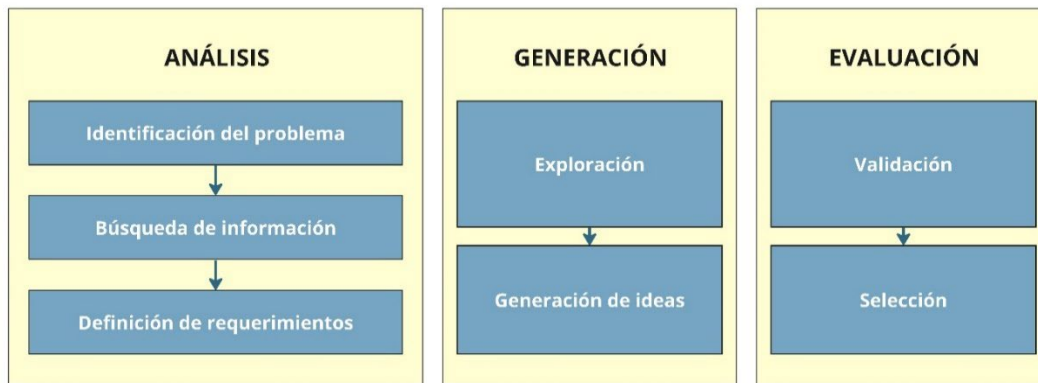
2. Aplicaciones de los modelos de IA generativa en el diseño de producto.

En la actualidad podemos encontrar ya numerosos trabajos en los que se explora y se trata de ponderar la aplicación combinada de los diferentes modelos generativos a lo largo del proceso de diseño. Sin embargo, el diseño de producto no es el ámbito del diseño en el que se están produciendo más contribuciones. De acuerdo con Shi et al. (2023), en cuyo estudio se hace una exhaustiva revisión de las aplicaciones de la IA en el diseño (en general), la mayor parte de los trabajos analizados (93) se centran en el ámbito del diseño gráfico (34,4%), en UI/UX o tratan aspectos generales del diseño. Hasta el momento, el diseño industrial (9,7%), seguido del diseño de moda y de interior, han recibido menos atención. Esto es en parte bastante razonable, dado que la aparición de modelos generativos de inteligencia artificial orientados a la producción de imágenes permitió, con sus ventajas e inconvenientes, y no exenta de polémica, una casi inmediata incorporación en aquellas disciplinas centradas esencialmente en la generación de contenido visual.

Una de las conclusiones del estudio de Shi et al. (2023) se centra en las escasas aplicaciones existentes todavía de estas tecnologías en la práctica profesional. Uno de los motivos destacados por los autores es el hecho de que una gran parte de las contribuciones realizadas desde el ámbito académico se centra en el desarrollo de algoritmos. Esto por supuesto permite mejorar la eficiencia de los modelos o proponer modelos nuevos, pero resulta de poca utilidad para la práctica profesional si no se transforman en herramientas adaptadas a dicho ámbito. Esta reflexión se retomará en el apartado de discusión, pero en este momento nos permite abordar el estudio con esta perspectiva, teniendo en cuenta que los modelos generativos aquí considerados se caracterizan fundamentalmente por su elevada usabilidad.

Como un marco de referencia para ubicar la aportación de las distintas propuestas analizadas se empleará un modelo del proceso creativo simplificado a partir de la información proporcionada por Howard et al. (2008). En dicho trabajo, los autores realizan una exhaustiva revisión de las diferentes propuestas realizadas sobre modelos para el proceso de diseño en ingeniería, sintetizando y comparando en una tabla 23 de los más relevantes, entre los que se incluyen referentes destacados de esta disciplina (Cross, 2008; French, 1998; Hubka, 2015; Pahl et al., 1996; Pugh, 1991; Ullman, 1992; Ulrich & Eppinger, 1995; VDI 2222, 1982). Tomando dicha tabla como referencia, se han empleado las distintas caracterizaciones de las etapas tempranas del proceso de diseño en cada uno de los modelos, y se ha configurado el proceso simplificado que se muestra en la Figura 1. Este esquema genérico se empleará para ubicar las diferentes aportaciones de los modelos generativos como sistemas de soporte a las tareas de diseño.

Figura 1: Diagrama simplificado del proceso creativo



Extraído y simplificado por los autores a partir de la revisión en (Howard et al., 2008).

Dado que estamos hablando de modelos “generativos”, es normal que la literatura desarrollada durante las dos últimas décadas sea mucho más abundante en propuestas relacionadas con la generación de soluciones que con las de análisis o evaluación. No obstante, incluso en el reciente campo de los modelos de IA generativos, es posible encontrar ya estudios que exploran la participación interactiva de los mismo en tareas relacionadas con el análisis de los problemas de diseño y la evaluación de las soluciones generadas.

Hay que hacer notar que en algunos casos no es sencillo distinguir claramente en qué parte del proceso se está empleando el modelo de IA. En particular, la fase de exploración y la de generación de ideas presentan un límite bastante difuso, y en el proceso pueden darse momentos en los que la tarea podría encuadrarse en la búsqueda de información. Para sistematizar la clasificación, se ha atendido a los objetivos específicos enunciados en cada uno de los trabajos. Así, si en un artículo se describe el uso de un modelo con objeto de generar estímulos útiles para el diseñador, dicha aplicación se considera como “exploración”, mientras que si las soluciones producidas por el modelo se emplean directamente por los autores como alternativas válidas dentro del proceso, la aplicación se considera como “generación de ideas”. Igualmente, algunos de los trabajos seleccionados cubren más de una fase del proceso creativo. En estos casos, comentaremos en cada uno de los apartados sus aportaciones más relevantes.

Para realizar el estudio se ha seleccionado un conjunto suficientemente amplio de publicaciones de investigación cumpliendo los siguientes requisitos:

- Circunscribir el estudio al ámbito del diseño de productos.
- Analizar la incorporación de modelos generativos de IA en alguna parte de la fase de diseño conceptual.
- En la medida de lo posible, emplear modelos genéricos disponibles para el gran público. En particular, LLMs como ChatGPT, Gemini, Claude o equivalentes; y modelos Text2Img como Midjourney, Stable Diffusion, DALL-E o equivalentes.

