



# ARTPROMPT: GENERADOR DE CUADROS AI

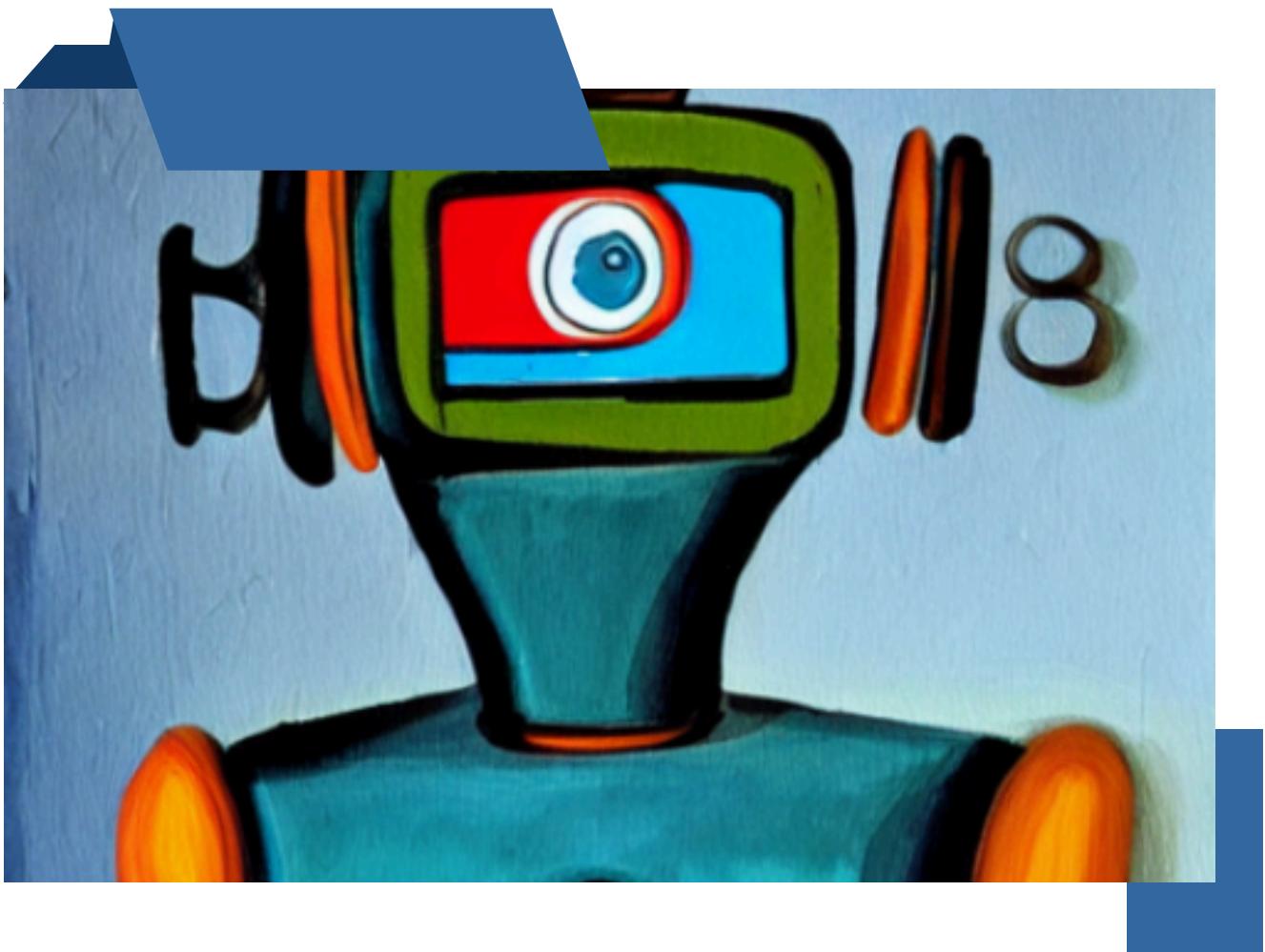
---

PRESENTED BY:  
**MARTA PRIETO RODRIGUEZ DE VERA**

# ÍNDICE

- 1 • INTRODUCCIÓN
- 2 • MOTIVACIÓN
- 3 • DATASET
- 4 • METODOLOGÍA
- 5 • GENERACIÓN DE IMÁGENES
- 6 • RESULTADOS
- 7 • INTERACTIVIDAD
- 8 • LIMITACIONES Y  
POSSIBLES MEJORAS
- 9 • CONCLUSIÓN
- 10 • GUÍA DE USO





