

Casos de Uso Específicos y Desafíos Futuros

OBS Business School

Partner Académico:





Introducción





















- Agentes conversacionales
- Information Retrieval
- Retrieval-Augmented Generation
- Casos de éxito
- Desafíos futuros



Agentes conversacionales









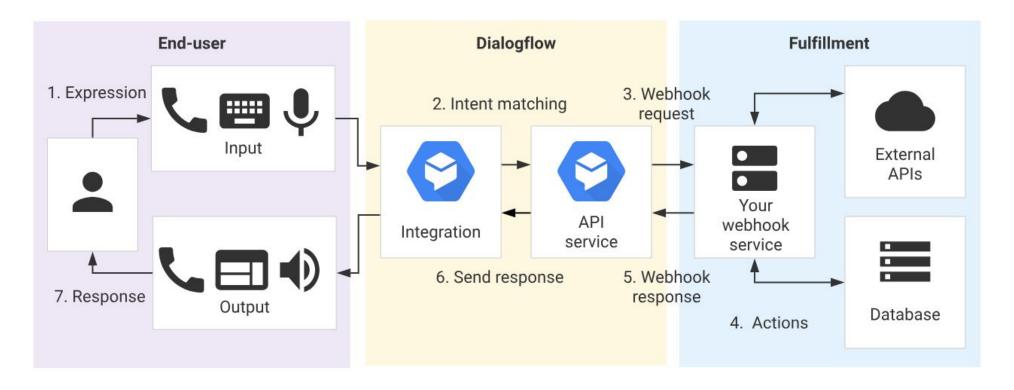








Un agente conversacional es un sistema diseñado para interactuar con los usuarios a través del lenguaje natural. Este tipo de agente puede realizar tareas, responder preguntas y mantener conversaciones de manera similar a un ser humano.



Link: https://cloud.google.com/dialogflow/es/docs/basics



Componentes de un Agente Conversacional

- Interfaz de usuario:
 - Entrada: Permite a los usuarios ingresar texto o voz.
 - Salida: Muestra las respuestas del agente en texto o las reproduce en voz
- Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP):
 - Análisis: Comprende y analiza el lenguaje natural del usuario.
 - Generación: Produce respuestas en lenguaje natural.
- Gestión del diálogo:
 - Control del Flujo: Gestiona el flujo de la conversación, asegurando coherencia y contexto.
 - Manejo de Contexto: Mantiene la memoria del contexto de la conversación para referencias futuras.
- Base de conocimiento:
 - Datos: Información y datos almacenados que el agente usa para responder preguntas.
 - Modelos: Algoritmos y modelos que ayudan a interpretar preguntas y generar respuestas.
- Módulo de Integración:
 - APIs: Conecta con otros sistemas y servicios para obtener información o realizar acciones.
 - Servicios externos: Integra con bases de datos, aplicaciones empresariales y otros servicios necesarios.



