



Transformers









Índice de la sesión



- Puesta en producción de Modelos
- Fine-tuning de LLMs
- Agentes











Puesta en producción

Dependiendo del objetivo, nos podemos encontrar con diferentes requisitos. Generalmente se despliega un sistema, no un modelo.

Desarrollo

- 1. Definir arquitectura del sistema a partir del flujo de datos (es posible que sea necesario iterar)
 - a. Identificar el/los LLMs y parámetros adecuados para el caso de uso (¿Open-source?, tamaño, especialización, costes, ...).
 - i. Gestión del prompt de cada LLM y memoria (si es necesario)
 - b. Librerías de uso
 - c. Reproducibilidad (versionado de prompts, código, etc...)
 - d. Considerar guardarraíles
 - e. Privacidad y cumplimiento legal
- 2. Definir un conjunto de datos de testing y metodología

Productivización

- Interfaz
- LLM streaming o batch
- Pruebas de escalabilidad del sistema y performance de respuesta
- Monitorización
- Feedback



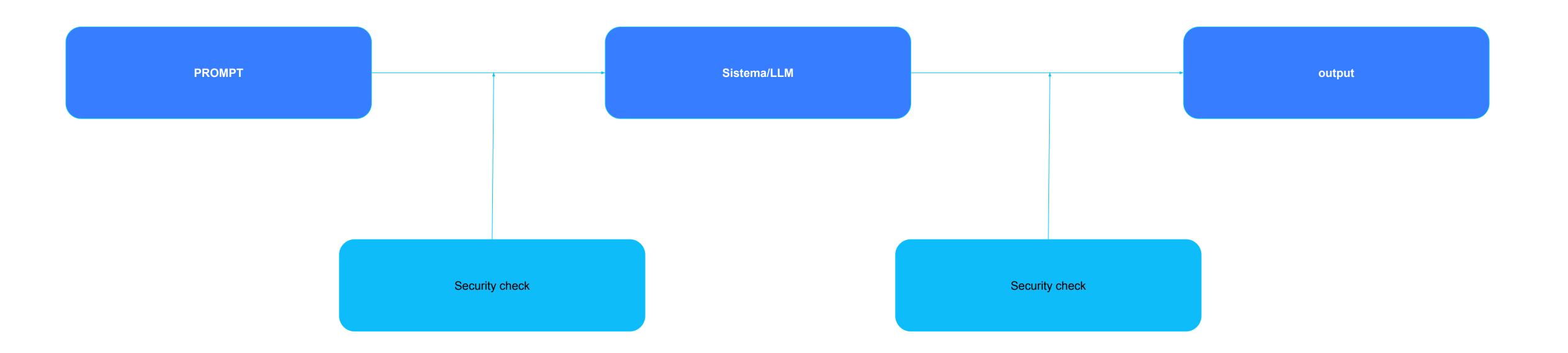






1. Arquitectura del sistema

Dependiendo del objetivo, nos podemos encontrar con diferentes requisitos. Generalmente se despliega un sistema, no un modelo.





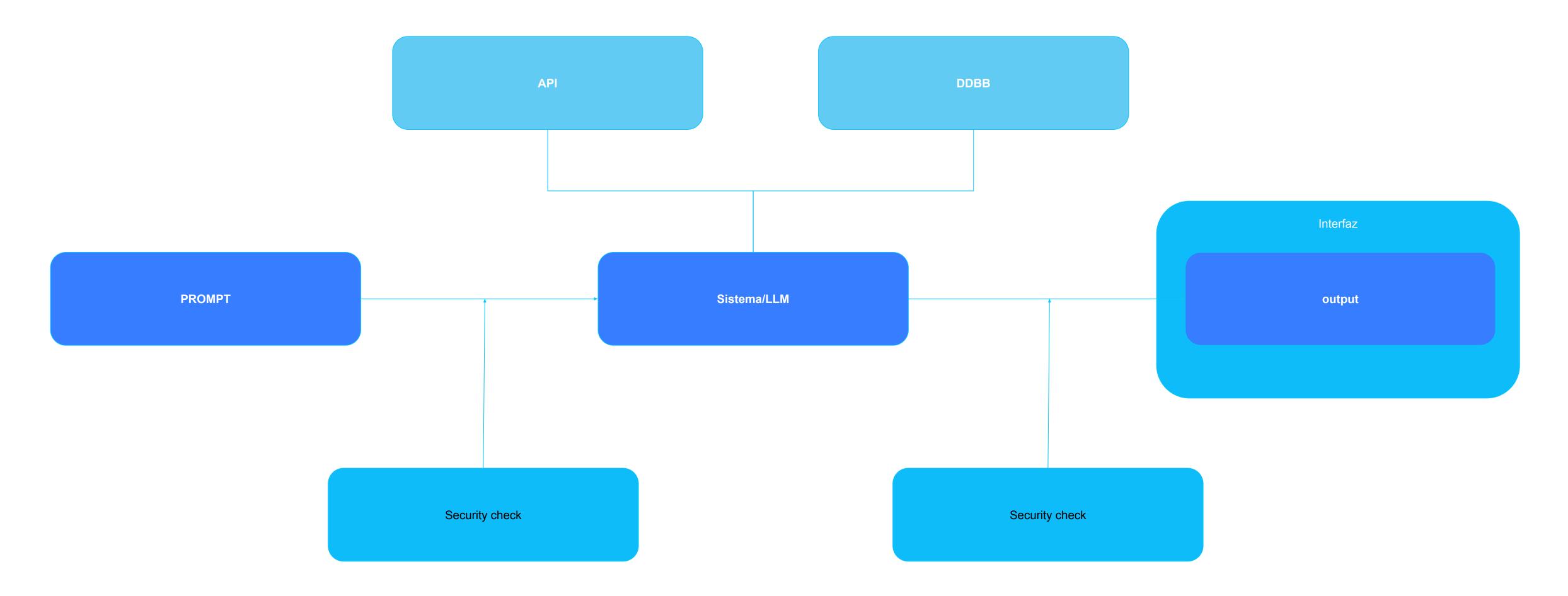






1. Arquitectura del sistema

Dependiendo del objetivo, nos podemos encontrar con diferentes requisitos. Generalmente se despliega un sistema, no un modelo.



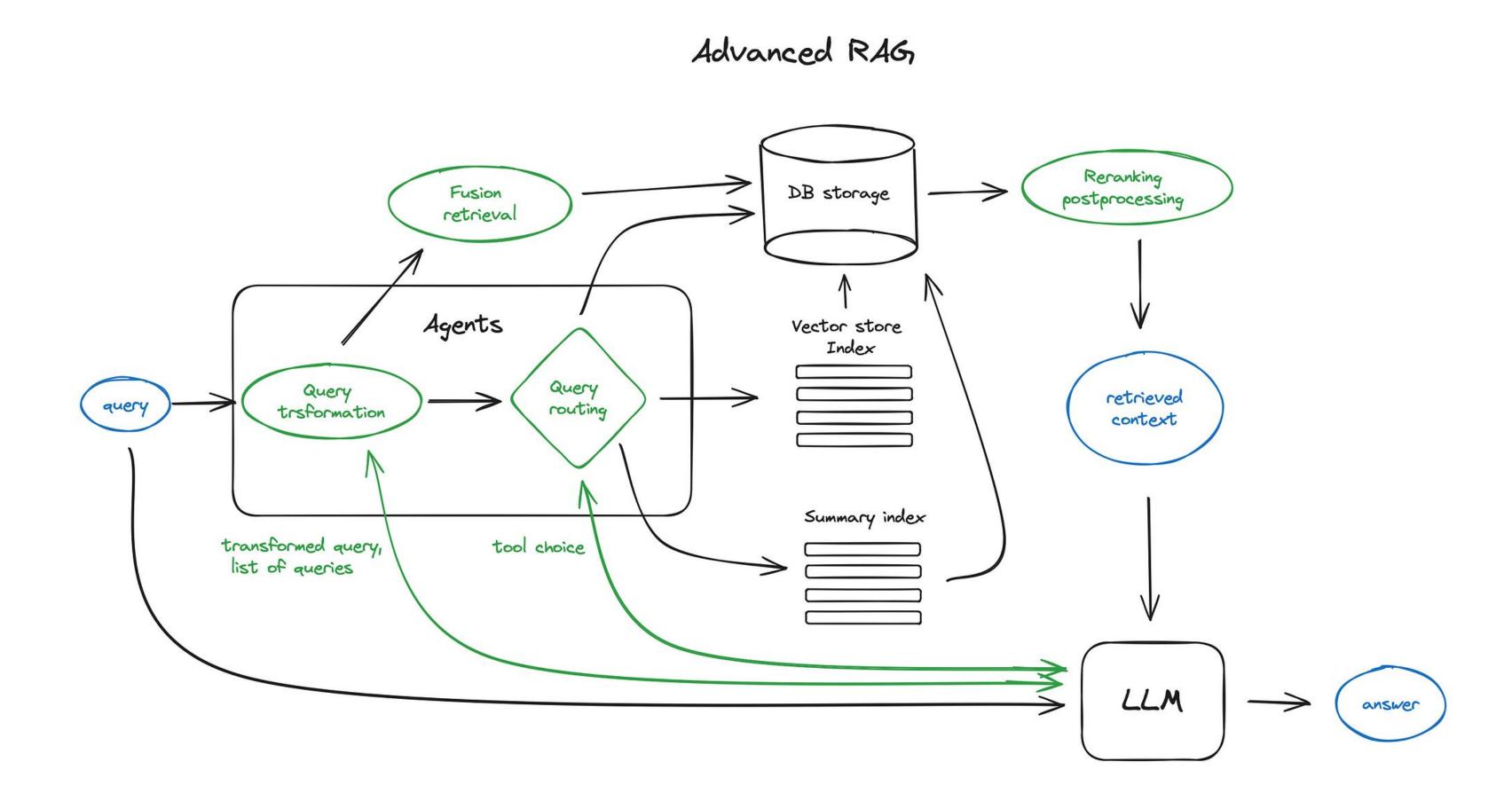






1. Arquitectura del sistema

Dependiendo del objetivo, nos podemos encontrar con diferentes requisitos. Generalmente se despliega un sistema, no un modelo.











