



# UNIVERSIDAD DE GRANADA

TRABAJO FIN DE GRADO

INGENIERÍA INFORMÁTICA

---

## DESARROLLO DE UN SISTEMA DE RECUPERACIÓN DE IMÁGENES BASADA EN I.A. GENERATIVA

---

**Autora:**

Carlota de la Vega Soriano

**Director:**

Jesús Chamorro Martínez



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍAS INFORMÁTICA Y  
TELECOMUNICACIONES

---

Granada, junio de 2025





# Desarrollo de un sistema de recuperación de imágenes basada en I.A. Generativa

Carlota de la Vega Soriano

**Palabras clave:** recuperación de imágenes, inteligencia artificial generativa, CBIR, GAN, procesamiento de lenguaje natural

## Resumen

El creciente volumen de contenidos multimedia ha hecho cada vez más necesarios los sistemas de recuperación de información visual (CBIR). Tradicionalmente, estos sistemas se han basado en descriptores de bajo nivel extraídos directamente de las imágenes, lo que dificulta que las consultas reflejen de forma semántica las necesidades del usuario. Para superar esta limitación, el presente proyecto plantea la incorporación de técnicas de inteligencia artificial generativa como solución innovadora, concretamente para la generación de imágenes consulta a partir de descripciones textuales con alto contenido semántico.

Este trabajo tiene como objetivo principal el desarrollo de módulos para la plataforma Java Multimedia Retrieval (JMR) que permitan la integración de consultas textuales como mecanismo de entrada en sistemas CBIR. Para ello, se han definido tres objetivos específicos: la revisión del estado del arte en generación de imágenes a partir de texto, el desarrollo de algoritmos que traduzcan descripciones lingüísticas en representaciones visuales, y la implementación de un prototipo funcional de recuperación basado en texto.

La metodología seguida ha estado basada en el modelo en cascada, estructurada en fases secuenciales de análisis, diseño, implementación y pruebas. Se ha realizado una evaluación comparativa de distintas arquitecturas generativas, incluyendo GAN, cGAN y AttnGAN, así como el uso de modelos preentrenados como Stable Diffusion. Para el entrenamiento y evaluación, se han empleado distintos conjuntos de datos, como MNIST, CIFAR, COCO y Stanford Dogs, ajustando los modelos a diferentes niveles de complejidad semántica.

Entre los principales resultados alcanzados, destaca la validación de un sistema funcional capaz de transformar texto en imágenes consulta, y su integración en la arquitectura de la JMR. Las pruebas realizadas evidencian una mejora en la capacidad de formulación de consultas por parte del usuario, acercando el sistema CBIR a una experiencia más intuitiva y semánticamente rica.

Como conclusión, se demuestra que la inteligencia artificial generativa puede enriquecer significativamente la interacción con sistemas de recuperación visual, permitiendo consultas más expresivas y adaptadas al lenguaje humano. Este enfoque abre nuevas posibilidades en aplicaciones donde la precisión semántica en la búsqueda de imágenes es esencial, como la educación, la medicina o el diseño.



# Development of an image retrieval system based on Generative A.I.

Carlota de la Vega Soriano

**Keywords:** image retrieval, generative artificial intelligence, CBIR, GAN, natural language processing

## Abstract

The increasing volume of multimedia content has made visual information retrieval systems (CBIR) more necessary than ever. Traditionally, these systems have relied on low-level descriptors extracted directly from images, which limits their ability to reflect user intent semantically. To overcome this limitation, this project proposes the integration of generative artificial intelligence techniques as an innovative solution, specifically for generating query images from text descriptions with high semantic content.

The main objective of this work is to develop modules for the Java Multimedia Retrieval (JMR) platform to allow textual queries as input to CBIR systems. To this end, three specific goals were defined: reviewing the state of the art in text-to-image generation, developing algorithms to transform linguistic descriptions into visual representations, and implementing a functional retrieval prototype based on text.

The methodology followed was based on the waterfall model, structured into sequential phases of analysis, design, implementation, and testing. A comparative evaluation of different generative architectures was conducted, including GAN, cGAN, and AttnGAN, along with the use of pretrained models such as Stable Diffusion. For training and evaluation, various datasets were used — MNIST, CIFAR, COCO, and Stanford Dogs — adjusting models to different levels of semantic complexity.

Among the main results, the project validates a functional system capable of transforming text into query images and integrating it into the JMR architecture. The tests show an improvement in users' ability to formulate expressive queries, making CBIR systems more intuitive and semantically rich.

In conclusion, generative artificial intelligence proves to significantly enhance interaction with visual retrieval systems by enabling more expressive, human-like queries. This approach opens up new possibilities in applications where semantic accuracy in image search is critical, such as education, medicine, or design.



Yo, **Carlota de la Vega Soriano**, alumna de la titulación Ingeniería Informática de la **Escuela Técnica Superior de Ingenierías Informática y de Telecomunicación de la Universidad de Granada**, con DNI 77203307N, autorizo la ubicación de la siguiente copia de mi Trabajo Fin de Grado en la biblioteca del centro para que pueda ser consultada por las personas que lo deseen.



D. Jesús Chamorro Martínez (tutor1), Profesor del XXXX del Departamento YYYY de la Universidad de Granada. Informa: Área de Que el presente trabajo, titulado Título del proyecto, Subtítulo del proyecto, ha sido realizado bajo su supervisión por Nombre Apellido1 Apellido2 (alumno), y autorizamos la defensa de dicho trabajo ante el tribunal que corresponda. Y para que conste, expiden y firman el presente informe en Granada a X de mes de 201 . Los directores: Nombre Apellido1 Apellido2 (tutor1) Nombre Apellido1 Apellido2 (tutor2)



## Agradecimientos





# Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>19</b>
1.1. Objetivos . . . . .	20
<b>2. Planificación inicial del trabajo</b>	<b>22</b>
2.1. Planificación temporal . . . . .	22
2.1.1. Fase 1: Recolección y análisis de requisitos . . . . .	22
2.1.2. Fase 2: Diseño . . . . .	22
2.1.3. Fase 3: Implementación y experimentación . . . . .	23
2.1.4. Fase 4: Integración, pruebas y validación . . . . .	23
2.1.5. Fase 5: Documentación y entrega . . . . .	23
2.1.6. Cronograma visual del proyecto . . . . .	23
2.2. Planificación de recursos . . . . .	24
2.3. Planificación económica . . . . .	25
2.4. Ajustes realizados sobre la planificación inicial . . . . .	25
<b>3. Metodología</b>	<b>26</b>
3.1. Enfoque metodológico . . . . .	26
3.2. Herramientas y tecnologías utilizadas . . . . .	26
3.3. Datasets utilizados . . . . .	27
3.4. Modelos y arquitecturas exploradas . . . . .	27
3.5. Justificación técnica y decisiones adoptadas . . . . .	28
<b>I Desarrollo de modelos</b>	<b>29</b>
<b>4. Estado del Arte</b>	<b>30</b>
4.1. Antecedentes . . . . .	30
4.2. Sistemas de Recuperación de Imágenes por Rasgos Visuales (CBIR) . . . . .	30
4.2.1. Definición . . . . .	30
4.2.2. Características . . . . .	30
4.2.3. Medidas de similitud . . . . .	30
4.2.4. Aplicaciones . . . . .	31
4.2.5. Diferencias entre TBIR y CBIR . . . . .	31
4.3. Redes Neuronales . . . . .	32
4.3.1. Fundamentos . . . . .	32
4.3.2. Funciones de activación . . . . .	33
4.3.3. Tipos . . . . .	34
4.3.4. Aplicaciones . . . . .	34
4.4. Redes Generativas Adversarias (GAN) . . . . .	35
4.4.1. Componentes . . . . .	35
4.4.2. Proceso de entrenamiento . . . . .	35
4.4.3. Efectos del ruido en la generación de imágenes . . . . .	36
4.4.4. Aplicaciones . . . . .	37
4.5. Redes Generativas Adversarias Condicionales (cGAN) . . . . .	37
4.5.1. Función de las Etiquetas . . . . .	38
4.5.2. Proceso de entrenamiento . . . . .	38
4.5.3. Aplicaciones . . . . .	39
4.6. Redes Generativas Adversarias con Atención (AttnGAN) . . . . .	39
4.6.1. Arquitectura . . . . .	40
4.6.2. DAMSM . . . . .	40
4.6.3. Mecanismos de atención . . . . .	40
4.6.4. Métricas de evaluación . . . . .	40

4.6.5. Proceso de entrenamiento . . . . .	41
4.6.6. Aplicaciones . . . . .	41
4.7. Procesamiento del lenguaje natural . . . . .	41
4.7.1. Preparación del texto . . . . .	42
4.7.2. Tokenización . . . . .	42
4.7.3. Representación del texto . . . . .	42
4.8. Generación de imágenes a partir de texto . . . . .	42
4.8.1. Ejemplos . . . . .	43
4.8.2. Consideraciones Éticas y de Privacidad . . . . .	43
4.9. Modelos de Difusión y Stable Diffusion . . . . .	44
4.9.1. Fundamentos de los modelos de difusión . . . . .	44
4.9.2. Transición hacia la difusión latente . . . . .	45
4.9.3. Stable Diffusion . . . . .	45
4.9.4. Ventajas frente a otras arquitecturas . . . . .	46
4.9.5. Aplicaciones prácticas y uso en este trabajo . . . . .	46
4.9.6. Limitaciones y desafíos actuales . . . . .	47
<b>5. Análisis del problema</b>	<b>48</b>
5.1. Especificación de requisitos . . . . .	48
5.1.1. Requisitos funcionales . . . . .	48
5.1.2. Requisitos no funcionales . . . . .	49
5.2. Historias de usuario . . . . .	50
5.3. Modelo de caso de uso . . . . .	52
5.4. Modelos de comportamiento . . . . .	53
5.4.1. Diagramas de secuencia . . . . .	53
5.4.2. Trazabilidad entre casos de uso, historias de usuario y requisitos . . . . .	57
5.4.3. Diagrama de actividad . . . . .	57
<b>6. Entrenamiento y experimentación con modelos generativos</b>	<b>59</b>
6.1. Primera aproximación: GAN . . . . .	59
6.1.1. Librerías, herramientas y datasets . . . . .	59
6.1.2. Pruebas y resultados . . . . .	59
6.1.3. Conclusión . . . . .	60
6.2. Condicionalidad: cGAN . . . . .	61
6.2.1. Librerías y Herramientas . . . . .	61
6.2.2. Procesamiento de Texto . . . . .	61
6.2.3. Pruebas preliminares con MNIST . . . . .	61
6.2.4. Datasets . . . . .	62
6.2.5. Pruebas y resultados . . . . .	62
6.2.6. Pruebas con diferentes números de épocas . . . . .	62
6.2.7. Visualización de pérdidas . . . . .	64
6.2.8. Conclusión . . . . .	64
6.3. Atención textual: AttnGAN . . . . .	64
6.3.1. Configuración del Entrenamiento . . . . .	64
6.3.2. Proceso de Entrenamiento . . . . .	65
6.3.3. Resultados y Evaluación Visual . . . . .	65
6.3.4. Conclusión . . . . .	65
6.4. Modelo final . . . . .	66
6.4.1. Motivación para el uso de modelos preentrenados . . . . .	66
6.4.2. Descripción del modelo: Stable Diffusion . . . . .	66
6.4.3. Parámetros técnicos . . . . .	66
6.4.4. Evaluación inicial del modelo . . . . .	67
6.4.5. Exploración de técnicas de optimización . . . . .	67
6.4.6. Optimización seleccionada: modificación del espacio latente . . . . .	68

6.5. Evaluación y resultados . . . . .	69
6.5.1. Limitaciones del modelo base . . . . .	69
6.5.2. Resultado con el modelo preentrenado . . . . .	69
6.5.3. Resultado tras la especialización del modelo . . . . .	70
6.5.4. Evaluación de coherencia semántica con CLIP . . . . .	70
6.5.5. Síntesis de resultados . . . . .	71
6.5.6. Análisis del coste de entrenamiento . . . . .	71
6.5.7. Evaluación de la generalización del modelo . . . . .	72
<b>II Desarrollo de software</b>	<b>74</b>
<b>7. Diseño</b>	<b>75</b>
7.1. Diseño de la arquitectura . . . . .	75
7.2. Modelo conceptual . . . . .	75
7.3. Diseño del modelo de clases . . . . .	76
7.3.1. Modelo de clases en Java . . . . .	76
7.3.2. Modelo de clases en Python . . . . .	77
7.4. Diseño de la interfaz . . . . .	77
7.4.1. Diagrama de flujo de interacción . . . . .	78
7.4.2. Bocetos . . . . .	78
7.4.3. Wireframes . . . . .	80
7.4.4. Prototipo en Figma . . . . .	82
7.4.5. Usabilidad . . . . .	83
<b>8. Desarrollo</b>	<b>85</b>
8.1. Implementación de la API para la Generación de Imágenes . . . . .	85
8.1.1. Arquitectura de la API . . . . .	85
8.1.2. Endpoints implementados . . . . .	85
8.1.3. Flujo de interacción . . . . .	86
8.1.4. Conclusión . . . . .	86
8.2. Pruebas y validación . . . . .	86
8.3. Consideraciones de seguridad y rendimiento . . . . .	86
8.3.1. Gestión del entorno con Poetry . . . . .	86
8.3.2. Seguridad en la API REST . . . . .	86
8.3.3. Optimización del rendimiento . . . . .	87
8.3.4. Preparación para producción y despliegue escalable . . . . .	87
8.3.5. Reflexión final . . . . .	88
<b>A. Glosario de términos</b>	<b>89</b>
A.1. Modelado y entrenamiento . . . . .	89
A.2. Redes neuronales y arquitectura . . . . .	89
A.3. Datasets y datos . . . . .	90
A.4. Interfaz y diseño . . . . .	90
<b>B. Manual de usuario</b>	<b>91</b>
B.1. Introducción . . . . .	91
B.2. Inicio de la aplicación . . . . .	91
B.3. Descripción de la interfaz . . . . .	91
B.4. Cómo generar una imagen . . . . .	92
B.5. Cómo generar una consulta sin mostrar la imagen . . . . .	93
B.6. Reutilizar imágenes generadas . . . . .	94
B.7. Errores y soluciones comunes . . . . .	94

# Índice de figuras

1.	Resultados en Google Imágenes . . . . .	19
2.	Imagen generada por el sistema propuesto . . . . .	20
3.	Cronograma visual del proyecto, agrupado por fases y tareas. . . . .	24
4.	Estructura de una red neuronal . . . . .	33
5.	GPT-4 . . . . .	34
6.	Proceso de entrenamiento de una GAN . . . . .	36
7.	Proceso de entrenamiento de una cGAN . . . . .	39
8.	Procesamiento del lenguaje . . . . .	42
9.	IA Midjourney . . . . .	43
10.	Pipeline general del modelo Stable Diffusion. Fuente: [1] . . . . .	46
11.	Diagrama de caso de uso . . . . .	52
12.	Diagrama de secuencia del uso de descriptores . . . . .	54
13.	Diagrama de secuencia de la generación de una imagen . . . . .	54
14.	Diagrama de secuencia del guardado de una imagen . . . . .	55
15.	Diagrama de secuencia del conjunto de datos COCO . . . . .	55
16.	Diagrama de secuencia del entrenamiento . . . . .	56
17.	Diagrama de secuencia de pérdidas . . . . .	56
18.	Diagrama de actividad general del sistema . . . . .	58
19.	Imágenes generadas con el modelo entrenado con MNIST . . . . .	61
20.	Curva de pérdidas durante el entrenamiento de la cGAN . . . . .	64
21.	Mejor imagen generada por AttnGAN durante el entrenamiento. . . . .	65
22.	Imagen generada con Stable Diffusion v1.4 a partir de un prompt general . . . . .	67
23.	Ejemplos de imágenes generadas tras la especialización del modelo. . . . .	69
24.	Resultado generado por el modelo preentrenado. . . . .	70
25.	Resultado generado tras la especialización del modelo. . . . .	70
26.	Comparación visual del CLIP Score relativo. . . . .	71
27.	Imagen generada por el modelo base con el prompt “a man sitting on a bench in a park”. . . . .	73
28.	Imagen generada por el modelo especializado con el mismo prompt. . . . .	73
29.	Arquitectura lógica del sistema integrado . . . . .	75
30.	Diagrama de clases del módulo de integración en Java . . . . .	76
31.	Diagrama de clases del sistema generativo en Python . . . . .	77
32.	Flujo de interacción entre el usuario, la API generativa y el sistema CBIR . . . . .	78
33.	Boceto: propuesta inicial del layout general . . . . .	79
34.	Boceto: navegación entre secciones . . . . .	79
35.	Boceto: detalle de interacción en la vista de resultados . . . . .	80
36.	Wireframe: pantalla principal con área de generación . . . . .	81
37.	Wireframe: visualización detallada de una imagen generada . . . . .	81
38.	Wireframe: pantalla de resultados con opciones de filtrado . . . . .	82
39.	Captura del prototipo desarrollado en Figma . . . . .	83
40.	Inicio de la aplicación con las dos nuevas funcionalidades . . . . .	91
41.	Ventana interna con área para escribir y botón de visualizar . . . . .	92
42.	Ejemplo de visualización . . . . .	93
43.	Escribir la descripción en la barra superior . . . . .	93
44.	A la izquierda, vista del historial con una entrada seleccionada. A la derecha, la imagen generada que se abre al seleccionar esa entrada. . . . .	94

## Índice de tablas

1.	Presupuesto del proyecto . . . . .	25
2.	Comparativa TBIR vs CBIR . . . . .	32
3.	Requisito Funcional RF 1.1 . . . . .	48
4.	Requisito Funcional RF 2.1 . . . . .	48
5.	Requisito Funcional RF 3.1 . . . . .	48
6.	Requisito Funcional RF 4.1 . . . . .	49
7.	Requisito No Funcional RNF 1: Rendimiento y Eficiencia . . . . .	49
8.	Requisito No Funcional RNF 2: Mantenimiento . . . . .	49
9.	Requisito No Funcional RNF 3: Compatibilidad . . . . .	49
10.	Requisito No Funcional RNF 4: Experiencia de Usuario y Accesibilidad . . . . .	49
11.	Historia de Usuario 1 . . . . .	50
12.	Historia de Usuario 2 . . . . .	50
13.	Historia de Usuario 3 . . . . .	51
14.	Relación entre requisitos y sus historias de usuario . . . . .	51
15.	Relación entre casos de uso, historias de usuario y requisitos . . . . .	57
16.	Resumen de experimentos con GAN: configuración y resultados . . . . .	60
17.	Comparativa entre entrenar con menos épocas y entrenar con más épocas . . . . .	63
18.	Resumen funcional de los componentes principales de Stable Diffusion . . . . .	66
19.	Similitud relativa medida con CLIP . . . . .	71
20.	Recursos técnicos del servidor utilizado para el entrenamiento final . . . . .	72

## 1. Introducción

En los últimos años, el volumen de contenidos multimedia disponibles en plataformas digitales ha crecido exponencialmente, impulsado por redes sociales, bancos de imágenes, repositorios científicos o plataformas de comercio electrónico. Este crecimiento ha intensificado la necesidad de sistemas eficientes para acceder a dicha información de forma rápida, precisa y alineada con la intención del usuario.

En este contexto, los sistemas de recuperación de información visual, comúnmente conocidos como CBIR (Content-Based Image Retrieval), han supuesto un gran avance, al permitir realizar búsquedas en grandes colecciones de imágenes basándose en características visuales como el color, la forma o la textura. Plataformas ampliamente utilizadas como Google ofrecen funcionalidades como la búsqueda inversa por imagen o sugerencias visuales similares. No obstante, incluso estos sistemas, altamente optimizados, se enfrentan a una limitación crítica: no comprenden el significado profundo de una descripción textual compleja.

Por ejemplo, si un usuario introduce en Google Imágenes la búsqueda: “niño comiendo caramelos azules”, los resultados incluyen imágenes de niños comiendo dulces, pero no reflejan de forma precisa todos los elementos descritos. Aparecen niños con piruletas, niños comiendo otros tipos de dulces o con ropa azul, pero no una escena específica con caramelos azules como los que el usuario ha imaginado. Esta limitación es evidente en la Figura 1.



Figura 1: Resultados en Google Imágenes

Frente a esta limitación, los modelos de inteligencia artificial generativa permiten abordar el problema desde una nueva perspectiva: la generación de contenido visual a partir de texto. En lugar de buscar coincidencias entre imágenes etiquetadas, el sistema genera una imagen completamente nueva que refleja de forma fiel los elementos semánticos de la descripción. En la Figura 2, puede observarse cómo el sistema propuesto ha generado una imagen que representa explícitamente la escena solicitada.

Este proyecto se sitúa en la intersección entre la recuperación visual tradicional y la generación de contenido sintético. Mediante el uso de modelos generativos, se desarrolla un sistema capaz de responder a consultas textuales generando imágenes que actúan como “consulta visual”, fusionando así lo mejor del CBIR con las capacidades expresivas de la IA generativa. Esta solución se integra dentro de la plataforma Java Multimedia Retrieval (JMR), proporcionando un sistema de recuperación de imágenes más flexible, accesible y centrado en el usuario.



Figura 2: Imagen generada por el sistema propuesto

Además del valor técnico, esta tecnología abre nuevas posibilidades para mejorar la accesibilidad en la interacción con sistemas visuales, especialmente para usuarios que no disponen de una imagen de referencia. Poder expresar una búsqueda en lenguaje natural y recibir un resultado visual adecuado representa un avance importante hacia sistemas más inclusivos y adaptativos.

Para validar esta propuesta, se han entrenado y comparado diferentes arquitecturas generativas, se han evaluado sus resultados tanto cualitativa como cuantitativamente, y se ha implementado un prototipo funcional conectado a un sistema de recuperación visual real.

El potencial de este tipo de sistemas va más allá del ámbito académico, con aplicaciones en sectores como la publicidad personalizada, los asistentes creativos, la educación visual o la generación de contenido bajo demanda en plataformas digitales.

### 1.1. Objetivos

El presente Trabajo Fin de Grado tiene como objetivo principal el desarrollo de un sistema de recuperación de imágenes (CBIR) que permita realizar consultas a través de descripciones textuales con alto contenido semántico, generando dinámicamente imágenes de referencia mediante técnicas de inteligencia artificial generativa. Este enfoque persigue reducir la brecha entre la intención del usuario y los métodos tradicionales de recuperación, proporcionando una experiencia de búsqueda más natural, intuitiva y flexible.

La investigación y el desarrollo en este ámbito se basan en la necesidad actual de sistemas capaces de entender y procesar descripciones humanas de manera efectiva, especialmente en escenarios donde las imágenes de consulta no están disponibles o no son suficientemente representativas.

Para alcanzar el objetivo general, se han establecido los siguientes objetivos específicos:

- **O1. Revisión del estado del arte:** Investigar las técnicas y modelos actuales de generación de imágenes a partir de texto, centrándose en las arquitecturas GAN, cGAN, AttnGAN y modelos de difusión como Stable Diffusion. Se evaluarán los enfoques existentes en la literatura para identificar las ventajas y limitaciones de cada metodología, así como las tendencias recientes en la combinación de visión por computador y procesamiento del lenguaje natural.
- **O2. Desarrollo de algoritmos de generación:** Diseñar e implementar algoritmos que permitan transformar descripciones textuales en representaciones visuales coherentes y relevantes. Estos algoritmos serán evaluados utilizando diferentes conjuntos de datos con el objetivo de analizar su capacidad para manejar distintos niveles de complejidad semántica. Se prestará especial atención a la optimización del entrenamiento, la mejora de la calidad de las imágenes generadas y la reducción de la inestabilidad típica en redes generativas.
- **O3. Implementación de un prototipo funcional:** Integrar los algoritmos desarrollados en la plataforma Java Multimedia Retrieval (JMR), habilitando un nuevo modo de consulta que permita a los

usuarios introducir descripciones textuales en lenguaje natural y recuperar información visual relevante. Este prototipo combinará los resultados de la generación de imágenes con los mecanismos clásicos de búsqueda CBIR, ofreciendo así un sistema híbrido que optimiza tanto la accesibilidad como la precisión de las búsquedas.

El cumplimiento de los objetivos planteados tendrá un impacto significativo tanto a nivel práctico como académico:

- **Aplicaciones prácticas en la industria y la investigación:** La posibilidad de realizar búsquedas visuales a partir de texto abre nuevas oportunidades en campos como la educación (búsqueda de materiales visuales educativos específicos), la medicina (búsqueda de imágenes médicas por descripción de patologías), la seguridad (generación de imágenes de referencia en investigaciones) y el comercio electrónico (búsqueda de productos basados en descripciones de características).
- **Avance en la integración de IA generativa y recuperación de información:** Este proyecto se sitúa en el cruce entre la visión por computador, el procesamiento de lenguaje natural y los sistemas de recuperación de información, contribuyendo al conocimiento actual mediante el estudio y evaluación de arquitecturas generativas para tareas de recuperación de imágenes.
- **Facilitación de interacciones más naturales con sistemas de información:** Al permitir consultas basadas en lenguaje natural, se mejora considerablemente la experiencia de usuario, haciendo más accesibles los sistemas de recuperación visual para personas no expertas en tecnologías digitales.
- **Apertura a futuras líneas de investigación:** El prototipo desarrollado servirá como base para futuras investigaciones, como la generación de vídeos a partir de texto, la mejora de la precisión semántica en modelos generativos o la combinación de información multimodal (texto, audio, imagen) en sistemas CBIR.

En definitiva, este proyecto se enmarca en una tendencia creciente hacia sistemas más inteligentes, adaptativos y centrados en el usuario, donde la comprensión semántica del lenguaje natural y su traducción a contenido visual de alta calidad se convierten en un componente clave para la innovación tecnológica.

## 2. Planificación inicial del trabajo

El desarrollo del presente Trabajo Fin de Grado se ha planteado inicialmente según una planificación estructurada a tres niveles: temporal, de recursos y económico. Esta planificación se organizó siguiendo un modelo en cascada, en el que cada fase se apoya en los resultados de la anterior.

### 2.1. Planificación temporal

El desarrollo del proyecto se ha llevado a cabo a lo largo de varios meses, iniciándose en septiembre y finalizando en junio, siguiendo una estructura secuencial por fases:

#### 2.1.1. Fase 1: Recolección y análisis de requisitos

(septiembre – octubre) Esta primera fase se centra en la recolección y el análisis de los requisitos del sistema, estableciendo una base para el posterior desarrollo.

- **Creación de un documento de requisitos:** Se elaborará un documento detallado que incluya tanto los requisitos funcionales como los no funcionales del sistema. Este se usará como referencia para el resto de etapas del proyecto.
- **Redacción de historias de usuario:** Para capturar los requisitos desde la perspectiva del usuario final, se redactarán historias de usuario detalladas que describan las funcionalidades deseadas. Estas ayudarán a mantener el enfoque en el objetivo del usuario durante todo el desarrollo.
- **Diagramas de casos de uso:** Se crearán diagramas de casos de uso para representar gráficamente las interacciones entre los usuarios y el sistema, asegurando una comprensión clara de los flujos de trabajo y ayudando a la identificación de posibles brechas en los requisitos.

#### 2.1.2. Fase 2: Diseño

(noviembre – diciembre) En la segunda etapa se desarrolla el diseño detallado del sistema, asegurando el cumplimiento de los requisitos especificados durante la etapa anterior.

- **Definición de la arquitectura del sistema:** Se decidirá la estructura general del sistema, incluyendo la elección de tecnologías, plataformas y patrones de diseño. Esto garantiza que el sistema soporte los requisitos funcionales y no funcionales establecidos.
- **Creación de diagramas de clases:** Se desarrollarán diagramas de clases detallados que muestren la estructura del sistema, incluyendo las relaciones entre las distintas clases y sus atributos y métodos. Estos proporcionarán una vista clara de cómo los diferentes componentes del sistema interactúan entre sí.
- **Desarrollo de wireframes:** Se diseñarán wireframes que representen esquemáticamente la interfaz de usuario. Los wireframes realizados se podrán utilizar como guía visual inicial, mostrando la disposición de los elementos en la pantalla.
- **Diagramas de flujo:** Se crearán diagramas de flujo para representar la interacción del usuario con el sistema, desde la navegación entre pantallas hasta la ejecución de las diferentes funciones.
- **Prototipo funcional:** Se desarrollará un prototipo interactivo que simule la apariencia y el comportamiento del producto final, permitiendo tanto la realización de pruebas de usabilidad como la validación del diseño antes del desarrollo. Proporciona la oportunidad de realizar ajustes antes de realizar otras etapas más costosas.

### **2.1.3. Fase 3: Implementación y experimentación**

(enero – abril) Esta fase se centra en la implementación del sistema, transformando el diseño detallado en las etapas anteriores en un código funcional.

- **Escrutura del código:** Se procederá a la codificación de los diferentes componentes del sistema siguiendo las especificaciones y el diseño definidos. Se aplicarán los estándares establecidos para garantizar la calidad y la consistencia del código.
- **Integración de componentes:** Se integrarán los módulos y componentes del sistema, asegurando que funcionen de manera cohesiva y que se comuniquen correctamente entre sí. Será testeada mediante tests de integración para verificar su funcionamiento.
- **Revisión del código:** Se realizará una revisión exhaustiva del código desarrollado utilizando, si es necesario, herramientas automatizadas para asegurar su calidad, mantenibilidad a largo plazo y el cumplimiento de los requisitos y estándares.

### **2.1.4. Fase 4: Integración, pruebas y validación**

(mayo) En esta última fase del proyecto se verifican y validan los componentes para asegurar que se cumplen los requisitos establecidos.