Information Retrieval











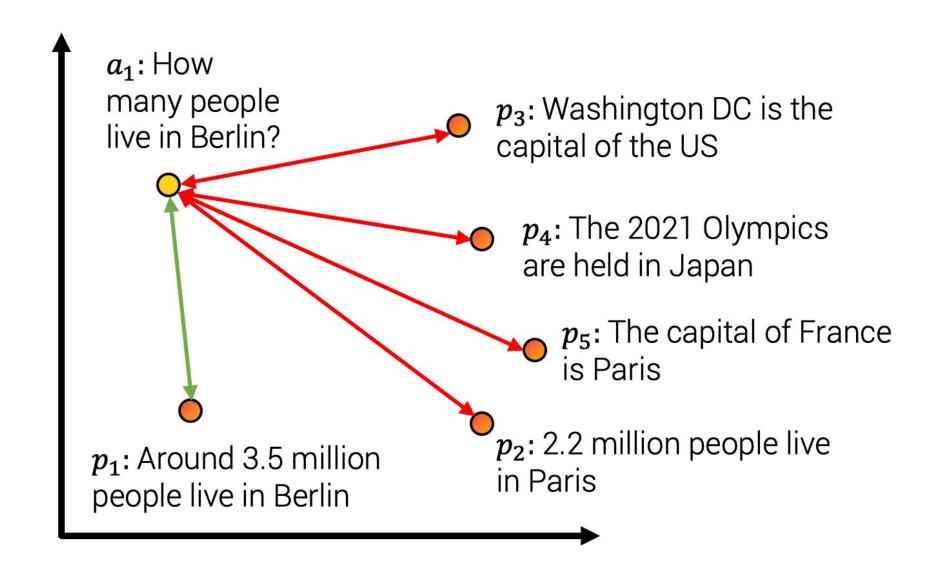












Sentence Transformer



La librería **Sentence Transformer** es una herramienta de que facilita la transformación de oraciones y textos en vectores de alta dimensión (embeddings). Estos vectores representan el significado semántico de las oraciones, permitiendo compararlas y analizarlas de manera eficiente.

¿Para qué sirve?

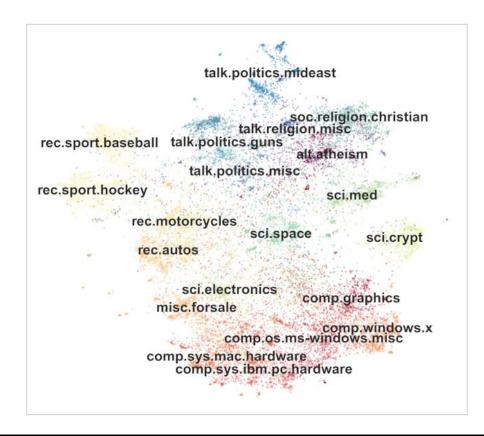
- Búsqueda Semántica: Permite buscar documentos o textos relevantes basándose en el significado, en lugar de palabras clave exactas.
- Clasificación de textos: Facilita la categorización de textos en diferentes clases o temas basándose en su contenido.
- Clustering: Agrupa textos similares en clusters, lo cual es útil para organizar grandes conjuntos de datos.
- Reducción de dimensionalidad: Convierte textos largos en representaciones más compactas que aún retienen el significado.
- Detección de duplicados: Identifica textos o documentos que son similares en contenido, ayudando a eliminar redundancias.

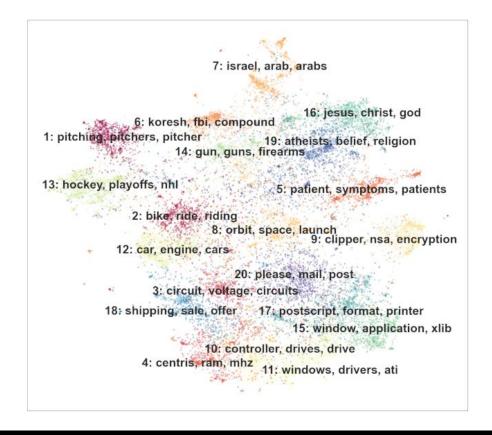
```
from sentence_transformers import SentenceTransformer
# 1. Load a pretrained Sentence Transformer model
model = SentenceTransformer("all-MiniLM-L6-v2")
# The sentences to encode
sentences = [
    "The weather is lovely today.",
    "It's so sunny outside!",
    "He drove to the stadium.",
# 2. Calculate embeddings by calling model.encode()
embeddings = model.encode(sentences)
print(embeddings.shape)
# [3, 384]
# 3. Calculate the embedding similarities
similarities = model.similarity(embeddings, embeddings)
print(similarities)
# tensor([[1.0000, 0.6660, 0.1046],
          [0.6660, 1.0000, 0.1411],
          [0.1046, 0.1411, 1.0000]])
```