Principalmente debido a esta última condición, se ha limitado la búsqueda a trabajos publicados a partir de 2020, siendo la gran mayoría del año 2023. Se ha empleado Scopus y Semantic Scholar, utilizando los modelos generativos (Stable Diffusion, Midjourney, ChatGPT...) como palabras clave, así como SciSpace, (empleando la pregunta “*Are there studies about the adoption of generative AI models in creative disciplines?*”). El vertiginoso ritmo de producción de modelos generativos hace casi imposible reflejar de forma actualizada el estado del arte en cuanto a estas tecnologías. Por este motivo, una gran parte de los artículos referidos al tema que nos ocupa se publican en forma de preimpresión, muchos de

ellos en el repositorio *arXiv*. Considerando esta circunstancia, aunque se ha dado prioridad a los artículos publicados mediante revisión por pares, se ha admitido un porcentaje de artículos en preimpresión con objeto de dar cabida e incluir aquellas tendencias o líneas de trabajo todavía incipientes.

Con objeto de hacer más compacta y legible la figura final, se les ha asignado un acrónimo identificativo que se indica entre corchetes y en negrita en su descripción en el texto (por ejemplo, **[PLM]**). Se incluyen asimismo en la tabla mostrada a continuación.

Tabla 1: Trabajos analizados en el presente estudio.

ORDEN	REFERENCIA	TÍTULO	ACRÓNIMO
1	(Ding et al., 2023)	DesignGPT: Multi-Agent Collaboration in Design	[DesignGPT]
2	(Kocaballi, 2023)	Conversational AI-Powered Design: ChatGPT as Designer, User, and Product	[DUP]
3	(Filippi, 2023)	Measuring the Impact of ChatGPT on Fostering Concept Generation in Innovative Product Design	[FOST]
4	(Zhu & Luo, 2023)	Generative Transformers for Design Concept Generation	[PLM]
5	(Zhu et al., 2023)	Biologically Inspired Design Concept Generation Using Generative Pre-Trained Transformer	[BID]
6	(Wang et al., 2023)	A Task-Decomposed AI-Aided Approach for Generative Conceptual Design	[FBS]
7	(Picard et al., 2023)	From Concept to Manufacturing: Evaluating Vision-Language Models for Engineering Design	[VLM]
8	(Jiang & Luo, 2024)	AutoTRIZ: Artificial Ideation with TRIZ and Large Language Models	[AutoTRIZ]
9	(Tholander & Jonsson, 2023)	Design Ideation with AI - Sketching, Thinking and Talking with Generative Machine Learning Models	[STT]
10	(Karimi et al., 2020)	Creative Sketching Partner: An Analysis of Human-AI Co-Creativity	[CSP]
11	(Wadinambiarachchi et al., 2024)	The Effects of Generative AI on Design Fixation and Divergent Thinking	[FIX]
12	(Miao Liu & Yifei Hu, 2023)	Application Potential of Stable Diffusion in Different Stages of Industrial Design	[APSD]
13	(Lee & Chiu, 2023)	The Impact of AI Text-to-Image Generator on Product Styling Design	[MID1]
14	(Chiou et al., 2023)	Designing with AI: An Exploration of Co-Ideation with Image Generators	[MID2]
15	(Yin et al., 2023)	The Exploration of Integrating the Midjourney Artificial Intelligence Generated Content Tool into Design Systems to Direct Designers towards Future-Oriented Innovation	[AIGC1]
16	(Wu et al., 2024),	An AIGC-empowered methodology to product color matching design	[AIGC2]
17	(Calabuig Llamas et al., 2023)	Use of text-to-image generation models in conceptual product design. A case study employing Midjourney	[MID3]
18	(Cheng, 2023)	Impact of Generative Artificial Intelligence on Footwear Design Concept and Ideation	[MID4]
19	(Lee & Lin, 2023)	The Feasibility Study of AI Image Generator as Shape Convergent Thinking Tool	[SCTT]
20	(Liu et al., 2023)	3DALL-E: Integrating Text-to-Image AI in 3D Design Workflows	[3DALL-E]
21	(Ma et al., 2023)	Conceptual Design Generation Using Large Language Models	[CROWD]

2.1 La IA Generativa como asistente en el análisis del problema.

Aunque indudablemente los LLMs han sido incorporados de forma mucho más rápida (y posiblemente útil) por el gran público, su aplicación en el campo del diseño fue menos inmediata que la de los modelos generativos de imagen. Sin embargo, su capacidad analítica y de procesamiento de grandes cantidades de información en tiempos muy pequeños los convierte en herramientas ideales para las fases iniciales del proceso creativo, en las que precisamente esto es lo que se necesita.

Por el momento, únicamente dos de los trabajos analizados investigan la aplicación de los modelos de IA en la fase de análisis del proceso creativo. Evidentemente, todavía es pronto para poder evaluar el impacto efectivo que estos modelos pueden tener como sistemas de apoyo al diseño, y es presumible que en el corto plazo aparezcan muchos más trabajos En esta línea

En Ding et al. (2023) se presenta un sistema multimodelo **[DesignGPT]** que incorpora diferentes agentes desempeñando roles dentro de un equipo de diseño, así como usuarios. El modelo de lenguaje empleado para el sistema es GPT-4. Incluye también un módulo de generación de imágenes basado en Stable Difusión 1.5.

En Kocaballi (2023), ChatGPT **[DUP]** se emplea como asistente mediante el uso de 3 roles diferentes como diseñador, usuario y como producto. A lo largo de una única sesión, los autores interactúan con ChatGPT requiriendo la representación de uno u otro rol en función del proceso de diseño. Mediante esta técnica se generan distintos perfiles, se realizan entrevistas con usuarios ficticios, se exploran ideas de diseño, se analizan situaciones de uso y se evalúa la experiencia de uso mediante encuestas a estos mismos usuarios ficticios. La aplicación a la fase de análisis se centra en el papel de usuarios ficticios, a partir de cuyas entrevistas se obtiene información relacionada con los requerimientos del producto para cada perfil.

2.2 La IA Generativa como asistente en la búsqueda de soluciones.

Como se ha comentado, es en esta fase del proceso creativo donde podemos encontrar un mayor número de contribuciones relacionadas con aplicaciones de modelos de IA al diseño conceptual de productos. La capacidad creativa tanto de los LLM como de los modelos Text2img, ha sido objeto de estudio desde diferentes enfoques, y no solamente en el ámbito del diseño de producto, sino en muchas otras disciplinas (diseño arquitectónico, diseño gráfico, diseño de moda, diseño web). El campo de estudio es vastísimo, si tenemos en cuenta las potenciales aplicaciones y la gran cantidad de modelos que se han desarrollado en un lapso relativamente breve. Describimos a continuación las aportaciones de las publicaciones seleccionadas.