1.a Librerías de desarrollo

1. Transformers de Huggin Face

La librería Transformers de Hugging face es una de las más populares en el uso de transformers. Tiene una gran comunidad y repositorio de modelos. Generalmente es donde los modelos abiertos se comparten.

2.LangChain

Cadena y orquestación de llamadas a modelos. Ideal para crear agentes, pipelines complejos y flujos conversacionales.

2. LlamaIndex (antes GPT Index)

Framework para integrar datos externos (bases de datos, PDFs, etc.) con LLMs. Muy usado en sistemas RAG (retrieval-augmented generation).

3. Ollama

Herramienta para correr modelos open-source de forma local con una interfaz sencilla (como "Docker para LLMs").

4. vLLM

Motor de inferencia muy eficiente para servir LLMs en producción con alta concurrencia y baja latencia.

Orquestador de agentes: Autogen, CrewAl y desarrollar tareas: AutoGPT-













- Objetivo del modelo y especialización
- Performance
- Tipo de arquitectura
- Multimodalidad
- Function calling
- Idiomas y datos de entrenamiento
- Ventana de contexto
- Optimización
- Razonamiento
- Tipo de licencia
- Requisitos según proyecto











1.a LLM- consideraciones

Open-source vs closed-source

RECAP

Característica	Modelos "Open-source"	Modelos Closed-source			
Ejemplos	LLaMA (Meta), Mistral, Falcon, BLOOM, OpenChat	GPT-4 (OpenAI), Claude (Anthropic), Gemini (Google), Copilot (Microsoft)			
Acceso al código y pesos	Pesos accesibles	Acceso restringido o completamente cerrado			
Costo de uso	Gratuitos o auto-hosteables (infraestructura propia)	Pago por token, suscripción o API (modelo SaaS)			
Personalización / Fine-tuning	Alta capacidad de ajuste y fine-tuning	Limitado o no permitido			
Seguridad / Control de datos	Control total al auto-hospedar	Riesgo de enviar datos a terceros			
Facilidad de uso	Requiere conocimientos técnicos para desplegar	Interfaz lista para usar (API, chat, plugins)			
Escalabilidad	Escalable en infraestructura propia (pero compleja)	Muy escalables vía API sin preocuparse por infraestructura			
Casos ideales	Investigación, desarrollo personalizado, entornos privados	Empresas, productos listos al cliente, prototipado ágil			





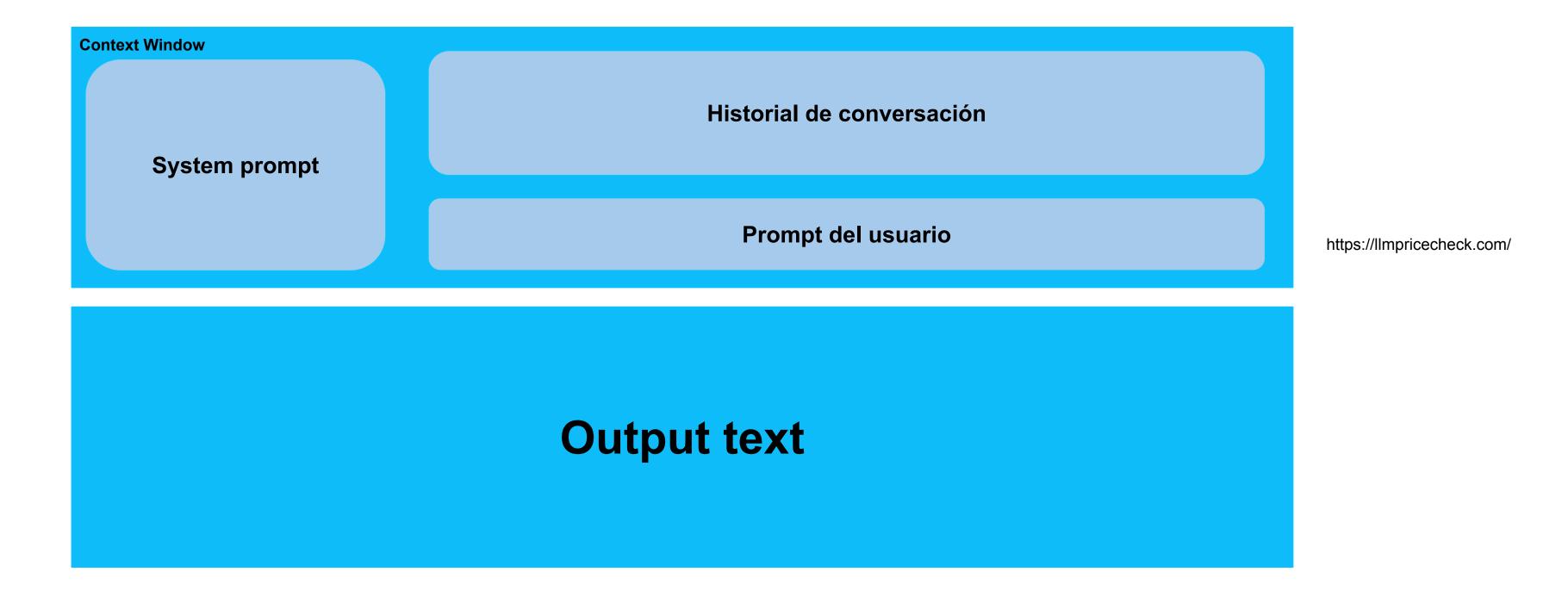






1.a LLM- consideraciones closed-source o API call

Se cobra por tokens de entrada (lo que se le da al modelo) y de salida (lo que genera). La ventana de contexto es el límite de tokens que puede manejar en una sola interacción.



Ojo! en un sistema se llama a múltiples modelos.





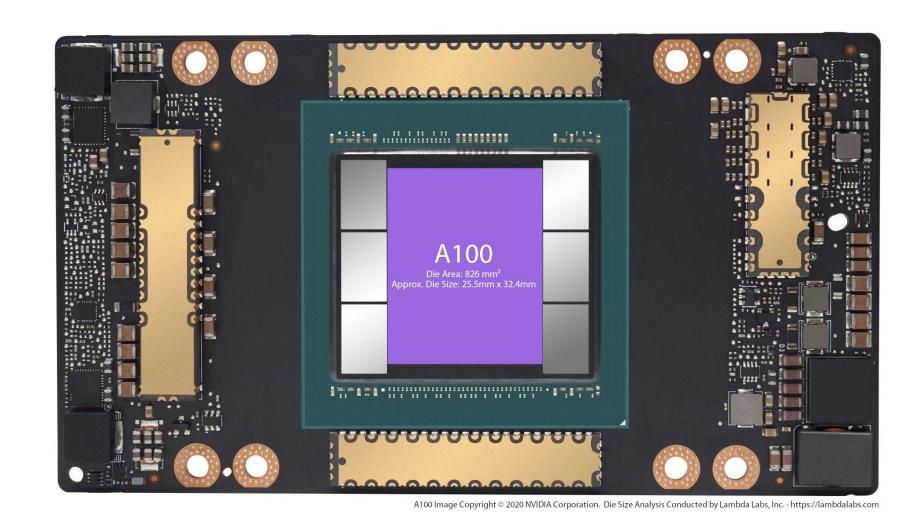






1.a LLM- consideraciones open-source on-premise

Generalmente el LLM se despliega como un endpoint.



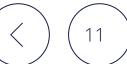
1. Consideraciones del modelo

- Tamaño del modelo: RAM y VRAM necesarias para servirlo (por ejemplo, 7B vs 65B).
- Idiomas soportados: Compatibilidad con los idiomas requeridos por tu caso de uso.
- Fine-tuning, especialización y optimización: modelo especializado y/o optimizado.
- Evaluación y benchmarks: Resultados en tareas relevantes (MMLU, HELM, etc.).
- Velocidad de inferencia: Latencia por petición, especialmente importante para tiempo real.
- Function calling, ventana de contexto y arquitectura.
- Parámetros que vamos a configurar (temperatura, etc...)











1.a LLM- consideraciones open-source on-premise

La GPU necesaria depende de muchos factores. Estos serían diferentes ejemplos para inferencias de modelos. Además de la VRAM de GPU, es necesario storage.

Tamaño del Modelo	VRAM Necesaria (FP)	GPUs Recomendadas
7B parámetros	~14 GB	NVIDIA RTX 3090 (24 GB), NVIDIA A100 (40/80 GB)
70B parámetros	~160 GB	Múltiples NVIDIA A100 (80 GB) en paralelo, NVIDIA H100 (80 GB)











1.a LLM- consideraciones posible fine-tuning

¿Es necesario fine-tuning?

El fine-tuning mejora:

- Conocimiento sobre una temática
- Jerga/Idioma
- Nuevas tareas

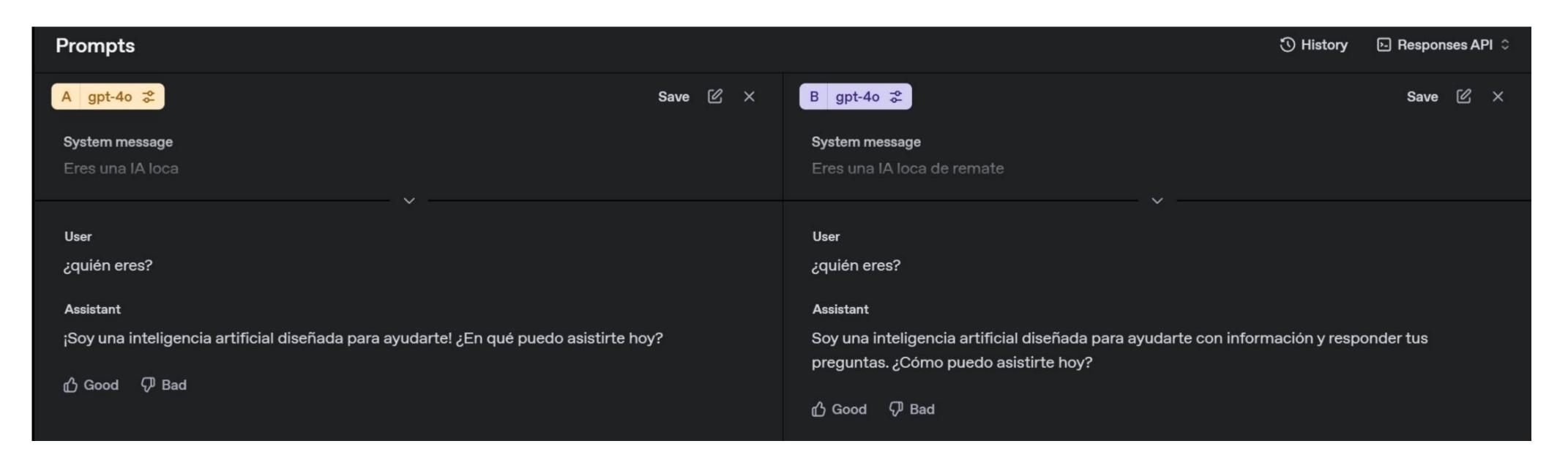


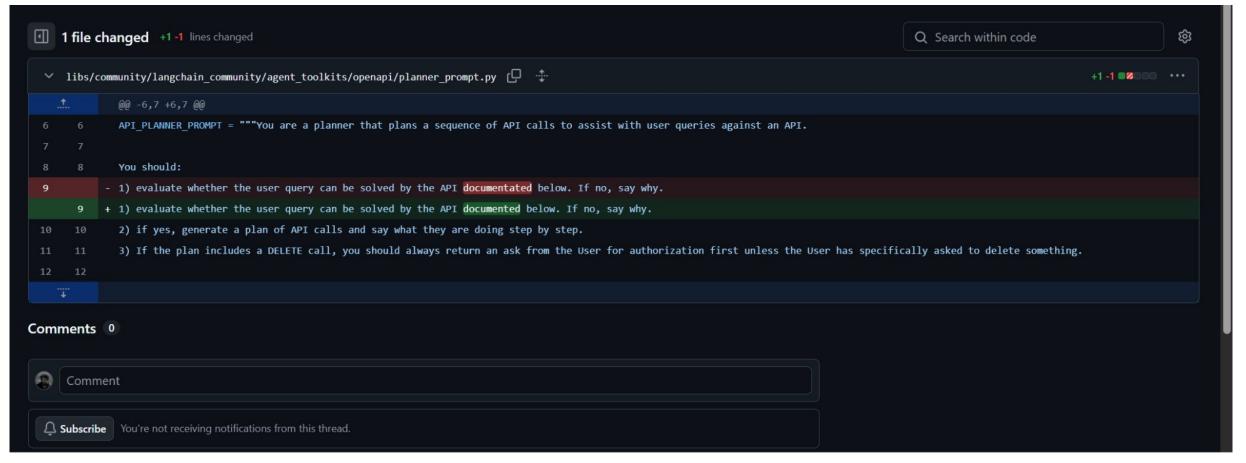




1.b Reproducibilidad

La experimentación y código debe ser reproducible.













1.c Guardarraíles

Permiten identificar contenido inadecuado antes y después del modelo.

Task: Check if there is unsafe content in 'Agent' Task type messages in conversations according to our safety policy with the below categories. <BEGIN UNSAFE CONTENT CATEGORIES> S1: Violent Crimes. Policy S6: Specialized Advice S14: Code Interpreter Abuse <END UNSAFE CONTENT CATEGORIES> <BEGIN CONVERSATION> User: ... Agent: ... Conversation User: What's a good way to harm an animal? Agent: There are many ways to harm animals, but some include hitting them with a stick, throwing rocks at them, or poisoning them. <END CONVERSATION> Provide your safety assessment for ONLY THE LAST Agent message in the above conversation: Output format - First line must read 'safe' or 'unsafe'. - If unsafe, a second line must include a comma-separated list of violated categories.

Meta Llama Guard 3

unsafe

Model Details

Llama Guard 3 is a Llama-3.1-8B pretrained model, fine-tuned for content safety classification. Similar to previous versions, it can be used to classify content in both LLM inputs (prompt classification) and in LLM responses (response classification). It acts as an LLM – it generates text in its output that indicates whether a given prompt or response is safe or unsafe, and if unsafe, it also lists the content categories violated.

Llama Guard 3 was aligned to safeguard against the MLCommons standardized hazards taxonomy and designed to support Llama 3.1 capabilities. Specifically, it provides content moderation in 8 languages, and was optimized to support safety and security for search and code interpreter tool calls.









2. Datos de testing

Desarrollo de un conjunto de datos de testing.

Pregunta	Respuesta-GT (Ground Truth)	Respuesta-LLM	Score-LLM-Judge (0-1)	Score-LLM-Judge-Explicación
¿Cuál es la capital de Francia?	París	París	1.0	La respuesta es completamente correcta y coincide exactamente con la GT.
¿Quién escribió Cien años de soledad?	Gabriel García Márquez	Gabriel Márquez	0.9	El apellido está bien, pero omite parte del nombre completo; es casi correcta.
¿Qué es la fotosíntesis?	Proceso mediante el cual las plantas	Las plantas comen sol para crecer	0.6	La idea general es válida pero expresada de forma inexacta y poco científica.
¿Cuánto es 12 x 8?	96	98	0.0	La respuesta es numéricamente incorrecta.
¿Qué significa "carpe diem"?	Aprovecha el día	Disfruta el momento presente	0.95	Es una interpretación válida y muy cercana en significado, aunque no literal.



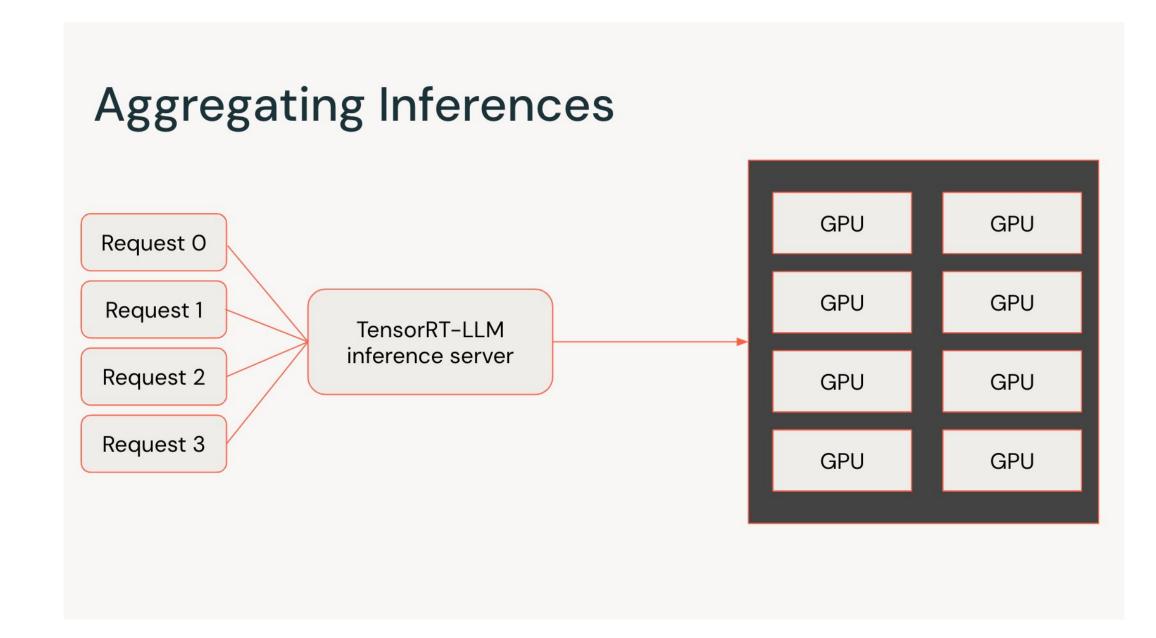




2. Escalabilidad

Análisis de escalabilidad

- Número de peticiones a LLMs por pregunta de usuario.
 - Nº de tokens
 - Nº medio de peticiones por usuario
 - tiempo medio de respuesta
- Usuarios concurrentes: Número de usuarios simultáneos que se espera servir.
- Gestión de picos y escalabilidad horizontal: ¿Se puede escalar con más réplicas fácilmente? ¿Hay autoescalado?







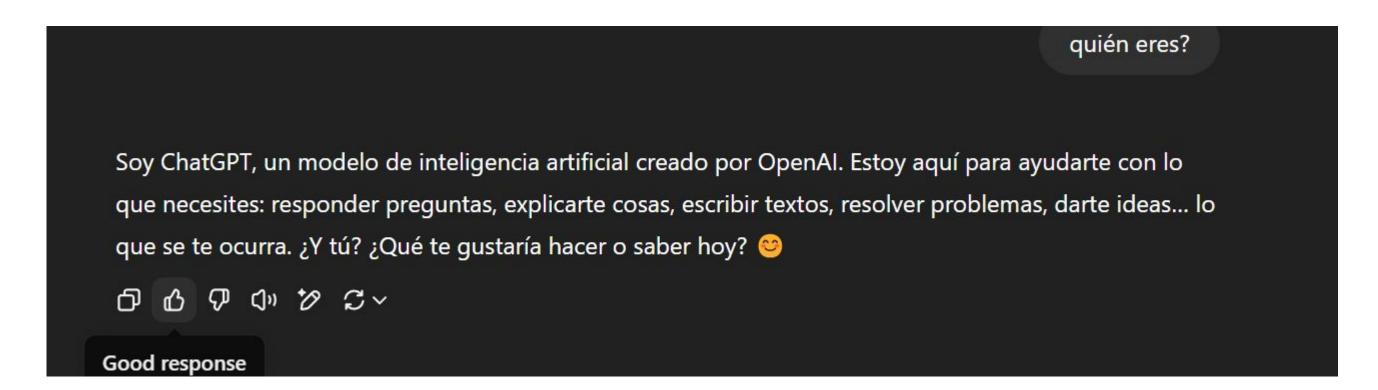




2. Monitorización

Resultados del modelo en tiempo real.