Topic Modeling con Sentence Transformer

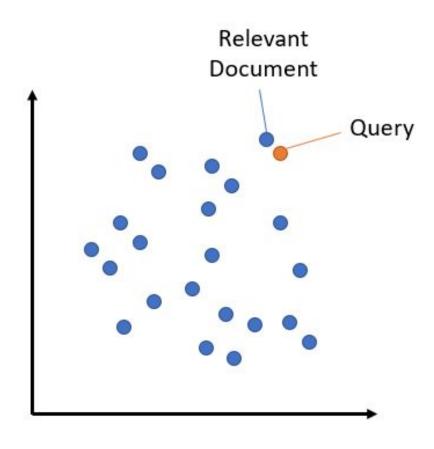


- El Topic Modeling es una técnica de procesamiento de lenguaje natural utilizada para identificar temas ocultos dentro de un conjunto de textos.
- Estos temas son conjuntos de palabras que frecuentemente aparecen juntas y representan un concepto o topic.
- Tutorial con Sentence Transformer: https://www.sbert.net/examples/applications/clustering/README.html









```
import torch
from sentence_transformers import SentenceTransformer
embedder = SentenceTransformer("all-MiniLM-L6-v2")
# Corpus with example sentences
corpus = [
    "A man is eating food.",
    "A man is eating a piece of bread.",
    "The girl is carrying a baby.",
    "A man is riding a horse.",
    "A woman is playing violin.",
    "Two men pushed carts through the woods.",
    "A man is riding a white horse on an enclosed ground.",
    "A monkey is playing drums.",
    "A cheetah is running behind its prey.",
# Use "convert_to_tensor=True" to keep the tensors on GPU (if available)
corpus_embeddings = embedder.encode(corpus, convert_to_tensor=True)
# Query sentences:
queries = [
    "A man is eating pasta.",
    "Someone in a gorilla costume is playing a set of drums.",
    "A cheetah chases prey on across a field.",
# Find the closest 5 sentences of the corpus for each query sentence based on cosine similarity
top_k = min(5, len(corpus))
for query in queries:
    query embedding = embedder.encode(query, convert_to_tensor=True)
    # We use cosine-similarity and torch.topk to find the highest 5 scores
    similarity_scores = embedder.similarity(query_embedding, corpus_embeddings)[0]
    scores, indices = torch.topk(similarity_scores, k=top_k)
    print("\nQuery:", query)
    print("Top 5 most similar sentences in corpus:")
    for score, idx in zip(scores, indices):
        print(corpus[idx], "(Score: {:.4f})".format(score))
```





```
from sentence_transformers import SentenceTransformer
from PIL import Image

# Load CLIP model
model = SentenceTransformer("clip-ViT-8-32")

# Encode an image:
img_emb = model.encode(Image.open("two_dogs_in_snow.jpg"))

# Encode text descriptions
text_emb = model.encode(
    ["Two dogs in the snow", "A cat on a table", "A picture of London at night"])

# Compute similarities
similarity_scores = model.similarity(img_emb, text_emb)
print(similarity_scores)
```

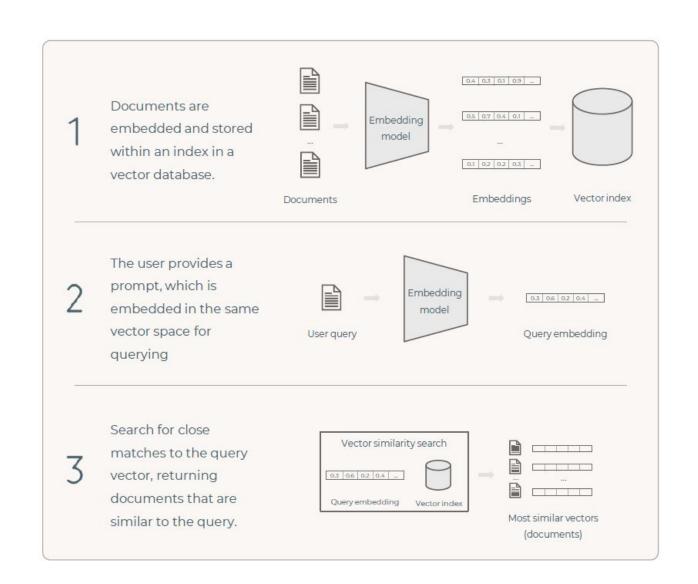
Information retrieval



La recuperación de información es el proceso de encontrar datos relevantes dentro de grandes conjuntos de datos.