- **Desarrollo de un plan de pruebas:** Se elaborará un plan detallado que especificará los tipos de pruebas a realizar, los casos a ejecutar y los criterios de aceptación. Garantizará una cobertura de todas las funcionalidades y escenarios posibles.
- **Realización de pruebas unitarias:** Se llevarán a cabo pruebas unitarias para validar cada componente individual del sistema. Estas se centran en verificar que cada unidad de código funcione según lo esperado y que los resultados sean consistentes.
- **Pruebas de integración:** Se realizarán pruebas de integración para asegurar que los componentes funcionan correctamente en conjunto. Esto incluye la verificación de la comunicación entre los módulos y de la transferencia de datos.
- **Identificación y corrección de errores:** Se identificarán y corregirán los errores encontrados durante las pruebas. Estos problemas serán documentados y corregidos.

### **2.1.5. Fase 5: Documentación y entrega**

(mayo – junio): Durante esta fase se abordó la redacción completa de la memoria del proyecto, estructurando los contenidos técnicos y experimentales en capítulos claros y coherentes. Se organizaron todas las evidencias generadas a lo largo del desarrollo —gráficas de pérdidas, ejemplos de imágenes generadas, comparativas entre modelos y configuraciones— para respaldar las conclusiones obtenidas. Además, se redactaron secciones críticas como la justificación metodológica, los aprendizajes derivados de los experimentos y las limitaciones encontradas. Paralelamente, se preparó el material para la defensa, incluyendo una presentación visual, guion de exposición y demostraciones, asegurando que todo el proceso fuera comunicable tanto a perfiles técnicos como no especializados.

### **2.1.6. Cronograma visual del proyecto**

La Figura 3 presenta el cronograma visual del proyecto, estructurado por tareas y fases temporales. El eje vertical representa las tareas ordenadas según su aparición a lo largo del desarrollo, mientras que el eje horizontal refleja el avance temporal, dividido en cinco fases distribuidas entre los meses de septiembre de 2024 y junio de 2025.

Cada barra coloreada indica el periodo estimado de ejecución de una tarea específica, permitiendo visualizar su inicio, duración y posible solapamiento con otras actividades. Esta representación permite identificar claramente los bloques de trabajo más intensivos, así como la transición progresiva entre análisis, diseño, implementación, pruebas y documentación. Las tareas están agrupadas lógicamente: desde la creación de

requisitos y diagramas al inicio, pasando por la escritura del código y su integración, hasta la redacción final de la memoria y preparación de la defensa.

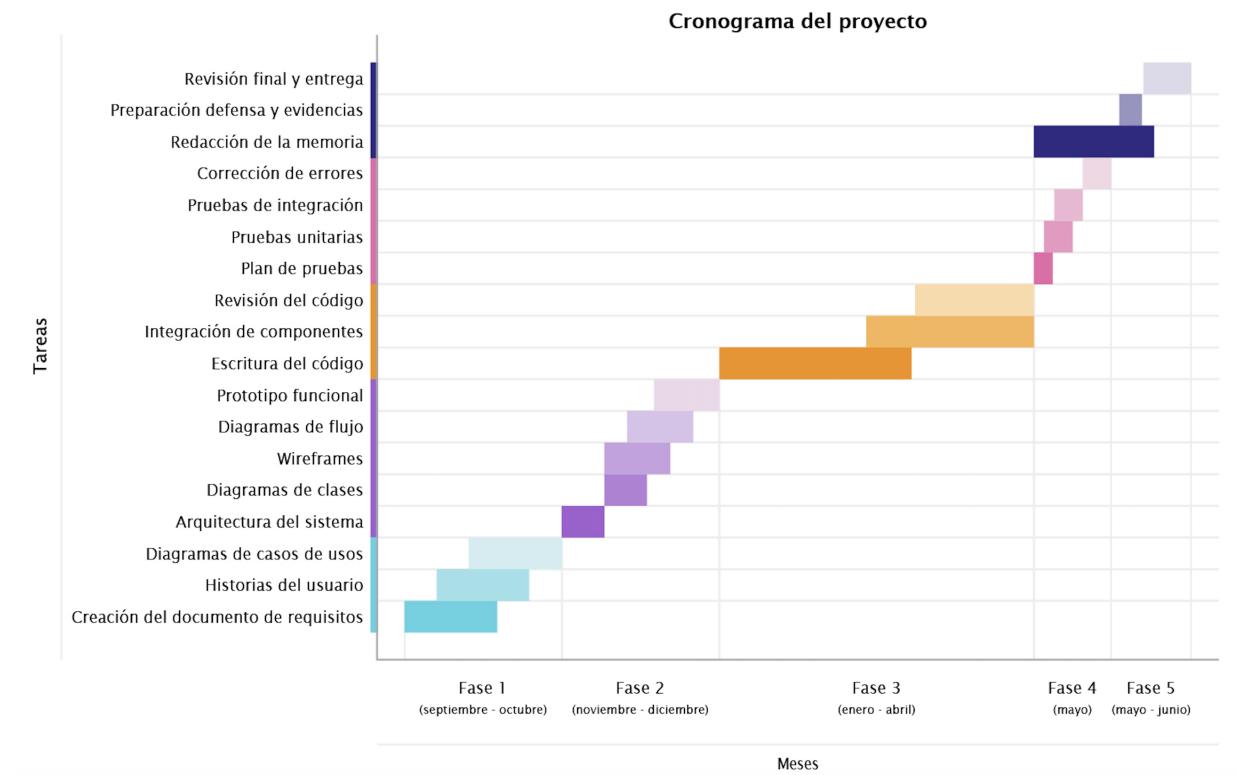


Figura 3: Cronograma visual del proyecto, agrupado por fases y tareas.

## 2.2. Planificación de recursos

### Recursos humanos:

- Alumna: Carlota de la Vega Soriano, encargada de todo el ciclo de vida del desarrollo.
- Tutor académico: Jesús Chamorro Martínez, apoyo en la supervisión y validación del enfoque técnico y científico.

### Recursos técnicos:

- Ordenador personal (MacBook Pro 2019, CPU sin GPU dedicada).
- Plataformas de computación en la nube: Kaggle (30h/semana con GPU gratuita) y Google Colab Pro (100 unidades informáticas).
- Librerías y frameworks: PyTorch, TensorFlow, Keras, diffusers, transformers, Matplotlib, entre otras.
- Datasets utilizados: MNIST, CIFAR-10/100, COCO, Stanford Dogs.

### Recursos software adicionales:

- Google Drive para gestión de datasets y modelos.
- Jupyter Notebooks y entornos virtuales gestionados con Poetry.
- Repositorios oficiales de Hugging Face y GitHub para pruebas con modelos preentrenados.

## 2.3. Planificación económica

El presupuesto inicial estimado fue el siguiente:

Gastos elegibles	Unidades	Coste por unidad	Importe solicitado
<b>GASTOS DE PERSONAL</b>			
Total gastos de contratación de personal	1	10.71€/h	4284€
<b>GASTOS DE EJECUCIÓN</b>			
Ordenador (Precio: 2462€)	1	118.37€	118.37€
Servidor para ejecución	1	0.899€/h	359.60€
Costes indirectos (10 % presupuesto total)			476.20€
<b>Total incentivo solicitado</b>			<b>5238.17€</b>

Tabla 1: Presupuesto del proyecto

## 2.4. Ajustes realizados sobre la planificación inicial

Durante el desarrollo del trabajo, se han producido diversos ajustes sobre la planificación inicial, que reflejan tanto dificultades técnicas como decisiones informadas para optimizar el rendimiento:

- **Cambio de framework:** aunque inicialmente se planteó el uso de TensorFlow, se decidió migrar a PyTorch para trabajar con AttnGAN y Stable Diffusion de forma más estable y con mejor soporte en la comunidad investigadora.
- **Uso de modelos preentrenados:** debido a las limitaciones computacionales, especialmente en Google Colab, se optó en parte por utilizar versiones preentrenadas de modelos como AttnGAN y Stable Diffusion (v1.5 y XL), evaluando su rendimiento sin necesidad de entrenamiento completo desde cero.
- **División del dataset COCO:** se decidió trabajar con subconjuntos seleccionados aleatoriamente debido a restricciones de memoria en entornos gratuitos.
- **Cambio de estrategia de representación textual:** se probaron distintas técnicas (One-Hot, Word2Vec), pero se optó finalmente por utilizar las descripciones originales del dataset COCO preprocesadas, mejorando así la eficiencia y preservando el contenido semántico.
- **Evaluación iterativa:** se optó por entrenamientos cortos con cambios progresivos en hiperparámetros, en lugar de una única sesión extensa, para facilitar el análisis comparativo de resultados.

Estas adaptaciones han permitido mantener la viabilidad del proyecto sin comprometer sus objetivos, y han fomentado la toma de decisiones técnicas fundamentadas, muy valiosas en un entorno profesional real.

### 3. Metodología

La metodología seguida en este proyecto se ha estructurado en fases bien definidas, siguiendo un modelo en cascada adaptado, con componentes iterativos durante la implementación y evaluación de modelos. Esta elección se justifica por la necesidad de disponer de un marco claro y planificado que permitiera abordar la complejidad técnica del problema, sin renunciar a la flexibilidad necesaria en tareas de investigación experimental. El enfoque ha combinado la planificación estructurada con decisiones ágiles en momentos clave, permitiendo adaptarse a las limitaciones computacionales y a la evolución natural del trabajo técnico.

#### 3.1. Enfoque metodológico

La estructura metodológica constó de las siguientes etapas:

- **Análisis:** Revisión del estado del arte en CBIR, TBIR y generación de imágenes a partir de texto. Se investigaron tanto los fundamentos teóricos como implementaciones reales de modelos generativos, sistemas de recuperación de imágenes y técnicas de preprocesamiento de texto.
- **Diseño:** Selección de arquitecturas candidatas (GAN, cGAN, AttnGAN, Stable Diffusion), definición de criterios de evaluación (precisión visual, coherencia semántica, coste computacional), selección de datasets y definición de flujos de trabajo para comparar cada modelo en condiciones controladas.
- **Implementación:** Desarrollo de experimentos con múltiples modelos generativos. Cada arquitectura se entrenó o adaptó con un conjunto de datos específico. Se incluyó registro exhaustivo de parámetros, tiempos de ejecución, fallos y observaciones para garantizar la trazabilidad del proceso.
- **Evaluación:** Los resultados fueron analizados mediante métodos cualitativos (evaluación visual, revisión semántica de correspondencia texto-imagen, análisis de fidelidad perceptiva) y cuantitativos ligeros (evolución de la función de pérdida). Se comparó la calidad visual, la estabilidad del modelo, la sensibilidad a la semilla y el tiempo de respuesta.

#### 3.2. Herramientas y tecnologías utilizadas

Dado el entorno académico y las restricciones de acceso a hardware dedicado, se priorizó el uso de herramientas flexibles, reproducibles y ampliamente utilizadas en la comunidad científica:

- **Lenguaje de programación:** Python 3.10, por su compatibilidad con la mayoría de librerías de deep learning modernas y por su amplio soporte para prototipado rápido y visualización.
- **Frameworks:** PyTorch fue el framework principal, por su facilidad para modificar arquitecturas, acceso a modelos preentrenados y mejor integración con herramientas modernas (como Hugging Face Diffusers). TensorFlow se usó exclusivamente en etapas tempranas para pruebas con cGAN. FastAPI se empleó para exponer los modelos generativos mediante una API REST, facilitando su integración con plataformas externas como JMR.
- **Plataformas de ejecución:**
  - **Google Colab Pro:** se utilizó para entrenamientos intensivos de corta duración y ejecución de modelos preentrenados como Stable Diffusion. Su acceso a GPUs potentes (como T4 o A100) permitió ejecutar ciclos de entrenamiento y generación de imágenes en tiempos razonables. Además, el entorno ofrecía soporte para cuadernos colaborativos, lo cual facilitó el desarrollo iterativo y la compartición de experimentos.
  - **Kaggle:** se empleó como entorno complementario, especialmente útil para la ejecución por lotes y el entrenamiento de modelos menos exigentes como AttnGAN. A pesar de la limitación semanal de tiempo en GPU (30 horas), su integración con notebooks versionables y datasets alojados facilitó el control de experimentos. También resultó útil para entrenar modelos con datasets más pesados sin necesidad de configuraciones locales complejas.

- **Local:** el desarrollo y pruebas ligeras se realizaron en un MacBook Pro de 2019, sin GPU dedicada. Esta limitación motivó la implementación de flujos de trabajo optimizados, con procesamiento por lotes pequeños, validación parcial de scripts y uso intensivo de mock datasets para pruebas funcionales. Asimismo, se aprovechó este entorno para tareas de preprocesamiento textual, visualización de resultados y despliegue de pruebas de API mediante FastAPI.
- **Gestión de entornos:** Uso de Poetry para la creación de entornos virtuales aislados y control exacto de versiones de librerías, lo cual permitió reproducir los experimentos a lo largo del tiempo y evitar conflictos de dependencias.
- **Visualización:** Matplotlib y Seaborn se emplearon para representar gráficas de pérdidas, evolución de métricas y comparación de resultados. También se usó PIL para el procesamiento y visualización de imágenes generadas.
- **Diseño de interfaz:** Figma fue utilizado para prototipar la integración visual de la aplicación generativa en la plataforma JMR, facilitando el diseño de la experiencia de usuario y la validación temprana de flujos.

### 3.3. Datasets utilizados

Se utilizó una variedad de datasets, seleccionados en función del objetivo del experimento (baja, media y alta complejidad):

- **MNIST:** dataset sencillo de imágenes de dígitos manuscritos. Se utilizó para validar el funcionamiento básico de arquitecturas GAN y cGAN y observar el comportamiento en entornos sin complejidad semántica.
- **CIFAR-10 y CIFAR-100:** se emplearon para trabajar con imágenes a color y múltiples clases. Permitieron experimentar con generación condicional usando etiquetas y observar la capacidad de los modelos para diferenciar categorías con ruido limitado.
- **COCO:** dataset clave para tareas de texto a imagen. Gracias a sus múltiples captions por imagen, fue ideal para entrenar modelos como AttnGAN o probar prompts en Stable Diffusion. Se seleccionaron subconjuntos balanceados debido a limitaciones computacionales.
- **Stanford Dogs:** conjunto especializado, con alto grado de variación visual intra-clase. Se utilizó para comprobar si los modelos preentrenados eran capaces de capturar detalles finos cuando el prompt incluía atributos específicos (raza, color, postura).

### 3.4. Modelos y arquitecturas exploradas

Se probaron cuatro enfoques principales:

- **GAN:** arquitectura básica para familiarización con la estructura generador-discriminador. Se entrenó desde cero con MNIST.
- **cGAN:** variante condicional en la que el generador recibe una etiqueta como entrada. Se usó con CIFAR-10 para verificar la generación dirigida. Las pruebas evidenciaron inestabilidad y poca precisión sin ajustes complejos.
- **AttnGAN:** modelo avanzado con mecanismo de atención para mapear palabras del texto a regiones de la imagen. Se utilizó versión preentrenada, con pruebas sobre COCO. Los resultados mejoraron notablemente la coherencia semántica con respecto a cGAN.
- **Stable Diffusion:** modelo basado en difusión latente, altamente estable y con gran capacidad semántica. Se utilizó en dos versiones (v1.5 y XL) para generar imágenes a partir de descripciones tanto simples como especializadas. Se evaluaron tiempo de generación, coherencia semántica y calidad visual.

### 3.5. Justificación técnica y decisiones adoptadas

Durante la ejecución se tomaron decisiones clave para mantener la viabilidad técnica sin comprometer la profundidad experimental:

- **Cambio de framework:** la elección de PyTorch frente a TensorFlow permitió trabajar con arquitecturas como AttnGAN y acceder a modelos y scripts actualizados con mejor documentación y soporte.
- **Uso de modelos preentrenados:** dado que entrenar desde cero modelos como AttnGAN o SD requiere semanas en entornos con GPU, se optó por usar pesos preentrenados oficiales, garantizando consistencia en los resultados y permitiendo centrar el análisis en la interacción texto-imagen.
- **Reducción de tamaño de datasets:** para entrenamientos rápidos y comparaciones ágiles, se crearon subconjuntos de COCO con variedad semántica. Esto permitió obtener resultados interpretables en menos tiempo.
- **Selección de prompts:** en las pruebas con SD se diseñaron prompts de distinta longitud, estilo y precisión para evaluar cómo el modelo respondía ante distintos niveles de detalle lingüístico.
- **Evaluación iterativa:** cada prueba se acompañó de visualización de resultados, almacenamiento de outputs, y revisión subjetiva por parte de la autora y otros usuarios, para estimar la calidad percibida y la fidelidad del modelo al texto.
- **Documentación del proceso:** todas las pruebas fueron registradas (scripts, configuraciones, checkpoints, ejemplos generados) para garantizar la reproducibilidad de los resultados y facilitar el análisis posterior en la memoria.

## Parte I

# Desarrollo de modelos

## 4. Estado del Arte

### 4.1. Antecedentes

El desarrollo de este proyecto se enmarca en un contexto en el que la cantidad de contenidos multimedia ha crecido exponencialmente, especialmente en plataformas digitales como redes sociales, bancos de imágenes o repositorios científicos. Esta disponibilidad masiva de imágenes ha motivado la creación de sistemas de recuperación visual que ayuden al usuario a encontrar contenido relevante de forma rápida y precisa.

Además, la evolución del aprendizaje automático ha permitido aplicar técnicas de análisis visual más avanzadas, así como métodos para procesar lenguaje natural y generar contenido de manera automática. Esta evolución tecnológica sienta las bases del enfoque adoptado en el presente trabajo.

A partir de estos antecedentes, se presenta a continuación una revisión detallada de las principales líneas de investigación actuales relacionadas con la recuperación visual basada en contenido, el procesamiento de lenguaje natural y los modelos generativos condicionados por texto.

### 4.2. Sistemas de Recuperación de Imágenes por Rasgos Visuales (CBIR)

La recuperación de imágenes basada en contenido es un campo de la recuperación de información enfocado en la recuperación de imágenes basada en las características visuales de estas. En CBIR, el usuario selecciona una imagen de referencia y obtiene como resultado las imágenes de una base de datos de datos similares a la introducida.

#### 4.2.1. Definición

Los sistemas CBIR determinan las imágenes más similares analizando el contenido visual de la imagen de referencia y comparándolo con las imágenes almacenadas en la base de datos. Específicamente, CBIR evalúa características visuales como formas, colores, texturas e información espacial para calcular la similitud entre la imagen de consulta y las imágenes de la base de datos en función de estas propiedades [2].

#### 4.2.2. Características

En los sistemas de Recuperación de Imágenes Basadas en Contenido (CBIR), las características visuales desempeñan un papel fundamental en la representación y comparación de las imágenes. Estas pueden ser clasificadas en dos categorías principales:

- **Características globales:** Estas describen la imagen en su totalidad, proporcionando información sobre elementos que abarcan toda la imagen, como la distribución general de colores, la forma global y la textura general.
- **Características locales:** En contraste, las características locales describen patrones o estructuras específicas dentro de la imagen. Se centran en áreas más pequeñas de la imagen y pueden incluir detalles como puntos de interés, bordes, texturas locales y puntos clave.

La combinación de características globales y locales permite una representación más completa y detallada de la imagen, lo que facilita la comparación y recuperación de imágenes basada en sus atributos visuales.

#### 4.2.3. Medidas de similitud

Una vez que se han extraído las características de las imágenes, es necesario evaluar la similitud entre las imágenes de consulta y las imágenes almacenadas en la base de datos. Para lograr esto, se utilizan medidas de similitud, que se pueden dividir en dos tipos:

- **Distancia.**
  - Las medidas de distancia cuantifican la diferencia o disimilitud entre dos vectores de características. La distancia se calcula como la magnitud del desplazamiento necesario para ir desde un punto hasta otro en un espacio métrico. En el contexto de CBIR, las imágenes más similares a la imagen de consulta son aquellas cuya distancia a la imagen de consulta es más pequeña.

- Algunas medidas de distancia comunes incluyen la distancia euclídea, la distancia de Mahalanobis y la distancia de Manhattan. Estas medidas se utilizan para calcular la diferencia entre los valores de características de dos imágenes y determinar su grado de similitud.

#### ■ Métricas de similitud.

- Las métricas de similitud, por otro lado, cuantifican la similitud entre dos vectores de características. Estas métricas miden la similitud angular o la correlación entre los vectores de características y proporcionan una medida de la proximidad entre las imágenes.
- Una métrica de similitud común es la similitud del coseno, que mide el coseno del ángulo entre dos vectores de características. Cuanto más cercano sea el valor del coseno a 1, mayor será la similitud entre las imágenes.

#### 4.2.4. Aplicaciones

El sistema de Recuperación de Imágenes Basada en Contenido ofrece una variedad de aplicaciones en distintos sectores. En la industria de la moda, optimiza la búsqueda de productos, permitiendo a los usuarios encontrar prendas y accesorios similares a partir de una imagen, lo que mejora la experiencia de compra en línea y la recomendación de productos. Además, en seguridad y vigilancia, el CBIR facilita la re-identificación de individuos en diferentes escenarios, utilizando características visuales como la ropa y el peinado para rastrear a personas específicas.

Por otro lado, en el ámbito del comercio electrónico, mejora la navegación y selección de productos al permitir a los usuarios descubrir artículos similares basados en una imagen de referencia, aumentando así la satisfacción del cliente y las ventas en línea. Asimismo, en aplicaciones de teledetección y análisis geoespacial, el CBIR es útil para el análisis de imágenes satelitales, ayudando en la identificación y clasificación de características terrestres y cambios ambientales. [3]

Estos ejemplos de aplicaciones exponen la versatilidad del Sistema de Recuperación de Imágenes Basada en Contenido. Su capacidad para mejorar la experiencia del usuario, optimizar la búsqueda de productos y facilitar análisis detallados en teledetección resalta su importancia en la transformación digital actual.

#### 4.2.5. Diferencias entre TBIR y CBIR

En el ámbito de la recuperación de imágenes, existen dos enfoques principales que difieren significativamente en su funcionamiento: la Recuperación de Imágenes Basada en Texto (Text-Based Image Retrieval, TBIR) y la Recuperación de Imágenes Basada en Contenido (Content-Based Image Retrieval, CBIR). Ambos tienen como objetivo encontrar imágenes relevantes, pero lo hacen desde perspectivas distintas.

El enfoque TBIR se basa en la utilización de anotaciones textuales asociadas a las imágenes. Estas pueden ser palabras clave, frases o descripciones completas, y suelen ser generadas manualmente por expertos. Por tanto, la calidad de la recuperación depende en gran medida de la precisión de estas anotaciones y de la interpretación semántica del lenguaje. Esto implica una alta dependencia de la intervención humana, lo que puede generar problemas de subjetividad, ambigüedad o inconsistencias entre distintas personas.

Por el contrario, CBIR prescinde de anotaciones y basa su funcionamiento en el análisis automático del contenido visual de las imágenes. Este sistema extrae características como colores, formas, texturas o patrones espaciales, y utiliza medidas de similitud para comparar imágenes entre sí. Esta aproximación es más objetiva y escalable, ya que permite procesar grandes volúmenes de imágenes sin necesidad de intervención manual.

En términos de eficiencia, CBIR es generalmente más rápido una vez construido, puesto que evita el costoso proceso de etiquetado. Además, al estar basado en propiedades visuales directamente extraídas de la imagen, puede alcanzar niveles de precisión más consistentes y reproducibles, aunque en ciertos casos puede carecer de la riqueza semántica que aporta el lenguaje natural en TBIR.

Ambos enfoques presentan ventajas y limitaciones, y su elección depende del contexto de aplicación: TBIR puede ser más intuitivo para el usuario en sistemas donde se dispone de descripciones detalladas, mientras que CBIR resulta más útil en entornos donde la anotación manual no es viable o se requiere automatización a gran escala.

Característica	TBIR	CBIR
<b>Método de búsqueda</b>	Utiliza palabras clave, anotaciones o descripciones textuales	Analiza características visuales como formas, colores, texturas e información espacial
<b>Proceso de anotación</b>	Anotación manual por expertos	No requiere anotación manual, analiza el contenido visual directamente
<b>Dependencia humana</b>	Alta dependencia de percepciones e interpretaciones humanas	Menos dependencia de la interpretación humana, más objetivo
<b>Fiabilidad de etiquetas</b>	Puede ser menos fiable debido a variaciones en la interpretación humana	Mayor fiabilidad al comparar características visuales objetivas
<b>Eficiencia</b>	Menos eficiente debido al tiempo requerido para la anotación manual	Más eficiente al analizar directamente el contenido visual
<b>Escalabilidad</b>	Puede ser menos escalable debido al trabajo manual requerido	Más escalable ya que no depende de la anotación manual
<b>Precisión en la recuperación</b>	Varía según la precisión de las anotaciones y etiquetas	Alta precisión al basarse en características visuales

Tabla 2: Comparativa TBIR vs CBIR

### 4.3. Redes Neuronales

En el ámbito de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático, las redes neuronales han surgido como una potente herramienta para modelar y analizar datos complejos. Representan una vanguardia en estos campos, impulsando innovaciones tecnológicas y transformando la manera en que interactuamos con la información y el mundo que nos rodea.

#### 4.3.1. Fundamentos

Las redes neuronales se basan en la simulación de la estructura y el funcionamiento del cerebro humano para procesar información [4]. Están compuestas por un conjunto de nodos conectados entre sí que reciben y procesan información y generan una salida en consecuencia. Estos nodos, llamados neuronas artificiales, pueden ser ajustados para mejorar la precisión de la salida, permitiendo así un aprendizaje y adaptación de la red.

La estructura de una red neuronal se compone de múltiples capas de neuronas interconectadas entre sí. Estas capas incluyen una capa de entrada, que recibe los datos iniciales y los introduce en la red, y una capa de salida, que produce el resultado final o la predicción deseada. Además, entre la capa de entrada y la capa de salida, puede haber una serie de capas ocultas que desempeñan un papel crucial en el procesamiento y la transformación de la información a medida que se propaga a través de la red.

Cada neurona en la red está conectada con otras neuronas mediante conexiones, similares a las sinapsis en el sistema nervioso biológico. Estas conexiones determinan la fuerza y la influencia de la información transmitida entre las neuronas. Durante el proceso de entrenamiento de la red neuronal, estos pesos sinápticos se ajustan y optimizan continuamente a través de algoritmos de aprendizaje con el objetivo de mejorar la precisión y la eficiencia de la red en la tarea específica para la que ha sido diseñada.

El proceso de entrenamiento es un ciclo iterativo que implica alimentar la red con datos de entrada y comparar la salida producida con la salida esperada. Si existiese una discrepancia entre estas, se realizarían ajustes en los pesos de las conexiones.

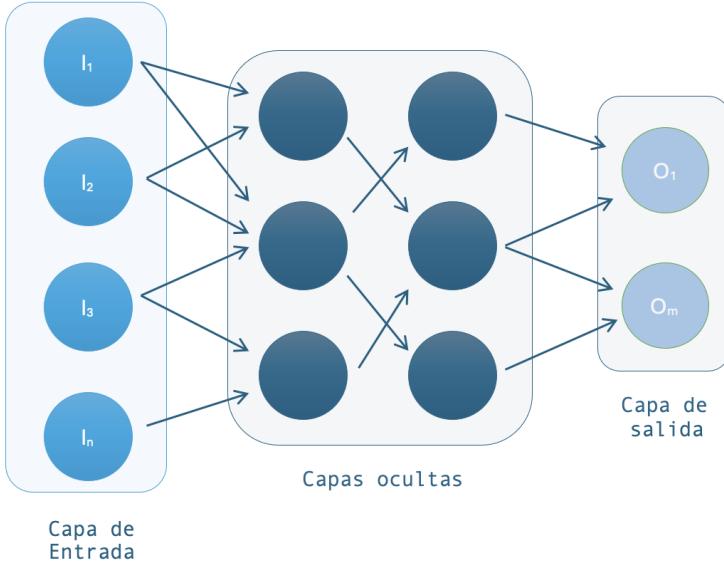


Figura 4: Estructura de una red neuronal

#### 4.3.2. Funciones de activación

Las funciones de activación son una parte crucial del funcionamiento y la capacidad de aprendizaje de las redes neuronales. Estas funciones determinan la salida de cada neurona en función de la entrada que recibe, proporcionando una forma de introducir no linealidad en el modelo y permitir a la red aprender y modelar relaciones complejas en los datos.

Existen dos tipos principales de funciones de activación: lineales y no lineales. Las funciones lineales son más simples y se limitan a multiplicar la entrada por un peso y sumar un término de sesgo, lo que resulta en una transformación lineal de los datos. Por otro lado, las funciones no lineales introducen la no linealidad, permitiendo a la red capturar y representar relaciones más complejas entre las variables de entrada y salida.

Algunas de las funciones de activación más comunes utilizadas en las redes neuronales son Sigmoide, ReLu y Tanh.

- La **función Sigmoide** tiene una forma característica de “S” y se define matemáticamente como

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (1)$$

Esta función produce una salida en el rango de 0 a 1, lo que la hace especialmente útil en problemas de clasificación binaria donde se busca predecir una probabilidad entre dos clases.

- La **función ReLu** es una de las funciones de activación más populares en las redes neuronales modernas. Se define como

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2)$$

lo que significa que la función retorna cero para valores negativos y la misma entrada para valores positivos.

- La **función Tanh** es similar a la Sigmoide, pero produce una salida en el rango de -1 a 1. Matemáticamente se define como

$$f(x) = \frac{\exp(x) - \exp(-x)}{\exp(x) + \exp(-x)} \quad (3)$$

Esta función es útil en problemas de clasificación binaria y regresión donde las salidas pueden ser negativas.

#### 4.3.3. Tipos

Cada red neuronal está diseñada para atender requisitos diferentes en el proceso de datos según las necesidades del usuarios. Las más prominentes en aplicaciones actuales son las redes feedforward, recurrentes y convolucionales.