Filippi (2023) evalúa el uso de ChatGPT como herramienta **[FOST]** para potenciar la generación de conceptos en el desarrollo de productos. Se pretende evaluar la cantidad, utilidad, novedad y variedad de las soluciones comparando estos parámetros entre dos condiciones de diseño (con y sin el soporte de ChatGPT). Es interesante el planteamiento de la segunda hipótesis, en la que se asume que ChatGPT puede considerarse como una extensión de TRIZ. En Jiang & Luo (2024) se aborda este enfoque de manera más profunda, como se comenta después. Las conclusiones señalan que, frente al uso de herramientas tradicionales de apoyo a la creatividad, ChatGPT favorece una mayor cantidad de soluciones, relativamente novedosas y variadas pero de menor utilidad.

Como se ha mencionado en el apartado anterior, en Kocaballi (2023), ChatGPT **[DUP]** se emplea entre otros roles como diseñador. En la fase de exploración y generación de soluciones, el autor realiza una sesión de *brainwriting* (una variante del *brainstorming*) en la que se trata de encontrar soluciones al problema de diseño planteado en la fase anterior.

Una prometedora vía de exploración, completamente alineada con el concepto de “computer as agent”, consiste en implementar los modelos generativos de lenguaje como asistentes en diversas situaciones del proceso de diseño que requieran métodos específicos, entrenando o ajustando el modelo para la asistencia en la aplicación de estos métodos. Por ejemplo, entre los trabajos seleccionados podemos encontrar las siguientes propuestas:

Diseño por Analogía:

- Zhu & Luo (2023) exploran el uso de modelos de lenguaje preentrenados **[PLM]** para automatizar algunas tareas de la fase conceptual del proceso de diseño. El experimento utiliza GPT-2 y GPT-3 y estudia la generación de soluciones por conocimiento del dominio (Domain Knowledge Synthesis) por enfoque en el problema (Problem-driven Reasoning) y por analogía (Analogy-driven Reasoning), desarrollando GPTs específicos para cada una de las situaciones. En los dos primeros casos se

realiza un ajuste de GPT-2 empleando en el primero 120.000 patentes de la base de datos USPTO, y en el segundo 14.502 diseños de producto obtenidos del sitio web RedDot.

- El trabajo de Zhu et al. (2023) utiliza GPT-3 para aplicar el Diseño por Analogía. El modelo de lenguaje es entrenado con un *dataset* de ejemplos de Diseño Inspirado en la Biología **[BID]** extraídos del sitio web AskNature. Los autores desarrollan dos módulos, un generador de conceptos y un evaluador, que son probados mediante casos de estudio.

Modelo FBS

- En Wang et al. (2023), los autores utilizan como referencia el modelo **[FBS]** (*Function-Behaviour-Structure*) de Gero (1990) para proponer un marco de trabajo con modelos generativos de lenguaje (GPT-3). En el estudio comparan el rendimiento de GPT-3 bajo tres condiciones distintas: en la condición de control se usa una instrucción (*prompt*) fija. En la segunda condición, se emplea una instrucción estructurada en función del modelo FBS, mientras que en la tercera se utiliza una instrucción libre. A partir de estas instrucciones, GPT-3 produce estímulos que el diseñador emplea para generar soluciones conceptuales. Los resultados muestran un incremento del rendimiento en cuanto a novedad, viabilidad y funcionalidad de las soluciones obtenidas en la segunda condición.

TRIZ

- Picard et al. (2023) realizan un exhaustivo análisis de las capacidades de GPT-4 en diferentes tareas textuales y visuales **[VLM]** relacionadas con el proceso de diseño y categorizadas en cuatro grandes áreas (diseño conceptual, diseño de detalle, fabricación e inspección y tareas de educación en ingeniería). En la fase de diseño conceptual analizan la descripción de diseño existentes, la evaluación de la similitud entre diseños y la selección de conceptos.
- Jiang & Luo (2024) analizan el uso de los LLMs (en su caso emplean GPT-4, aunque sugieren que podría utilizarse cualquier otro, como Claude o Llama) para acelerar la aplicación del método TRIZ en problemas de diseño **[AutoTRIZ]**,

Aunque probablemente en el corto plazo el uso de los modelos de IA como asistentes en el proceso de diseño se base fundamentalmente en sistemas multimodales, por el momento existen pocos trabajos en esta línea. Uno de ellos es el de Tholander & Jonsson (2023), quienes presentan un estudio **[STT]** en el que se prueba el uso de GPT-3 como asistente en diferentes tareas de diseño, y DALL-E 2 como herramienta de exploración visual. GPT-3 Utilizado en una sesión de creatividad para generar soluciones para un problema definido. Tras seleccionar varias de estas soluciones conceptuales, se emplea de nuevo GPT-3 para analizar y evaluar dichas soluciones. Posteriormente se desarrollan diferentes alternativas a estos conceptos, algunas de las cuales se utilizan para producir visualizaciones empleando DALL-E-. Este modelo Text2Img es utilizado también para generar *moodboards*.

Por su parte, los modelos generativos de imagen fueron muy rápidamente adoptados en las disciplinas más visuales. El lanzamiento de Stable Diffusion como un modelo *open source* y gratuito permitió el desarrollo de aplicaciones que facilitarían su uso y lo conectarán con programas ya existentes (Krita, Photoshop, Canva, Blender). El salto al campo del diseño de producto fue adicionalmente potenciado por aplicaciones comerciales como Vizcom.

En los dos últimos años la evolución de estos modelos ha sido espectacular. Es prudente por tanto considerar estos estudios preliminares como una muestra del potencial que estas herramientas pueden llegar a desarrollar. Esto hace que los trabajos académicos estén quedando rápidamente desfasados, pero son igualmente necesarios para poder ir sentando las bases de los presumibles procesos de diseño híbridos que esta tecnología va a posibilitar.

En Karimi et al. (2020), los autores proponen un sistema interactivo basado en IA llamado Creative Sketching Partner **[CSP]**, que busca asistir de forma creativa al diseñador durante la generación de bocetos conceptuales. El sistema genera bocetos a modo de inspiración a petición del usuario, quien puede controlar el grado de similitud visual y conceptual de los estímulos generados. El modelo está entrenado a partir de un *dataset* obtenido del juego en línea *QuickDraw*, y si bien no entra dentro de la categoría de grandes modelos generalistas que aquí se analiza, por la interacción e implementación en el proceso creativo puede considerarse una de las primeras aplicaciones prácticas de esta tecnología.