## Introducción

En este proyecto, exploró la fascinante convergencia entre la inteligencia artificial y la creatividad artística. La idea principal es comprender y aprovechar la capacidad de las máquinas para aprender de imágenes y generar nuevas obras en estilos particulares. Este esfuerzo nace de una curiosidad personal: ¿qué tan lejos puede llegar la tecnología en la imitación y creación de arte visual? La posibilidad de alimentar un sistema con ejemplos de estilos artísticos y observar cómo estos estilos se manifiestan en nuevas imágenes es un desafío tanto técnico como creativo.

El proyecto utiliza herramientas avanzadas como redes neuronales, modelos de difusión y visualizaciones interactivas, lo que lo convierte en un ejercicio completo de aplicación de la inteligencia artificial en un contexto artístico.

# Motivacion

Desde un principio, quise trabajar en algo que trascendiera lo puramente técnico y tuviera un componente emocional y estético. Crear un proyecto que combinara mi interés por la tecnología con el arte fue una elección natural. La idea de que una máquina pueda "entender" estilos artísticos y replicarlos en nuevas obras me parece fascinante. Además, el desarrollo de un trabajo que no solo fuera desafiante, sino también motivador, resultó clave para mantenerme comprometida a lo largo del proceso.

Elegí un enfoque artístico porque sentía que era una oportunidad para explorar no solo la parte técnica, sino también el impacto emocional que las creaciones generadas podrían tener.

## Dataset

El dataset utilizado en este proyecto fue creado manualmente por mí, garantizando que los datos fueran relevantes y adecuados para los objetivos del proyecto. Está organizado de la siguiente manera:

### 1.

Cada carpeta representa un artista distinto, etiquetado con su nombre.

### 2.

Dentro de cada carpeta, las imágenes están numeradas secuencialmente.



Este diseño permite una estructura clara y ordenada que facilita el procesamiento de datos. Las imágenes seleccionadas reflejan los estilos característicos de cada artista, asegurando una representación consistente de sus obras. Aunque el dataset es relativamente pequeño, representa una muestra significativa de estilos artísticos para los propósitos iniciales del proyecto.

# Metodología

## Estructura del Proyecto

El desarrollo del proyecto se organizó en varias etapas clave:



### 1. Preparación de los datos

Se cargó y preprocesó el dataset, aplicando transformaciones como redimensionamiento y normalización. También se implementó una visualización interactiva para explorar las imágenes.

### 2. Definición del modelo

Se diseñó una red neuronal simple para clasificar los estilos artísticos, lo que sirvió como base para el entrenamiento inicial.

### 3. Entrenamiento del modelo

Se utilizó el dataset etiquetado para entrenar la red neuronal. Las imágenes se procesaron en lotes, y el modelo se ajustó utilizando un optimizador avanzado.

### 4. Generación de imágenes

Usando el modelo de difusión Stable Diffusion, se generaron nuevas imágenes basadas en prompts y estilos artísticos seleccionados.

### 5. Visualización y comparación

Las imágenes generadas se compararon con referencias del dataset para evaluar la calidad de los estilos replicados.

# Definición del Modelo

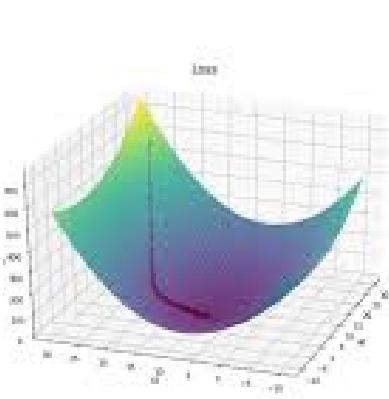
La red neuronal utilizada para la clasificación de estilos es una arquitectura simple que incluye capas densas completamente conectadas. Aunque funcional, este modelo tiene limitaciones inherentes, como la incapacidad de capturar patrones espaciales complejos en las imágenes.