- Las **redes feedforward** representan el modelo más básico de red neuronal. En este tipo de arquitectura, la información se mueve en una dirección única, desde la entrada hasta la salida, sin la presencia de ciclos o conexiones retroalimentadas. Cada capa procesa la información y la transmite a la siguiente capa, siguiendo este flujo unidireccional hasta obtener la salida final. Este diseño de red es especialmente adecuado para aplicaciones de clasificación y predicción, como el reconocimiento de imágenes o la detección de actividades fraudulentas.
- Las **redes neuronales recurrentes** (RNN) se caracterizan por tener conexiones que retroalimentan las neuronas entre sí. Esta estructura permite que la salida de una neurona sea utilizada como entrada para otra, creando así una “memoria” que conserva información sobre los datos de entrada previos. Debido a su capacidad de retención de información, las RNN son especialmente efectivas en tareas que implican el procesamiento de secuencias, como el análisis de lenguaje natural y la predicción meteorológica.
- Las **redes convolucionales** (CNN) fueron específicamente diseñadas para el procesamiento de imágenes y videos. En estas redes, las neuronas se agrupan en capas convolucionales, donde cada neurona se conecta únicamente con una región local de la capa anterior mediante una operación de convolución, definida por

$$S(i, j) = (K * I)(i, j) = \sum_m \sum_n I(m, n) \cdot K(i - m, j - n) \quad (4)$$

Esta organización permite que la CNN identifique características particulares en una imagen, como contornos y texturas, sin importar su ubicación dentro de la misma.

#### 4.3.4. Aplicaciones

En la actualidad, las redes neuronales desempeñan un papel fundamental en la transformación de diversos campos tecnológicos, y su aplicación se extiende a una gran variedad de industrias y áreas de investigación. A medida que esta tecnología avanza, se desarrollan nuevas aplicaciones que aprovechan sus capacidades de aprendizaje y adaptabilidad para resolver problemas complejos y mejorar la eficiencia en diferentes sectores.

Por ejemplo, el transformador de lenguaje basado en redes neuronales GPT-4 ha marcado un hito significativo en el campo del procesamiento del lenguaje natural. Este modelo es utilizado en diversas plataformas y servicios, como ChatGPT, un asistente virtual para la interacción con los humanos; DALL-E, que genera imágenes únicas a partir de descripciones textuales; y Riffusion, una herramienta para la composición musical y la creación de melodías basadas en texto.



Figura 5: GPT-4

Estos ejemplos muestran la versatilidad de las redes neuronales en la actualidad, demostrando su potencial para impulsar la innovación en múltiples ámbitos.

#### 4.4. Redes Generativas Adversarias (GAN)

Las Redes Generativas Antagónicas (GAN) son una arquitectura especializada de redes neuronales profundas que consta de dos componentes principales: el generador y el discriminador. Estas redes operan en un ciclo de retroalimentación constante, compitiendo entre sí en un proceso antagónico para generar datos sintéticos de alta calidad que sean indistinguibles de los datos reales. Este carácter antagónico y su capacidad para generar datos sintéticos versátiles hacen que las GAN sean una herramienta poderosa con aplicaciones innovadoras en diversos campos del aprendizaje automático y la inteligencia artificial. [5]

##### 4.4.1. Componentes

Las GAN se distinguen por su arquitectura única, compuesta por dos elementos que trabajan en sinergia: el generador y el discriminador. Mientras que el generador se encarga de producir instancias de datos que imitan a los datos reales, el discriminador actúa como un crítico, evaluando y diferenciando entre los datos generados y los datos reales. Esta dinámica antagónica entre el generador y el discriminador impulsa la mejora continua y la generación de datos sintéticos cada vez más realistas.

###### 1. Generador:

- El generador, concebido como un “artista digital”, opera en un espacio de alta dimensionalidad utilizando un conjunto inicial de números aleatorios (ruido). Este proceso puede ser visualizado como la falsificación de una obra de arte en un lienzo en blanco, donde el generador transforma hábilmente este ruido en datos representativos de la distribución de los datos reales.
- La esencia del generador reside en su capacidad para generar datos que, al ser evaluados, resulten indistinguibles de los datos reales. Este desafío intrínseco impulsa al generador a capturar de manera fiel las características inherentes al conjunto de datos de referencia.

###### 2. Discriminador:

- El discriminador desempeña el papel de un crítico discerniente. Su tarea consiste en evaluar los datos presentados y distinguir de manera aguda entre los auténticos y aquellos generados por el modelo. Su evolución se centra en la mejora constante de esta capacidad discriminatoria.
- La meta primordial del discriminador es perfeccionar su capacidad de discernimiento entre datos reales y generados. Su agudeza se traduce en un desafío constante para el generador, estimulando un proceso de mejora continua.

##### 4.4.2. Proceso de entrenamiento

El entrenamiento de las Redes Generativas Adversarias permite a la red aprender y perfeccionar su capacidad para generar datos sintéticos de alta calidad. En este proceso, el generador busca generar datos sintéticos que sean cada vez más indistinguibles de los datos reales, mientras que el discriminador se esfuerza por mejorar su capacidad para distinguir entre datos generados y datos reales.

1. **Inicialización.** En este paso, tanto el generador como el discriminador se preparan para el proceso de entrenamiento. Sin experiencias previas, se encuentran en un estado de latencia y preparados para el aprendizaje y la evolución.
2. **Generación y evaluación.** El generador toma una entrada de ruido aleatorio y la utiliza para generar datos falsos que se asemejen a los datos de entrenamiento reales. Estos datos generados son sometidos al juicio del discriminador, que evalúa su autenticidad, marcando el comienzo de un ciclo de retroalimentación competitiva entre el generador y el discriminador.

3. **Retroalimentación competitiva.** El discriminador proporciona retroalimentación al generador informándole sobre los errores en la generación de datos, quien la utiliza para ajustar sus parámetros de manera que los datos generados se vuelvan más realistas y mejoren su capacidad de engañar al discriminador.
4. **Iteración.** El proceso de generación, evaluación y retroalimentación se repite en ciclos sucesivos. Con cada ciclo de entrenamiento, el generador y el discriminador mejoran gradualmente su desempeño, lo que conduce a una mejora continua en la capacidad del generador para producir datos realistas y en la capacidad del discriminador para identificar lo auténtico.

En resumen, el proceso de entrenamiento en una GAN implica una competencia continua entre el generador y el discriminador. Este ciclo iterativo conduce a la convergencia hacia una distribución de datos generados que es indistinguible de la distribución de datos reales.

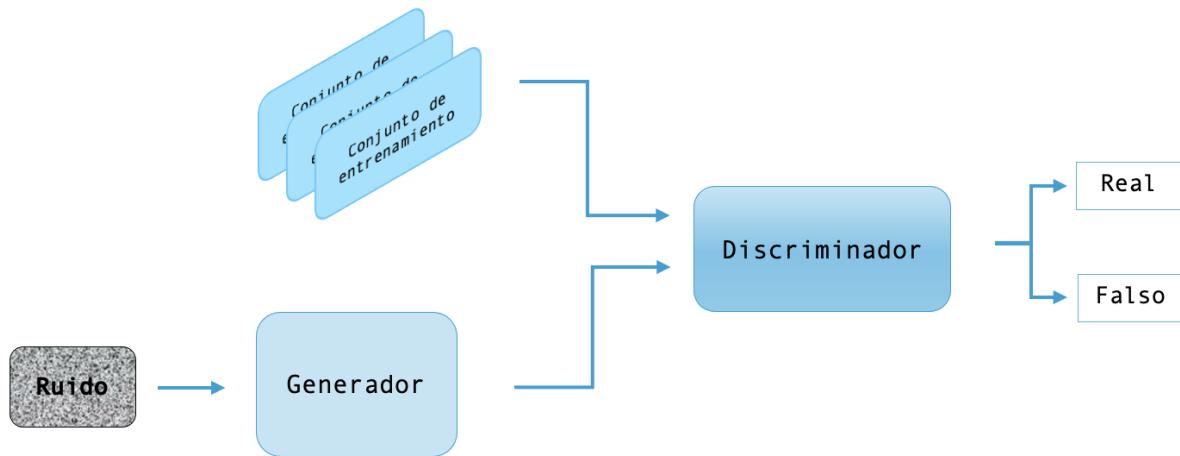


Figura 6: Proceso de entrenamiento de una GAN

#### 4.4.3. Efectos del ruido en la generación de imágenes

En las Redes Generativas Adversarias, el ruido juega un papel crucial en el proceso de generación de imágenes, ya que sirve como entrada al generador para producir diversas representaciones a partir de una misma arquitectura. Dependiendo de la cantidad y la naturaleza del ruido injectado, se pueden observar los siguientes efectos:

- **Diversidad de las imágenes:**

- Ruido alto: Incluir un nivel elevado de ruido (alta desviación estándar) en el generador incrementa la variabilidad de las imágenes generadas. Esto puede resultar en una mayor diversidad de imágenes, aunque con el riesgo de introducir artefactos visuales o distorsiones no deseadas.
- Ruido bajo: Al reducir el nivel de ruido (baja desviación estándar), las imágenes tienden a ser más uniformes y menos diversas. Aunque esto puede reducir la aparición de artefactos, también limita la capacidad del modelo para generar imágenes novedosas.

- **Calidad de la imagen:**

- Ruido alto: Un nivel elevado de ruido puede afectar negativamente la calidad de las imágenes generadas, haciéndolas borrosas o con artefactos visibles. Esto ocurre especialmente cuando el scheduler no logra eliminar completamente las perturbaciones en las primeras fases del proceso de denoising.

- Ruido bajo: Reducir el nivel de ruido inicial puede mejorar la claridad de las imágenes, produciendo resultados más nítidos y definidos. Sin embargo, si el ruido es demasiado bajo, el modelo podría perder capacidad para generar variedad, comprometiendo la diversidad en los resultados.

▪ **Capacidad de generalización:**

- Ruido alto: Un generador entrenado con entradas de ruido alto tiende a generalizar mejor, ya que se entrena a partir de una amplia gama de entradas. Esto puede mejorar su rendimiento al generar imágenes realistas en distintos contextos.
- Ruido bajo: Al trabajar con menos variabilidad en las entradas, el generador puede ajustarse demasiado a los datos de entrenamiento, reduciendo su capacidad para generalizar y producir imágenes variadas en nuevos escenarios.

▪ **Estabilidad del entrenamiento:**

- Ruido alto: Inyectar demasiado ruido puede hacer que el proceso de entrenamiento sea más inestable, dado que el modelo debe lidiar con una mayor variabilidad en las entradas. Esto puede provocar oscilaciones en la calidad de las imágenes generadas y dificultar la convergencia.
- Ruido bajo: Reducir el nivel de ruido tiende a estabilizar el entrenamiento, ya que las entradas son más consistentes. Sin embargo, esto puede limitar la capacidad del generador para mejorar en situaciones más complejas o variadas.

En conclusión, la correcta gestión del nivel de ruido en las GANs es esencial para encontrar un equilibrio entre la diversidad de las imágenes generadas y la estabilidad del proceso de entrenamiento, lo que permite obtener imágenes de alta calidad y con buena capacidad de generalización.

#### 4.4.4. Aplicaciones

Las Redes Generativas Adversarias han transformado diversos sectores gracias a su capacidad para generar datos y contenidos de alta calidad de manera artificial. Una de las aplicaciones más notables es la generación de imágenes realistas, donde pueden crear imágenes detalladas a partir de descripciones textuales o modificar imágenes existentes. Esto incluye tareas como la mejora de resolución de imágenes, la conversión de imágenes en blanco y negro a color, así como la creación de rostros, personajes y animales para industrias como la animación y los videojuegos.

Además, las GANs son fundamentales en la creación de datos sintéticos para el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático. Generar datos sintéticos permite ampliar conjuntos de datos limitados o sesgados, mejorando el rendimiento de los modelos en tareas específicas. Por ejemplo, en el ámbito de la detección de fraudes pueden generar transacciones fraudulentas simuladas, permitiendo entrenar sistemas de detección de fraudes con una mayor precisión.

Otra aplicación clave es el completado de datos faltantes en conjuntos de datos incompletos. Las GANs pueden predecir y generar datos que llenen los vacíos en los conjuntos de datos, lo cual es especialmente útil en áreas como la cartografía geotérmica o la captura y almacenamiento de carbono. En estos casos pueden generar imágenes de la superficie subterránea a partir de datos topográficos limitados, proporcionando información crucial para la toma de decisiones en estos campos.

Estas aplicaciones representan solo una muestra de cómo las Redes Generativas Adversarias están impulsando avances significativos en distintas áreas, ampliando las fronteras de lo que es posible lograr mediante la inteligencia artificial y el aprendizaje profundo. Cada nueva implementación desafía los límites actuales, creando nuevas oportunidades para la innovación y el desarrollo tecnológico. [6]

### 4.5. Redes Generativas Adversarias Condicionales (cGAN)

Las Redes Generativas Adversarias Condicionales (cGAN) son una extensión de las GAN convencionales, introducidas en 2014 por Mehdi Mirza y Simon Osindero [7]. A diferencia de las GAN estándar, que generan imágenes basadas únicamente en ruido aleatorio, las cGAN incorporan información adicional en forma de etiquetas condicionales, lo que permite un control más específico sobre las imágenes generadas. Esta capacidad de generar imágenes condicionales hace que las cGAN sean especialmente útiles en tareas que requieren resultados personalizados o categorizados según criterios específicos.

#### 4.5.1. Función de las Etiquetas

Las etiquetas desempeñan un papel central en las cGAN, al proporcionar información contextual durante el proceso de entrenamiento. Estas etiquetas, que pueden representar categorías, atributos u otras características, se incorporan tanto en el generador como en el discriminador, permitiendo que ambos aprendan de forma más dirigida y precisa. Las funciones principales de las etiquetas en cada componente de la red son las siguientes:

- **Condición en el Generador:** Las etiquetas se concatenan con el vector de ruido que sirve como entrada al generador. Esta combinación de ruido y etiquetas actúa como una guía explícita, especificando el tipo de imagen que el generador debe crear. Por ejemplo, si la etiqueta corresponde a una categoría como “gato” o “perro”, el generador utilizará esta información para generar una imagen que se ajuste a dicha categoría.
- **Condición en el Discriminador:** En el discriminador, las etiquetas se incorporan junto con las imágenes, permitiendo que el discriminador no solo evalúe si una imagen es real o generada, sino también si esa imagen corresponde a la etiqueta condicional proporcionada. Este proceso condiciona las decisiones del discriminador, mejorando su capacidad para detectar inconsistencias entre las imágenes generadas y las etiquetas asociadas.

Al integrar las etiquetas en ambos componentes, las cGAN permiten un nivel de control más fino sobre las imágenes generadas, lo que las convierte en una herramienta valiosa para aplicaciones donde se requiere una generación de imágenes personalizada o controlada. Esta capacidad condicional no solo mejora la flexibilidad de las GAN, sino que también amplía su aplicabilidad en campos como la creación de contenido visual, reconstrucción de imágenes y modelado tridimensional.

#### 4.5.2. Proceso de entrenamiento

El proceso de entrenamiento de las cGAN sigue un enfoque similar al de las GAN convencionales, pero con la adición de información condicional en forma de etiquetas.

1. **Inicialización:** Tanto el generador como el discriminador se inicializan en un estado de latencia preparados para el aprendizaje, al igual que en las GANs convencionales.
2. **Generación y evaluación condicionada:** El generador toma una entrada de ruido aleatorio y las etiquetas condicionantes para generar datos falsos que se asemejen a los datos de entrenamiento reales. Estos datos generados son evaluados por el discriminador, que considera tanto la autenticidad de los datos como las etiquetas condicionantes.
3. **Retroalimentación competitiva condicionada:** El discriminador proporciona retroalimentación al generador no solo sobre los errores en la generación de datos sino también sobre cómo se ajustan a las etiquetas condicionantes. Esto permite que el generador ajuste sus parámetros de manera más precisa.
4. **Iteración condicionada:** El proceso de generación, evaluación y retroalimentación se repite en ciclos sucesivos, incorporando la información condicional en cada paso. Con cada ciclo de entrenamiento, tanto el generador como el discriminador mejoran su desempeño en relación con las etiquetas condicionantes, lo que resulta en una generación de datos más precisa y controlada.

En resumen, las cGAN añaden una capa adicional de complejidad y control al proceso de entrenamiento de las GAN, permitiendo una generación de imágenes más personalizada y dirigida mediante el uso de etiquetas condicionantes.

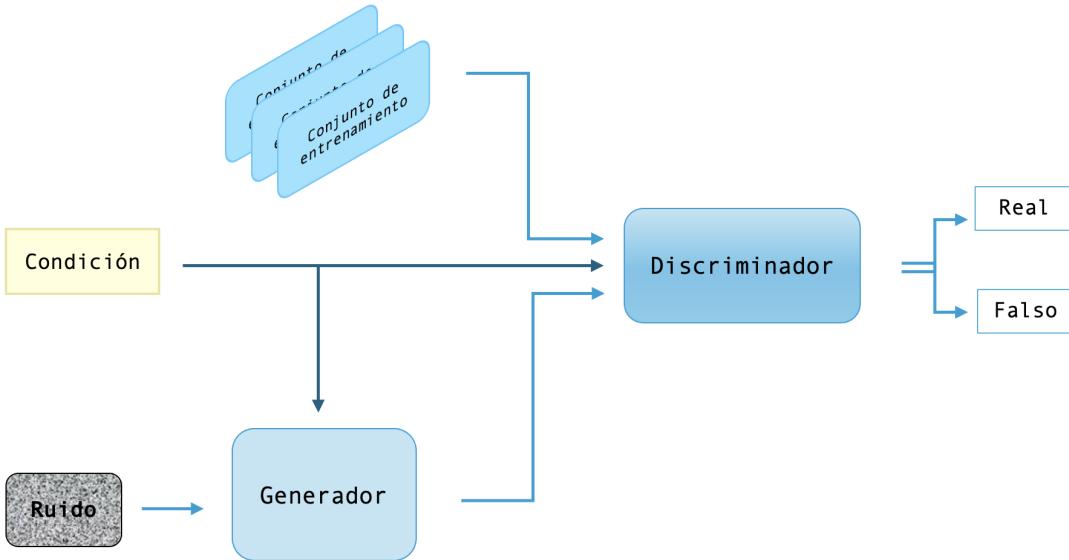


Figura 7: Proceso de entrenamiento de una cGAN

#### 4.5.3. Aplicaciones

Las cGAN han encontrado aplicaciones en una variedad de campos debido a su capacidad para generar imágenes de manera condicional. Algunas de las aplicaciones más destacadas incluyen:

- **Traducción de Imagen a Imagen:** Las cGAN han revolucionado la traducción de imágenes con métodos como Pix2Pix, permitiendo la evolución de imágenes mediante la consideración de información adicional como etiquetas o mapas de bordes. Estas redes posibilitan la reconstrucción detallada de objetos a partir de bordes, la síntesis de fotografías de alta calidad guiadas por mapas de etiquetas, y la colorización precisa de imágenes en blanco y negro.
- **Creación de Imágenes a partir de Texto:** Es posible generar fotografías de alta calidad basadas en descripciones textuales. La riqueza del vocabulario utilizado permite la creación de imágenes sintéticas mucho más precisas y detalladas, capturando los matices y detalles específicos descritos en el texto.
- **Generación de Vídeo:** En el ámbito de la generación de vídeo, ofrecen la capacidad de predecir fotogramas futuros basados en una selección de imágenes previas. Esto es especialmente útil en aplicaciones como la interpolación de fotogramas y la generación de contenido de vídeo realista y fluido.
- **Generación de Rostros:** Estas redes pueden ser entrenadas para crear imágenes de rostros con características particulares, como el color del cabello, el color de los ojos y otros rasgos faciales, produciendo resultados realistas y detallados.

Esta flexibilidad y capacidad de adaptación hacen que las cGAN sean una herramienta poderosa en el campo del aprendizaje profundo y la generación de contenido visual.

#### 4.6. Redes Generativas Adversarias con Atención (AttnGAN)

El modelo AttnGAN fue un gran avance en la generación de imágenes a partir de descripciones textuales. La característica clave de AttnGAN es su mecanismo de atención, que permite al modelo centrarse en diferentes partes de la descripción textual mientras genera la imagen. Este mecanismo de atención es particularmente útil para generar detalles complejos que se mencionan en las descripciones. [8]

#### 4.6.1. Arquitectura

La arquitectura de AttnGAN se compone de múltiples niveles de generación, cada uno enfocado en un nivel diferente de detalle en la imagen. La generación se lleva a cabo en tres niveles principales:

- **Nivel de características globales:** El primer nivel se encarga de generar una versión básica de la imagen que capture la estructura global basada en la descripción textual. En este nivel, el generador utiliza un vector latente y el embedding de la frase para crear una representación inicial de la imagen.
- **Nivel de atención fina:** En el segundo nivel, el mecanismo de atención permite al generador centrarse en palabras específicas de la descripción para agregar detalles más finos a la imagen. Aquí, se utilizan representaciones de palabras para ajustar diferentes áreas de la imagen, como la textura o los colores.
- **Nivel de resolución alta:** Finalmente, el tercer nivel mejora aún más la resolución de la imagen y refina los detalles generados en los niveles anteriores, garantizando que la salida final tenga una alta calidad visual. Este proceso iterativo asegura que la imagen generada se mantenga coherente con la descripción textual proporcionada.

#### 4.6.2. DAMSM

Un componente esencial de AttnGAN es el Deep Attentional Multimodal Similarity Model (DAMSM), diseñado para mejorar la coherencia entre las descripciones textuales y las imágenes generadas. DAMSM se entrena para alinear las representaciones de las descripciones de texto con las características de las imágenes, aprendiendo una representación conjunta de texto e imagen. Esto se logra mediante una pérdida de similitud que mide si una imagen generada se alinea con su descripción textual correctamente. El modelo intenta minimizar la distancia entre el embedding del texto y el embedding de la imagen correspondiente, ayudando al generador a producir imágenes que reflejen mejor las descripciones.

El DAMSM juega un papel crucial en el entrenamiento de AttnGAN, ya que no solo evalúa la calidad de la imagen generada, sino también cuán bien la imagen representa el contenido de la descripción. Este enfoque mejora significativamente la calidad semántica de las imágenes generadas, permitiendo que el modelo entienda descripciones más complejas y detalladas.

#### 4.6.3. Mecanismos de atención

El concepto de atención se popularizó inicialmente en el campo del procesamiento de lenguaje natural (NLP) con el trabajo de Vaswani, titulado *Attention is All You Need*. Este enfoque demostró que, al permitir que un modelo se centre en diferentes partes de una secuencia de entrada, se podían obtener mejores resultados en tareas como la traducción automática y el resumen de texto. [9]

La idea de la atención fue adaptada posteriormente para tareas de visión por computadora, como la generación de imágenes a partir de texto. En el caso de AttnGAN, el mecanismo de atención permite que el generador ajuste la contribución de cada palabra de la descripción en diferentes regiones de la imagen. Esto resulta en imágenes más precisas y detalladas en comparación con modelos que no utilizan atención.

#### 4.6.4. Métricas de evaluación

Evaluar la calidad de las imágenes generadas por AttnGAN requiere el uso de métricas especializadas. Las dos métricas más comunes son el *Inception Score* (IS) y la *Fréchet Inception Distance* (FID):

- **Inception Score (IS):** Evalúa la calidad de las imágenes generadas analizando cómo una red preentrenada clasifica las imágenes. Un alto IS indica que las imágenes generadas son de alta calidad y que pertenecen a una variedad de categorías.
- **Fréchet Inception Distance (FID):** Mide la distancia entre las distribuciones de características de las imágenes generadas y las imágenes reales. A diferencia del IS, la FID es más sensible a la calidad visual de las imágenes y es capaz de detectar artefactos en las imágenes generadas. Una FID más baja indica que las imágenes generadas son más similares a las imágenes reales.

#### 4.6.5. Proceso de entrenamiento

El proceso de entrenamiento de AttnGAN sigue una estructura iterativa similar a las cGAN, pero incorpora un mecanismo de atención para mejorar la precisión en la generación de detalles visuales basados en descripciones textuales. El entrenamiento del modelo puede desglosarse en los siguientes pasos:

1. **Inicialización:** El generador y el discriminador se inicializan para el entrenamiento. Adicionalmente, el modelo DAMSM se entrena para alinear las representaciones textuales y visuales.
2. **Generación basada en niveles de atención:** A partir de una descripción textual, el generador crea una representación inicial de la imagen que captura las características globales. Luego, mediante el mecanismo de atención, el modelo ajusta detalles específicos de acuerdo con palabras clave en la descripción.
3. **Evaluación por el discriminador y DAMSM:** El discriminador evalúa la autenticidad de la imagen generada, mientras que DAMSM mide la similitud entre la descripción textual y la imagen producida. La combinación de estos dos enfoques permite ajustar el generador para mejorar tanto la autenticidad visual como la coherencia semántica.
4. **Retroalimentación iterativa:** El proceso de generación y evaluación se repite en varias iteraciones. Cada ciclo ajusta los parámetros del generador para refinar la calidad de las imágenes, incorporando una correspondencia más precisa con las descripciones textuales.

#### 4.6.6. Aplicaciones

Al igual que las cGAN, AttnGAN ha encontrado aplicaciones en diversos campos que requieren una correspondencia precisa entre texto e imagen. Algunas de las aplicaciones más notables incluyen:

- **Creación de Imágenes a partir de Texto en Detalle:** AttnGAN es particularmente adecuado para generar imágenes con detalles complejos. Esto permite crear imágenes de calidad a partir de descripciones textuales detalladas, como se utiliza en diseño de moda, generación de paisajes o escenas específicas [8].
- **Edición de Imágenes Guiada por Texto:** AttnGAN permite la edición de imágenes existente utilizando descripciones textuales. Al cambiar palabras clave en el texto, el modelo puede modificar detalles específicos en la imagen sin alterar su estructura general.
- **Creación de Imágenes Médicas Sintéticas:** En el ámbito de la medicina, AttnGAN puede ser empleado para generar imágenes médicas sintéticas, especialmente en tareas que requieren la adición de características específicas en imágenes como tumores o lesiones en escaneos médicos, permitiendo una generación controlada en base a descripciones anatómicas [?].
- **Aplicaciones en Publicidad y Diseño Creativo:** AttnGAN es utilizado en la generación de contenido visual para campañas publicitarias, donde la descripción textual es crucial para representar productos con características específicas o crear ambientes temáticos detallados.

Con su capacidad de captar detalles finos y específicos a partir de descripciones textuales, AttnGAN representa una herramienta poderosa para aplicaciones que requieren precisión visual y semántica en la generación de imágenes.

### 4.7. Procesamiento del lenguaje natural

El procesamiento del lenguaje natural (NLP) es una disciplina de la inteligencia artificial que se encarga de dotar a los sistemas informáticos de la capacidad de comprender, interpretar, y generar lenguaje humano de manera eficiente. Utilizando una combinación de lingüística computacional y modelos de aprendizaje automático, el NLP permite a las máquinas procesar tanto texto como voz, con el fin de captar la intención y el sentimiento detrás de las comunicaciones humanas.



Figura 8: Procesamiento del lenguaje

#### 4.7.1. Preparación del texto

En esta etapa, se lleva a cabo la preparación del texto para su análisis posterior. Esto implica una serie de pasos de limpieza de datos, como la eliminación de caracteres especiales, la conversión a minúsculas y la exclusión de palabras vacías (stop words). El objetivo es asegurar que el texto esté en un formato adecuado para su procesamiento posterior.

#### 4.7.2. Tokenización

Durante la tokenización, el texto se divide en unidades más pequeñas y significativas, conocidas como “tokens”. Estos tokens pueden ser palabras individuales o frases completas, dependiendo del contexto y los objetivos del análisis. La tokenización proporciona una base fundamental para el procesamiento y análisis subsiguientes del texto, ya que permite a los algoritmos obtener una comprensión básica de la estructura y el contexto del texto.

En el caso de la tokenización de palabras, el texto se separa en tokens individuales basados en espacios en blanco, lo que permite identificar y aislar cada palabra dentro del texto. Por otro lado, en la tokenización de frases, el texto se divide en tokens basados en puntos o signos de puntuación, lo que facilita la identificación de unidades más grandes de texto con significado coherente.

#### 4.7.3. Representación del texto

Adicionalmente, cada token generado durante el proceso de tokenización se convierte en una representación numérica comprensible por el modelo de procesamiento del lenguaje natural. Esto es esencial para permitir que el modelo comprenda y procese el texto de manera efectiva. Esta conversión se lleva a cabo mediante diversas técnicas de vectorización de texto, entre las cuales destacan la codificación one-hot y la incrustación de palabras (word embeddings).

- La **codificación one-hot** consiste en asignar un valor binario único a cada token, creando un vector donde cada posición corresponde a una palabra única en el vocabulario. Por ejemplo, si tenemos un vocabulario de 1000 palabras, cada token se representaría como un vector de 1000 elementos, con un 1 en la posición que corresponde a la palabra en cuestión y ceros en todas las demás posiciones.
- Por otro lado, las **incrustaciones de palabras** (word embeddings) son representaciones vectoriales de palabras que capturan el significado semántico y la relación contextual entre ellas. Estas incrustaciones se generan mediante técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, donde las palabras se representan como vectores densos de valores reales en un espacio de características de alta dimensionalidad.

Independientemente de la técnica utilizada, esta representación numérica de los tokens es esencial para alimentar el modelo de generación de imágenes en la siguiente etapa del proceso. Al transformar el texto en vectores numéricos, el modelo puede procesar la información de manera eficiente y generar contenido visual coherente y significativo basado en el contexto del texto de entrada.

### 4.8. Generación de imágenes a partir de texto

En la actualidad, se está presenciando un notable auge en el desarrollo de la Inteligencia Artificial Generativa, una vertiente diseñada para generar datos sintéticos innovadores basados en patrones extraídos de conjuntos de datos.

Este paradigma no se limita exclusivamente al procesamiento de datos en formato texto, sino que, además, abarca la capacidad de manipular imágenes, vídeos y audio; dando lugar a una diversidad de aplicaciones prometedoras que están emergiendo en distintos ámbitos.