El uso más inmediato de los modelos generativos de imagen es utilizar las imágenes generadas como estímulos durante el proceso creativo y de exploración formal. En lugar de buscar referencias, inspiración e ideas en la web u otras fuentes, es posible utilizar estos modelos para generar dichos estímulos. Wadinambiarachchi et al. (2024) analizan la influencia de la IA generativa en procesos cognitivos relacionados con la creatividad tales como el pensamiento divergente y la fijación **[FIX]**. En el estudio se compara el rendimiento creativo de un conjunto de participantes en una tarea de diseño, bajo tres condiciones distintas: sin ningún tipo de estímulo, uso de estímulos obtenidos mediante búsqueda en Google Images y uso de estímulos obtenidos mediante Midjourney. Es interesante resaltar que los autores detectaron la aparición de mayores niveles de fijación durante el uso de las herramientas generativas, algo que bajo ciertas circunstancias es incluso esperable, y que demuestra que el mero uso de estas herramientas no garantiza la eliminación de estos bloqueos.

El trabajo de Liu & Hu (2023) estudia la potencial aplicación de Stable Diffusion como herramienta de exploración creativa **[APSD]**. Se trata de una aproximación muy básica al uso de este modelo, con varias pruebas de entrenamiento y algunos casos de ejemplo.

En Lee & Chiu (2023) se estudia el proceso creativo de 6 diseñadores en una tarea de diseño conceptual, comparando su rendimiento al usar imágenes de referencia de la web frente al rendimiento utilizando Midjourney **[MID1]**. En este estudio en particular no se encuentran diferencias significativas, aunque se destacan algunas ventajas del uso del modelo generativo. En líneas generales, los conceptos generados en Midjourney resultan más espontáneos pero menos viables, mientras que con los estímulos obtenidos de la web ocurre lo contrario.

Chiou et al. (2023) analizan el uso de Midjourney **[MID2]** como ayuda en el proceso de diseño de diversos productos. Sus observaciones apuntan hacia un desplazamiento del papel del diseñador, que evoluciona desde el creador tradicional hacia un creador/seleccionador que trabaja colaborativamente con la IA controlando su flujo productivo hacia un objetivo deseado. Es interesante la distinción entre los tres tipos de imágenes que manejan los diseñadores: imágenes de concepto, no representan directamente el objeto, sino que sirven de inspiración abstracta; imágenes de escenario, que representan la interacción entre el usuario y el objeto; e imágenes formales, que representan materiales colores formas y otros parámetros relacionados con el objeto a diseñar.

También se estudia el uso de Midjourney en Yin et al. (2023), trabajo en el que los autores investigan el uso del contenido generado mediante IA (Artificial Intelligence Generated Content, **[AIGC1]**) como herramienta para el desarrollo de diseños innovadores y como medio comunicativo entre los profesionales. Midjourney es empleado para la generación de tarjetas de inspiración para el diseñador, mediante un conjunto de *prompts* específicamente elaborados. También se propone un conjunto de palabras clave relacionadas con diversas características visuales del producto (materiales, tipo de proceso productivo, estilo de diseño o diseñador) y otra serie de técnicas que combinan el uso de imágenes generadas por Midjourney con otros enfoques.

Un ejemplo interesante de exploración visual es el trabajo presentado en Wu et al. (2024), en el cual los autores emplean una combinación de GPT-4 y Midjourney para desarrollar un caso de estudio **[AIGC2]** en el que se diseña una aspiradora teniendo en cuenta aspectos afectivos y de percepción. La información sobre los términos afectivos (Kansei) es obtenida a partir del modelo de lenguaje y depurada mediante una encuesta posterior. Seguidamente, se utiliza Midjourney para producir imágenes de producto y gamas de colores mediante diferentes estrategias.

En Calabuig Llamas et al. (2023), los autores exploran la generación de propuestas conceptuales empleando Midjourney **[MID3]**. En el estudio se comprueba la capacidad del modelo para reproducir productos de diversa complejidad, evaluándose la presencia de atributos (funcionales y visuales) propios del producto en las representaciones generadas a partir de las instrucciones.

Un trabajo similar puede encontrarse en Cheng (2023), en el que el autor utiliza Midjourney **[MID4]** para generar soluciones conceptuales para el diseño de calzado. Dichas soluciones son evaluadas por expertos. Los resultados muestran un grado de creatividad y viabilidad aceptable aunque débil, y en general una correlación inversa entre el grado de originalidad y la viabilidad de los diseños.

Lee & Lin (2023) realizan un experimento **[SCTT]** en el que 6 diseñadores con experiencia utilizan Midjourney y DALL-E 2 para llevar a cabo una tarea de diseño. Stable Diffusion es descartado por requerir un mayor número de parámetros y ser menos intuitivo. En el estudio se escogen diseños existentes (sillas y cafeteras icónicas) y se mide la similitud entre los diseños obtenidos mediante el uso de los modelos y estos referentes.

Una interesante aplicación en la que se combina un modelo generativo de imagen y un programa CAD es la propuesta en Liu et al. (2023), en la que los autores desarrollan un módulo específico para Fusion 360 **[3DALL-E]** que permite a los diseñadores utilizar GPT-3 y DALL-E internamente, mediante instrucciones o utilizando las imágenes de los modelos CAD.

Ma et al. (2023) utilizan GPT-3 para generar soluciones a 12 problemas extraídos de un trabajo anterior basado en el uso de datos obtenidos mediante *crowdsourcing* como fuente de inspiración para el diseño **[CROWD]**. Esto les permite utilizar las soluciones de dicho trabajo para comparar y evaluar el rendimiento de GPT-3. Las conclusiones del estudio indican que el modelo de lenguaje genera soluciones más factibles y útiles que las obtenidas mediante *crowdsourcing* con humanos, pero menos novedosas.

2.3 La IA Generativa como asistente en la evaluación de soluciones.

En el ámbito del diseño, la evaluación de soluciones requiere una serie de habilidades mucho más complejas que las necesarias para generarlas. O más estrictamente, el proceso iterativo problema-solución plantea desafíos más complejos de modelizar que el proceso meramente generativo. Los problemas son multidimensionales y no es posible aplicar técnicas de optimización sin más, sino que es preciso recurrir a la búsqueda de compromisos entre los diferentes requerimientos y en muchos casos esto exige conocimiento tácito y experiencia (Lawson, 2005).

Pese a ello, la evaluación automática de soluciones mediante el uso de sistemas basados en IA se ha estado explorando prácticamente desde el mismo advenimiento de esta, midiendo diferentes dimensiones que caracterizan la creatividad, tales como la novedad o la sorpresa. Por ejemplo, en "Using AI to evaluate creative designs" (Maher & Fisher, 2012) se propone un enfoque objetivo de medida de la creatividad empleando modelos de IA basados en la distancia euclídea entre distintas soluciones dentro de un espacio conceptual. Khan & Awan

(2018) presentan un sistema generativo que incluye diferentes algoritmos de evaluación y optimización en la búsqueda de soluciones (*Jaya, space filling*).