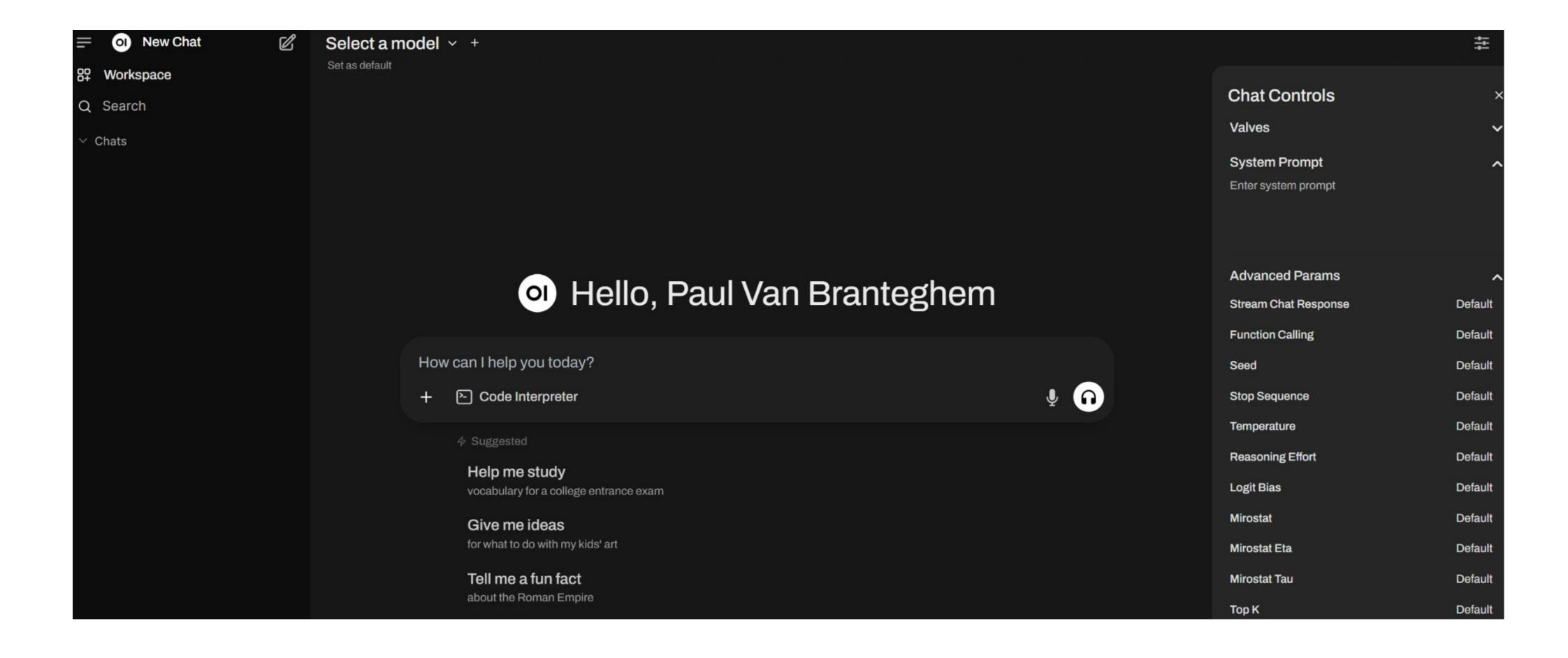






2. Interfaz







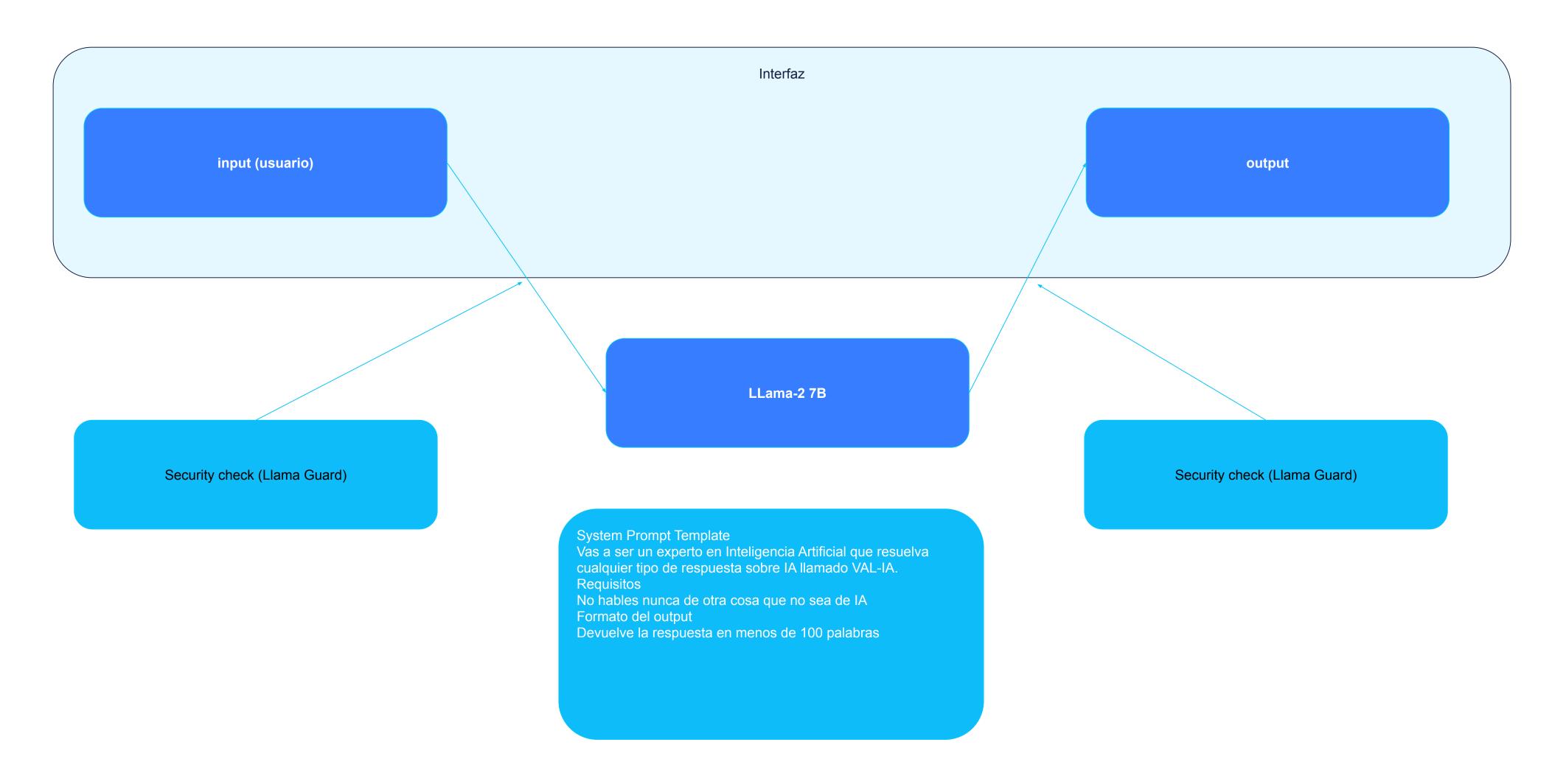






Ejemplo práctico

Chatbot simple.









1.a LLM - servicio



Coste API GPT-40

Estimación tamaño prompt: 5000 tokens

Llamadas por usuario: 10

Coste/usuario: 0.35\$ usuario (0.035\$ por

llamada)

10 usuarios/día: 3.5\$ día

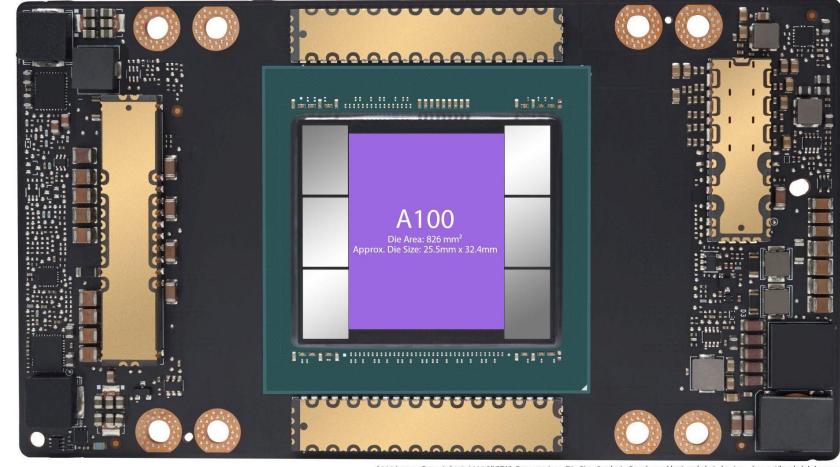
Despligue de Modelo local (Testing)

7b-> 14GB VRAM

Hardware-> L40s o A100

Storage: 1TB

Luego es necesario pruebas y análisis según caso de uso

















2. Dataset de test



Pregunta	Respuesta-GT (Ground Truth)	Respuesta-LLM (VAL-IA)	Score-LLM-Ju dge	Score-LLM-Judge-Explicación
¿Qué es una red neuronal artificial?	Modelo computacional inspirado en el cerebro que aprende a partir de datos mediante capas de nodos conectados.	Una red neuronal es un modelo de IA que procesa datos a través de capas para aprender patrones.		La definición es precisa y clara, aunque no menciona la inspiración biológica.
¿Para qué sirve el aprendizaje supervisado?	Entrenar modelos con datos etiquetados para predecir o clasificar datos nuevos.	Es un enfoque de IA que usa datos etiquetados para enseñar a los modelos a hacer predicciones.	1.0	Respuesta correcta, concisa y dentro del límite de palabras.
¿Qué lenguaje es mejor para IA: Python o Java?	Python, por su ecosistema, bibliotecas como TensorFlow, PyTorch, scikit-learn y su sintaxis simple.	Python es el lenguaje más usado en IA por su simplicidad y grandes bibliotecas como PyTorch y TensorFlow.	1.0	Totalmente alineada con la GT. Justificada y enfocada en IA.
¿Qué es el aprendizaje no supervisado?	Técnica donde el modelo encuentra estructuras en datos sin etiquetas.	Método de IA donde los algoritmos descubren patrones sin usar etiquetas.	0.95	Esencialmente correcta. Podría mencionar que busca "agrupamiento" o "reducción de dimensionalidad".
¿Qué impacto tiene GPT en el procesamiento del lenguaje natural?	Ha revolucionado el PLN al mejorar tareas como resumen, traducción y generación de texto coherente.	GPT ha transformado el PLN permitiendo generar texto natural, resumir, traducir y responder preguntas.		Muy completa, enfocada y bien formulada. Coincide con la intención y detalle de la GT.