En el futuro, se podría mejorar esta arquitectura utilizando redes convolucionales (CNN) o modelos preentrenados como ResNet o EfficientNet.

## Proceso de Entrenamiento

Durante el entrenamiento, se utilizaron las siguientes estrategias:

El modelo mostró una pérdida decreciente constante a lo largo de las épocas, lo que indica un ajuste progresivo a los datos de entrenamiento.



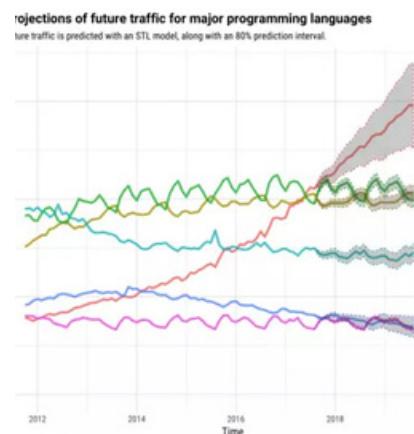
Optimizador Adam

Ajustó los pesos del modelo para minimizar la función de pérdida.

**REGRESIÓN LOGÍSTICA  
ENTROPÍA CRUZADA**

Dato  $i [1] \quad [0.5, 0.4, 1.2] \rightarrow p = \frac{1}{1 + e^{-x_1 - x_2 - x_3}}$

$$L = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)$$



Programador de tasa de aprendizaje

Redujo dinámicamente la tasa de aprendizaje cuando el progreso se estancaba, mejorando la estabilidad del entrenamiento.

Perdida de entropía cruzada

Se utilizó para medir el error entre las predicciones del modelo y las etiquetas reales.

El modelo mostró una pérdida decreciente constante a lo largo de las épocas, lo que indica un ajuste progresivo a los datos de entrenamiento.

# Generación de Imágenes

## Pipeline Utilizado

Para la generación de imágenes, se empleó el modelo Stable Diffusion, un modelo de difusión ampliamente reconocido por su capacidad para crear contenido visual de alta calidad. Este pipeline permite:

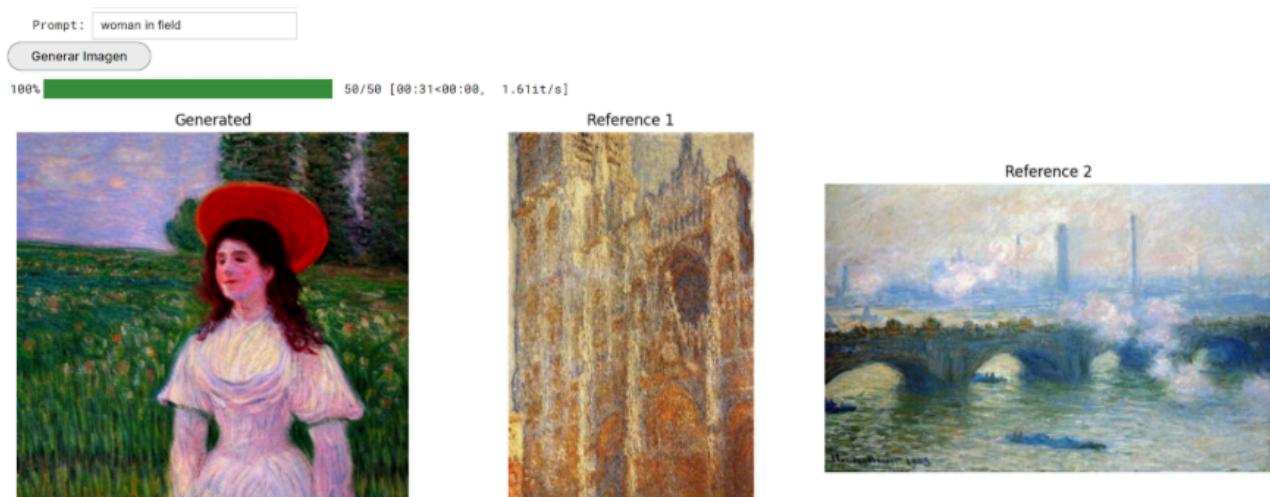
- Combinar el estilo de un artista seleccionado con un prompt textual.
- Generar imágenes únicas que reflejen tanto el estilo como el contenido descrito.