Se mencionan estos ejemplos para poner de relieve que sí existe un importante trabajo previo en este campo. Nuestro interés, sin embargo, se centra en el uso de los modelos generativos de IA, y en este ámbito las propuestas sí son muy reducidas. Solamente en 4 de los trabajos analizados se han encontrado aplicaciones relacionadas con la evaluación de soluciones. Todos ellos han sido ya mencionados, por presentar aplicación en alguna de las fases anteriores.

De nuevo en el trabajo de Kocaballi (2023), se hace uso de ChatGPT **[DUP]** con objeto en este caso de analizar la experiencia de uso del producto diseñado. Los usuarios ficticios en sus distintos perfiles proporcionan una información que puede emplearse para detectar fallos de diseño, puntos de mejora o nuevas funciones.

La propuesta ya mencionada de Tholander & Jonsson (2023) también incluye una aplicación en la que se utiliza GPT-3 para elaborar escenarios de uso y planes de prueba e implementación de las soluciones obtenidas **[STT]**.

El trabajo de Picard et al. (2023) explora entre otras cosas, como se ha avanzado anteriormente, una aplicación de GPT-4 como herramienta de ayuda a la evaluación y selección de conceptos. El modelo de lenguaje se emplea para generar criterios de selección de soluciones y posteriormente para crear una matriz de Pugh con la que llevar a cabo dicha selección. La información proporcionada por GPT-4 se aproxima mucho a la ofrecida por el libro del que se obtuvo el caso de estudio **[VLM]**.

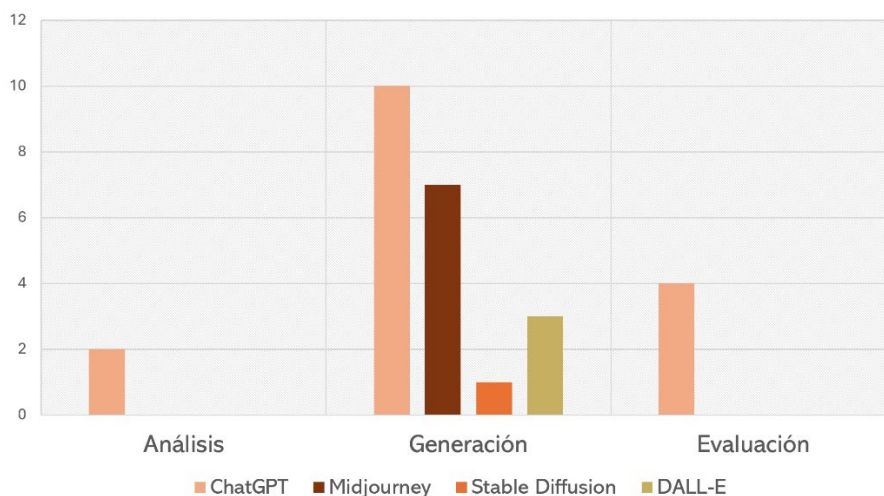
Por último, en el trabajo de Zhu et al. (2023), se explora el uso de un módulo de evaluación implementado sobre un ajuste de GPT-3 empleando datos extraídos del sitio web AskNature. El evaluador es en realidad un sistema de clasificación basado en GPT-3 que calcula la probabilidad de que las soluciones generadas cumplan determinados requisitos (proporcionar los beneficios buscados, resolver un determinado desafío o estar inspirada por una solución biológica). **[BID]**.

3. Un mapa de la fase de diseño conceptual desde el punto de vista de la IA.

Una vez revisados y descritos los trabajos seleccionados, se muestra en este apartado una síntesis de los resultados obtenidos.

En la gráfica se evidencia la concentración de aplicaciones en la fase de generación de ideas, así como el predominio de ChatGPT (o los distintos modelos GPT de OpenAI, para ser más precisos) a lo largo de las distintas fases. Pese a la aparentemente inmediata aplicación de los modelos Text2Img en tareas relacionadas con la exploración de conceptos, los trabajos en los que se utiliza algún GPT para generar soluciones se aplican prácticamente en la misma cantidad. Esto apoya la hipótesis de que la reciente aparición de modelos multimodales, que permiten trabajar indistintamente con lenguaje e imagen, favorezca una simbiosis en el modo en que se puedan emplear para distintas tareas de diseño. Tanto la fase de análisis como la de evaluación, en las que en este estudio solamente se han encontrado aplicaciones con ChatGPT, podrían enfocarse de una forma mucho más flexible incorporando información visual en el proceso.