#### 4.8.1. Ejemplos

Los avances en inteligencia artificial están revolucionando la forma en que se diseñan productos industriales. Por ejemplo, se ha desarrollado un modelo llamado IA Midjourney que sirve como una herramienta creativa para representar ideas de manera rápida y efectiva; este modelo es capaz de transformar instrucciones detalladas en texto en representaciones visuales realistas de una amplia gama de productos industriales, desde cascos de motocicleta hasta zapatillas personalizadas de marcas reconocidas como Nike. Además, se ha observado que combinar múltiples tareas en una sola sesión puede mejorar la capacidad del modelo para generar imágenes variadas. Esta práctica también permite analizar los resultados en función de la popularidad del producto y explorar la variabilidad en las soluciones propuestas al representar objetos existentes. [10]



Figura 9: IA Midjourney

#### 4.8.2. Consideraciones Éticas y de Privacidad

El desarrollo de la Inteligencia Artificial Generativa (IAG) representa un cambio disruptivo en la forma de concebir, diseñar y producir contenidos digitales. Estas tecnologías permiten generar imágenes, videos, audios o incluso obras interactivas a partir de simples descripciones textuales, eliminando barreras técnicas y democratizando el acceso a herramientas de creación visual. El impacto de esta transformación ya se vislumbra en sectores como el diseño gráfico, la publicidad, la producción audiovisual, la educación y la realidad aumentada, entre otros.

No obstante, el avance acelerado de la IAG plantea una serie de dilemas éticos, sociales y legales de gran envergadura, que deben ser abordados de forma transversal y proactiva. A continuación, se detallan algunas de las principales consideraciones que afectan al uso responsable de estas tecnologías:

- **Derechos de autor y propiedad intelectual:** Las obras generadas por algoritmos no cuentan con un creador humano directo, lo que plantea un vacío legal sobre su titularidad. ¿Pertenece el contenido al desarrollador del modelo, al usuario que lo genera, o a nadie? Esta indefinición complica tanto la comercialización como la protección de las creaciones, y puede incentivar prácticas poco éticas como la apropiación indebida o el plagio algorítmico.
- **Naturaleza jurídica de los contenidos generados:** Es necesario revisar las leyes de propiedad intelectual para incluir categorías específicas para las obras creadas mediante IAG. Además, surge la necesidad de establecer criterios para distinguir entre creaciones humanas, asistidas por IA y totalmente sintéticas.

- **Transparencia, trazabilidad y responsabilidad algorítmica:** En el contexto de la creación de contenido automatizado, es fundamental garantizar la trazabilidad del proceso generativo y la explicabilidad de los modelos. Esto es especialmente importante en aplicaciones sensibles (como medios de comunicación o salud), donde la veracidad, la intención y la autoría son factores críticos.
- **Identificación de contenidos sintéticos (deepfakes):** La creciente sofisticación de las imágenes y videos generados con IA plantea riesgos de desinformación, suplantación de identidad, manipulación política o fraudes digitales. La incorporación de marcas de agua digitales, metadatos incrustados o sistemas de verificación de autenticidad podría ser clave para distinguir entre contenido real y sintético.
- **Privacidad y uso de datos sensibles:** Los modelos de IA suelen entrenarse con grandes volúmenes de datos extraídos de internet o bases públicas. En muchos casos, estos datos incluyen rostros, ubicaciones, nombres o información privada que no ha sido recolectada con consentimiento explícito. Esto plantea serias implicaciones en términos de derechos fundamentales y cumplimiento normativo (como el RGPD en Europa).
- **Sesgos algorítmicos y reproducción de estereotipos:** Las IAG pueden reproducir o amplificar sesgos presentes en los datos con los que fueron entrenadas. Esto puede derivar en la generación de contenido discriminatorio o excluyente, reforzando estereotipos de género, raza o clase social. La revisión crítica del dataset y la introducción de mecanismos de mitigación de sesgos resultan imprescindibles.
- **Uso malintencionado o delictivo:** Como toda tecnología poderosa, la IAG puede ser empleada con fines maliciosos: generación de pornografía no consensuada, campañas de desinformación, fraude visual o creación de identidades falsas. Es necesario implementar barreras técnicas (filtros, restricciones de contenido, auditorías) y políticas públicas que regulen su uso y difusión.
- **Impacto en el empleo y la autoría creativa:** El auge de herramientas que automatizan procesos creativos podría afectar a profesionales del diseño, la ilustración o la escritura, especialmente en tareas de baja especialización. Es importante fomentar un marco de convivencia entre creatividad humana e inteligencia artificial, promoviendo la transparencia y el reconocimiento del trabajo original.

En resumen, el progreso de la Inteligencia Artificial Generativa ofrece un potencial inmenso, pero también una serie de riesgos éticos y legales que requieren atención urgente por parte de gobiernos, entidades tecnológicas, comunidades científicas y la ciudadanía en general. La implementación de principios como la transparencia, la equidad, la privacidad y la rendición de cuentas debe guiar el diseño y despliegue de estas tecnologías, para asegurar un desarrollo justo, inclusivo y sostenible.

## 4.9. Modelos de Difusión y Stable Diffusion

En los últimos años, los modelos generativos basados en procesos de difusión han cobrado una importancia creciente como alternativa a las arquitecturas GAN tradicionales. A diferencia de estas últimas, los modelos de difusión no requieren un discriminador y tienden a ser más estables durante el entrenamiento, además de ofrecer un mayor control semántico durante la generación.

### 4.9.1. Fundamentos de los modelos de difusión

Los modelos de difusión simulan un proceso estocástico en el que una imagen se convierte progresivamente en ruido gaussiano a través de una secuencia de pasos temporales. A continuación, el modelo se entrena para invertir este proceso, es decir, para reconstruir una imagen coherente a partir del ruido puro en varios pasos. Este enfoque fue formalizado inicialmente en los modelos DDPM (Denoising Diffusion Probabilistic Models) [11], y posteriormente optimizado en variantes como DDIM.

La formulación teórica se basa en procesos de difusión continua, descritos por la ecuación de Fokker–Planck:

$$\frac{\partial p(x,t)}{\partial t} = -\nabla \cdot (f(x)p(x,t)) + \nabla^2(g(x)p(x,t)) \quad (5)$$

donde el objetivo es aprender una función de denoising  $f_\theta(x, t)$  capaz de revertir el ruido inyectado en cada paso del proceso. La pérdida comúnmente empleada en estos modelos mide la diferencia entre el ruido predicho y el ruido real aplicado.

#### 4.9.2. Transición hacia la difusión latente

Uno de los principales retos de los modelos de difusión tradicionales es su alto coste computacional, ya que operan directamente sobre imágenes de alta resolución. Para abordar esta limitación, surgieron los modelos de difusión latente, que trasladan el proceso de generación a un espacio comprimido de menor dimensión, manteniendo la información semántica esencial.

#### 4.9.3. Stable Diffusion

Entre los modelos de difusión latente, destaca **Stable Diffusion** [12], desarrollado por Stability AI y basado en la arquitectura Latent Diffusion Model (LDM). Este modelo ha ganado gran popularidad por su capacidad de generar imágenes fotorrealistas de alta calidad condicionadas por descripciones textuales (prompts), manteniendo una eficiencia computacional razonable.

Una de las características más destacables de Stable Diffusion es su disponibilidad como software de código abierto. Esto ha facilitado su adopción masiva en comunidades académicas, creativas y profesionales, y ha contribuido de forma significativa a la democratización del acceso a modelos generativos de alta calidad.

Stable Diffusion está compuesto por tres bloques principales:

- Un **autoencoder variacional** (VAE), que se encarga de transformar imágenes del espacio RGB (alta dimensión) a un espacio latente comprimido y semánticamente significativo. Esta representación latente conserva la información visual esencial y permite operar con mayor eficiencia computacional. Una vez generado el resultado en el espacio latente, el VAE también es responsable de decodificarlo de nuevo a imagen visible, asegurando que se mantenga la coherencia visual respecto al contenido original.
- Un **modelo de difusión U-Net**, que actúa directamente sobre la representación latente de las imágenes. Esta red convolucional profunda está entrenada para eliminar progresivamente el ruido introducido en el espacio latente, reconstruyendo paso a paso una imagen coherente. Su arquitectura simétrica con conexiones de salto permite capturar tanto información global como detalles locales, y puede ser condicionada por información externa, como texto, durante el proceso de denoising.
- Un **codificador textual**, basado en modelos como CLIP o T5, cuya función es convertir la descripción textual (*prompt*) en un vector de características semánticas. Este vector se utiliza como guía condicional en el proceso de generación. Gracias a los mecanismos de atención cruzada implementados en la U-Net, las representaciones textuales influyen directamente en distintas regiones de la imagen, permitiendo un alto grado de control sobre los elementos visuales generados en función del texto.

El modelo introduce un mecanismo de atención cruzada (cross-attention) que asocia partes específicas del texto con regiones concretas de la imagen, permitiendo un control detallado sobre el contenido generado.

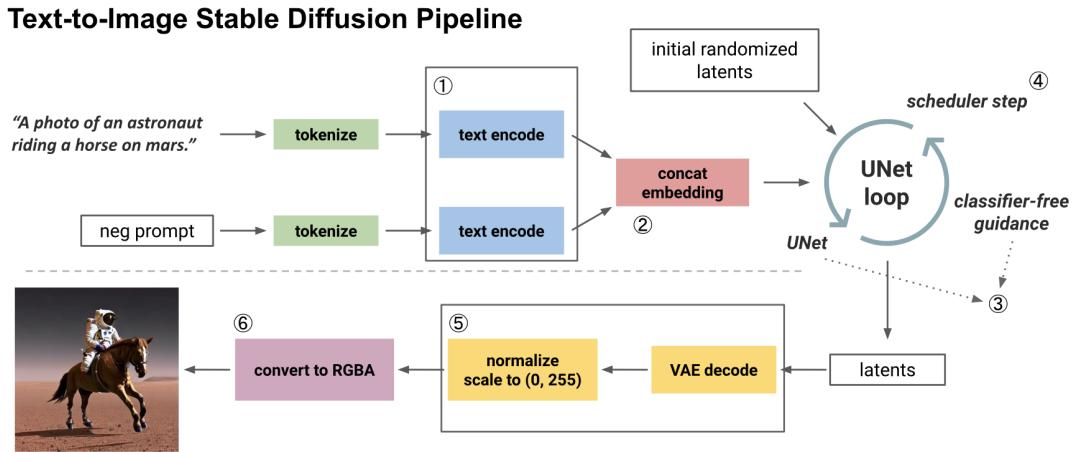


Figura 10: Pipeline general del modelo Stable Diffusion. Fuente: [1]

La Figura 10 muestra el flujo de generación de imágenes en Stable Diffusion. A partir de un texto de entrada (*prompt*), se obtiene un embedding que guía el proceso de denoising del modelo UNet en el espacio latente. Una vez finalizado el proceso, el resultado se decodifica a imagen mediante un VAE y se convierte a formato visual estándar.

#### 4.9.4. Ventajas frente a otras arquitecturas

Stable Diffusion ofrece múltiples ventajas en comparación con arquitecturas anteriores como GANs o modelos híbridos como AttnGAN:

- **Mayor coherencia semántica:** gracias al uso de embeddings textuales generados por modelos como CLIP o T5, y su integración mediante mecanismos de atención cruzada en la red U-Net, el modelo es capaz de asociar con precisión conceptos textuales con regiones específicas de la imagen generada. Esto resulta en una representación visual más fiel al contenido del prompt.
- **Mejor estabilidad:** a diferencia de las GAN, que dependen del equilibrio entre generador y discriminador, los modelos de difusión no requieren esta dinámica adversarial. Esto reduce significativamente problemas como el colapso de modo (donde el generador produce salidas repetitivas) o la inestabilidad del entrenamiento.
- **Coste computacional reducido:** al operar en un espacio latente comprimido mediante un autoencoder variacional, el modelo evita los altos requerimientos de memoria y procesamiento asociados con la manipulación directa de imágenes de alta resolución. Esta eficiencia permite su uso incluso en entornos con recursos limitados.
- **Modularidad:** la arquitectura de Stable Diffusion permite modificar, sustituir o mejorar individualmente componentes como el codificador de texto, el modelo de difusión o el decodificador VAE. Esto facilita la incorporación de mejoras incrementales sin tener que reentrenar todo el sistema desde cero.

Además, el trabajo de Rombach et al. [12] proporciona evidencia empírica de que el uso del espacio latente preserva la estructura semántica de las imágenes, manteniendo una alta calidad visual con menor coste computacional.

#### 4.9.5. Aplicaciones prácticas y uso en este trabajo

El modelo Stable Diffusion ha demostrado ser eficaz en una amplia gama de aplicaciones prácticas:

- **Generación de arte conceptual y prototipos visuales:** especialmente útil para diseñadores, artistas digitales y estudios creativos que buscan materializar ideas a partir de descripciones verbales.

- **Síntesis de datos para sistemas de visión artificial:** puede generar imágenes etiquetadas sintéticamente para entrenar clasificadores, detectores o segmentadores en entornos donde los datos reales son escasos o costosos de obtener.
- **Producción de contenido multimedia:** desde elementos gráficos en videojuegos hasta campañas publicitarias personalizadas, permite generar activos visuales adaptados a necesidades específicas.

En este proyecto, se ha utilizado Stable Diffusion como motor generativo dentro del sistema JMR. Gracias a una API REST, el usuario puede introducir un prompt textual en lenguaje natural y recibir una imagen generada que sirve como entrada visual al sistema CBIR (Content-Based Image Retrieval). Esta funcionalidad extiende las capacidades de búsqueda y análisis de la plataforma, haciendo el sistema más accesible y flexible.

#### 4.9.6. Limitaciones y desafíos actuales

A pesar de sus beneficios, es importante considerar algunas limitaciones inherentes a Stable Diffusion:

- **Velocidad de generación:** aunque más rápido que modelos de difusión que operan en pixel space, sigue siendo más lento que las GAN una vez entrenadas, ya que requiere múltiples pasos de inferencia para refinar la imagen.
- **Requisitos de memoria:** los modelos de difusión siguen siendo exigentes en términos de memoria GPU, especialmente al trabajar con prompts largos o al generar imágenes de alta resolución.
- **Falta de control preciso:** en casos donde el prompt es ambiguo, contradictorio o demasiado abierto, el modelo puede generar imágenes que no reflejan adecuadamente la intención del usuario.
- **Cuestiones éticas:** al estar entrenado con grandes volúmenes de datos de internet, el modelo puede reproducir sesgos sociales o generar contenido problemático. Además, existe un debate abierto sobre los derechos de autor en imágenes generadas a partir de entrenamiento con obras protegidas.

Estas limitaciones no invalidan su utilidad, pero deben ser cuidadosamente consideradas en contextos profesionales, educativos o institucionales donde la transparencia, la precisión y la responsabilidad son prioritarias.

En consecuencia, cualquier despliegue real del sistema basado en Stable Diffusion debe ir acompañado de estrategias de mitigación ética, validación técnica rigurosa y un marco de uso responsable que garantice su fiabilidad y sostenibilidad a largo plazo.

## 5. Análisis del problema

El análisis del sistema es una etapa esencial en el desarrollo de software. En esta se examinan las necesidades, requisitos y funcionalidades del sistema a implementar, ayudando a la comprensión de los usuarios finales, sus contextos de uso y los objetivos que esperan alcanzar.

### 5.1. Especificación de requisitos

Los requisitos del sistema se dividen en dos grandes categorías: funcionales y no funcionales. Estos permiten establecer de forma clara qué debe cumplir la solución propuesta para ser viable y útil. A continuación, se presenta una recopilación estructurada de los requisitos identificados.

#### 5.1.1. Requisitos funcionales

Los siguientes requisitos funcionales describen las capacidades que el sistema debe implementar para cumplir con los objetivos definidos.

Código	RF 1.1
Nombre	Generación de Imágenes Basada en Texto
Descripción	Permitir la generación de imágenes a partir de descripciones textuales proporcionadas por el usuario
Precondición	Acceso al sistema de generación de imágenes mediante la interfaz de usuario
Postcondición	Imagen generada y visualizada en la interfaz del usuario

Tabla 3: Requisito Funcional RF 1.1

Código	RF 2.1
Nombre	Compatibilidad y Escalabilidad en la JMR
Descripción	Integración del sistema con la infraestructura existente en la JMR sin interrumpir otras funcionalidades
Precondición	Acceso a la infraestructura actual de la JMR
Postcondición	El sistema de generación de imágenes opera correctamente dentro del entorno de la JMR

Tabla 4: Requisito Funcional RF 2.1

Código	RF 3.1
Nombre	Gestión de Resultados de Generación de Imágenes
Descripción	Permitir a los usuarios guardar y etiquetar las imágenes generadas
Precondición	Imagen generada y lista para almacenamiento o uso posterior
Postcondición	La imagen está guardada y etiquetada correctamente

Tabla 5: Requisito Funcional RF 3.1

Código	<b>RF 4.1</b>
<b>Nombre</b>	Interfaz de Usuario Intuitiva y Accesible
<b>Descripción</b>	Proporcionar una interfaz amigable y accesible para que los usuarios generen imágenes a partir de texto
<b>Precondición</b>	Acceso al sistema de generación de imágenes a través de la interfaz
<b>Postcondición</b>	Los usuarios pueden navegar y utilizar fácilmente las funcionalidades

Tabla 6: Requisito Funcional RF 4.1

### 5.1.2. Requisitos no funcionales

Los requisitos no funcionales del sistema establecen criterios relacionados con la calidad, rendimiento, mantenimiento y accesibilidad.

Código	<b>RNF 1</b>
<b>Nombre</b>	Rendimiento y Eficiencia
<b>Descripción</b>	El sistema debe ser capaz de generar imágenes en un tiempo razonable, optimizando el uso de memoria y recursos de GPU

Tabla 7: Requisito No Funcional RNF 1: Rendimiento y Eficiencia

Código	<b>RNF 2</b>
<b>Nombre</b>	Mantenimiento
<b>Descripción</b>	El sistema debe ser modular, permitiendo actualizaciones y mantenimiento sin afectar el funcionamiento general de la JMR

Tabla 8: Requisito No Funcional RNF 2: Mantenimiento

Código	<b>RNF 3</b>
<b>Nombre</b>	Compatibilidad
<b>Descripción</b>	El sistema debe ser compatible con la infraestructura actual de la JMR. También debe permitir la integración con otros módulos o sistemas externos en el futuro.

Tabla 9: Requisito No Funcional RNF 3: Compatibilidad

Código	<b>RNF 4</b>
<b>Nombre</b>	Experiencia de Usuario y Accesibilidad
<b>Descripción</b>	El sistema debe cumplir con los estándares de accesibilidad para asegurar su uso por personas con diferentes capacidades y necesidades. La interfaz debe ser responsive y adaptarse correctamente a distintos dispositivos.

Tabla 10: Requisito No Funcional RNF 4: Experiencia de Usuario y Accesibilidad

## 5.2. Historias de usuario

Con el objetivo de validar y contextualizar los requisitos identificados, se han definido varias historias de usuario que ilustran cómo diferentes perfiles interactúan con el sistema. Estas historias permiten anticipar escenarios de uso realistas y orientar el diseño de funcionalidades clave.

La Tabla 11 presenta el caso de un investigador, cuyo objetivo es experimentar con modelos de generación de imágenes y evaluar su precisión antes de integrarlos en la plataforma. Este perfil pone el foco en la calidad técnica del sistema generativo y su interoperabilidad con el entorno de recuperación visual.

Historia de Usuario 1	
<b>Rol del Usuario</b>	Investigador en Inteligencia Artificial y Aprendizaje Profundo
<b>Necesidad</b>	Desarrollar y evaluar modelos de generación de imágenes a partir de texto para integrarlos en una plataforma de recuperación de información visual (JMR)
<b>Funcionalidades requeridas</b>	Implementar un modelo optimizado para generación de imágenes basada en descripciones textuales Evaluar la precisión y coherencia de las imágenes generadas en relación a la descripción Proporcionar un módulo de prueba y validación de las imágenes generadas antes de la integración en la JMR
<b>Beneficio</b>	Avanzar en las capacidades de los sistemas CBIR al permitir búsquedas más naturales y accesibles basadas en texto, mejorando la precisión en la recuperación de imágenes

Tabla 11: Historia de Usuario 1

La Tabla 12 aborda el punto de vista del administrador de la JMR, responsable de integrar y mantener el sistema dentro de una infraestructura ya existente. Aquí, los aspectos de compatibilidad, usabilidad y estabilidad del sistema cobran especial relevancia.

Historia de Usuario 2	
<b>Rol del Usuario</b>	Administrador de la JMR
<b>Necesidad</b>	Integrar un sistema de generación de imágenes a partir de texto que sea compatible con la infraestructura actual de la JMR
<b>Funcionalidades requeridas</b>	Implementar una interfaz de usuario intuitiva que permita a los usuarios ingresar descripciones textuales para la generación de imágenes Asegurar la compatibilidad y escalabilidad del módulo de generación de imágenes dentro de la infraestructura existente de la JMR Supervisar el rendimiento y la estabilidad del sistema para garantizar una experiencia fluida al usuario
<b>Beneficio</b>	Ofrecer un sistema CBIR basado en texto que potencie las funcionalidades de la JMR, proporcionando una experiencia avanzada y personalizada de búsqueda visual para los usuarios

Tabla 12: Historia de Usuario 2

Por último, en la Tabla 13 se presenta al usuario final, quien se beneficia directamente de la generación de imágenes como forma de consulta. Este perfil prioriza la facilidad de uso, la calidad de los resultados generados y la capacidad de aplicar el sistema en contextos reales.

Historia de Usuario 3	
<b>Rol del Usuario</b>	Usuario Final del Sistema de Recuperación de Imágenes
<b>Necesidad</b>	Utilizar un sistema que permita recuperar imágenes relevantes basadas en descripciones textuales para apoyar investigaciones o proyectos específicos
<b>Funcionalidades requeridas</b>	<p>Generar imágenes basadas en consultas textuales específicas que describan escenarios, objetos o características</p> <p>Acceder a una interfaz intuitiva que permita introducir consultas de texto y visualizar resultados de forma rápida y precisa</p> <p>Poder almacenar o compartir las imágenes generadas para análisis posterior o trabajo colaborativo</p>
<b>Beneficio</b>	Facilitar el acceso a imágenes específicas mediante descripciones, eliminando la necesidad de búsquedas visuales tradicionales y agilizando los procesos de investigación y aprendizaje

Tabla 13: Historia de Usuario 3

El conjunto de estas historias permite cubrir una perspectiva holística del sistema: desde el desarrollo técnico hasta el uso práctico. A continuación, se presenta una tabla que muestra la correspondencia entre los requisitos definidos y las historias de usuario que los motivan. Esta relación asegura que cada funcionalidad o característica del sistema responde directamente a una necesidad concreta, lo que refuerza la coherencia y la orientación al usuario del diseño.

Código del Requisito	Descripción resumida	Historia de Usuario
RF 1.1	Generación de imágenes a partir de texto	HU1, HU3
RF 2.1	Integración con la plataforma JMR	HU2
RF 3.1	Almacenamiento y etiquetado de imágenes	HU3
RF 4.1	Interfaz de usuario intuitiva y accesible	HU2, HU3
RNF 1	Eficiencia y rendimiento en la generación	HU1, HU2
RNF 2	Mantenimiento modular del sistema	HU2
RNF 3	Compatibilidad con la infraestructura JMR	HU2
RNF 4	Accesibilidad y experiencia de usuario	HU3

Tabla 14: Relación entre requisitos y sus historias de usuario

### 5.3. Modelo de caso de uso

El modelo de caso de uso presentado en la Figura 11 muestra las interacciones principales entre los actores y las funcionalidades del sistema de generación de imágenes a partir de texto integrado en la plataforma JMR. Este diagrama incluye la generación de imágenes desde una descripción textual, la visualización y personalización de resultados, el uso opcional de descriptores avanzados ofrecidos por la JMR, y la posibilidad de guardar o reutilizar las imágenes generadas.

Los actores principales identificados en el sistema son:

- **Usuario final:** persona que introduce una descripción textual y visualiza o descarga las imágenes generadas.
- **Administrador:** encargado de configurar parámetros del sistema, gestionar el uso del generador y mantener la integración con la plataforma JMR.

Este modelo permite delimitar con claridad las funcionalidades accesibles para cada tipo de usuario y ha servido como base para la extracción de requisitos funcionales. Además, constituye un punto de partida para el desarrollo de los diagramas de secuencia y de actividad, que detallan la lógica interna del sistema y el flujo de datos entre sus componentes.

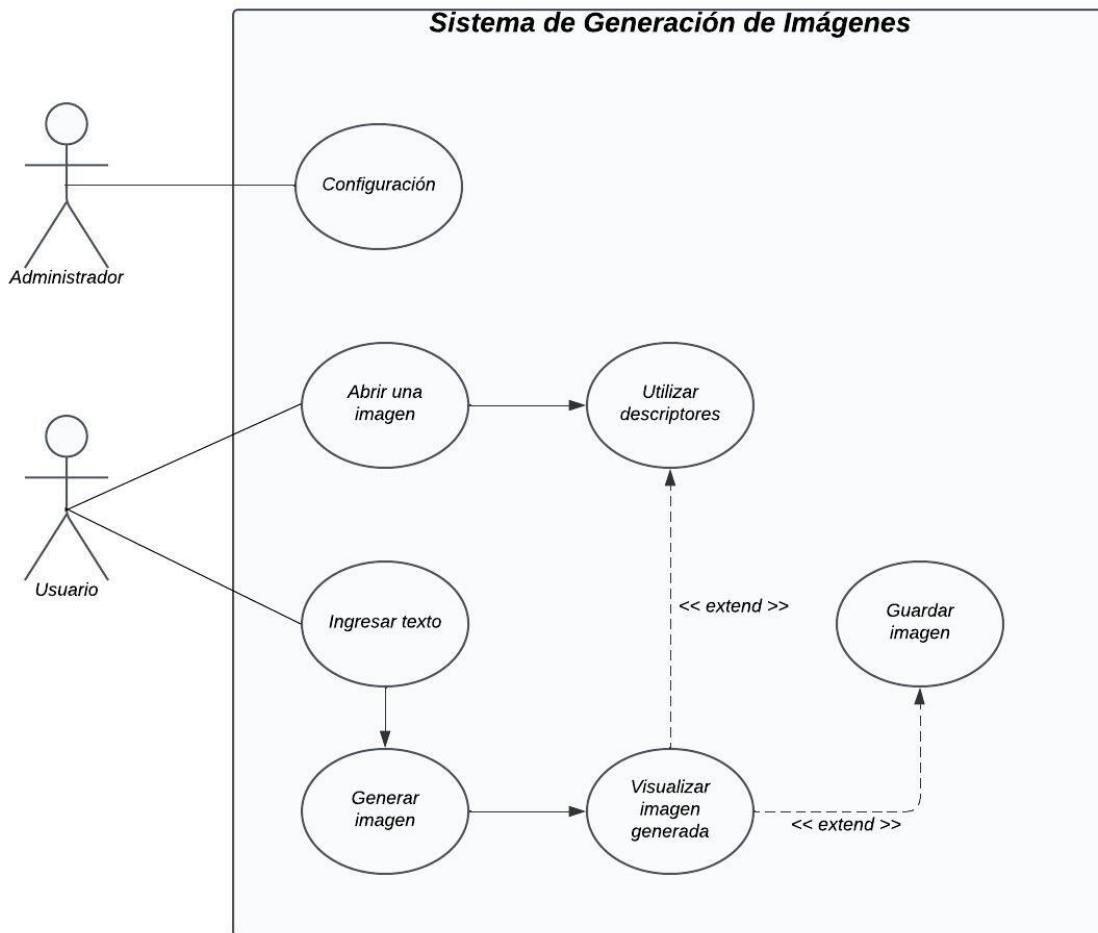


Figura 11: Diagrama de caso de uso

## 5.4. Modelos de comportamiento

Los modelos de comportamiento permiten representar la lógica dinámica del sistema, mostrando cómo interactúan sus componentes y usuarios en tiempo real. A través de diagramas de secuencia y un diagrama de actividad, se describen distintos flujos clave: desde la generación de imágenes a partir de texto, hasta la gestión de resultados y el entrenamiento del modelo.

Estos diagramas permiten visualizar cómo se comunican los distintos módulos (como la API de generación, el módulo de entrenamiento o los sistemas de almacenamiento), y ayudan a validar que las funcionalidades implementadas siguen una lógica coherente con los requisitos definidos.

### 5.4.1. Diagramas de secuencia

Los diagramas de secuencia representan interacciones temporales entre los actores y los componentes internos del sistema, reflejando cómo se produce la comunicación entre ellos en distintos escenarios clave. A continuación, se presentan los diagramas más relevantes que ilustran la lógica de funcionamiento de cada flujo:

- La Figura 12 muestra el proceso mediante el cual un usuario selecciona un descriptor visual desde la interfaz del sistema. El flujo se inicia con la acción del actor, quien elige el descriptor deseado; esta solicitud se transmite al controlador de descriptores, que se encarga de procesarla y consultar al módulo correspondiente. El módulo aplica el descriptor y devuelve el resultado, que finalmente se muestra al usuario.
- La Figura 13 detalla la generación de una imagen a partir de una descripción textual. El actor introduce un prompt desde la interfaz, que es enviado al controlador de generación. Este comunica la petición a la API de generación, la cual procesa el texto y genera la imagen correspondiente. El resultado es devuelto y mostrado al usuario.
- La Figura 14 representa el proceso de almacenamiento de una imagen generada. El usuario elige la opción de guardar y proporciona una ruta de destino. La solicitud es gestionada por el controlador de imágenes, que delega en el sistema de archivos local la escritura del fichero. Una vez finalizado el proceso, se notifica al usuario.
- La Figura 15 ilustra el procedimiento para la obtención y preparación de datos desde el conjunto COCO. El sistema de gestión de datos solicita al servidor las imágenes y descripciones, las cuales se obtienen desde la base de datos. Una vez recuperados, los datos son preprocesados y enviados de vuelta listos para ser utilizados en el entrenamiento.
- La Figura 16 muestra el flujo correspondiente al entrenamiento de un modelo generativo. El sistema de procesamiento de datos envía los datos al servidor de entrenamiento, donde se realiza el preprocesamiento. Posteriormente, el servidor entrena el modelo y almacena los resultados en la base de datos de modelos. Al finalizar, se notifica el éxito del entrenamiento.
- Finalmente, la Figura 17 detalla el cálculo y monitorización de pérdidas durante el proceso de entrenamiento. A partir de la solicitud del usuario, se inicia el entrenamiento y se registran las pérdidas del generador y el discriminador. Estos valores se visualizan gráficamente y se devuelven al sistema como salida.