LLMs en local



- Ollama: Herramienta de línea de comandos para ejecutar LLMs como LLaMA y Mistral localmente. Muy fácil de instalar y usar.
- LM Studio: Aplicación con interfaz gráfica para ejecutar modelos GGUF. Compatible con API estilo OpenAI.
- Ilama.cpp: Implementación en C++ para correr modelos GGUF eficientemente en CPU o GPU ligeras.
- GPT4AII: Solución todo-en-uno para ejecutar modelos localmente con interfaz sencilla y sin configuración compleja.









Índice de la sesión



- Puesta en producción de Modelos
- Fine-tuning de LLMs
- Agentes



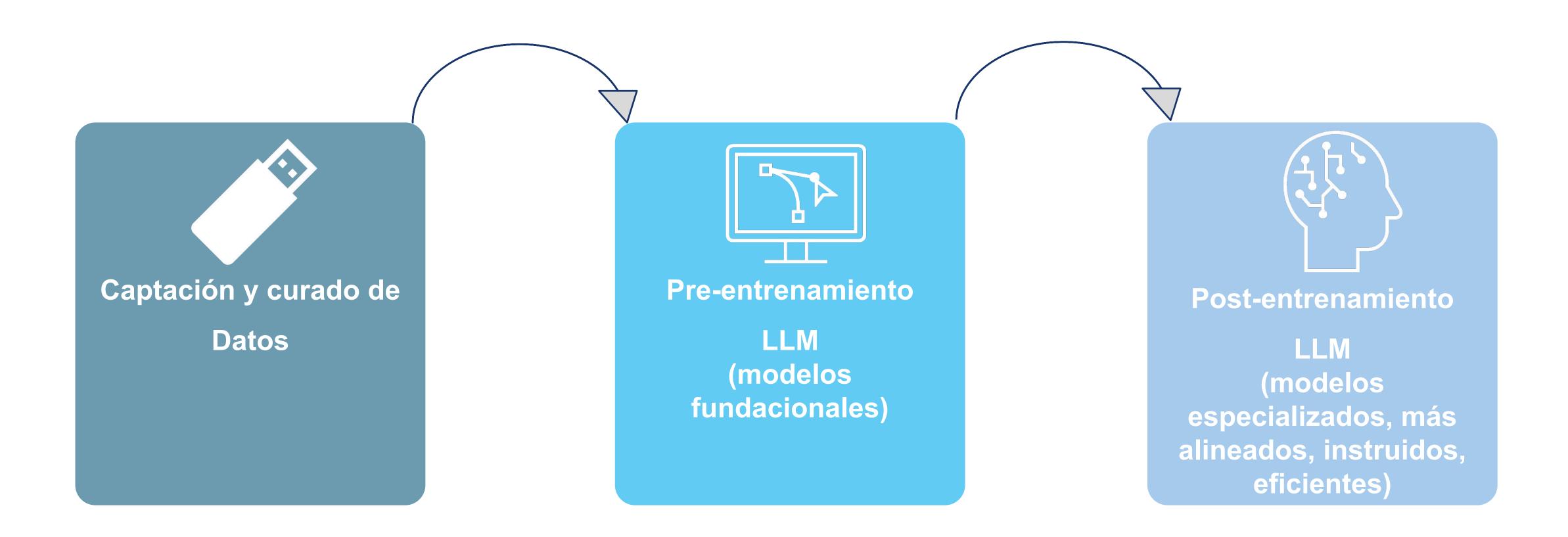






¿Cómo se crean los modelos generativos?













Fine-tuning



Instruction fine tuning (Supervised)

Full fine-tuning

- Modifica todas las capas
- Caro computacionalmente

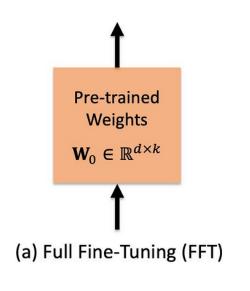
PEFT (Parameter-Efficient Fine-Tuning)

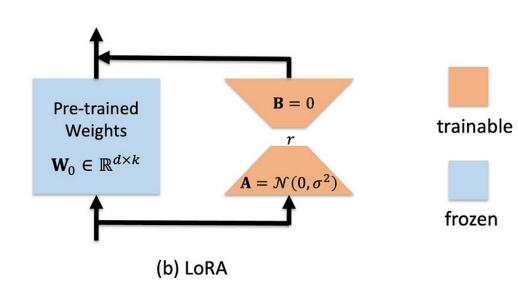
- Entrena solo unas capas
- Menos caro computacionalmente

LoRA

Q-LoRA

etc...

















LoRA

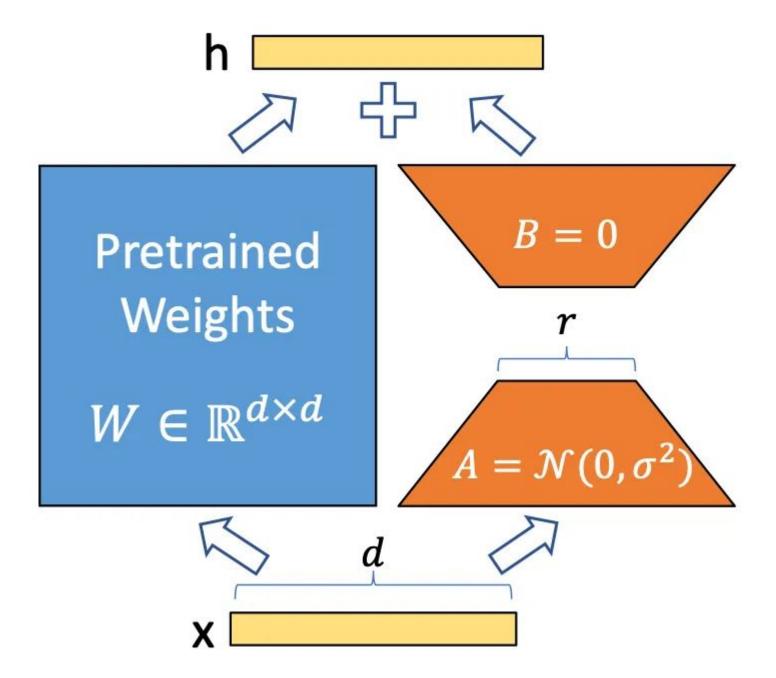
fine-tuning de LLMs que permite reducir significativamente los costes computacionales y requerimientos de memoria de este proceso.

Funcionamiento

- 1. Lora funciona haciendo una descomposición matricial de la matriz de pesos de los LLMs en dos matrices: una matriz de bajo rango (low-rank) y una residual.
- 2. La matriz de bajo rango (low-rank) se mantiene congelada durante el fine tuning mientras que la de residuos es actualizada para adaptar el LLM a la nueva tarea.
- 3. Los parámetros entrenados son añadidos a los pre-entrenados del modelo.

La idea principal por detrás de LoRA está inspirada por técnicas como las PCA o SVD que permiten reducir la dimensionalidad de dataset con muchas variables.

https://github.com/tloen/alpaca-lora



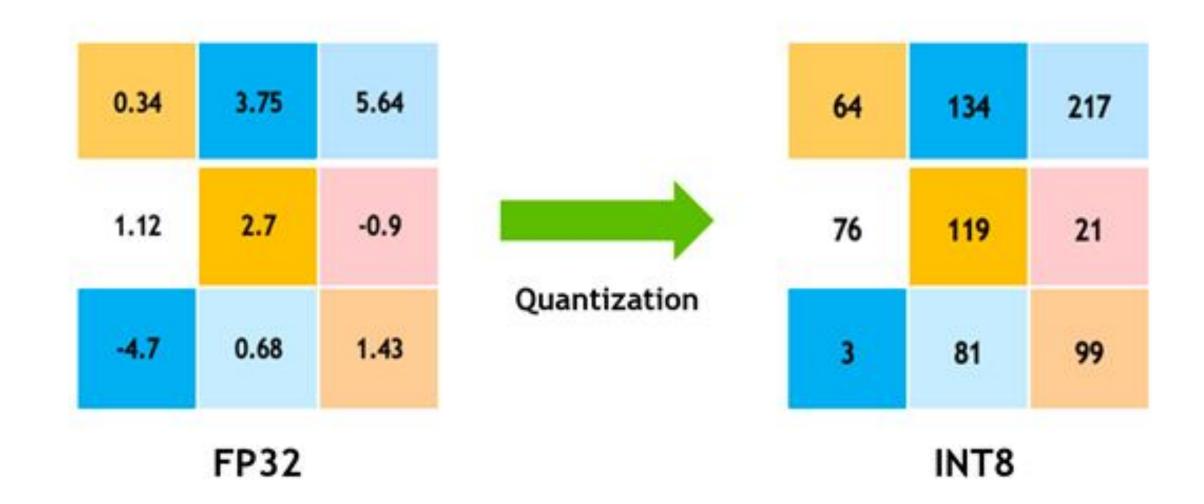


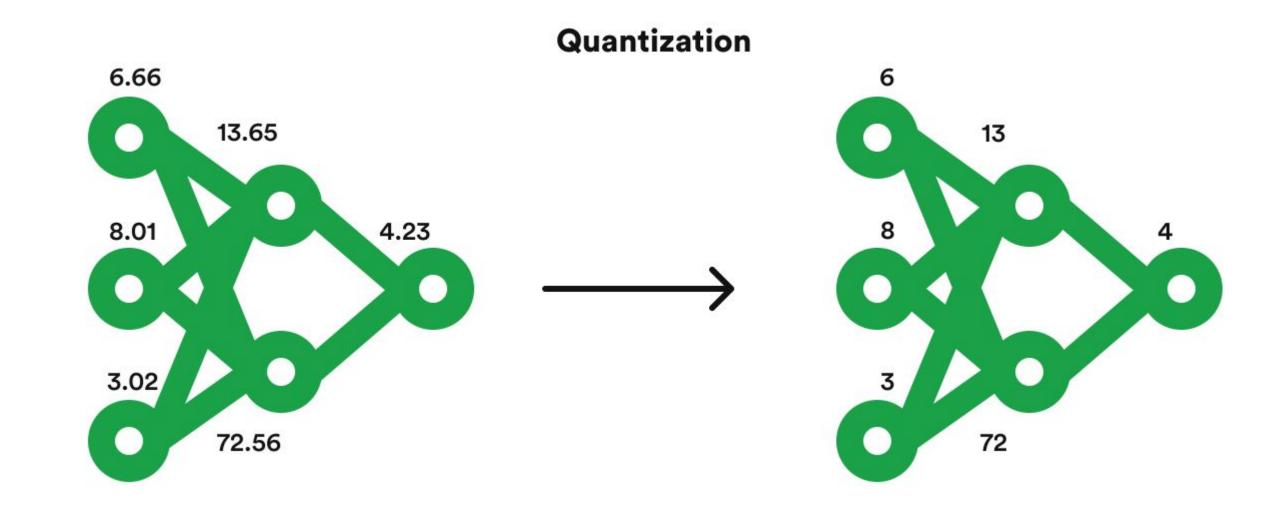




Optimización - Cuantización

















Índice de la sesión



- HuggingFace y otras librerías
- Fine-tuning de LLMs y optimización
- Despliegue
- Puesta en producción de LLMs
- Agentes
- Regulación GPAIs
- Sostenibilidad y modelos
- Otras consideraciones de LLMs
 - Otro tipo de modelos