Figura 2: Uso de los modelos generativos en cada fase



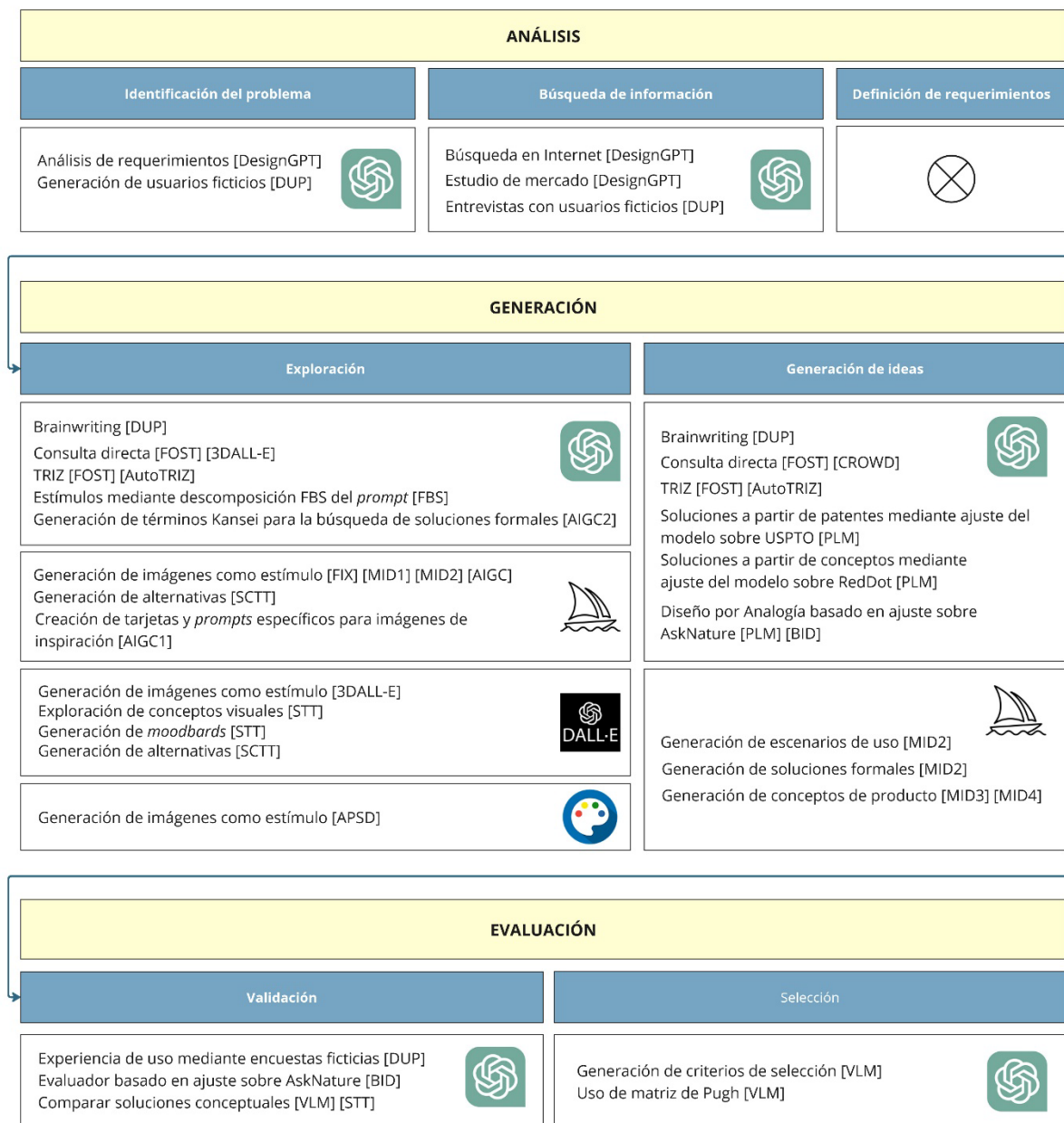
En el mapa mostrado en la Figura 3 se recoge el conjunto completo de los trabajos analizados, distribuidos según su aplicación en cada una de las fases y el modelo generativo empleado en el estudio. De nuevo se pone de relieve cómo la fase de generación de ideas concentra el mayor número de experimentos. Un gran número de artículos ha utilizado los modelos generativos como herramientas de inspiración, más que de generación de ideas definitivas. Esta inspiración se obtiene tanto del modelo de lenguaje, mediante la generación de descripciones relacionadas con la solución, como de modelos generativos de imagen, en cuyo caso el modelo se utiliza generalmente como alternativa a la búsqueda de imágenes en Internet.

En esta figura se abunda un poco en el aspecto comentado a raíz de la gráfica anterior, sobre la cantidad de trabajos que utilizan ChatGPT como herramienta de exploración o de generación de ideas. Se puede apreciar la gran variedad de enfoques que el modelo de lenguaje presenta frente a los modelos de imagen. Estos últimos se centran sobre todo en la generación de estímulos o conceptos visuales, bien como inspiración o bien como definición de ideas definitivas. Sin embargo, ChatGPT ha sido utilizado como base para la realización de brainwriting, como soporte para el desarrollo del método TRIZ, como sistema experto mediante el entrenamiento en bases de datos (USPTO, RedDot, AskNature), como método de aproximación a la generación de espacios Kansei, etc.

ChatGPT también ha resultado de utilidad en las fases de análisis y evaluación, siendo destacable su uso para la elaboración de perfiles de usuario o usuarios ficticios con los que interactuar. Pese a que todavía hacen falta estudios que permitan comprobar hasta qué punto es aceptable emplear la información proporcionada por un modelo de lenguaje como equivalente a la que proporcionaría un usuario real, ya existen algunas evidencias de que en algunos casos no sería descartable (Brand et al., 2023). En todo caso, muchos trabajos previos han empleado modelos de lenguaje anteriores basados en NLP tales como Word2Vect, BERT o GloVe para obtener información de tipo semántico para el diseño de productos. Es previsible que los LLMs acaben superando el rendimiento de estos modelos a la hora de proporcionar ese tipo de información.

Cabe por último destacar, como ya se apreciaba en la Figura 2, la escasa variedad en cuanto al uso de modelos generativos de imagen. La popularidad y facilidad de uso de Midjourney ha favorecido su utilización en la mayor parte de los estudios analizados. Este aspecto se comentará brevemente en el siguiente apartado.

Figura 3: Mapa de aplicaciones de modelos IA generativos en el diseño conceptual.



4. Conclusiones.

El estudio aquí presentado recoge una instantánea de la forma en que se está abordando la incorporación de los grandes modelos de IA como asistentes o herramientas en las etapas tempranas del proceso de diseño. Los resultados muestran una gran agilidad en el ámbito académico, que ha reaccionado con rapidez ante la aparición de lo que podría considerarse un nuevo paradigma de herramientas computacionales de ayuda al diseño, y que además ha experimentado enormes avances en muy poco tiempo.

Pero por ello mismo debemos analizar con cautela los resultados. La mayor parte de los trabajos son necesariamente de naturaleza exploratoria y presentan numerosas limitaciones. Hay que hacer notar igualmente que, de los 21 trabajos analizados, 6 son preimpresiones. Esto es comprensible porque, por una parte, la novedad de esta tecnología ha exigido

prácticamente aprender a medida que se investiga. Y esto afecta no solamente a los investigadores, sino también a los participantes en los experimentos. Y por otra, porque durante el primer año desde que estos modelos se dieron a conocer al gran público, los avances, cambios y mejoras han sido constantes y acelerados. Esto hacía casi imposible mantenerse al día para trabajar con aquellas versiones que ofrecieran mejores prestaciones.

Efectivamente, es evidente que la popularidad de los modelos de lenguaje de OpenAI (ChatGPT y sucesivos), junto con el hecho de que durante mucho tiempo no tuvieron rivales de suficiente consideración, haya hecho que todos los estudios presentados hasta la fecha los utilicen preferentemente. En cuanto a los modelos de imagen, ocurre algo similar con Midjourney. Los meses posteriores a su lanzamiento, Midjourney era gratuito y generaba unas imágenes de una calidad muy superior a la de sus competidores más directos. Además, no requiere instalación. Todo ello le confirió una enorme popularidad, lo que explica que la mayor parte de los estudios se hayan centrado en este modelo.