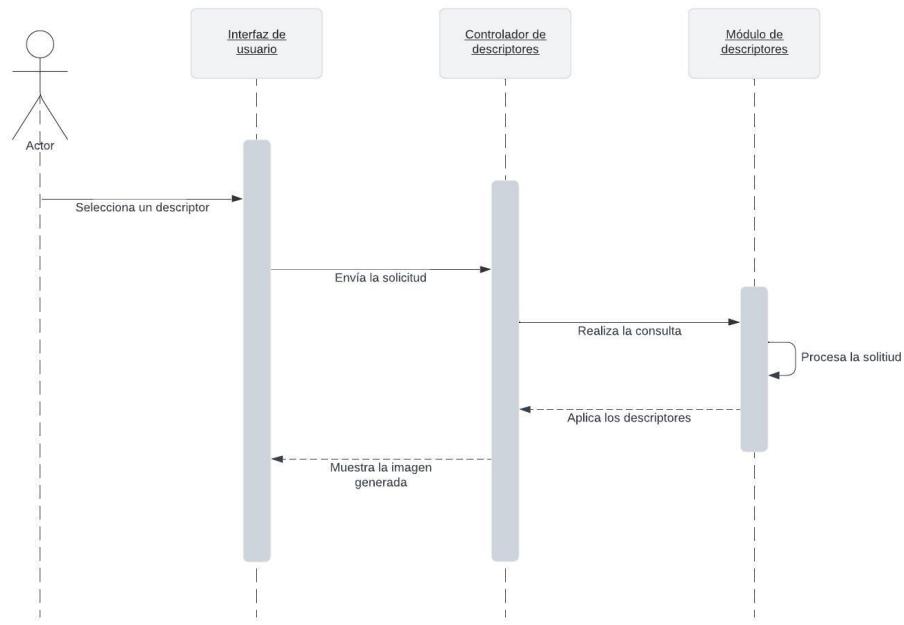


Figura 12: Diagrama de secuencia del uso de descriptoros

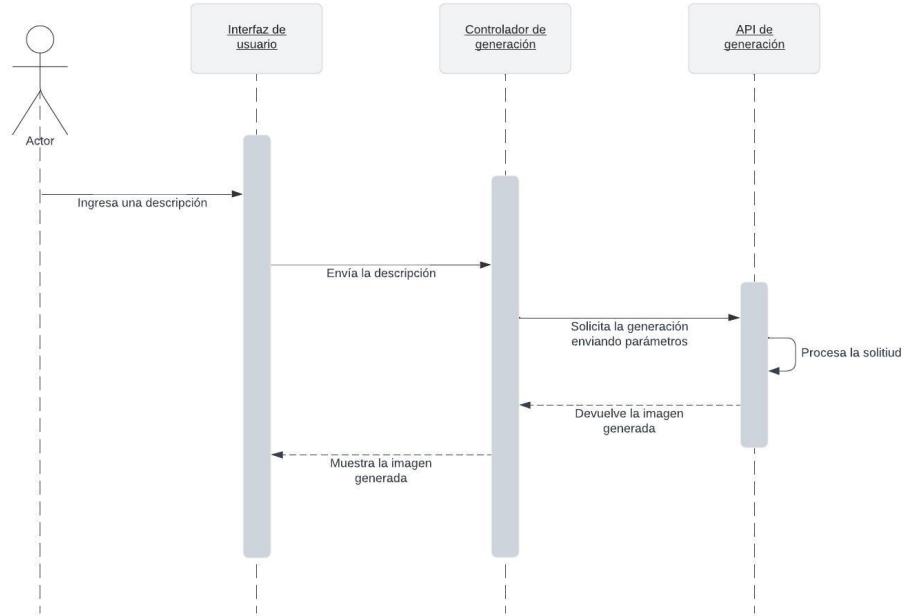


Figura 13: Diagrama de secuencia de la generación de una imagen

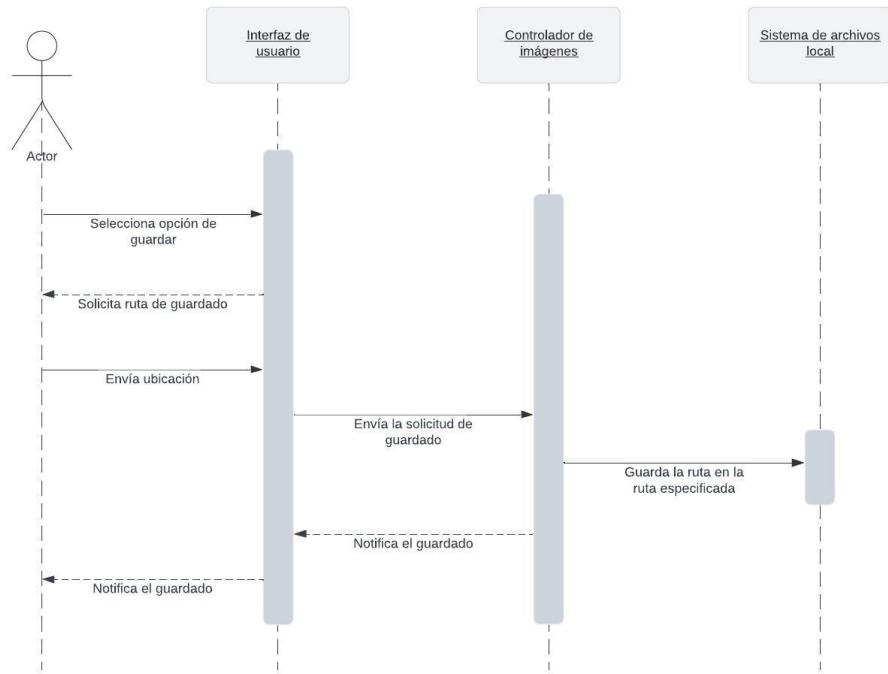


Figura 14: Diagrama de secuencia del guardado de una imagen

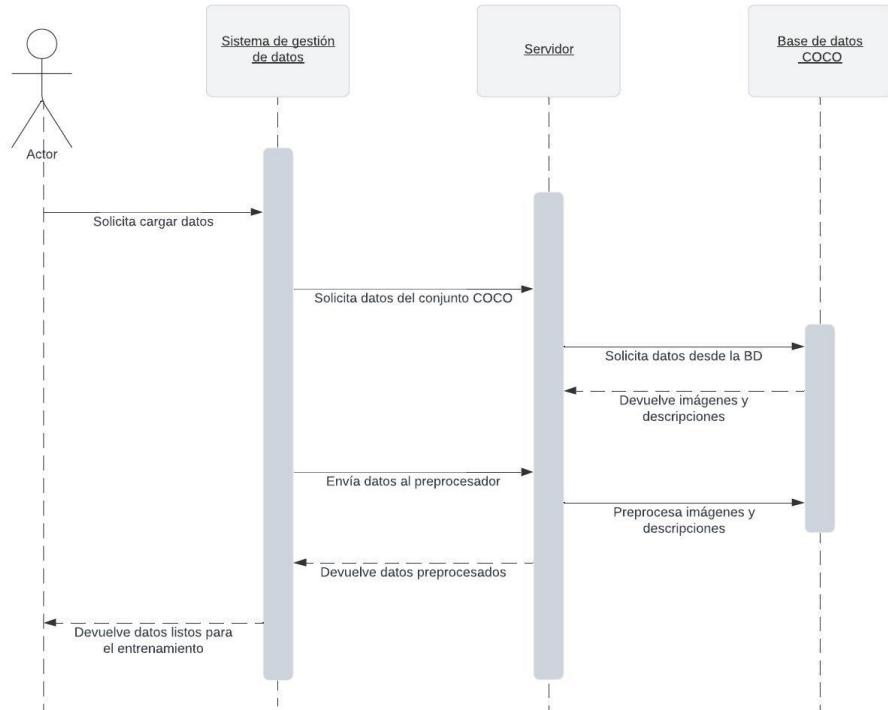


Figura 15: Diagrama de secuencia del conjunto de datos COCO

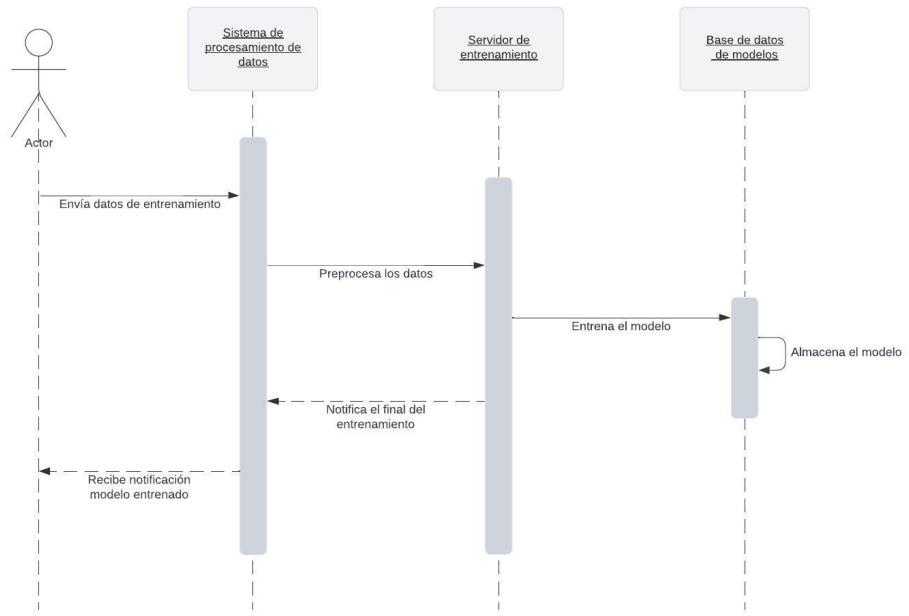


Figura 16: Diagrama de secuencia del entrenamiento

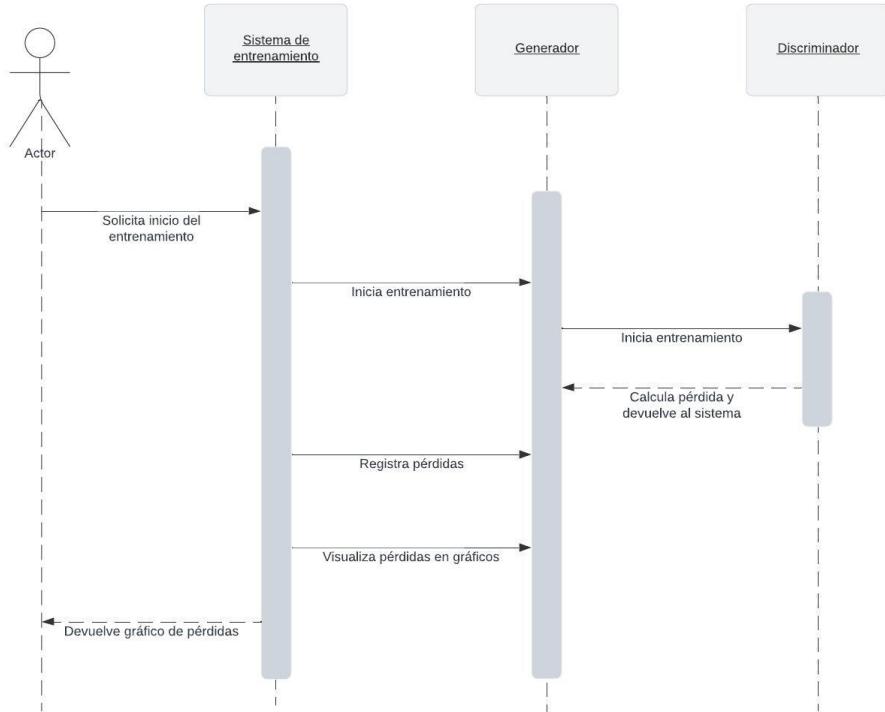


Figura 17: Diagrama de secuencia de pérdidas

#### 5.4.2. Trazabilidad entre casos de uso, historias de usuario y requisitos

Para asegurar la coherencia entre el análisis de requisitos, las historias de usuario y los casos de uso definidos, se ha elaborado una matriz de trazabilidad. Esta permite verificar que cada funcionalidad descrita en los casos de uso responde a una necesidad real expresada por los usuarios, y que cuenta con respaldo técnico mediante los requisitos previamente establecidos. De este modo, se garantiza una cobertura completa de los objetivos del sistema y se facilita su validación durante las fases de diseño e implementación.

Caso de Uso	Descripción	Historias de Usuario	Requisitos
CU1	Generar imagen desde texto	HU1, HU3	RF 1.1, RF 4.1, RNF 1, RNF 4
CU2	Visualizar y guardar resultados	HU3	RF 3.1, RF 4.1, RNF 4
CU3	Configurar y mantener el sistema	HU2	RF 2.1, RNF 2, RNF 3
CU4	Entrenamiento y evaluación de modelo	HU1	RNF 1, RNF 2
CU5	Selección y aplicación de descriptores	HU2	RF 2.1, RNF 3

Tabla 15: Relación entre casos de uso, historias de usuario y requisitos

#### 5.4.3. Diagrama de actividad

La Figura 18 representa el flujo general de uso del sistema desde la perspectiva del usuario final. Este diagrama describe el camino típico que sigue un usuario: desde introducir una descripción, visualizar los resultados generados, hasta decidir si desea guardar o personalizar la imagen. También permite identificar puntos de decisión y posibles bifurcaciones en el flujo de interacción.

El diagrama está dividido en tres columnas que representan los principales participantes del flujo: el Usuario, la Aplicación local y la API de generación. El proceso comienza con la ejecución de la aplicación, seguida de la carga de los datos necesarios. En caso de error durante esta etapa, el sistema informa al usuario y finaliza el flujo.

Si la carga es exitosa, el usuario introduce una descripción textual que es recogida por la aplicación y enviada a la API. Esta procesa la información y genera una imagen, la cual es enviada codificada de vuelta a la aplicación local. Si hay un error en la generación, el sistema puede manejarlo y reportarlo.

La aplicación decodifica la información recibida, muestra la imagen generada y permite al usuario visualizarla. Finalmente, el usuario puede aplicar descriptores adicionales sobre la imagen, completando así el ciclo de interacción. Este flujo refleja de manera clara y estructurada la experiencia de uso prevista para la funcionalidad principal del sistema.

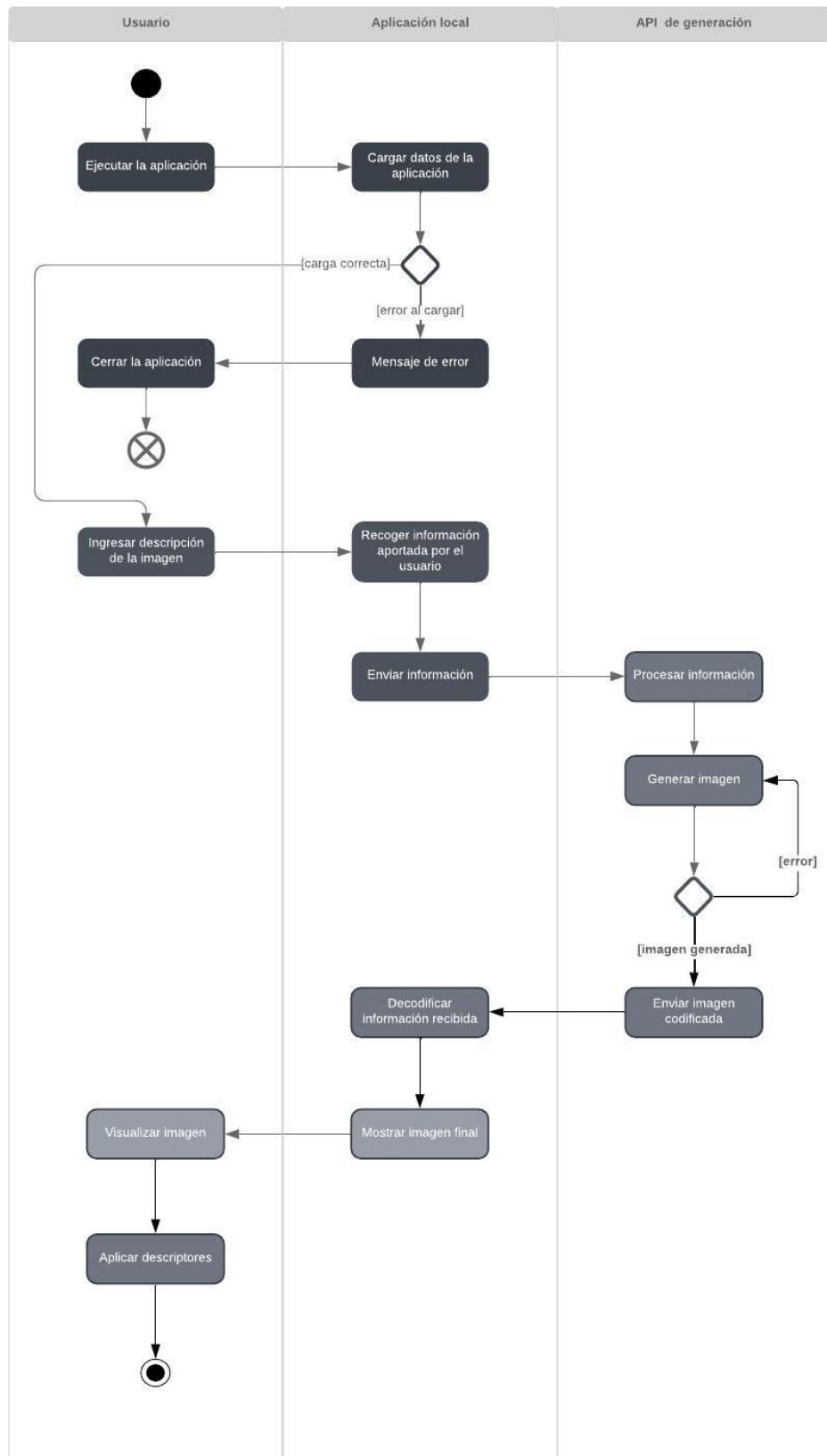


Figura 18: Diagrama de actividad general del sistema

## 6. Entrenamiento y experimentación con modelos generativos

El proceso de desarrollo del sistema generativo se ha abordado desde una perspectiva experimental, orientada a identificar, comparar y refinar diferentes arquitecturas capaces de transformar texto en imagen. Este capítulo recoge las principales fases de exploración realizadas, desde aproximaciones iniciales con redes generativas adversarias simples hasta la implementación final con modelos de difusión.

Durante esta etapa se han probado múltiples configuraciones, técnicas de entrenamiento y datasets, en un proceso iterativo que ha permitido evaluar los puntos fuertes y débiles de cada solución. Las pruebas realizadas han sido fundamentales no solo para mejorar la calidad de las imágenes generadas, sino también para asegurar que el sistema pudiera adaptarse a las restricciones técnicas del entorno y responder adecuadamente a las necesidades planteadas en los requisitos del proyecto.

En las siguientes secciones se describen en detalle las distintas aproximaciones evaluadas, los criterios utilizados para su comparación y las decisiones técnicas que condujeron al diseño final del sistema.

### 6.1. Primera aproximación: GAN

Como punto de partida en el desarrollo del sistema generativo, se optó por implementar una Red Generativa Adversaria (GAN) clásica. Esta elección respondió a su simplicidad conceptual y a la extensa documentación existente que la convierte en una excelente base para experimentar con modelos generativos. La implementación inicial permitió adquirir una comprensión profunda del funcionamiento adversarial entre el generador y el discriminador, y sentar las bases para una posterior transición hacia arquitecturas más avanzadas.

Las GANs tradicionales operan sin condicionamiento explícito, es decir, generan imágenes sin ningún tipo de control externo sobre el contenido. Si bien esto limita la aplicabilidad directa para sistemas de búsqueda visual guiados por texto, su valor como primera aproximación radicó en que permitieron validar el flujo de entrenamiento, optimizar el entorno de ejecución y establecer un punto de referencia inicial de calidad de las imágenes generadas.

#### 6.1.1. Librerías, herramientas y datasets

Para la implementación se utilizaron **Keras** y **TensorFlow**, dos frameworks ampliamente adoptados en la comunidad de aprendizaje profundo. Keras, con su API de alto nivel, facilitó la definición de modelos de forma modular y legible, mientras que TensorFlow proporcionó soporte para operaciones eficientes en GPU y una gestión estable del grafo computacional. Esta combinación permitió iterar rápidamente en la definición y entrenamiento de las redes.

En cuanto a los datos, se seleccionaron dos conjuntos integrados en la propia librería de Keras: **CIFAR-10** y **CIFAR-100**. Ambos constan de 60.000 imágenes a color de resolución 32x32 píxeles, distribuidas equitativamente entre clases. CIFAR-10 contiene 10 categorías genéricas (como coches, animales, aviones), lo que lo convierte en un dataset óptimo para pruebas preliminares. Por su parte, CIFAR-100 agrupa las imágenes en 100 clases más específicas, lo que representa un desafío considerable mayor para la generalización del modelo generador.

#### 6.1.2. Pruebas y resultados

La arquitectura definida para esta fase inicial consistió en una red generativa compuesta por varias capas convolucionales transpuestas, activadas con **ReLU**, que transformaban un vector latente aleatorio de 100 dimensiones en una imagen RGB de 32x32 píxeles. El discriminador, en contrapartida, estaba constituido por una red con capas convolucionales convencionales y activations **LeakyReLU**, cuya salida final indicaba la probabilidad de que una imagen fuese real o generada.

Durante el entrenamiento con CIFAR-10 se llevaron a cabo múltiples iteraciones para estudiar el comportamiento del modelo:

En una primera fase experimental, se utilizó una tasa de aprendizaje de 0.0002 junto con el optimizador **Adam**, obteniéndose imágenes que reflejaban estructuras rudimentarias, pero carecían de nitidez y riqueza de detalle. Uno de los primeros hallazgos fue que el discriminador aprendía más rápidamente que el generador, generando un desequilibrio que provocaba el estancamiento del entrenamiento.

Para mitigar este efecto, se redujo la tasa de aprendizaje a 0.0001, lo que produjo una convergencia más suave. Sin embargo, las imágenes seguían mostrando ruido y distorsiones. En una tercera iteración, se decidió aumentar la capacidad del generador, introduciendo capas adicionales e incrementando la dimensionalidad de las capas intermedias. Este ajuste permitió generar imágenes ligeramente más definidas, aunque seguían siendo poco coherentes a nivel semántico.

Con el dataset CIFAR-100, el proceso se replicó bajo condiciones similares. No obstante, el salto en complejidad del conjunto de datos se tradujo en mayores dificultades para el modelo. En las etapas iniciales, las imágenes generadas eran considerablemente más borrosas y la red mostraba dificultades para aprender patrones distinguibles. Para contrarrestar el sobreajuste del discriminador, se introdujeron capas `Dropout` y se aplicaron nuevas reducciones a la tasa de aprendizaje. Se exploraron, además, modificaciones estructurales en el generador, como la inclusión de `BatchNormalization` y ajustes en las funciones de activación, pero sin éxito significativo en la calidad final.

Los resultados más representativos de estos experimentos se sintetizan en la Tabla 16, donde se detallan los principales hiperparámetros, ajustes arquitectónicos realizados y observaciones obtenidas para cada fase de entrenamiento con los datasets CIFAR-10 y CIFAR-100.

Experimento	Hiperparámetros	Modificaciones	Resultados
<b>CIFAR-10: Fase 1</b>	LR=0.0002, Adam, 50 épocas	Arquitectura estándar de DCGAN	Imágenes básicas con baja resolución y poco detalle.
<b>CIFAR-10: Fase 2</b>	LR=0.0001, Adam	Sin cambios en arquitectura	Mejor estabilidad, pero mucho ruido.
<b>CIFAR-10: Fase 3</b>	LR=0.0001, más capas, mayor dimensionalidad	Generador más profundo, mayor capacidad	Ligera mejora en detalle, pero sin correspondencia clara con clases.
<b>CIFAR-100: Fase 1</b>	LR=0.0002, Adam	Arquitectura igual que CIFAR-10	Alta dificultad de convergencia. Imágenes más borrosas.
<b>CIFAR-100: Fase 2</b>	LR=0.0001, Dropout en Discriminador	Regularización para evitar sobreajuste	Mejor equilibrio de pérdidas, pero sin mejora clara en calidad.
<b>CIFAR-100: Fase 3</b>	LR=0.0001, arquitectura ampliada	Capas adicionales, mayor profundidad en generador	Imágenes aún con ruido y baja fidelidad semántica.

Tabla 16: Resumen de experimentos con GAN: configuración y resultados

### 6.1.3. Conclusión

La primera aproximación mediante una GAN básica resultó útil desde una perspectiva formativa y técnica: permitió familiarizarse con los ciclos de entrenamiento, con la interacción generador-discriminador y con el entorno de ejecución completo. Además, ofreció una referencia sobre la calidad base que se puede obtener sin condicionamiento.

Sin embargo, también dejó patente que este enfoque no era suficiente para el objetivo del proyecto: generar imágenes condicionadas por descripciones textuales. La incapacidad de controlar el contenido generado y la baja calidad semántica de las salidas evidenciaron la necesidad de incorporar mecanismos de control explícito. Así, esta experiencia motivó el paso a la siguiente etapa: el uso de redes generativas adversarias condicionales, que permitirían introducir un vector de características (por ejemplo, proveniente de una descripción textual) como condición del proceso generativo.

## 6.2. Condisionalidad: cGAN

A diferencia de las tradicionales, las Redes Generativas Adversarias Condicionales (cGAN) permiten generar imágenes a partir de una condición explícita, como un vector de características derivado de una descripción textual. Esta capacidad resultaba fundamental para los objetivos del proyecto, por lo que se planteó como un enfoque prometedor desde el inicio.

### 6.2.1. Librerías y Herramientas

La implementación de la cGAN se llevó a cabo empleando herramientas ya utilizadas en la fase anterior con GAN básicas, como Keras y TensorFlow, por su robustez y facilidad de desarrollo. Además, se utilizaron NumPy y Matplotlib para el preprocesamiento de datos y la visualización de resultados, respectivamente. El dataset elegido fue COCO (Common Objects in Context), que destaca por incluir una gran variedad de imágenes, cada una acompañada por cinco descripciones textuales detalladas. Esto lo hace ideal para experimentar con modelos de generación condicionada por texto.

### 6.2.2. Procesamiento de Texto

Para representar las descripciones textuales de entrada, se probaron distintos enfoques. Inicialmente se utilizó *one-hot encoding*, por su simplicidad de implementación, aunque se descartó rápidamente debido a su alta dimensionalidad y su incapacidad para capturar relaciones semánticas entre palabras.

Posteriormente, se probó Word2Vec, que transforma palabras en vectores de características en un espacio semántico. Esta técnica mejoró la representación textual, pero mostró limitaciones al no capturar adecuadamente la estructura de las frases ni las relaciones entre los objetos.

Finalmente, se optó por trabajar directamente con las descripciones originales del dataset COCO, que ya estaban preprocesadas y estructuradas. Estas descripciones fueron tokenizadas y limpiadas para eliminar ruido textual. Se utilizaron embeddings preentrenados como los de CLIP, que transforman las frases en vectores latentes significativos para la generación de imágenes. Esta solución resultó más robusta, computacionalmente eficiente y adecuada para preservar la semántica de las descripciones complejas.

### 6.2.3. Pruebas preliminares con MNIST

Antes de abordar un dataset complejo como COCO, se realizó una prueba de concepto utilizando el conjunto de datos MNIST. Este dataset contiene imágenes de dígitos del 0 al 9, por lo que era ideal para comprobar la capacidad de la cGAN para generar imágenes condicionadas.

Se codificaron los dígitos como vectores one-hot y se concatenaron con el ruido aleatorio que se proporciona al generador. El modelo se entrenó durante 50 épocas con una tasa de aprendizaje de 0.0002 y un tamaño de batch de 64. Al principio, las imágenes eran borrosas, pero al finalizar el entrenamiento, la cGAN era capaz de generar dígitos nítidos y variados, respetando la condición de entrada. Este comportamiento puede observarse en la Figura 19, que muestra los dígitos generados al final del proceso. Esto confirmó la viabilidad del enfoque condicional.

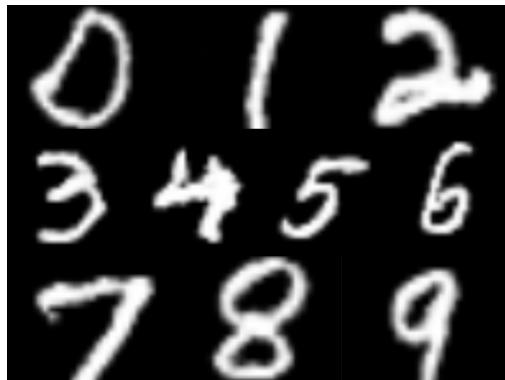


Figura 19: Imágenes generadas con el modelo entrenado con MNIST

#### 6.2.4. Datasets

El modelo fue entrenado con el dataset COCO en dos variantes. Por un lado, se utilizó el conjunto completo, que ofrece una gran variedad de escenarios y contextos, lo que mejora la generalización del modelo. Sin embargo, su alto requerimiento computacional exigía un entorno potente y tiempos prolongados de entrenamiento.

Por otro lado, se trabajó con subconjuntos aleatorios del dataset, lo que permitía experimentar con mayor agilidad y requerimientos más modestos de memoria. Si bien esto limitaba la generalización, resultó útil para afinar hiperparámetros y realizar pruebas rápidas.