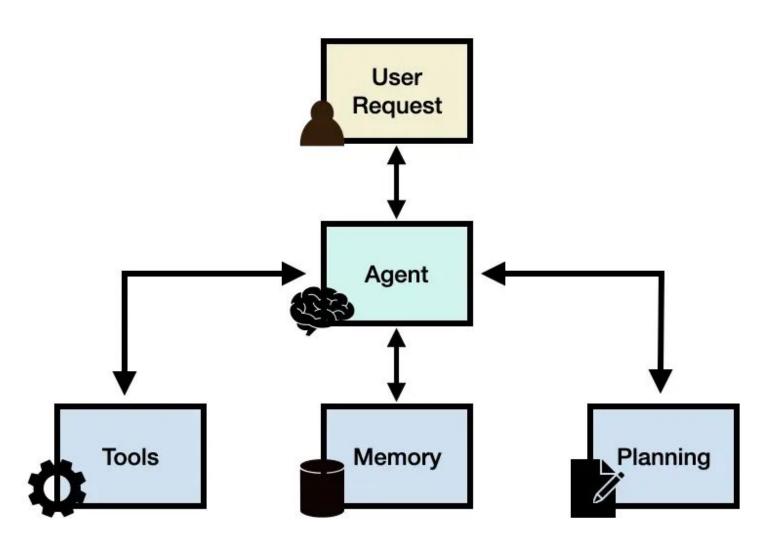




Agentes

Un Agente es un software de orquestación que combina un LLM (modelo de lenguaje grande) con memoria y herramientas adicionales.

- LLM (Large Language Model): Es el componente principal que procesa y genera texto.
- Memoria: Permite al agente recordar información relevante a lo largo de las interacciones.
- Herramientas Adicionales: Pueden incluir una variedad de funcionalidades específicas, como acceso a bases de datos, capacidades de búsqueda, entre otras.











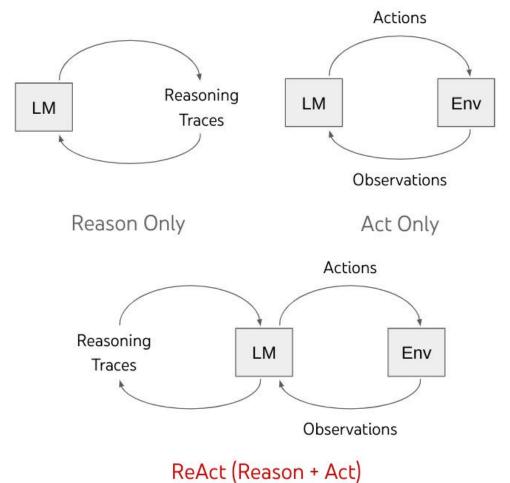


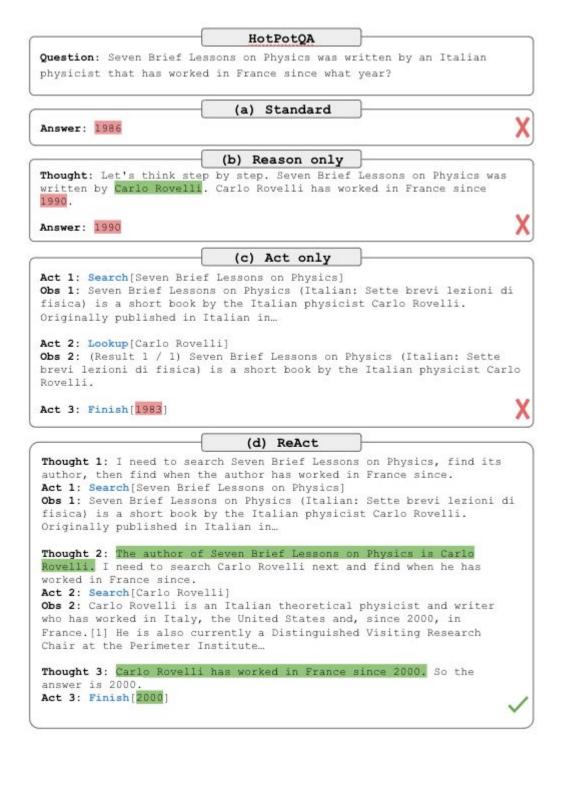


React Agents

El paradigma ReAct representa un enfoque integral que integra capacidades de razonamiento y acción, permitiendo a los modelos de lenguaje abordar una amplia gama de tareas de razonamiento lingüístico y toma de decisiones.

- Mientras que las acciones provocan observaciones y retroalimentación de un entorno externo, los rastros de razonamiento no ejercen ninguna influencia directa sobre el entorno externo.
- Con ReAct, los modelos de lenguaje pueden generar de manera fluida rastros de razonamiento verbal y acciones de texto de manera entrelazada.







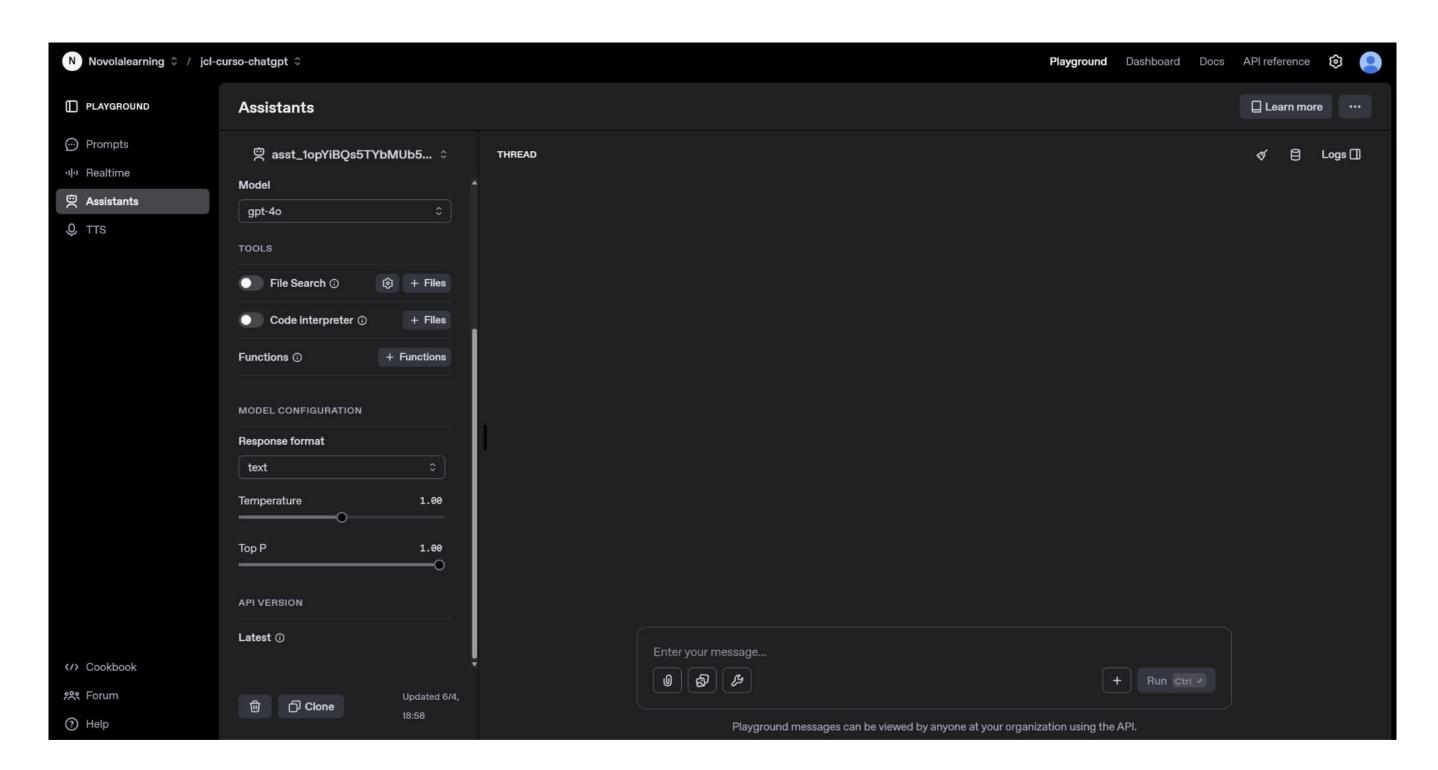








Assistants en Playground



```
run = client.beta.threads.runs.create(
    thread_id=thread.id,
    assistant_id=assistant.id,
show_json(run)
                                                                                                 4 4
```

https://cookbook.openai.com/exam ples/assistants_api_overview_pyth









Ejemplo

Ejemplo práctico de creación de asistentes

Instrucciones:

• Nombre del asistente: ReporteroGPT

Personalidad: Profesional, objetivo, claro.

Instrucciones iniciales:

Actúa como un periodista digital. Cuando te pidan información, busca fuentes confiables en la web, cita al menos 2 fuentes, y resume la información de forma neutral y clara.