## Proceso de Generación

El usuario interactúa con el sistema mediante widgets, eligiendo un artista del dataset y proporcionando un prompt. El modelo procesa esta información y genera una imagen basada en ambos elementos.

## Visualización y Comparación

Las imágenes generadas se presentan junto con dos referencias aleatorias del dataset original. Esto permite evaluar visualmente cómo de bien captura el modelo el estilo del artista seleccionado.



Epoch 1/20, Loss: 6.2433  
Epoch 2/20, Loss: 1.7233  
Epoch 3/20, Loss: 0.6066  
Epoch 4/20, Loss: 0.4865  
Epoch 5/20, Loss: 0.2419  
Epoch 6/20, Loss: 0.0008  
Epoch 7/20, Loss: 0.0005  
Epoch 8/20, Loss: 0.0014  
Epoch 9/20, Loss: 0.0080  
Epoch 10/20, Loss: 0.0007  
Epoch 11/20, Loss: 0.0005  
Epoch 12/20, Loss: 0.0004  
Epoch 13/20, Loss: 0.0001  
Epoch 14/20, Loss: 0.0001  
Epoch 15/20, Loss: 0.0000  
Epoch 16/20, Loss: 0.0000  
Epoch 17/20, Loss: 0.0000  
Epoch 18/20, Loss: 0.0000  
Epoch 19/20, Loss: 0.0000  
Epoch 20/20, Loss: 0.0000

Prompt: | self portrait monkey

Generar Imagen

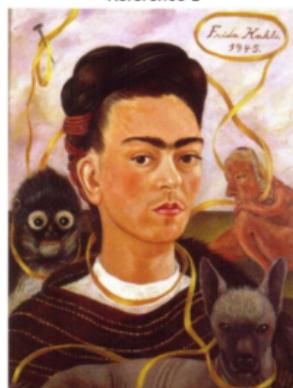
100%

58/58 [00:31<00:00, 1.51it/s]

Generated



Reference 1



Reference 2



# Resultados

## Métricas del Modelo

El modelo alcanzó una pérdida baja tras varias épocas de entrenamiento, lo que indica un buen ajuste a los datos de entrada. Sin embargo, dado que no se implementaron métricas adicionales como la precisión o la F1-score, la evaluación del rendimiento se centró principalmente en el aspecto visual.

## Análisis Visual

Las imágenes generadas mostraron una fuerte correspondencia con los estilos de los artistas. Aunque algunas generaciones podían ser mejoradas, el resultado general fue satisfactorio y cumplía con los objetivos del proyecto.

## Interactividad

Los widgets interactivos proporcionan una experiencia de usuario intuitiva, permitiendo:

- Seleccionar fácilmente un artista.
- Introducir prompts personalizados.
- Observar los resultados en tiempo real.

Esta funcionalidad mejora significativamente la usabilidad del proyecto y lo hace accesible para usuarios con mínimos conocimientos técnicos.



# Limitaciones y Posibles Mejoras

## Limitaciones

La arquitectura del modelo de clasificación es demasiado básica para capturar patrones complejos.

El dataset, aunque bien organizado, es limitado en tamaño y diversidad.

Las imágenes generadas dependen en gran medida de la calidad del prompt proporcionado.

## Mejoras

Implementar redes neuronales convolucionales para mejorar la clasificación de estilos.

Ampliar el dataset con más artistas y ejemplos.

Optimizar el pipeline de generación para reducir los tiempos de procesamiento y mejorar la calidad visual.





## Conclusión

Este proyecto combina con éxito tecnología y arte, abriendo nuevas posibilidades para la generación automática de contenido visual. A pesar de sus limitaciones, los resultados iniciales son prometedores y sientan una base sólida para futuras exploraciones en este campo.

---

## Guía de Uso

### Requisitos

1. Instalar las dependencias:
2. Organizar el dataset en carpetas con un nombre correspondiente a cada artista.

### Ejecución

1. Ejecutar las celdas del notebook en orden.
2. Utilizar los widgets interactivos para seleccionar un artista y proporcionar un prompt.