#### 6.2.5. Pruebas y resultados

La arquitectura de la cGAN fue adaptada para trabajar con entrada condicionada, lo que implicó modificaciones específicas tanto en el generador como en el discriminador. El generador fue diseñado para recibir un vector de ruido aleatorio concatenado con un vector de características textuales, representando la descripción de la imagen deseada. Este vector conjunto alimentaba una red de capas transpuestas convolucionales que generaban una imagen de salida. Por su parte, el discriminador fue ajustado para aceptar como entrada tanto la imagen generada como la descripción textual correspondiente, evaluando si la imagen no solo era realista, sino también coherente con el texto proporcionado.

Durante el proceso de entrenamiento, se llevaron a cabo múltiples fases de pruebas, con ajustes progresivos que permitieron estudiar el comportamiento del modelo ante diferentes configuraciones:

- **Primera etapa:** Se utilizó una tasa de aprendizaje de 0.0002 y se mantuvo una arquitectura básica en el generador y el discriminador. En esta configuración, el modelo logró generar imágenes con formas básicas y contornos generales, pero sin mucho detalle. Las imágenes eran a menudo borrosas y poco realistas, especialmente cuando las descripciones textuales eran más complejas o contenían múltiples objetos.
- **Segunda etapa:** Se redujo la tasa de aprendizaje a 0.0001, buscando una mayor estabilidad en el proceso de entrenamiento. Este ajuste permitió al modelo generar imágenes con mayor nitidez en los bordes y una ligera mejora en la estructura general de los objetos. No obstante, aún persistía cierta borrosidad, especialmente cuando el texto incluía relaciones espaciales o adjetivos calificativos que requerían una interpretación semántica más profunda.
- **Tercera etapa:** Se realizaron modificaciones más profundas en la arquitectura, incrementando la profundidad de las redes LSTM utilizadas para procesar el texto y añadiendo capas convolucionales adicionales al generador. Estos cambios permitieron al modelo capturar mejor los detalles visuales descritos en las anotaciones textuales. Las imágenes generadas mostraban una mayor fidelidad a las descripciones, especialmente en contextos sencillos o escenas con un número limitado de elementos. Sin embargo, cuando las descripciones eran más complejas, que incluían múltiples objetos en relación o elementos abstractos, el modelo aún presentaba dificultades para generar imágenes coherentes.

En conjunto, estas pruebas demostraron que la arquitectura de la cGAN, con un ajuste adecuado de hiperparámetros y arquitectura, era capaz de generar imágenes razonablemente alineadas con descripciones textuales simples, aunque todavía mostraba limitaciones en cuanto a la representación semántica profunda y la calidad visual en escenarios complejos.

#### 6.2.6. Pruebas con diferentes números de épocas

Se compararon dos enfoques de entrenamiento para evaluar cuál ofrecía mejores resultados bajo distintas condiciones de entrenamiento y disponibilidad de recursos computacionales:

- **Entrenamiento en múltiples fases cortas (menos épocas):** Este enfoque consistía en entrenar el modelo con un número reducido de épocas, interrumpir el proceso, analizar los resultados obtenidos y realizar ajustes en los hiperparámetros o en la arquitectura antes de retomar el entrenamiento. Su principal ventaja radica en la velocidad de iteración, permitiendo una retroalimentación rápida sobre el comportamiento del modelo. Esto resultó útil especialmente en las primeras fases de desarrollo,

donde se requería probar distintas combinaciones de parámetros y realizar modificaciones frecuentes. Sin embargo, se observó que este tipo de entrenamiento limitaba el potencial de aprendizaje del modelo, ya que no se alcanzaban suficientes ciclos de optimización para capturar patrones más complejos del conjunto de datos. Además, las mejoras en la calidad de las imágenes generadas tendían a estancarse tras unas pocas épocas.

- **Entrenamiento continuo con muchas épocas:** En contraste, este enfoque implicaba ejecutar el entrenamiento de manera prolongada, permitiendo que el modelo tuviese tiempo suficiente para ajustar de forma más precisa los pesos de sus redes. Esta estrategia fue especialmente efectiva una vez se contaba con una configuración inicial bien afinada, ya que permitía que el modelo convergiera hacia una solución más estable y generara imágenes de mayor calidad. Las imágenes resultantes presentaban mayor nivel de detalle y coherencia con las descripciones textuales. No obstante, este método también conllevaba riesgos, como el sobreajuste, especialmente si los hiperparámetros no estaban correctamente definidos. Además, al requerir mayor tiempo y recursos computacionales, su ejecución resultaba menos viable en fases iniciales de desarrollo o cuando se contaba con recursos limitados.

Ambos métodos ofrecieron ventajas complementarias. El entrenamiento en fases cortas fue ideal para la exploración rápida y la experimentación con diferentes configuraciones, mientras que el entrenamiento extendido resultó más adecuado en etapas finales, cuando se buscaba optimizar la calidad del modelo ya ajustado. En el contexto del proyecto, se utilizó una combinación de ambos enfoques: primero se realizaron múltiples entrenamientos breves para afinar la arquitectura y los hiperparámetros, y posteriormente se aplicó un entrenamiento largo con la configuración seleccionada para maximizar el rendimiento final del modelo. Las diferencias entre ambos enfoques, así como sus principales ventajas y desventajas, se resumen en la Tabla 17.

Aspecto	Entrenar varias veces con menos épocas	Entrenar una sola vez con más épocas
<b>Velocidad de iteración</b>	Alta: permite detectar problemas y ajustar configuraciones rápidamente	Baja: requiere más tiempo para identificar problemas o ajustar parámetros
<b>Potencial de aprendizaje</b>	Limitado, ya que el modelo no alcanza su máximo potencial	Alto, permite que el modelo ajuste mejor los pesos y logre mayor detalle
<b>Riesgo de sobreajuste</b>	Bajo, debido a la menor cantidad de épocas	Alto, especialmente si la configuración inicial no es óptima
<b>Calidad de las imágenes</b>	Adecuada para configuraciones iniciales, pero se estanca en calidad final	Mejor calidad, con imágenes más detalladas y coherentes
<b>Flexibilidad en ajustes</b>	Alta: permite ajustar configuraciones con mayor frecuencia	Baja: los errores solo se detectan al final del proceso
<b>Uso de recursos</b>	Menor uso de recursos en cada iteración	Mayor uso de recursos debido a entrenamientos más largos
<b>Idoneidad</b>	Ideal para experimentación y ajustes rápidos	Adecuado para optimización final con configuraciones ajustadas

Tabla 17: Comparativa entre entrenar con menos épocas y entrenar con más épocas

### 6.2.7. Visualización de pérdidas

Las curvas de pérdida registradas durante el entrenamiento muestran que el discriminador aprende rápidamente en las primeras épocas, con una pérdida que disminuye rápidamente. En contraste, el generador progresó más lentamente, con una pérdida que decrece gradualmente. Este comportamiento es común en las cGAN, y si no se controla, puede llevar a un desequilibrio en el entrenamiento. En este caso, el discriminador tendía a dominar, lo que podría afectar negativamente la calidad de las imágenes generadas.

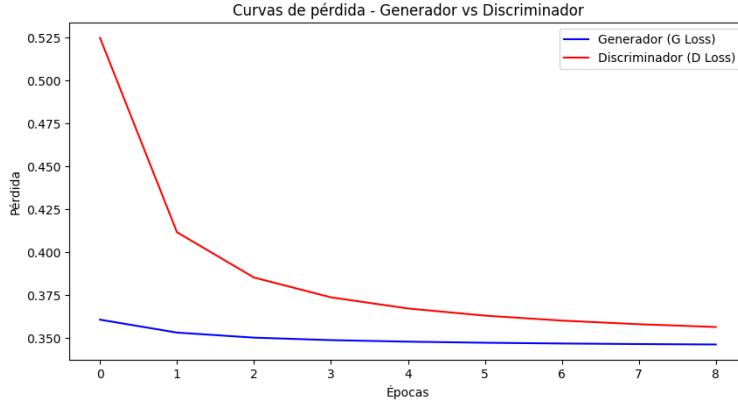


Figura 20: Curva de pérdidas durante el entrenamiento de la cGAN

### 6.2.8. Conclusión

La cGAN permitió integrar las descripciones textuales en el proceso de generación de imágenes, obteniendo mejores resultados que con la GAN básica. Sin embargo, el modelo mostró dificultades para representar con nitidez descripciones complejas. Esto motivó la exploración de modelos más sofisticados como la AttnGAN, que incorpora mecanismos de atención para mejorar la correspondencia entre texto e imagen.

## 6.3. Atención textual: AttnGAN

AttnGAN representa una evolución respecto a la cGAN, especialmente en cuanto a estabilidad durante el entrenamiento y eficiencia en la gestión de recursos computacionales. A diferencia de las cGANs implementadas en TensorFlow, AttnGAN se desarrolló sobre PyTorch, lo que permitió un mayor control sobre la asignación de memoria y una mejor capacidad para manejar grandes volúmenes de datos. Este modelo está específicamente diseñado para generar imágenes a partir de descripciones textuales mediante el uso de mecanismos de atención, que permiten asociar palabras o fragmentos específicos del texto con regiones concretas de la imagen. Este enfoque favorece una mayor coherencia semántica entre el contenido textual y visual, y mejora el nivel de detalle generado en las imágenes.

### 6.3.1. Configuración del Entrenamiento

El modelo fue entrenado utilizando el dataset COCO completo, el cual proporciona una gran variedad de imágenes junto con múltiples descripciones por imagen, lo que resulta ideal para tareas de generación condicionada por texto. Gracias a la eficiencia de PyTorch en la gestión de memoria, no fue necesario trabajar con subconjuntos del dataset, como sí ocurrió en el caso de la cGAN. El entrenamiento se realizó en la plataforma Kaggle, que ofrece acceso gratuito a GPU pero impone una limitación de 30 horas semanales de ejecución. Esta restricción obligó a limitar el entrenamiento a un máximo de 40 épocas por ejecución completa.

A pesar de esta limitación temporal, la estabilidad del entrenamiento fue notable. PyTorch permitió mantener un tamaño de batch razonable sin generar errores de memoria, lo que favoreció una convergencia progresiva y consistente. Asimismo, el modelo integra mecanismos de atención en múltiples niveles: en cada

etapa del proceso generativo, el sistema aprende a enfocar su atención en las partes más relevantes de la descripción textual, optimizando así la correspondencia entre texto e imagen.

### 6.3.2. Proceso de Entrenamiento

El entrenamiento de AttnGAN se dividió en varias fases, cada una diseñada para evaluar y refinar la calidad de las imágenes generadas. Aunque el límite de 40 épocas restringía el alcance del entrenamiento, fue posible observar una mejora progresiva en la correspondencia entre texto e imagen. En comparación con la cGAN, donde la pérdida era altamente inestable, AttnGAN mostró una evolución más suave y coherente, aunque no se generaron curvas de pérdida formales para su análisis.

En ausencia de métricas cuantitativas detalladas, se utilizó una estrategia de evaluación visual para examinar las imágenes generadas a lo largo del entrenamiento. Esta evaluación permitió ajustar los hiperparámetros, como la tasa de aprendizaje y la arquitectura de las capas intermedias, en función de la calidad perceptual observada. En futuras implementaciones, contar con un sistema de logging más completo permitiría extraer información cuantitativa útil para complementar esta evaluación.

### 6.3.3. Resultados y Evaluación Visual

A nivel de resultados, AttnGAN logró generar imágenes que reflejaban de forma razonable la estructura y elementos clave descritos en el texto. Sin embargo, las imágenes seguían presentando borrosidad y falta de precisión en los detalles, especialmente en contextos con múltiples objetos o relaciones espaciales complejas. La Figura 21 muestra la mejor imagen obtenida durante el entrenamiento: aunque transmite la intención general del texto de entrada, la baja resolución y la ambigüedad visual limitan su aplicabilidad en escenarios que requieran imágenes de alta fidelidad.

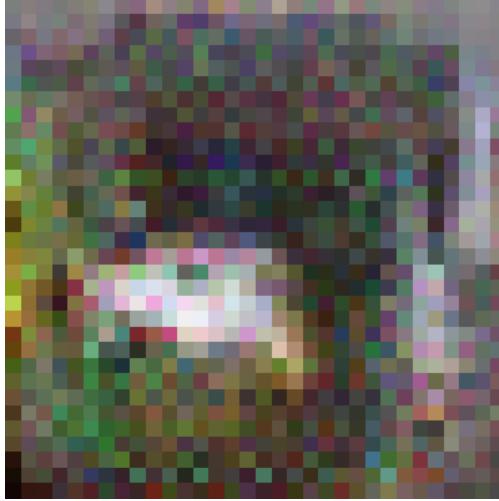


Figura 21: Mejor imagen generada por AttnGAN durante el entrenamiento.

### 6.3.4. Conclusión

AttnGAN superó las limitaciones observadas en la cGAN, particularmente en términos de estabilidad del entrenamiento y manejo de memoria. La capacidad de trabajar con el dataset COCO completo y la integración de mecanismos de atención ofrecieron una mejora sustancial en la correspondencia semántica entre descripciones textuales e imágenes generadas. Sin embargo, el rendimiento visual aún se vio limitado por la duración del entrenamiento y las restricciones del entorno de ejecución. En condiciones con mayor disponibilidad de recursos computacionales, sería posible extender el número de épocas y optimizar aún más la calidad de las imágenes producidas.

## 6.4. Modelo final

Tras una fase intensiva de desarrollo e implementación de modelos generativos propios como GAN, cGAN y AttnGAN, se identificaron varias limitaciones que obstaculizaban el objetivo principal del proyecto: obtener imágenes visualmente coherentes y de calidad a partir de descripciones textuales. Entre los principales desafíos se encontraron la baja fidelidad visual de las imágenes generadas, la inestabilidad durante el entrenamiento y la elevada demanda de recursos computacionales. Ante este escenario, se optó por adoptar un enfoque basado en modelos preentrenados de alta calidad, siendo *Stable Diffusion v1.4* el seleccionado por su equilibrio entre rendimiento, accesibilidad y resultados visuales.

### 6.4.1. Motivación para el uso de modelos preentrenados

El uso de modelos desarrollados desde cero permitió adquirir una comprensión profunda sobre los mecanismos de generación de imágenes, los procesos de codificación semántica del texto y el funcionamiento interno de arquitecturas como UNet o LSTM. Sin embargo, los resultados obtenidos no alcanzaban el nivel de calidad deseado, especialmente al trabajar con descripciones complejas del dataset COCO. Además, las restricciones computacionales (limitación de GPU, RAM y tiempo de entrenamiento) impedían escalar las pruebas de manera eficaz. Por ello, se decidió migrar a un modelo preentrenado que ofreciera resultados competitivos desde el inicio sin necesidad de un proceso de entrenamiento completo, siendo Stable Diffusion una de las soluciones más robustas disponibles actualmente para la generación de imágenes a partir de texto.

### 6.4.2. Descripción del modelo: Stable Diffusion

Stable Diffusion es un modelo generativo de código abierto basado en el paradigma de *modelos de difusión latente*. A diferencia de los enfoques GAN, donde dos redes adversarias compiten entre sí, este modelo transforma una distribución de ruido gaussiano hacia una imagen coherente mediante un proceso de denoising progresivo. Todo el proceso se ejecuta dentro de un espacio latente comprimido, lo cual mejora considerablemente la eficiencia computacional sin sacrificar calidad visual.

#### Componentes funcionales del modelo

Componente	Función principal
<b>UNet2DConditionModel</b>	Red convolucional profunda que refina la imagen ruidosa en múltiples pasos, guiada por el texto. Se encarga del proceso de denoising en el espacio latente.
<b>CLIPTextModel (ViT-L/14)</b>	Codificador textual que convierte la descripción de entrada en una representación semántica densa utilizada como guía para el proceso de generación.
<b>AutoencoderKL (VAE)</b>	Encargado de mapear imágenes reales al espacio latente y decodificar las imágenes generadas desde dicho espacio a píxeles reales.
<b>Scheduler (DDIM)</b>	Controla el ruido introducido en cada paso y define la trayectoria de desdenoising, determinando el número de pasos y el ritmo de evolución.

Tabla 18: Resumen funcional de los componentes principales de Stable Diffusion

### 6.4.3. Parámetros técnicos

- **Resolución de entrada:** 512x512 píxeles.
- **Tamaño del espacio latente:** 64x64 píxeles.
- **Pasos de inferencia:** 50 (utilizando el scheduler DDIM).
- **Guidance scale (CFG):** 7.5, valor que controla el grado de alineamiento entre texto e imagen.

- **Codificador textual:** CLIP ViT-L/14.
- **Parámetros de UNet:** Aproximadamente 860 millones.

#### 6.4.4. Evaluación inicial del modelo

Como prueba exploratoria se utilizó el siguiente prompt genérico:

*“A beautiful landscape with mountains and a river”*

La imagen generada reflejó una notable fidelidad visual y semántica con respecto al texto, validando la capacidad del modelo para interpretar y representar con precisión elementos geográficos y naturales. Se observaron detalles como la correcta proporción entre los elementos, una distribución armónica del paisaje y un estilo visual coherente con la descripción dada.

Este resultado preliminar puso de manifiesto la solidez del modelo en tareas de generación generalista, especialmente con prompts descriptivos de carácter amplio. Asimismo, sirvió como punto de partida para contrastar su rendimiento en escenarios más exigentes o especializados, como la generación de razas de perros o conceptos personalizados que requieren una mayor precisión semántica.



Figura 22: Imagen generada con Stable Diffusion v1.4 a partir de un prompt general

#### 6.4.5. Exploración de técnicas de optimización

Pese a los buenos resultados iniciales, se evaluaron diversas estrategias para personalizar o mejorar el rendimiento del modelo. Estas técnicas permiten adaptar el modelo a tareas específicas, aumentar su capacidad expresiva o mejorar la coherencia semántica de las imágenes generadas con respecto al texto de entrada. A continuación se describen las principales aproximaciones consideradas:

- **Fine-tuning del modelo completo:** Ajuste de todos los pesos del modelo utilizando nuevos datos específicos. Esta técnica permite una especialización profunda, aunque conlleva un alto coste computacional y riesgo de sobreajuste si el conjunto de datos es reducido.
- **Modificación del espacio latente:** Rediseño o ajuste del espacio latente en el que se realiza la generación, con el fin de mejorar la calidad representacional. Al trabajar en una representación comprimida, pequeñas mejoras en este espacio pueden traducirse en cambios significativos en la calidad y coherencia de las imágenes generadas.
- **Reemplazo del VAE:** Sustitución del autoencoder variacional por uno más avanzado o con mejores propiedades de reconstrucción, lo cual puede influir positivamente en el nivel de detalle de las imágenes y reducir artefactos visuales en la salida final.

- **Técnica LoRA:** (Low-Rank Adaptation) Permite modificar solo un subconjunto reducido de los parámetros del modelo mediante descomposición de matrices. Esto hace posible una adaptación eficiente con muy pocos recursos, sin necesidad de reentrenar el modelo completo.
- **Cambio de función de pérdida:** Implementación de nuevas funciones de coste que optimicen no solo la precisión pixel a pixel, sino también la coherencia semántica o perceptual. Se pueden emplear pérdidas basadas en embeddings de CLIP o en distancias perceptuales como LPIPS.
- **Modificaciones estructurales en UNet:** Inclusión de capas de atención adicionales (como Self-Attention o Cross-Attention), ajuste del número de bloques residuales o cambios en la arquitectura general. Estas modificaciones pueden aumentar la capacidad del modelo para capturar dependencias espaciales complejas.

Cada una de estas técnicas fue evaluada en términos de complejidad, coste computacional y mejora esperada en la calidad de las imágenes generadas. Se priorizó la búsqueda de un enfoque que permitiera una especialización rápida y efectiva sin requerir un reentrenamiento exhaustivo del modelo completo.

#### 6.4.6. Optimización seleccionada: modificación del espacio latente

Tras comparar las distintas técnicas, se optó por modificar el espacio latente utilizando un enfoque inspirado en DreamBooth, que permite introducir nuevas clases visuales en el modelo sin reentrenar su totalidad. Esta técnica se basa en un entrenamiento ligero y dirigido, en el que el modelo aprende a asociar un término inventado con un concepto visual específico.

##### Configuración del proceso

- **Datos:** 60 imágenes de perros del dataset Stanford Dogs.
- **Prompt condicional:** ‘‘a photo of a sks dog’’.
- **Entrenamiento:**
  - Congelación de CLIPTextModel y AutoencoderKL.
  - Entrenamiento solo de UNet2DConditionModel.
  - Optimización con AdamW, batch size 1, learning rate  $5 \times 10^{-6}$ .
  - 1000 pasos de entrenamiento.

##### Resultados

- Las imágenes generadas reflejaban con alta precisión los rasgos morfológicos de cada raza.
- Se mantuvo la coherencia semántica con los nuevos prompts específicos.
- El entrenamiento fue eficiente en tiempo y recursos, compatible con entornos como Kaggle o servidores personales con GPU.



Figura 23: Ejemplos de imágenes generadas tras la especialización del modelo.

## 6.5. Evaluación y resultados

Para validar la efectividad del proceso de especialización, se llevó a cabo una evaluación comparativa entre el modelo preentrenado y el modelo ajustado. Esta evaluación se centró en tres aspectos clave: fidelidad visual, coherencia semántica y adecuación morfológica a partir de un mismo prompt textual.

### 6.5.1. Limitaciones del modelo base

Aunque el modelo preentrenado Stable Diffusion v1.4 proporciona resultados visuales aceptables en muchos casos, se observaron importantes deficiencias al generar imágenes de conceptos específicos poco frecuentes, como ciertas razas de perros. Estas limitaciones afectan principalmente la coherencia anatómica y el realismo visual, lo que compromete su aplicabilidad en contextos especializados.

A modo de ejemplo, se utilizó el prompt:

*“a photo of a golden retriever”*

### 6.5.2. Resultado con el modelo preentrenado

La imagen generada por el modelo base presenta notables defectos: desalineación de los ojos, artefactos digitales en el hocico y una postura general poco natural. Aunque el color del pelaje podría sugerir la raza objetivo, la representación morfológica no es fiel ni reconocible.



Figura 24: Resultado generado por el modelo preentrenado.

#### 6.5.3. Resultado tras la especialización del modelo

Tras aplicar la técnica de modificación del espacio latente, el modelo fue capaz de representar de forma mucho más precisa la raza solicitada. La imagen resultante muestra un perro con expresión realista, pelaje detallado, proporciones correctas y una pose reconocible. El resultado evidencia una mejora tanto estética como semántica.

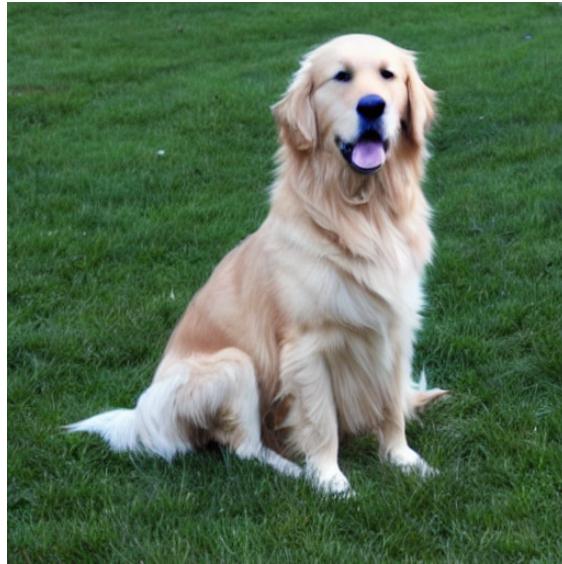


Figura 25: Resultado generado tras la especialización del modelo.

#### 6.5.4. Evaluación de coherencia semántica con CLIP

Para respaldar cuantitativamente esta mejora, se empleó el modelo CLIP ViT-L/14, que permite calcular la similitud entre imágenes y texto. Se utilizó el concepto de *CLIP Score relativo*, que compara la afinidad de dos imágenes frente a un mismo prompt.

Imagen generada	CLIP Score relativo
Modelo preentrenado	0.0659
Modelo especializado	0.9341

Tabla 19: Similitud relativa medida con CLIP

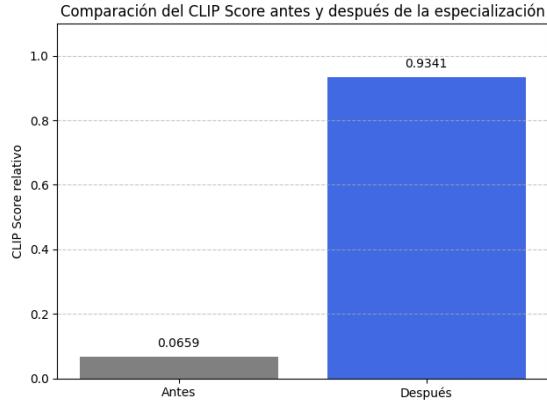


Figura 26: Comparación visual del CLIP Score relativo.

#### 6.5.5. Síntesis de resultados

La Figura 26 visualiza de forma clara la mejora lograda. Mientras que el modelo original apenas logra asociar la imagen con el concepto de “golden retriever”, el modelo especializado alcanza un nivel de coherencia semántica casi perfecto. Esto confirma que la técnica utilizada no solo mejora la calidad visual, sino también la capacidad del modelo para representar correctamente conceptos específicos.

#### 6.5.6. Análisis del coste de entrenamiento

Para evaluar la viabilidad del entrenamiento personalizado, se midieron los principales factores que impactan en el coste computacional del proceso. Estos valores permiten estimar la escalabilidad del enfoque en distintos entornos de ejecución.

Recurso	Especificaciones del servidor utilizado
Procesador	AMD Ryzen Threadripper 2920X, 12 núcleos físicos, 24 hilos, hasta 3.5 GHz
Memoria RAM	62 GiB totales, disponibles: 60 GiB libres
GPU	2x NVIDIA TITAN RTX, 24 GiB de VRAM cada una
Sistema operativo	Ubuntu 24.04, kernel 6.8.0-59-generic, arquitectura x86_64
CUDA y Drivers	CUDA 12.4, Driver NVIDIA 550.163.01
Duración del entrenamiento	Aprox. 5 horas
Tamaño del modelo entrenado	4.0K (tamaño en disco del directorio <code>stable-dog-output</code> )
Frameworks utilizados	<code>diffusers</code> , <code>transformers</code> , PyTorch, <code>torchvision</code>
Técnicas aplicadas	DreamBooth, checkpointing, half precision (float16), batch size adaptativo

Tabla 20: Recursos técnicos del servidor utilizado para el entrenamiento final

#### 6.5.7. Evaluación de la generalización del modelo

Además de mejorar la generación de razas específicas como el *golden retriever*, resulta clave comprobar si el modelo especializado conserva su capacidad para generar imágenes no relacionadas con el entrenamiento. Para ello, se utilizó un prompt genérico:

*“a man sitting on a bench in a park”*

La generación se realizó antes y después de aplicar la especificación para evaluar posibles pérdidas de generalidad.

#### Antes del entrenamiento especializado

El modelo preentrenado genera una escena coherente: un hombre de espaldas sentado en un banco, con árboles bien definidos y composición equilibrada. El resultado es visualmente aceptable y semánticamente correcto.



Figura 27: Imagen generada por el modelo base con el prompt “a man sitting on a bench in a park”.

#### Después del entrenamiento especializado

Tras la especialización en razas de perro, el modelo mantiene su capacidad para representar correctamente conceptos no entrenados. La escena generada presenta un entorno similar, con árboles, banco y persona reconocibles, sin signos de sobreajuste. Esto sugiere que la adaptación ha sido localizada y no ha afectado negativamente a la generalización.

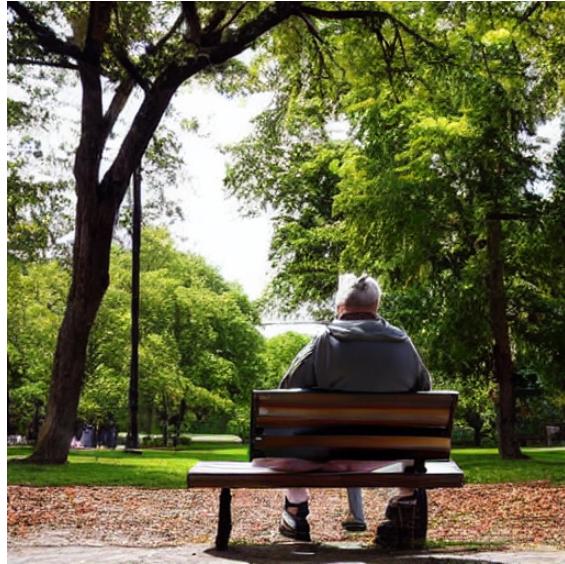


Figura 28: Imagen generada por el modelo especializado con el mismo prompt.

#### Conclusión

La comparación cualitativa sugiere que el modelo mantiene una buena capacidad de generalización tras la especialización. Es capaz de generar imágenes coherentes incluso para descripciones no incluidas en el entrenamiento, lo que refuerza la aplicabilidad del enfoque de DreamBooth en contextos donde es crucial preservar el conocimiento base del modelo.

**Parte II**

## **Desarrollo de software**

## 7. Diseño

El diseño del sistema desarrollado ha sido clave para garantizar la viabilidad técnica, la modularidad de los componentes y una experiencia de usuario intuitiva. En este apartado se describen los principales aspectos del diseño arquitectónico, conceptual y de interfaz de la solución implementada, incluyendo tanto el funcionamiento interno de los módulos como su interacción con el usuario final.

### 7.1. Diseño de la arquitectura

El sistema se integra en la plataforma Java Multimedia Retrieval (JMR), ampliando sus capacidades de búsqueda visual mediante la incorporación de un módulo generativo desarrollado en Python. La arquitectura sigue un enfoque modular y desacoplado, en el que los componentes desarrollados en Python se comunican con JMR a través de una API REST.