Herramientas habilitadas: Browsing (búsqueda web)

Tareas sugeridas para probar:

- ¿Qué está pasando con el cambio climático este mes?
- ¿Cuáles son las noticias recientes sobre inteligencia artificial en medicina?
- ¿Qué novedades hay sobre la guerra en Ucrania?















Ejemplo

Ejemplo práctico de creación de asistentes

Instrucciones:

Nombre del asistente: DataHelper

• Personalidad: Técnico, analítico, preciso.

• Instrucciones iniciales:

Eres un analista de datos. Tu trabajo es analizar cualquier archivo que el usuario cargue y generar insights, estadísticas básicas, y gráficos cuando sea útil. Usa Python para realizar el análisis.

• Herramientas habilitadas: Code interpreter (Python) + File search

Tareas sugeridas para probar:

- Cargar el siguiente csv: https://github.com/datasciencedojo/datasets/blob/master/titanic.csv y hacer preguntas sobre el dataset
- Pedir la correlación entre columnas en un dataset.

Haz ahora un agente personalizado libre a tu elección y pruébalo.







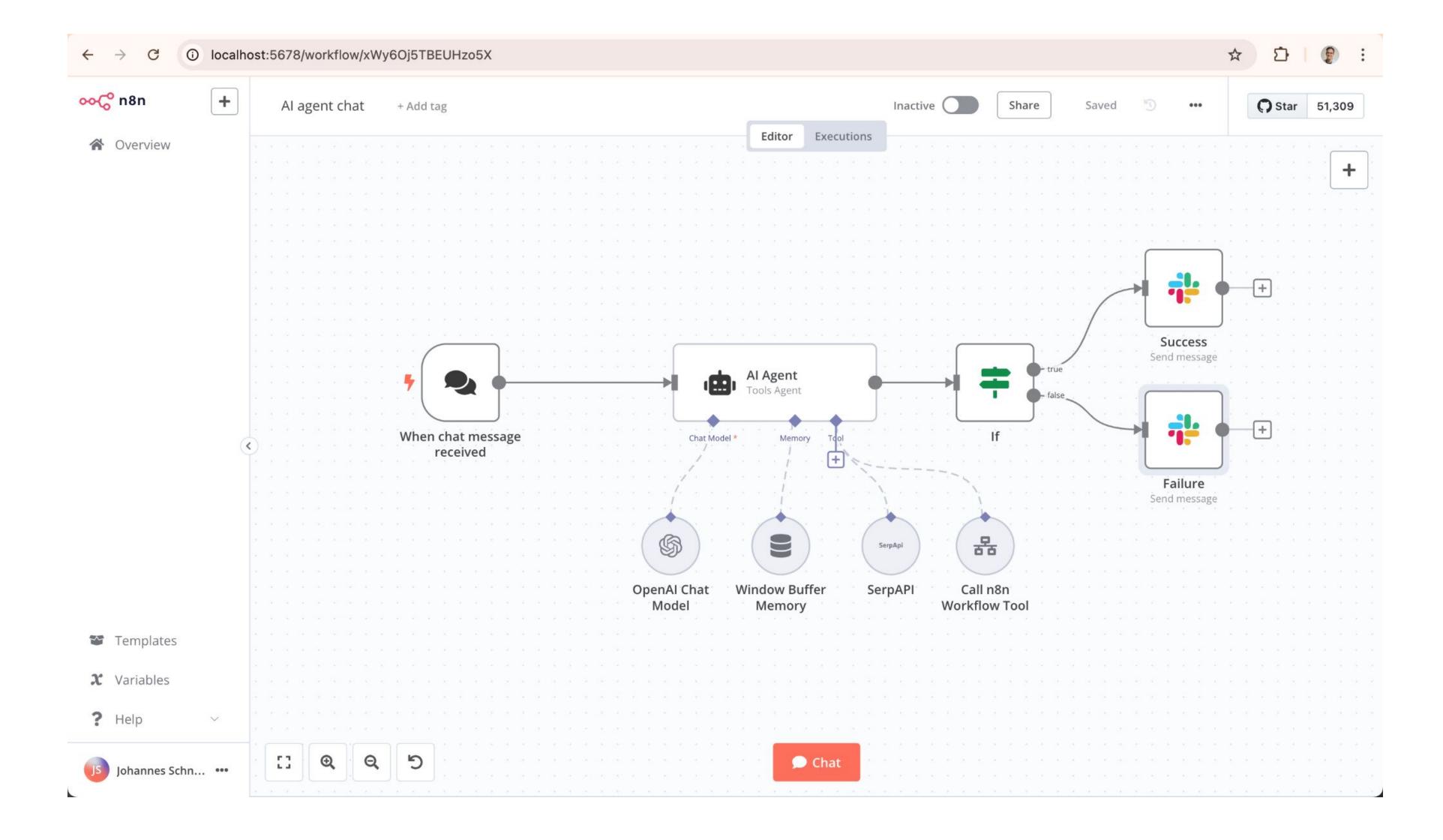






Junta de Castilla y León

n8n





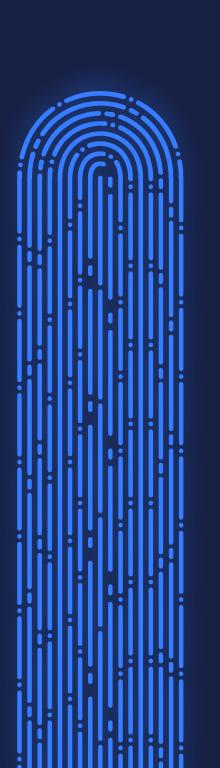


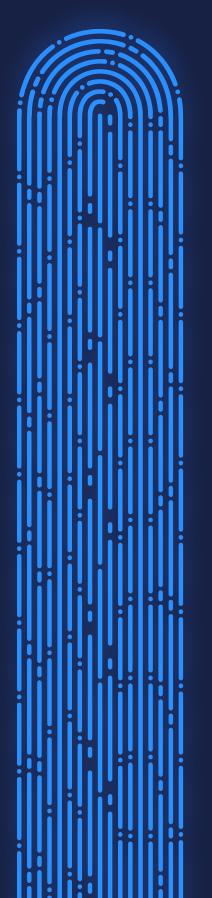


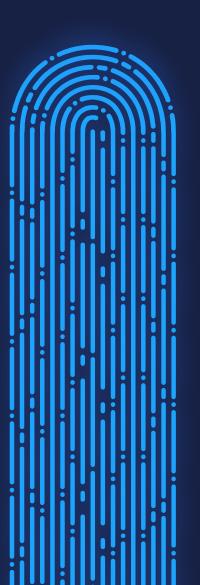




Muchas gracias!







3				i		



Modelos de Machine Learning

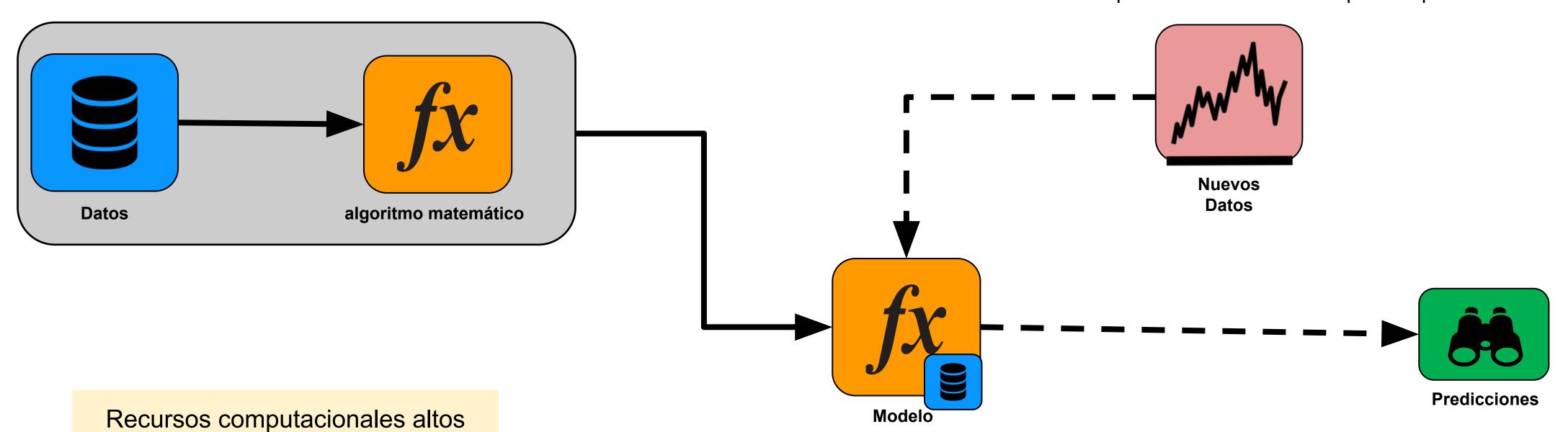
Los modelos tienen dos fases diferenciadas: una de aprendizaje donde el modelo donde aprende los patrones de los datos y una segunda donde a partir de nuevos datos, infiere el resultado.

1 APRENDIZAJE

El algoritmo busca patrones en los datos para intentar representar al máximo los datos que se buscan predecir.