En la actualidad el panorama es muy diferente. Existen muchas más opciones, y la calidad de éstas ya es equivalente e incluso en algunos casos superior a la de los mencionados modelos. Si bien la mayor parte de los resultados obtenidos en los estudios analizados son positivos y prometedores, parece conveniente ampliar el espectro de modelos empleados en este tipo de trabajos. Es de esperar, además, que las mejoras en estos modelos impliquen cambios en cuanto al modo de interactuar y por tanto de incorporarlos al proceso de diseño. Los modelos multimodales serán en breve mucho más numerosos y potentes, por lo que se podrá trabajar de forma combinada con lenguaje, imagen y tal vez vídeo. Esto abrirá el campo de investigación a nuevas aplicaciones relacionadas con diferentes tareas asociadas al proceso de diseño.

Por otra parte, la evolución en los modelos generativos también se ha hecho notar en la forma en que se interactúa con ellos. Un claro ejemplo es el fenómeno del *"prompt engineering"*, una joven y efímera disciplina centrada en comprender cómo comunicarse con el modelo para conseguir los mejores resultados, especialmente notable en los modelos generativos de imagen. Progresivamente los modelos han ido mejorando su capacidad de interpretar el lenguaje natural y, aunque todavía existen palabras clave para ciertas funciones, es de esperar que estos aspectos se vayan estandarizando.

En definitiva, a la vista de los estudios ya existentes sobre el uso de estos modelos generativos como herramientas de apoyo al diseño conceptual, se vislumbran varias líneas de actuación interesantes: la incorporación y prueba de nuevos modelos ya existentes, en especial los modelos multimodales; la ampliación de la aplicación de los modelos a las áreas menos exploradas del diseño conceptual, en particular el análisis de la información difusa y la evaluación multimodal; la exploración de nuevos enfoques creativos más allá del simple uso generativo, cuyas limitaciones parecen evidentes.

Finalmente, cabe reseñar la desconexión existente todavía entre la fase conceptual y la de diseño de detalle. Los estudios propuestos en ese sentido son escasos y muy acotados, por lo que estudiar la forma de emplear los modelos generativos para cerrar esta brecha constituiría otra línea de investigación interesante.

Como última reflexión, es necesario considerar las implicaciones éticas del uso de este tipo de tecnología, a la luz de los distintos conflictos ocasionados por el modo en que muchos de estos modelos han sido entrenados. Shi et al. (2023) destacan a este respecto dos cuestiones que deberían tenerse en cuenta al llevar a cabo estudios que implican la incorporación de modelos generativos en procesos de diseño: los sesgos y el plagio. Es cierto que este tipo de cuestiones pueden afectar más a otros ámbitos del diseño (como el diseño gráfico), pero en la medida en que se empiecen a utilizar modelos virtuales de usuarios para realizar estudios, será necesario considerar estos aspectos.

5. Referencias.

- Anthropic*. (s. f.). Recuperado 10 de abril de 2024, de <https://www.anthropic.com/>
- Bernal, M., Haymaker, J. R., & Eastman, C. (2015). On the role of computational support for designers in action. *Design Studies*, 41, 163-182.
<https://doi.org/10.1016/J.DESTUD.2015.08.001>
- Brand, J., Israeli, A., & Ngwe, D. (2023). Using GPT for Market Research. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4395751>
- Calabuig Llamas, M., Alcaide Marzal, J., & Diego Más, J. A. (2023). Use of text-to-image generation models in conceptual product design. A case study employing Midjourney. En *Proceedings from the International Congress on Project Management and Engineering* (pp. 689-701).
- Cheng, S.-H. (2023). Impact of Generative Artificial Intelligence on Footwear Design Concept and Ideation. *Engineering Proceedings*, 55(1), Article 1.
<https://doi.org/10.3390/engproc2023055032>
- Chiou, L.-Y., Hung, P.-K., Liang, R.-H., & Wang, C.-T. (2023). Designing with AI: An Exploration of Co-Ideation with Image Generators. *Proceedings of the 2023 ACM Designing Interactive Systems Conference*, 1941-1954.
<https://doi.org/10.1145/3563657.3596001>
- Cross, N. (2008). *Engineering Design Methods: Strategies for Product Design* (Vol. 58, Número 3). Wiley.
- Ding, S., Chen, X., Fang, Y., Liu, W., Qiu, Y., & Chai, C. (2023). *DesignGPT: Multi-Agent Collaboration in Design*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2311.11591>
- Filippi, S. (2023). Measuring the Impact of ChatGPT on Fostering Concept Generation in Innovative Product Design. *Electronics*, 12(16), 3535.
<https://doi.org/10.3390/electronics12163535>
- French, M. J. (1998). *Conceptual Design for Engineers*. Springer London, Limited.
<http://ebookcentral.proquest.com/lib/bibliotecaupves-ebooks/detail.action?docID=3073885>
- Gero, J. S. (1990). Design prototypes. A knowledge representation schema for design. *AI Magazine*, 11(4), 26-36. Scopus.
- Gero, J. S. (2000). Computational Models of Innovative and Creative Design Processes. *Technological Forecasting and Social Change*, 64(2), 183-196.
[https://doi.org/10.1016/S0040-1625\(99\)00105-5](https://doi.org/10.1016/S0040-1625(99)00105-5)
- Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). *Generative Adversarial Networks* (arXiv:1406.2661). arXiv.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>
- Howard, T. J. J., Culley, S. J. J., & Dekoninck, E. (2008). Describing the creative design process by the integration of engineering design and cognitive psychology literature. *Design Studies*, 29(2), 160-180.
- Hubka, V. (2015). *Principles of Engineering Design*. Elsevier.
- Jiang, S., & Luo, J. (2024). *AutoTRIZ: Artificial Ideation with TRIZ and Large Language Models* (arXiv:2403.13002). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.13002>