- **Interfaz de usuario (JMR):** permite introducir descripciones textuales como entrada para la generación de consultas visuales.
- **Módulo generativo (Python):** expone una API REST que recibe descripciones textuales y devuelve imágenes generadas mediante modelos de difusión. Este módulo está encapsulado en una aplicación ligera desplegable de forma independiente.
- **Módulo de integración (Java):** dentro de JMR, se encarga de enviar peticiones HTTP a la API generativa, recuperar la imagen resultante y tratarla como una consulta visual.
- **Módulo CBIR (JMR):** compara la imagen generada con una base de datos de imágenes mediante descriptorios visuales y métricas de similitud.

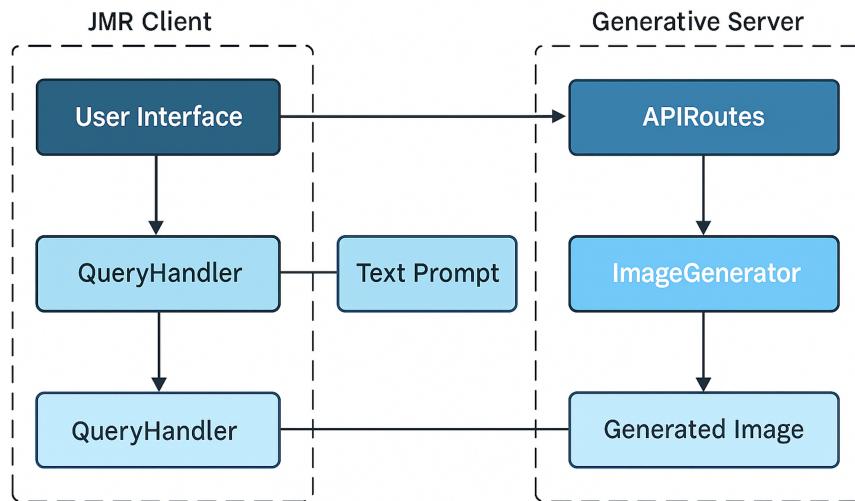


Figura 29: Arquitectura lógica del sistema integrado

Esta arquitectura distribuida permite mejorar la mantenibilidad, facilitar la evolución del modelo generativo y adaptar el sistema a diferentes entornos sin afectar a la aplicación principal.

### 7.2. Modelo conceptual

El modelo conceptual del sistema refleja los elementos fundamentales que intervienen en el proceso de generación y búsqueda visual:

- **Usuario:** introduce una descripción textual a través de la interfaz JMR.

- **Prompt o descripción textual:** entrada en lenguaje natural que sirve como semilla para la generación de una imagen.
- **Imagen generada:** salida del modelo de IA a partir del prompt introducido por el usuario.
- **Resultado de búsqueda:** conjunto de imágenes similares recuperadas por el motor CBIR.
- **Configuración del modelo:** conjunto de parámetros que determinan el comportamiento del generador (modelo base, pasos, guidance, etc.).

Este modelo permitió definir los flujos de información, el diseño de las peticiones API y las entidades clave del sistema.

### 7.3. Diseño del modelo de clases

Dado que el sistema combina componentes en dos lenguajes distintos, se ha documentado por separado el modelo de clases tanto del cliente Java como del servidor Python.

#### 7.3.1. Modelo de clases en Java

El cliente JMR incluye una serie de clases que gestionan la visualización, el flujo de entrada/salida y la integración con el servidor generativo. El siguiente diagrama resume las principales clases y sus relaciones:

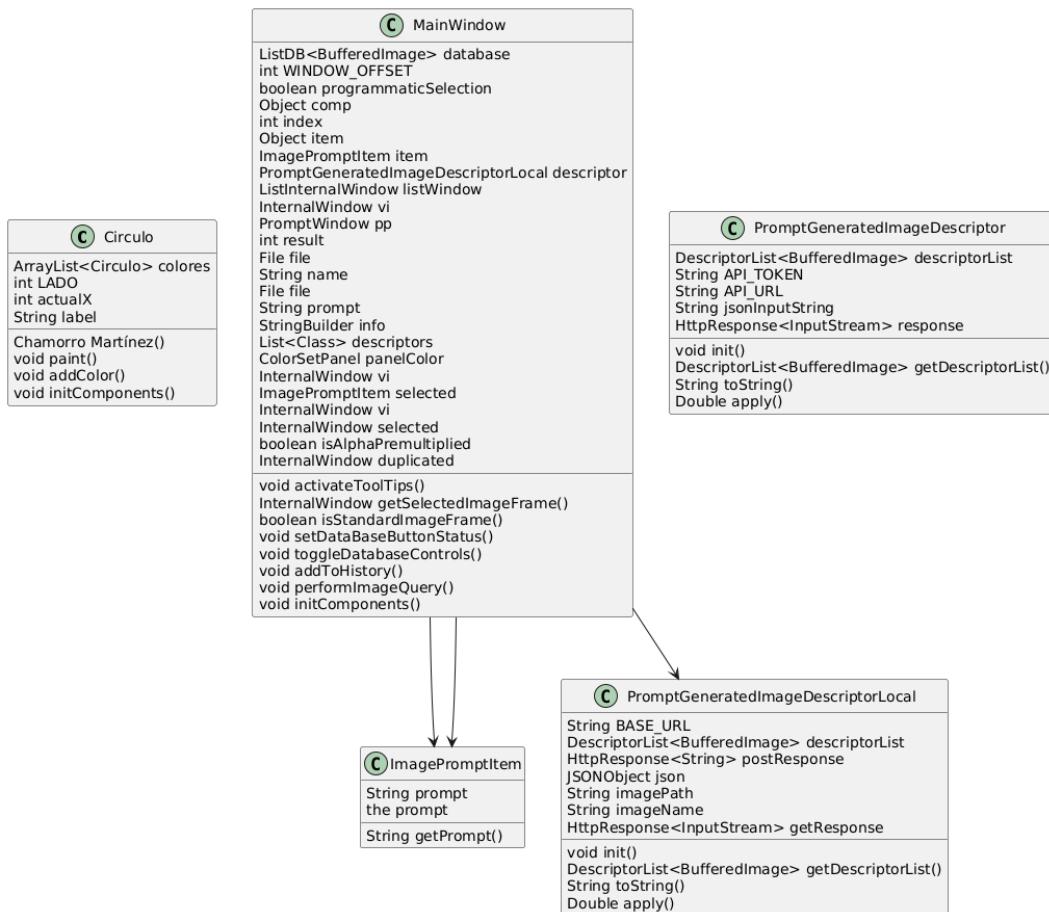


Figura 30: Diagrama de clases del módulo de integración en Java

### 7.3.2. Modelo de clases en Python

Aunque muchos módulos Python siguen una estructura funcional, se han representado como clases sintéticas para reflejar su cohesión interna y responsabilidades. Además, el script de entrenamiento se encapsula conceptualmente como una clase `DogTrainer`, facilitando su comprensión y documentación:

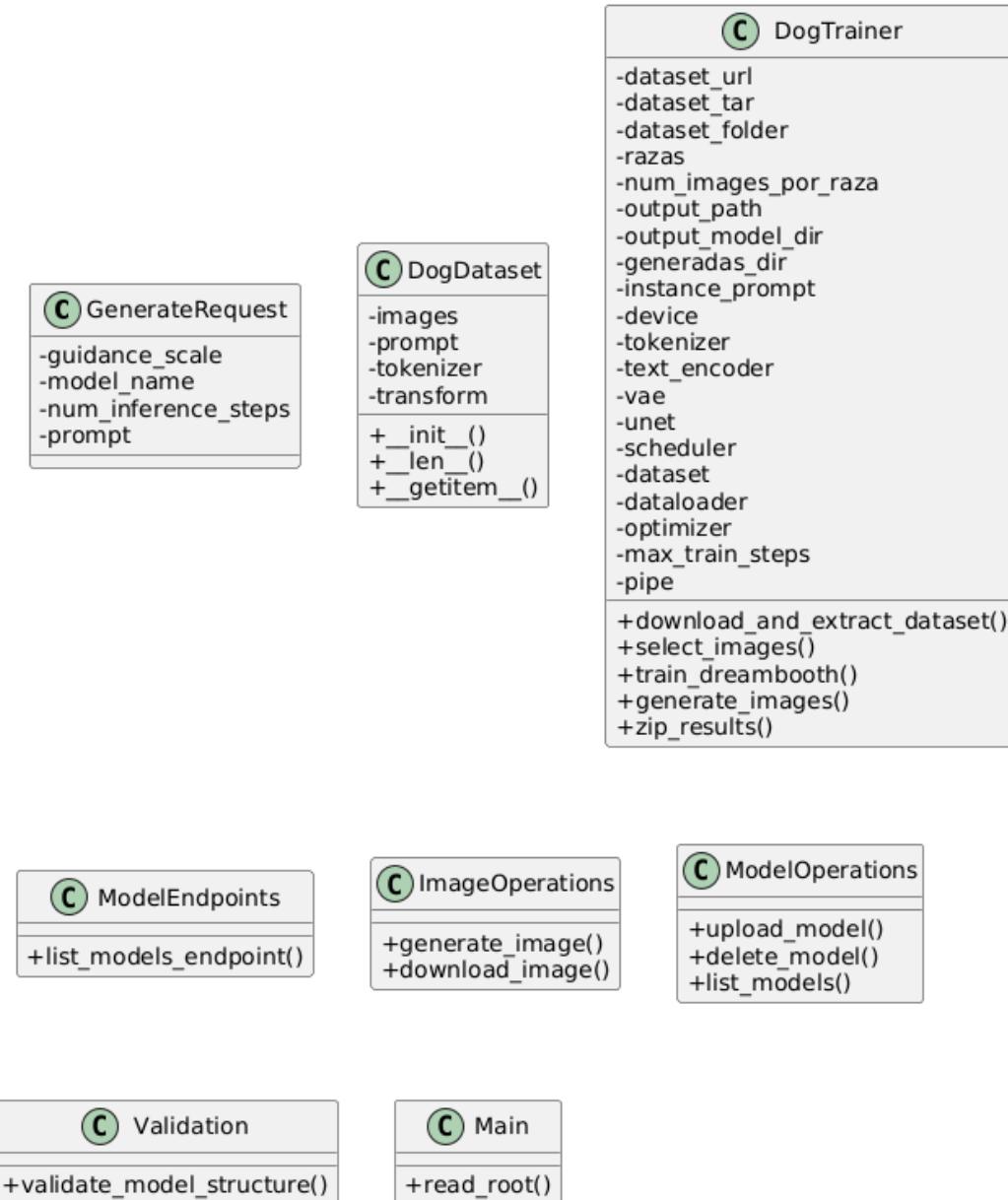


Figura 31: Diagrama de clases del sistema generativo en Python

Estas representaciones permiten comprender de forma estructurada la distribución de responsabilidades y la lógica interna de cada componente, sirviendo de soporte a la implementación modular del sistema.

### 7.4. Diseño de la interfaz

El diseño de la interfaz de usuario ha sido un componente clave para facilitar la interacción con el sistema de generación y búsqueda de imágenes. Este apartado presenta la evolución del diseño, desde los primeros

esquemas conceptuales hasta el prototipo final interactivo. Se parte del análisis de flujo de interacción, se muestran los bocetos iniciales y wireframes funcionales, y finalmente se presenta el prototipo desarrollado en Figma. Además, se analizan los principios de usabilidad aplicados para garantizar una experiencia fluida e intuitiva para el usuario final.

#### 7.4.1. Diagrama de flujo de interacción

El siguiente diagrama de flujo describe la secuencia de operaciones que se ejecutan desde la introducción del prompt por parte del usuario hasta la obtención de los resultados visuales. Este flujo ilustra la lógica general del sistema, destacando las decisiones clave y la coordinación entre los distintos módulos (interfaz gráfica, API de generación y sistema CBIR).

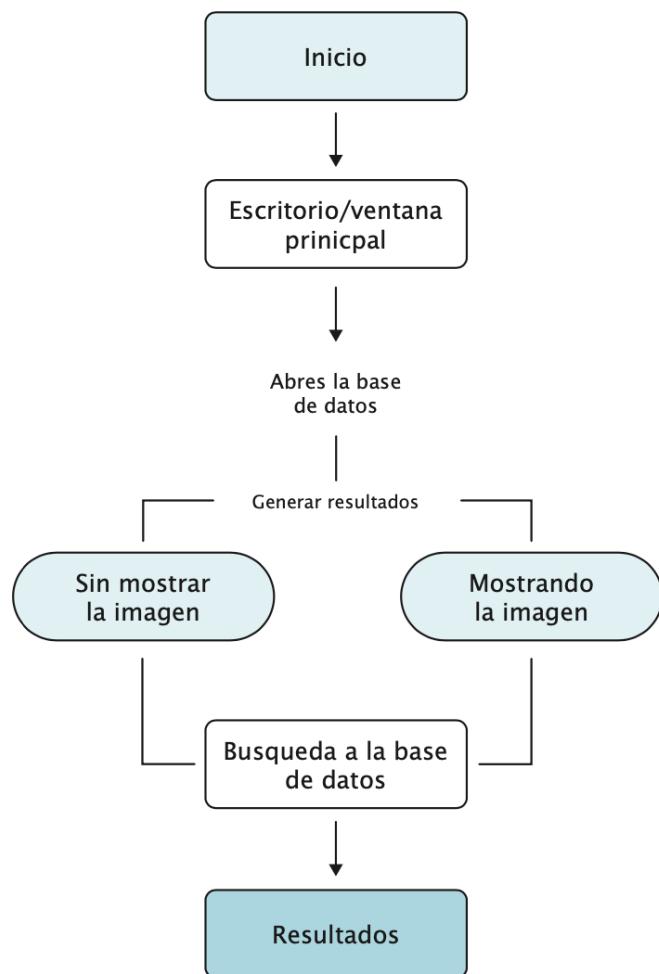


Figura 32: Flujo de interacción entre el usuario, la API generativa y el sistema CBIR

#### 7.4.2. Bocetos

Los primeros bocetos se realizaron a mano con el objetivo de definir la estructura inicial de la interfaz, priorizando la disposición de los componentes principales: el área de entrada del prompt, el botón de generación, la galería de resultados y las opciones adicionales de filtrado o guardado. Estos bocetos permitieron una exploración rápida de ideas antes de pasar a herramientas digitales.

*Escritorio/ventana principal*

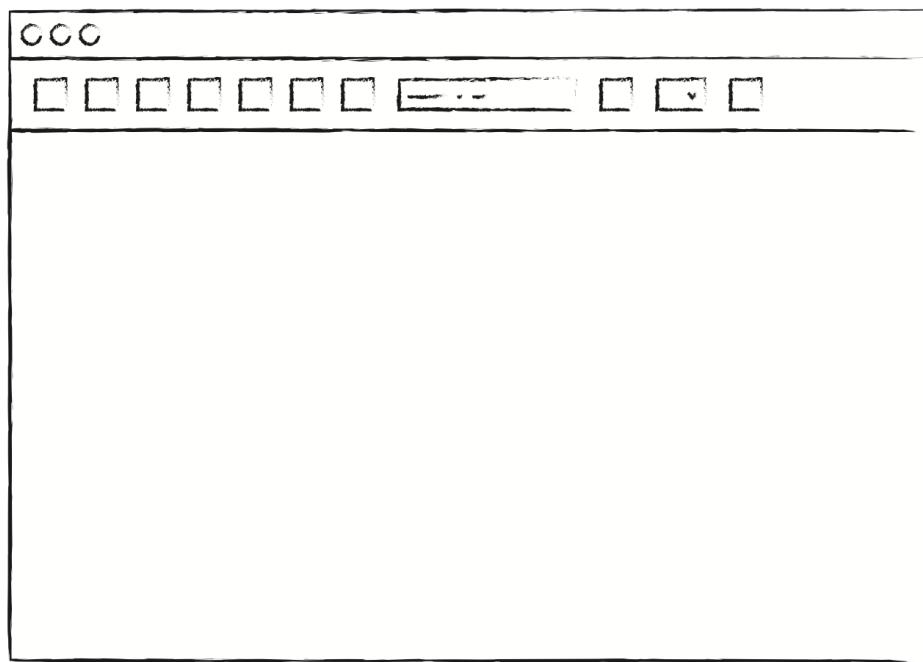


Figura 33: Boceto: propuesta inicial del layout general

*Ventana de generación de imagen*

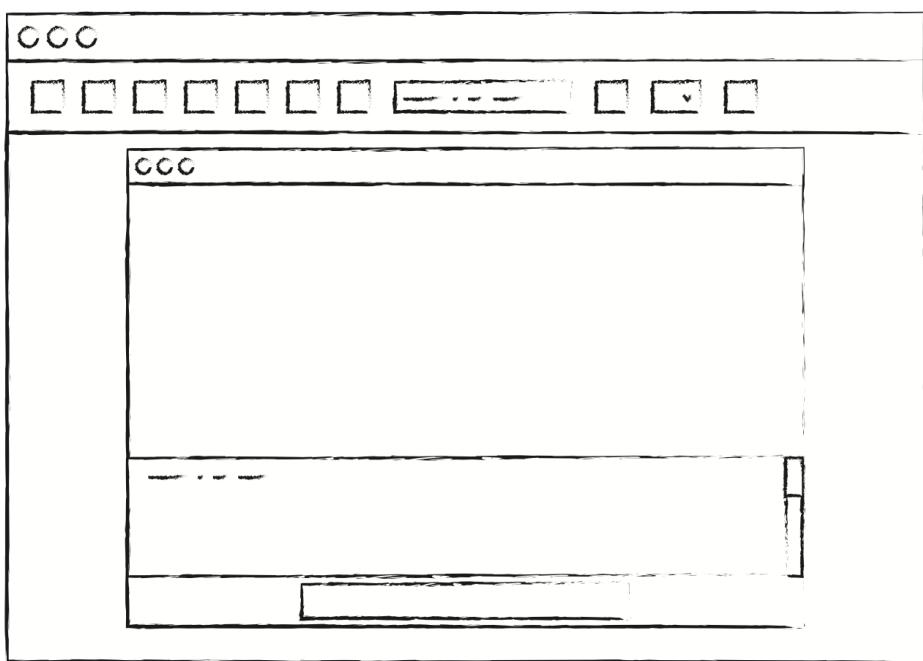


Figura 34: Boceto: navegación entre secciones

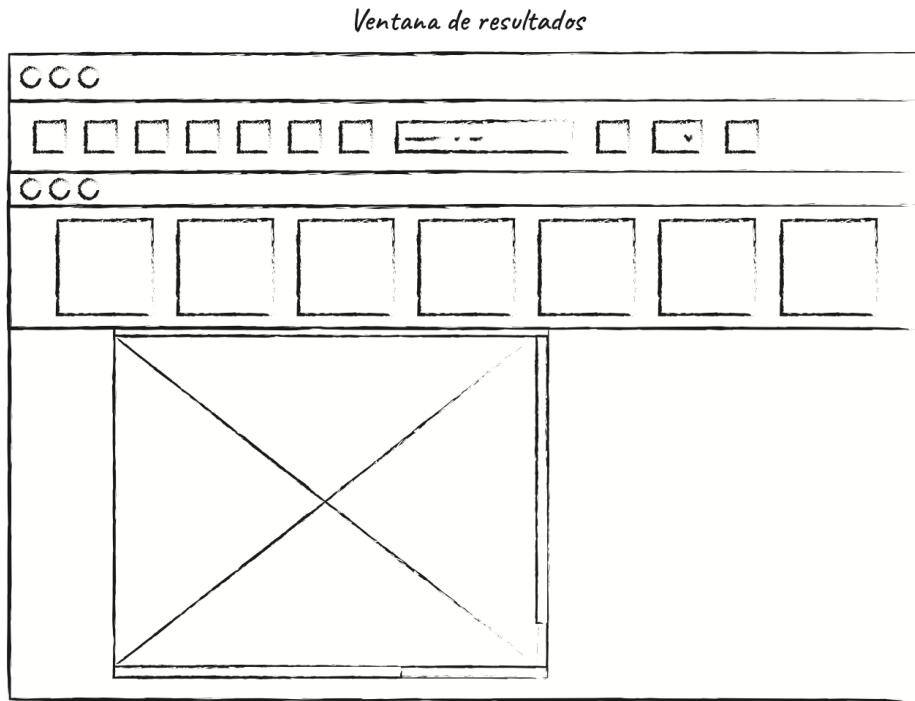


Figura 35: Boceto: detalle de interacción en la vista de resultados

#### 7.4.3. Wireframes

A partir de los bocetos iniciales, se desarrollaron wireframes de baja fidelidad utilizando herramientas digitales. Estos permitieron refinar la experiencia de usuario y definir la jerarquía visual de cada componente. Los wireframes presentan la organización funcional de las pantallas clave: generación de imágenes, galería de resultados y acciones disponibles sobre cada imagen.

*Escritorio/ventana principal*

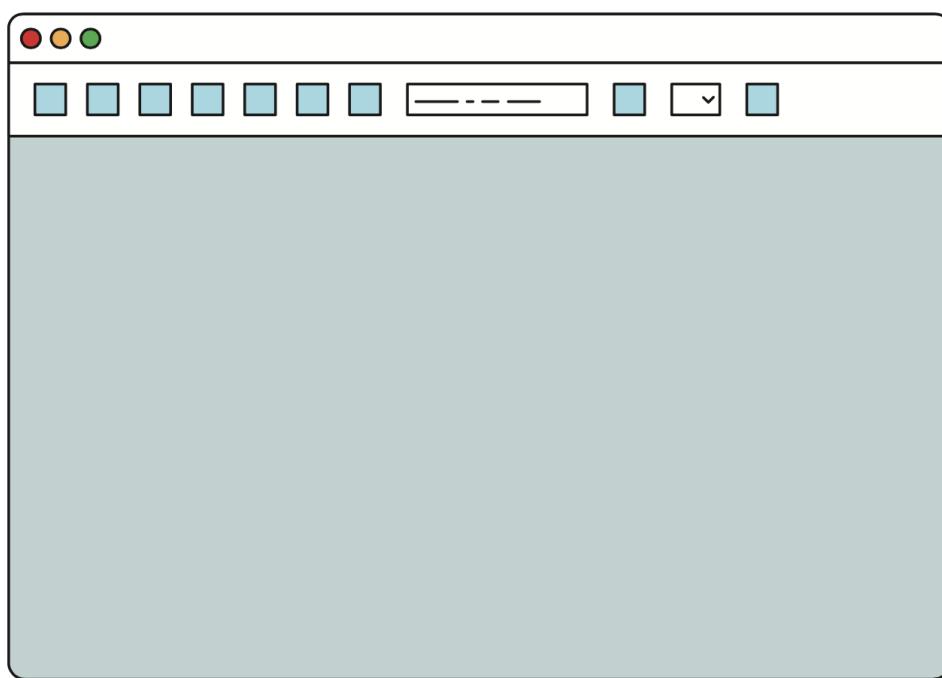


Figura 36: Wireframe: pantalla principal con área de generación

*Ventana de generación de imagen*

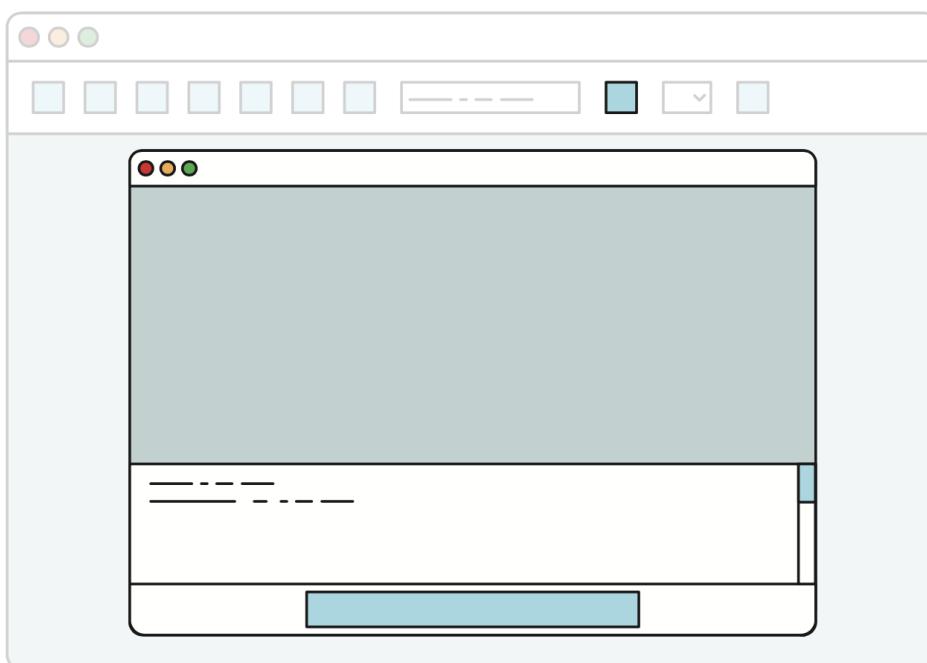


Figura 37: Wireframe: visualización detallada de una imagen generada

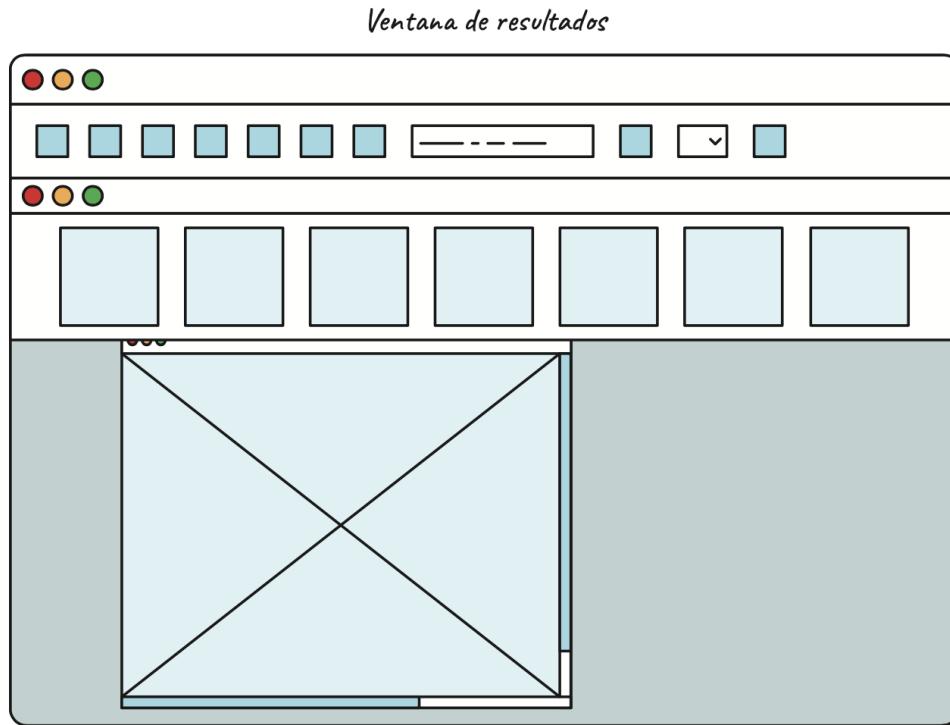


Figura 38: Wireframe: pantalla de resultados con opciones de filtrado

#### 7.4.4. Prototipo en Figma

Como parte final del diseño, se elaboró un prototipo funcional en Figma basado en los wireframes anteriores. Este prototipo interactivo permitió simular la navegación entre pantallas, validar la disposición de los elementos y detectar posibles fricciones en la experiencia de usuario. Además, facilitó la comunicación visual con el equipo de desarrollo y la obtención de feedback por parte de usuarios potenciales.

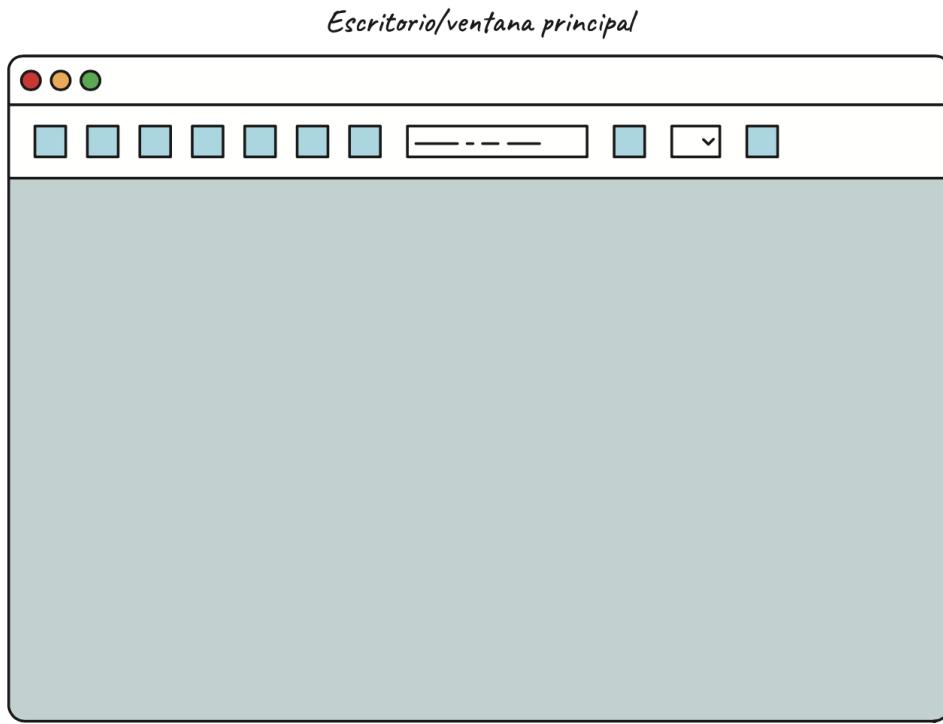


Figura 39: Captura del prototipo desarrollado en Figma

#### 7.4.5. Usabilidad

El diseño de la interfaz se ha guiado por principios fundamentales de usabilidad con el objetivo de ofrecer una experiencia accesible, eficiente y satisfactoria para todo tipo de usuarios, independientemente de su nivel técnico. A partir de las historias de usuario definidas (HU1 y HU2), se identificaron tres necesidades clave: introducir descripciones textuales de forma clara, visualizar resultados generados de forma comprensible, y reutilizar esas imágenes para buscar contenido visual similar en la base de datos.