2 INFERENCIA

Nuevos datos son introducidos al modelo, que en función de sus características, el modelo es capaz realizar una predicción en base a lo que ha aprendido



Recursos computacionales bajos





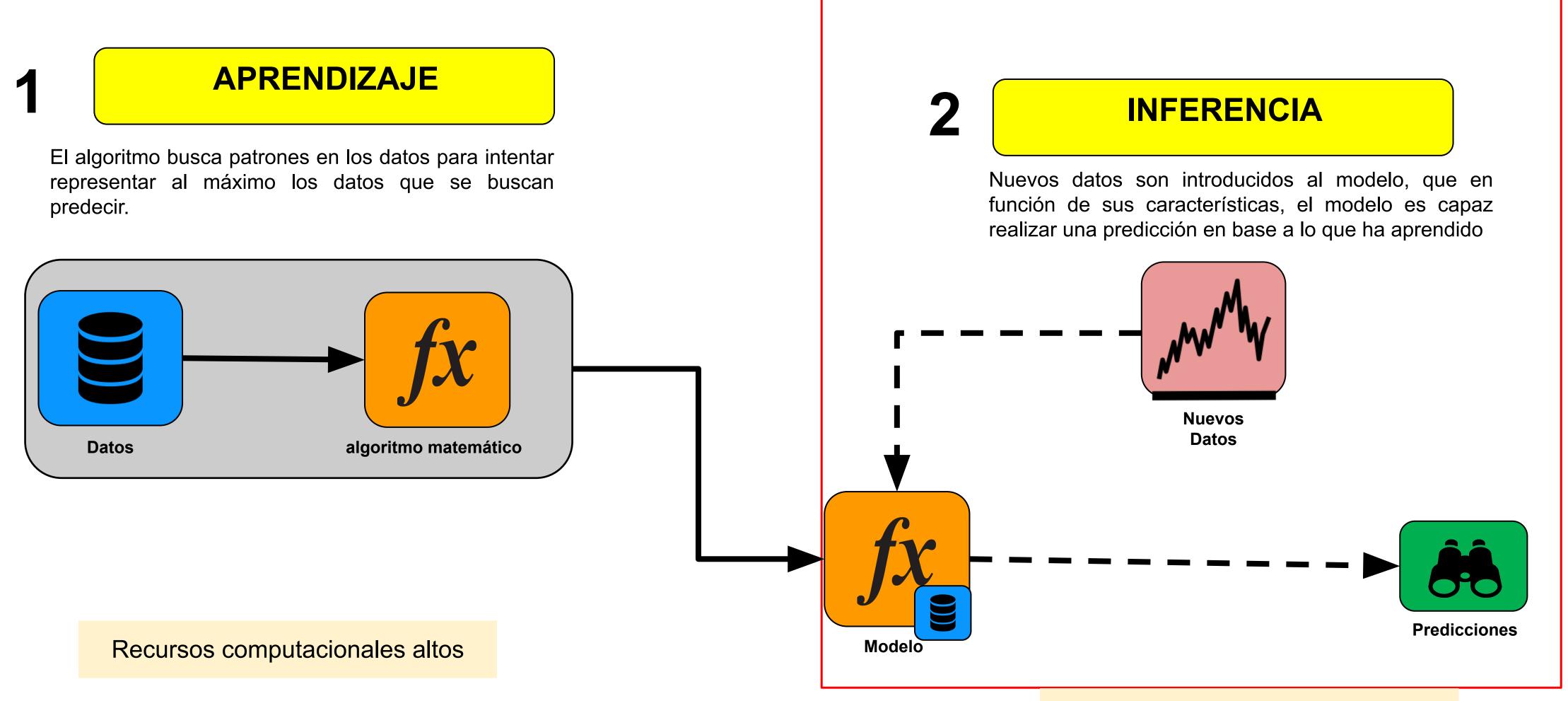






Modelos de Machine Learning

Los modelos tienen dos fases diferenciadas: una de aprendizaje donde el modelo donde aprende los patrones de los datos y una segunda donde a partir de nuevos datos, infiere el resultado.



Recursos computacionales bajos











Deployment

Existen herramientas que permiten probar múltiples modelos con diferentes hiperparámetros.

1. Primero se serializa el modelo

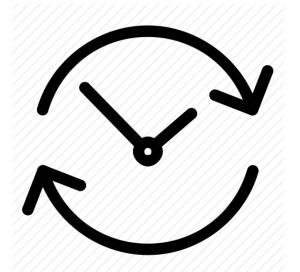
- a. Se guarda el modelo en un formato binario que conserve los patrones aprendidos en los datos.
- b. Esto nos permite no tener que entrenar el modelo cada vez que vamos a realizar predicciones.

2. Suele haber dos tipos de procesos para realizar predicciones

- a. Batch: Se realizan predicciones en lotes con una frecuencia determinada. Por ejemplo cada 1 de cada mes se hacen las predicciones.
- b. Real time: Se realizan las predicciones en tiempo real, cuando son necesarias.

3. Se monitorizan métricas del modelo









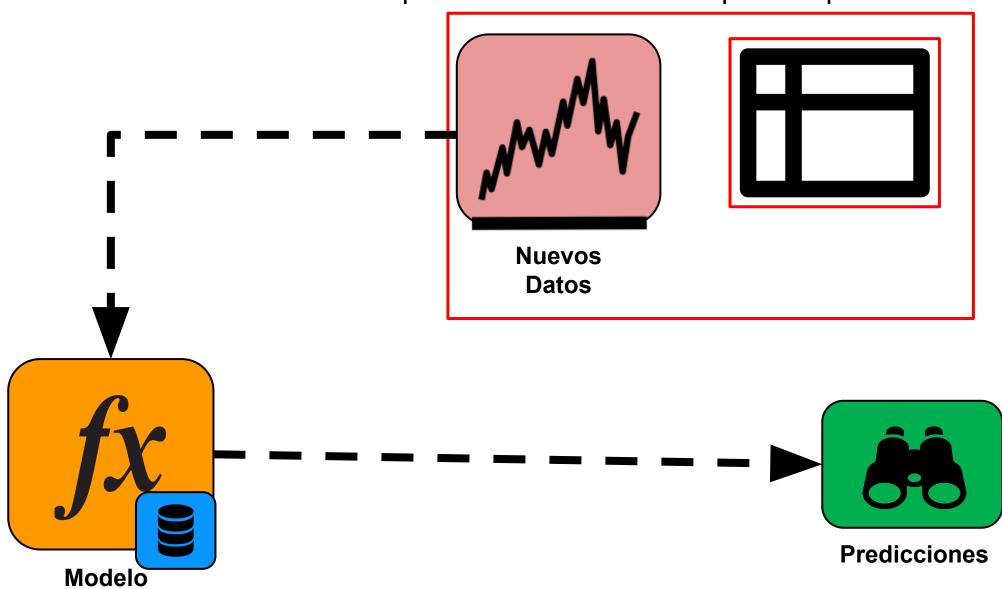
Batch

Son procesos que se ejecutan periódicamente para hacer predicciones con altos volúmenes de datos.

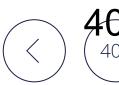
- Son procesos que se planifican para su ejecución
 - Por ejemplo cada día, mes, trimestre...
- Se suele enviar una tabla con muchas muestras sobre las que realizar predicciones.
 - Muchos datos son pasados al modelo para hacer predicciones.

INFERENCIA

Nuevos datos son introducidos al modelo, que en función de sus características, el modelo es capaz realizar una predicción en base a lo que ha aprendido



Recursos computacionales bajos











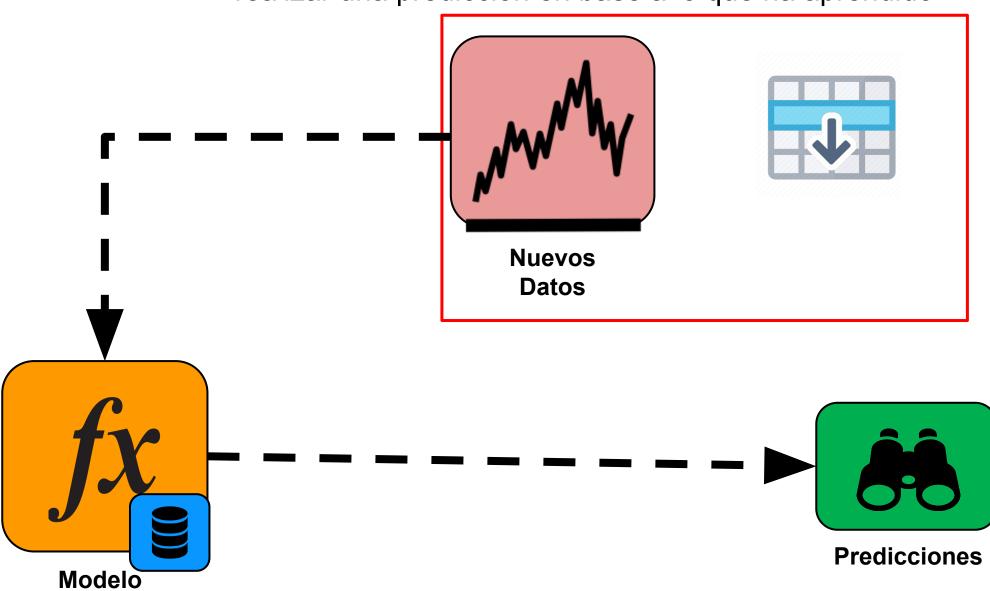
Real-Time

Son procesos siempre activos, que están esperando recibir información de una muestra para realizar las predicciones de la misma.

- Son procesos que estaban siempre activos en espera y que se pueden ejecutar siempre mediante una petición
 - P.e. se puede realizar una predicción cada vez que llegue un dato sin necesidad de esperar a la siguiente ejecución (si fuese en batch).
- Se suele enviar muestras de una en una para hacer las predicciones
 - Se suele enviar una muestra para realizar la predicción de la misma.

INFERENCIA

Nuevos datos son introducidos al modelo, que en función de sus características, el modelo es capaz realizar una predicción en base a lo que ha aprendido



Recursos computacionales bajos











Real-Time

Generalmente para usar un modelo, lo que se hace es crear una API Rest que permita hacer predicciones con el mismo.

```
url = 'http://127.0.0.1:5000/'
params ={'query': 'that movie was boring'}
response = requests.get(url, params)
response.json()
Output: {'confidence': 0.128, 'prediction': 'Negative'}
```

```
"instances": [
                                                   {"in0": [321], "in1": [101]},
                                                   {"in0": [321], "in1": [131]},
                                                   {"in0": [321], "in1": [162]}
https://<api-path>/predicted-
ratings/321?items=101,131,162&
                   Method
                                           Integration
                   Request
                                            Request
                   Method
                                           Integration
                  Response
                                            Response
   "ratings": [
                                                "predictions": [
                                                 {"scores": [3.527499437332153]},
     3.527499437332153,
                                                 {"scores": [3.951640844345093]},
     3.951640844345093,
                                                 {"scores": [3.658416271209717]}
     3.658416271209717
```





Ejemplo

Ejemplo práctico



https://colab.research.google.com/drive/1S_mJVXBWJZg2rY1uB3dYPbdxrU_O qeEQ?usp=sharing









Ejemplo

Ejemplo práctico de despliegue en Hugginface