- Jiaoying, S., Feng, L., & Ning, Z. (1987). Artificial intelligence in Computer Aided Design. *Computers in Industry*, 8(4), 277-282. [https://doi.org/10.1016/0166-3615\(87\)90049-2](https://doi.org/10.1016/0166-3615(87)90049-2)
- Karimi, P., Rezwana, J., Siddiqui, S., Lou Maher, M., & Dehbozorgi, N. (2020). Creative Sketching Partner: An Analysis of Human-AI Co-Creativity. *Proceedings of the 25th International Conference on Intelligent User Interfaces*, 10. <https://doi.org/10.1145/3377325>
- Khan, S., & Awan, M. J. (2018). A generative design technique for exploring shape variations. *Advanced Engineering Informatics*, 38, 712-724. <https://doi.org/10.1016/J.AEI.2018.10.005>
- Khanolkar, P. M., Vrolijk, A., & Olechowski, A. (2023). Mapping artificial intelligence-based methods to engineering design stages: A focused literature review. *AI EDAM*, 37, e25. <https://doi.org/10.1017/S0890060423000203>
- Kocaballi, A. B. (2023). *Conversational AI-Powered Design: ChatGPT as Designer, User, and Product* (Versión 1). arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2302.07406>
- Lawson, B. (2005). Oracles, draughtsmen, and agents: The nature of knowledge and creativity in design and the role of IT. *Automation in Construction*, 14(3), 383-391. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2004.08.005>
- Lee, Y.-H., & Chiu, C.-Y. (2023). The Impact of AI Text-to-Image Generator on Product Styling Design. En H. Mori & Y. Asahi (Eds.), *Human Interface and the Management of Information* (pp. 502-515). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-35132-7_38
- Lee, Y.-H., & Lin, T.-H. (2023). The Feasibility Study of AI Image Generator as Shape Convergent Thinking Tool. En H. Degen & S. Ntoa (Eds.), *Artificial Intelligence in HCI* (pp. 575-589). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-35891-3_36
- Liu, M., & Hu, Y. (2023). Application Potential of Stable Diffusion in Different Stages of Industrial Design. En H. Degen & S. Ntoa (Eds.), *Artificial Intelligence in HCI* (pp. 590-609). Springer Nature Switzerland.
- Liu, V., Vermeulen, J., Fitzmaurice, G., & Matejka, J. (2023). *3DALL-E: Integrating Text-to-Image AI in 3D Design Workflows*. <https://doi.org/10.1145/3563657.3596098>
- Lubart, T. (2005). How can computers be partners in the creative process: Classification and commentary on the Special Issue. *International Journal of Human-Computer Studies*, 63(4-5), 365-369. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2005.04.002>
- Ma, K., Grandi, D., McComb, C., & Goucher-Lambert, K. (2023). *Conceptual Design Generation Using Large Language Models* (arXiv:2306.01779). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.01779>
- Maher, M., & Fisher, D. (2012). *Using AI to evaluate creative designs*. The 2nd International Conference on Design Creativity (ICDC2012, Glasgow). <https://www.semanticscholar.org/paper/USING-AI-TO-EVALUATE-CREATIVE-DESIGNS-Maher-Fisher/b6d43dbffb2b722736fd27e2948722d6c2511e7e>
- McCormack, J., Dorin, A., & Innocent, T. (2004). Generative design: A paradigm for design research. *Proceedings of Futureground, Design Research Society*, 1-8.
- Mountstephens, J., & Teo, J. (2020). Progress and challenges in generative product design: A review of systems. *Computers*, 9(4), 1-23. <https://doi.org/10.3390/COMPUTERS9040080>
- OpenAI. (s. f.). Recuperado 10 de abril de 2024, de <https://openai.com/>

- Pahl, G., Beitz, W., Feldhusen, J., Grote, K.-H., & others. (1996). *Engineering design: A systematic approach* (Vol. 3). Springer.
- Picard, C., Edwards, K. M., Doris, A. C., Man, B., Giannone, G., Alam, M. F., & Ahmed, F. (2023). *From Concept to Manufacturing: Evaluating Vision-Language Models for Engineering Design* (arXiv:2311.12668). arXiv.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.12668>
- Pugh, S. (1991). *Total design: Integrated methods for successful product engineering*.
- Rombach, R., Blattmann, A., Lorenz, D., Esser, P., & Ommer, B. (2022). *High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models* (arXiv:2112.10752). arXiv.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.10752>
- Shi, Y., Gao, T., Jiao, X., & Cao, N. (2023). Understanding Design Collaboration Between Designers and Artificial Intelligence: A Systematic Literature Review. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 7(CSCW2), 368:1-368:35.
<https://doi.org/10.1145/3610217>
- Tay, F. E. H., & Gu, J. (2002). Product modeling for conceptual design support. *Computers in Industry*, 48(2), 143-155. [https://doi.org/10.1016/S0166-3615\(02\)00014-3](https://doi.org/10.1016/S0166-3615(02)00014-3)
- Tholander, J., & Jonsson, M. (2023). Design Ideation with AI - Sketching, Thinking and Talking with Generative Machine Learning Models. *Proceedings of the 2023 ACM Designing Interactive Systems Conference*, 1930-1940.
<https://doi.org/10.1145/3563657.3596014>
- Ullman, D. G. (1992). *The mechanical design process* (Vol. 2). McGraw-Hill New York.
file:///C:/Users/Jorge/Downloads/FactorOfSafetyGuidelines-Ullman-1.pdf
- Ulrich, K., & Eppinger, S. (1995). *Product Design and Development*. McGraw Hill.
- van Dijk, C. G. C. (1995). New insights in computer-aided conceptual design. *Design Studies*, 16(1), 62-80. [https://doi.org/10.1016/0142-694X\(95\)90647-X](https://doi.org/10.1016/0142-694X(95)90647-X)
- VDI 2222, V. D. I. (1982). *Design Engineering Methodics; Setting Up and Use of Design Catalogues*. VDI-Verlag Düsseldorf, Germany.
- Wadinambiarachchi, S., Kelly, R. M., Pareek, S., Zhou, Q., & Velloso, E. (2024). *The Effects of Generative AI on Design Fixation and Divergent Thinking*. arXiv.
<https://doi.org/10.1145/3613904.3642919>
- Wang, B., Zuo, H., Cai, Z., Yin, Y., Childs, P., Sun, L., & Chen, L. (2023, noviembre 21). *A Task-Decomposed AI-Aided Approach for Generative Conceptual Design*. ASME 2023 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference. <https://doi.org/10.1115/DETC2023-109087>
- Wu, F., Hsiao, S.-W., & Lu, P. (2024). An AIGC-empowered methodology to product color matching design. *Displays*, 81, 102623. <https://doi.org/10.1016/j.displa.2023.102623>
- Yin, H., Zhang, Z., & Liu, Y. (2023). The Exploration of Integrating the Midjourney Artificial Intelligence Generated Content Tool into Design Systems to Direct Designers towards Future-Oriented Innovation. *Systems*, 11(12), Article 12.
<https://doi.org/10.3390/systems11120566>
- Yüksel, N., Börklü, H. R., Sezer, H. K., & Canyurt, O. (2023). Review of artificial intelligence applications in engineering design perspective. *Engineering applications of artificial intelligence*. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105697>

Zhu, Q., & Luo, J. (2023). Generative Transformers for Design Concept Generation. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 23(041003).
<https://doi.org/10.1115/1.4056220>

Zhu, Q., Zhang, X., & Luo, J. (2023). Biologically Inspired Design Concept Generation Using Generative Pre-Trained Transformers. *Journal of Mechanical Design*, 145(041409).
<https://doi.org/10.1115/1.4056598>

**Comunicación alineada con los
Objetivos de Desarrollo Sostenible**