Con base en estos objetivos, se aplicaron los siguientes principios de diseño centrado en el usuario:

- **Interacción simple y directa:** La interfaz principal presenta solo los elementos esenciales para la tarea principal: un campo para introducir el prompt, un botón para iniciar la generación y un área de visualización de la imagen resultante. Esta simplicidad evita la sobrecarga cognitiva y facilita que el usuario comprenda rápidamente cómo usar el sistema sin necesidad de asistencia externa.
- **Retroalimentación inmediata y comprensible:** Tras introducir el prompt, el sistema proporciona indicadores visuales (como animaciones de carga) que confirman que la solicitud está siendo procesada. Al completarse la generación, la imagen se muestra de forma destacada, acompañada de una acción clara para continuar con el flujo (por ejemplo, usarla como consulta en el sistema CBIR). Esto mantiene al usuario informado en todo momento y refuerza su confianza en el sistema.
- **Consistencia visual y funcional:** Se respetaron convenciones de diseño ampliamente reconocidas: uso de etiquetas descriptivas, alineaciones verticales, botones claramente diferenciados y jerarquía visual basada en el tamaño y el color. Esto reduce el tiempo de aprendizaje y evita comportamientos inesperados.
- **Accesibilidad y legibilidad:** Se priorizó el uso de tipografía clara, buen contraste entre texto y fondo, y tamaños adecuados de los elementos interactivos para facilitar el uso tanto en pantallas grandes como en dispositivos de menor tamaño. Asimismo, se evitó el uso de términos técnicos complejos, apostando por un lenguaje neutro y comprensible.

- **Minimización de errores y puntos de fricción:** El flujo está diseñado para prevenir errores comunes, como el envío de prompts vacíos o duplicados. Además, en caso de fallo (por ejemplo, si no se genera una imagen), el sistema informa con mensajes explicativos que permiten al usuario comprender lo ocurrido y actuar en consecuencia.

En conjunto, estas decisiones de diseño han permitido construir una interfaz que no solo es funcional, sino también intuitiva y centrada en las necesidades reales del usuario. Esto resulta especialmente importante en un sistema como este, donde se combinan tecnologías avanzadas (IA generativa y recuperación de imágenes) con una interacción aparentemente simple basada en lenguaje natural.

## 8. Desarrollo

### 8.1. Implementación de la API para la Generación de Imágenes

Uno de los objetivos principales del proyecto fue desarrollar un sistema que permitiera la generación de imágenes a partir de descripciones textuales, accesible desde la plataforma JMR. Para ello, se implementó una API REST utilizando el framework *FastAPI*, que actúa como puente entre el sistema generativo y la interfaz de usuario.

#### 8.1.1. Arquitectura de la API

La API está diseñada para ser modular, escalable y fácil de integrar en otros sistemas. Se compone de los siguientes módulos:

- **Módulo de generación de imágenes:** Invoca al modelo de difusión para generar imágenes a partir de texto.
- **Módulo de gestión de modelos:** Permite subir, eliminar o listar modelos disponibles en el sistema.
- **Interfaz RESTful:** Expone los endpoints que facilitan la comunicación con el sistema.

#### 8.1.2. Endpoints implementados

##### Generación de imágenes

- **POST /images/generate/**
  - **Descripción:** genera una imagen a partir de una descripción textual.
  - **Entrada (JSON):**
    - `model_name` (opcional, por defecto `stable_modified`)
    - `prompt` (requerido)
    - `num_inference_steps` (opcional, por defecto 50)
    - `guidance_scale` (opcional, por defecto 7.5)
  - **Salida:** JSON con la ruta de la imagen generada.
- **GET /images/download/{image\_name}**
  - **Descripción:** descarga una imagen generada.
  - **Entrada:** nombre del archivo.
  - **Salida:** archivo binario de imagen.

##### Gestión de modelos

- **POST /models/upload/**
  - **Descripción:** permite subir un nuevo modelo en formato ZIP.
  - **Entrada:** archivo ZIP.
  - **Salida:** JSON de confirmación y ruta del modelo.
- **DELETE /models/delete/{model\_name}**
  - **Descripción:** elimina un modelo previamente subido.
  - **Entrada:** nombre del modelo.
  - **Salida:** mensaje de confirmación.
- **GET /models/list/**
  - **Descripción:** devuelve un listado de todos los modelos disponibles.
  - **Entrada:** ninguna.
  - **Salida:** JSON con los nombres de los modelos.

### 8.1.3. Flujo de interacción

El usuario introduce una descripción textual en la interfaz de JMR. Esta es enviada mediante un endpoint POST a la API, que responde con una imagen generada. La API también permite gestionar modelos a través de otros endpoints, manteniendo así un sistema flexible y ampliable.

### 8.1.4. Conclusión

La API desarrollada con FastAPI proporciona una interfaz sólida y extensible para la generación de imágenes. Su diseño modular permite una integración fluida con la plataforma JMR, facilitando la evolución futura del sistema y permitiendo su adaptación a nuevos modelos o mejoras.

## 8.2. Pruebas y validación

### 8.3. Consideraciones de seguridad y rendimiento

Durante el desarrollo del sistema de generación de imágenes, se han contemplado múltiples aspectos relacionados con la seguridad del servicio, la gestión del entorno de ejecución, la optimización del rendimiento y la preparación para entornos de producción. Estas consideraciones resultan fundamentales para garantizar la integridad de los datos, la reproducibilidad de los experimentos y la escalabilidad futura del sistema en contextos reales.

#### 8.3.1. Gestión del entorno con Poetry

Para asegurar un entorno de ejecución reproducible, coherente y fácilmente desplegable, se ha utilizado **Poetry** como gestor de dependencias y empaquetado. Esta herramienta ha permitido:

- Especificar con precisión las versiones de todas las librerías utilizadas, como `diffusers`, `transformers`, `torch`, `Pillow`, entre otras, evitando incompatibilidades entre ellas.
- Garantizar la replicabilidad del entorno en distintas máquinas mediante los archivos `pyproject.toml` y `poetry.lock`, facilitando el trabajo colaborativo o la migración a servidores externos.
- Aislarse completamente del entorno de desarrollo de otras instalaciones globales de Python, reduciendo el riesgo de conflictos entre proyectos.
- Preparar el proyecto para su distribución como paquete Python, en caso de que se quisiera liberar o integrar como dependencia en otros sistemas.

#### 8.3.2. Seguridad en la API REST

Dado que el sistema de generación se expone a través de una interfaz web (API REST), es fundamental considerar posibles vectores de ataque relacionados con el envío de solicitudes maliciosas, el uso no autorizado o la exposición de recursos sensibles. Aunque esta versión del sistema no incluye mecanismos avanzados de autenticación o autorización, se han implementado algunas medidas preliminares de validación estructural y se identifican los siguientes aspectos clave para futuras iteraciones:

- **Validación de entradas:** actualmente, FastAPI permite tipado estático de parámetros, pero no se han definido aún restricciones estrictas sobre la longitud o estructura de los textos recibidos. Esto puede derivar en uso abusivo o errores inesperados ante entradas malformadas. Se recomienda implementar validaciones adicionales a nivel de contenido y lógica.
- **Validación de estructura de modelos:** se ha incorporado un sistema de validación estructural para los modelos subidos por el usuario. Esta validación, implementada mediante la función `validate_model_structure`, comprueba que la carpeta del modelo contenga todos los subdirectorios y archivos esperados —como `config.json`, `model.safetensors`, o `tokenizer_config.json`—. Si falta alguno de estos elementos, se lanza una excepción `HTTPException` con un código de error 400, evitando así el uso de modelos incompletos o manipulados que puedan comprometer el funcionamiento del sistema.

- **Control del acceso a archivos:** actualmente no se ha desarrollado un sistema de permisos que restrinja el acceso directo a imágenes generadas o modelos almacenados. El sistema confía en una organización interna de rutas, lo cual no es suficiente para prevenir accesos arbitrarios si la API se expusiera públicamente. Se recomienda proteger los endpoints y establecer rutas temporales con tokens de acceso.
- **Límites de uso:** el servicio no impone cuotas por usuario, IP ni número de peticiones. En un entorno expuesto, esto puede derivar en ataques de denegación de servicio (DoS) o consumo excesivo de recursos. Se recomienda implementar mecanismos como rate limiting, autenticación básica o tokens temporales.
- **Manejo de errores:** aunque FastAPI ofrece gestión automática de errores comunes, no se ha personalizado la respuesta ante excepciones críticas. Actualmente, algunos errores podrían devolver trazas del servidor, lo que podría exponer rutas internas o detalles sensibles del sistema. Se sugiere capturar explícitamente excepciones clave y devolver mensajes controlados y neutros.

En resumen, aunque el sistema aún no está preparado para un entorno productivo expuesto, ya se han incorporado medidas preventivas como la validación estructural de modelos, que garantiza la integridad mínima antes de permitir su ejecución. Estas medidas constituyen una base sobre la que construir mecanismos más robustos de autenticación, protección de recursos y resiliencia frente a ataques externos.

Todas estas cuestiones han sido tenidas en cuenta de cara a un posible despliegue en producción. Se recomienda como trabajo futuro incorporar autenticación de usuarios, límites de uso, logs de auditoría y un tratamiento más robusto de la validación de parámetros para proteger el sistema frente a usos indebidos.

### 8.3.3. Optimización del rendimiento

Para maximizar la eficiencia del sistema, especialmente en entornos con recursos limitados, se han llevado a cabo diversas estrategias:

- **Carga única del modelo:** el modelo generativo se inicializa una única vez al arrancar el servidor, evitando recargas innecesarias en cada solicitud.
- **Uso eficiente del espacio en disco:** las imágenes generadas se almacenan temporalmente en disco con nombres únicos, y se reutilizan si ya existen para un mismo prompt y configuración.
- **Configuración adaptable:** aunque se ha utilizado `float32` durante el desarrollo, el sistema está preparado para funcionar con `float16` o `bfloat16` en entornos con soporte, permitiendo reducir a la mitad el uso de memoria sin pérdida significativa de calidad.
- **Pipeline modular:** la arquitectura permite cambiar fácilmente el modelo base, el VAE o el codificador de texto, permitiendo futuras mejoras sin afectar al resto del sistema.

### 8.3.4. Preparación para producción y despliegue escalable

Aunque el presente sistema ha sido desarrollado en un entorno controlado, se han identificado y documentado las acciones necesarias para su migración a entornos reales de producción. Entre las medidas consideradas:

- **Autenticación:** implementación de tokens JWT para identificar usuarios y restringir el acceso a usuarios registrados.
- **Rate limiting:** limitación de solicitudes por IP o por usuario en función de cuotas diarias o mensuales.
- **Contenerización:** uso de Docker para encapsular el entorno, garantizando portabilidad y facilitando el despliegue en VPS, Kubernetes o servicios cloud.
- **Proxy inverso con Caddy o NGINX:** para mejorar la seguridad en las conexiones HTTP y permitir balanceo de carga entre instancias.
- **Logging y monitorización:** integración de herramientas de seguimiento de logs y métricas del sistema para supervisar el uso real del servicio.

### **8.3.5. Reflexión final**

Estas medidas y estrategias no solo han permitido desarrollar un sistema funcional en el presente, sino que establecen las bases para una posible evolución futura hacia un servicio robusto y escalable. La combinación de buenas prácticas en gestión de entornos, principios básicos de seguridad y una arquitectura eficiente posiciona este proyecto como un prototipo avanzado, listo para crecer hacia escenarios reales de uso y despliegue institucional o comercial.

## A. Glosario de términos

### A.1. Modelado y entrenamiento

**Batch:** Conjunto de ejemplos utilizados en una sola iteración de entrenamiento. El uso de batches permite un entrenamiento más eficiente y estable.

**Early stopping:** Técnica de optimización que se utiliza durante el entrenamiento de modelos de aprendizaje profundo. Consiste en detener el entrenamiento cuando el modelo deja de mejorar en las métricas de evaluación durante un número determinado de iteraciones, con el fin de evitar el sobreajuste y ahorrar recursos computacionales.

**Entropía cruzada binaria:** Función de pérdida utilizada para medir la diferencia entre dos distribuciones de probabilidad en problemas de clasificación binaria. La entropía cruzada binaria penaliza las predicciones que están lejos de las verdaderas etiquetas, con el objetivo de que el modelo aprenda a minimizar esta diferencia.

**Época (Epoch):** Pasada completa a través de todo el conjunto de datos durante el entrenamiento del modelo. Durante cada epoch, el modelo actualiza sus parámetros a medida que aprende a partir de los datos de entrenamiento. Generalmente, se requieren múltiples epochs para que un modelo converja a una solución óptima.

**Función de Pérdida:** Medida utilizada para evaluar la eficacia de un modelo durante el entrenamiento.

**Hiperparámetro:** Parámetro externo al modelo que se establece antes del proceso de entrenamiento. No son aprendidos por el modelo, pero afectan su rendimiento.

**Normalización:** Proceso de ajustar los valores de datos para que estén en un rango específico, generalmente entre 0 y 1, para mejorar la estabilidad y la velocidad de entrenamiento del modelo.

**Optimización:** Proceso de ajustar los parámetros de la red neuronal durante el entrenamiento para minimizar la función de pérdida.

**Tasa de Aprendizaje:** Hiperparámetro que controla el tamaño de los ajustes que realiza el modelo en sus pesos durante cada actualización. Un valor demasiado alto puede causar inestabilidad, mientras que un valor demasiado bajo puede hacer que el modelo aprenda muy lentamente o se estanque.

### A.2. Redes neuronales y arquitectura

**Conditional Generative Adversarial Network:** Tipo de red neuronal generativa que, a partir de un conjunto de datos y una condición específica, genera nuevas muestras similares a las del conjunto de datos original, condicionadas por etiquetas.

**Colapso de modo:** Problema en el entrenamiento de una GAN en el que el generador aprende a producir un conjunto limitado de imágenes muy similares, perdiendo la diversidad en las salidas. Esto ocurre cuando el generador deja de explorar nuevas combinaciones y se enfoca en un solo tipo de resultado que engaña al discriminador.

**Dimensiones latentes:** Tamaño del vector de ruido que se usa como entrada al generador. Este vector suele tener una distribución aleatoria, y sus dimensiones determinan la complejidad de las imágenes que el generador puede producir.

**Discriminador:** Parte de una red generativa adversaria cuyo objetivo es distinguir entre datos reales y datos generados. Su función es mejorar la calidad de las imágenes generadas.

**Generador:** Parte de una red generativa adversaria que aprende a crear datos similares a los del conjunto de datos de entrenamiento. Su objetivo es engañar al discriminador.

**Neurona:** Unidad de procesamiento que recibe una o varias entradas, las procesa mediante una función matemática y produce una salida. Se organizan en capas y forman la estructura básica de las redes neuronales, permitiendo al modelo aprender y tomar decisiones.

**Red Neuronal:** Modelo computacional inspirado en la estructura del cerebro humano, compuesto por capas de neuronas interconectadas.

**Ruido aleatorio:** Entrada inicial al generador que sigue una distribución normalmente distribuida (generalmente una distribución normal). El generador toma este ruido y lo transforma en una imagen. Este proceso asegura que las imágenes generadas sean diversas, ya que pequeñas variaciones en el ruido conducen a la creación de imágenes diferentes.

### A.3. Datasets y datos

**COCO (Common Objects in Context):** Conjunto de datos que contiene imágenes con anotaciones detalladas. Incluye más de 330.000 imágenes con etiquetas y una resolución estándar de aproximadamente 640x480 píxeles.

**MNIST:** Conjunto de datos que contiene 70.000 imágenes de dígitos escritos a mano, divididas en un conjunto de entrenamiento y uno de prueba. Cada imagen es de 28x28 píxeles en escala de grises.

**Token:** Unidad básica de datos que representa una parte de un texto. Se utilizan para descomponer el texto en partes manejables, que pueden ser procesadas por modelos de lenguaje y redes neuronales.

### A.4. Interfaz y diseño

**Socket:** Interfaz de software que permite la comunicación entre dos aplicaciones a través de una red. Define un punto final para la comunicación, especificando la dirección IP y el puerto en el que una aplicación escucha o envía datos.

**Wireframe:** Esquema visual básico de una interfaz de usuario, que muestra la disposición y estructura de los elementos clave sin entrar en detalles de diseño o contenido específico.

## B. Manual de usuario

### B.1. Introducción

Se ha integrado en la aplicación JMR una nueva funcionalidad que permite a los usuarios generar imágenes a partir de descripciones textuales de forma sencilla y eficiente. Este módulo utiliza algoritmos avanzados de inteligencia artificial para interpretar el texto y transformarlo en contenido visual.

Con esta funcionalidad, puedes:

- Generar imágenes directamente desde descripciones en lenguaje natural.
- Consultar imágenes generadas previamente sin mostrarlas directamente en pantalla.
- Guardar las imágenes generadas para su uso posterior.

Este manual proporciona una guía paso a paso para utilizar esta funcionalidad, e incluye ejemplos prácticos y una descripción detallada de cada acción disponible en la interfaz.

### B.2. Inicio de la aplicación

1. Abre la aplicación JMR haciendo clic en el ícono correspondiente en tu escritorio o desde el menú de inicio de tu sistema operativo.
2. Una vez abierta, observarás la interfaz principal de JMR, donde se encuentran las dos nuevas funcionalidades de generación de imágenes.

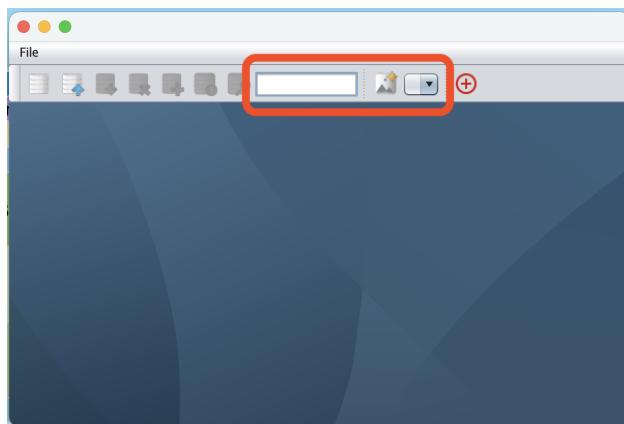


Figura 40: Inicio de la aplicación con las dos nuevas funcionalidades

### B.3. Descripción de la interfaz

Las nuevas funcionalidades de generación de imágenes están integradas en la barra superior y presentan los siguientes elementos:

1. **Cuadro de texto:** Espacio donde puedes escribir la descripción textual de la imagen que deseas buscar en la base de datos.
2. **Generar imagen:** Abre una ventana con un área de texto en la que puedes describir la imagen a generar. Dentro de esta hay un botón para generar y visualizar la imagen descrita.
3. **Lista desplegable:** Lista desplegable que muestra un historial de las imágenes generadas junto a sus descripciones. Permite seleccionar una entrada anterior para visualizarla nuevamente.

A continuación, se detallan las funcionalidades específicas de generación y búsqueda.

## B.4. Cómo generar una imagen

Para generar una nueva imagen a partir de una descripción textual, sigue los siguientes pasos:

**Paso 1: Acceder al generador**

1. Haz clic en el botón *Generar Imagen*, situado en la barra superior de la aplicación.
2. Se abrirá una ventana interna que contiene:
  - Un cuadro de texto para introducir la descripción.
  - Una imagen por defecto como marcador de posición.
  - Un botón con la etiqueta *Visualizar Imagen*.

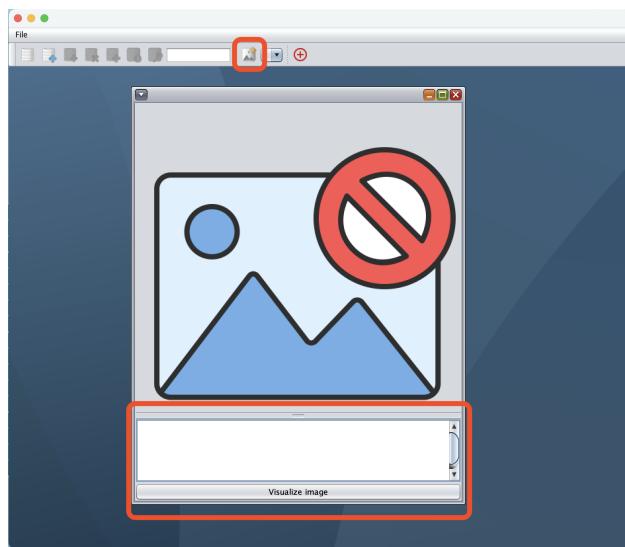


Figura 41: Ventana interna con área para escribir y botón de visualizar

**Paso 2: Escribir la descripción**

1. En el cuadro de texto, introduce una descripción lo más detallada posible de la imagen que deseas generar.
2. Ejemplo: “*A dog running on the beach with its friend.*”

**Paso 3: Generar y visualizar la imagen**

1. Haz clic en el botón *Visualizar Imagen*.
2. La imagen generada sustituirá a la imagen por defecto en la misma ventana.
3. Además, la imagen y su descripción se guardarán automáticamente en el historial de generación.

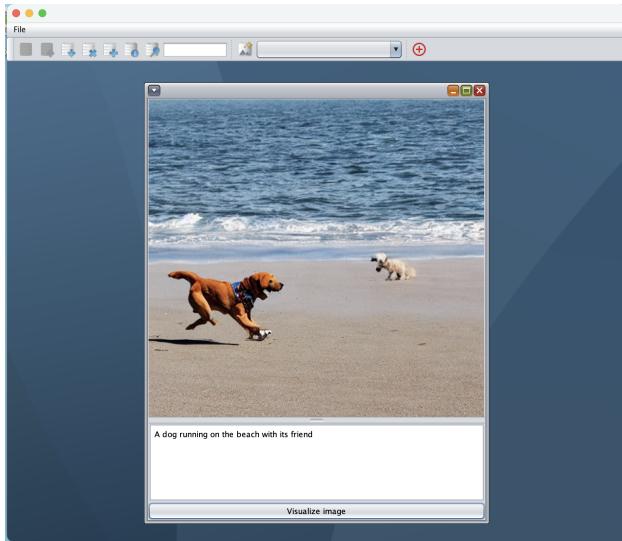


Figura 42: Ejemplo de visualización

### B.5. Cómo generar una consulta sin mostrar la imagen

Esta funcionalidad permite lanzar una consulta basada en una descripción textual sin necesidad de generar ni visualizar la imagen en pantalla. En su lugar, se realiza una búsqueda en la base de datos para recuperar resultados visualmente similares.

#### Paso 1: Escribir la descripción

1. Introduce el texto descriptivo en el cuadro situado en la barra de herramientas superior.
2. Ejemplo: *“A futuristic city skyline at night with neon lights.”*

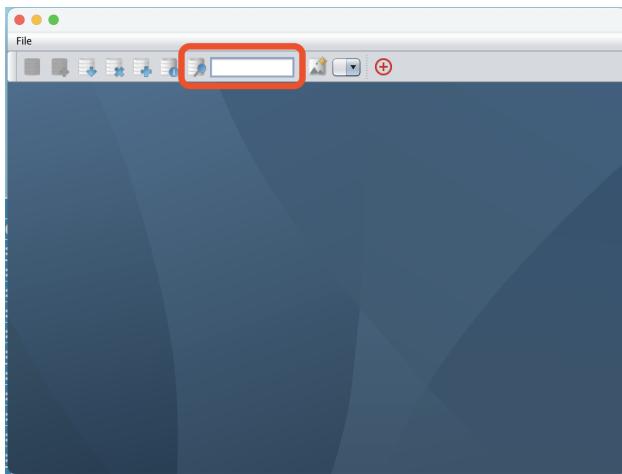


Figura 43: Escribir la descripción en la barra superior

#### Paso 2: Ejecutar la consulta

1. Haz clic en el botón de búsqueda situado junto al cuadro de texto.
2. El sistema generará la imagen en segundo plano y lanzará una búsqueda automática en la base de datos utilizando la imagen como consulta.

### Paso 3: Visualización de resultados

1. Se abrirá una nueva ventana con los resultados visuales recuperados desde la base de datos, similares a la imagen generada a partir de tu descripción.

– Imagen sugerida: Captura de la ventana de resultados abiertos tras ejecutar la consulta.

## B.6. Reutilizar imágenes generadas

Todas las imágenes generadas se almacenan automáticamente en el historial, junto con la descripción (prompt) que se utilizó para crearlas. Este historial se encuentra accesible mediante una lista desplegable en la parte superior de la interfaz.

Para reutilizar una imagen generada anteriormente:

1. Despliega la lista situada en la parte superior.
2. Selecciona una de las entradas del historial (aparecen truncadas si son largas, pero se muestran completas en su tooltip).
3. La imagen correspondiente se abrirá en una nueva ventana interna, con el texto de la descripción como título.

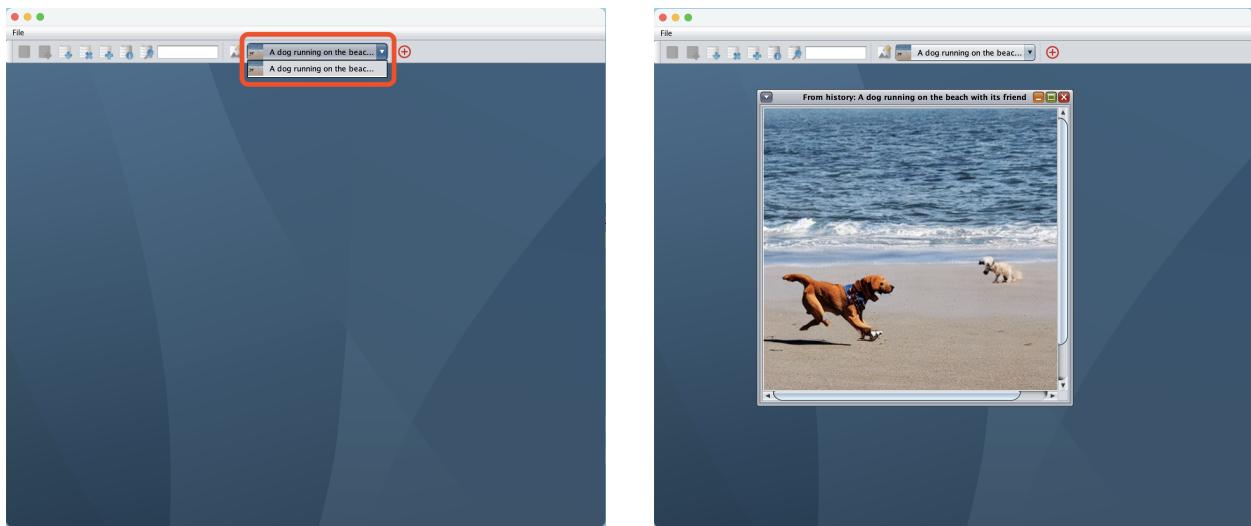


Figura 44: A la izquierda, vista del historial con una entrada seleccionada. A la derecha, la imagen generada que se abre al seleccionar esa entrada.

## B.7. Errores y soluciones comunes

Error al generar la imagen: Mensaje: "No se pudo generar la imagen. Verifique su descripción." Solución: Asegúrate de que la descripción ingresada sea clara y contenga suficiente detalle. Error al cargar el modelo: Mensaje: ".<sup>E1</sup> modelo seleccionado no es compatible." Solución: Verifica que el archivo sea un modelo compatible con la aplicación. Imagen sugerida: Capturas de ejemplos de mensajes de error y su ubicación en la interfaz.

## Referencias

- [1] MLC AI: *Stable Diffusion Walkthrough*. <https://github.com/mlc-ai/web-stable-diffusion>, 2023. Accedido el 4 de junio de 2025.
- [2] Simic, Milos: *What is Content-Based Image Retrieval?* <https://www.baeldung.com/cs/cbir-tbir>, 2024.
- [3] Li, Xiaoqing, Jiansheng Yang y Jinwen Ma: *Recent developments of content-based image retrieval (CBIR)*. Neurocomputing, 452:675–689, 2021, ISSN 0925-2312. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231220319044>.
- [4] Huet, Pablo, 2023. <https://openwebinars.net/blog/que-son-las-redes-neuronales-y-sus-aplicaciones/>.
- [5] *Redes Generativas Antagónicas*. <https://es.mathworks.com/discovery/generative-adversarial-networks.html>. Consultado en abril de 2025.
- [6] 2023. <https://aws.amazon.com/es/what-is/gan/#:~:text=Un%20sistema%20de%20redes%20generativas,salida%20es%20falsa%20o%20real>.
- [7] What is a Conditional Generative Adversarial Network (*cGAN*)? <https://datacientest.com/en/what-is-a-conditional-generative-adversarial-network-cgan>, 2023.
- [8] Xu, Tao, Pengchuan Zhang, Qiuyuan Huang, Han Zhang, Zhe Gan, Xiaolei Huang y Xiaodong He: *AttnGAN: Fine-Grained Text to Image Generation with Attentional Generative Adversarial Networks*. En *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, páginas 1316–1324, 2018.
- [9] Vaswani, Ashish, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser y Illia Polosukhin: *Attention is All You Need*. En *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 2017. <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
- [10] Calabuig Llamas, Marta, Jorge Alcaide Marzal y José Antonio Diego Más: *Modelos de generación de imágenes mediante texto en el diseño conceptual de productos. Un caso de estudio empleando Midjourney*. 2023.
- [11] Ho, Jonathan, Ajay Jain y Pieter Abbeel: *Denoising Diffusion Probabilistic Models*. arXiv preprint arXiv:2006.11239, 2020.
- [12] Rombach, Robin, Andreas Blattmann, Dominik Lorenz, Patrick Esser y Björn Ommer: *High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models*. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, páginas 10684–10695, 2022.