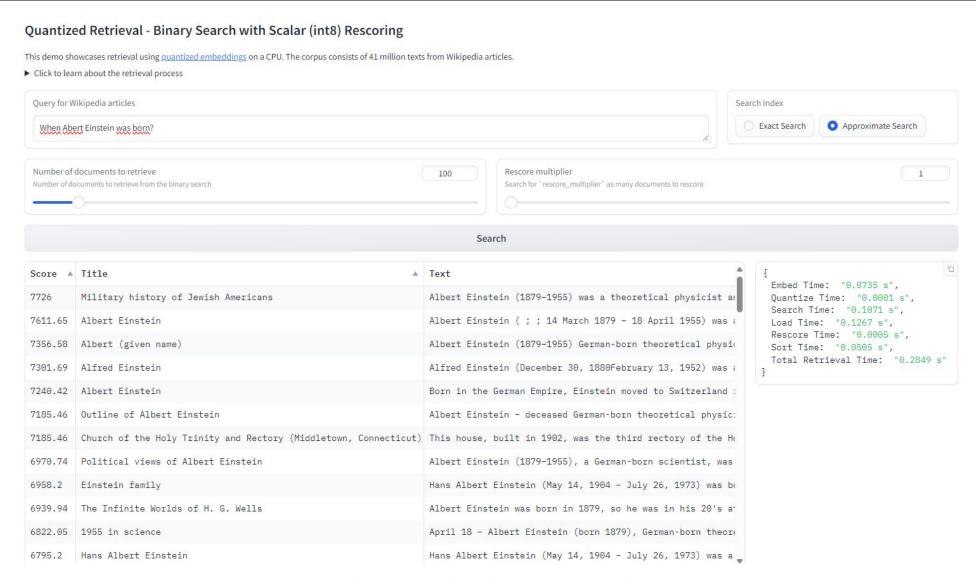
Su uso principal es ayudar a los usuarios a acceder a la información que necesitan de fuentes digitales.

- Indexación: Transformación de datos no estructurados en vectores de alta dimensión (embeddings), que se almacenan. Estos vectores pueden contener tanto información léxica como información semántica.
- Recuperación: Una pregunta (query) se convierte en un embedding. Este vector se compara con las incrustaciones almacenadas para encontrar las más similares.



Construyendo un sistema de IR basado en sentence embeddings





Aplicación: https://huggingface.co/spaces/sentence-transformers/quantized-retrieval Código: https://huggingface.co/spaces/sentence-transformers/quantized-retrieval/tree/main



Retrieval-Augmented Generation

















Limitación al trabajar con LLMs: Contenido no actualizado



España hace historia y se proclama campeona de la Nations League femenina

La selección femenina de fútbol bate 2-0 a Francia y consigue el segundo título de su historia en seis meses



Fecha noticia: 28/02/2024



Fecha consulta: 28/02/2024

Retrieval-Augmented Generation



Retrieval-Augmented Generation (RAG) es una técnica que combina la generación de texto y la recuperación de información para mejorar la precisión y relevancia de las respuestas generadas por modelos de lenguaje.

¿Para qué sirve?

- Generación de texto mejorada: Utiliza información recuperada de grandes bases de datos para generar respuestas más precisas y
 contextualizadas.
- Respuestas basadas en datos: Permite que los modelos generen respuestas basadas en datos específicos recuperados en tiempo real, en lugar de depender únicamente de la información aprendida durante el entrenamiento.
- Manejo de consultas complejas: Mejora la capacidad de los modelos para manejar consultas complejas o poco comunes al acceder a información adicional relevante.

¿Cómo funciona?

- Recuperación de información: Ante una consulta, el sistema primero busca y recupera información relevante de una base de datos o corpus de documentos.
- **Generación de respuesta**: Utiliza la información recuperada para generar una respuesta que combina el conocimiento del modelo con datos específicos y actualizados.

LLM sin contexto







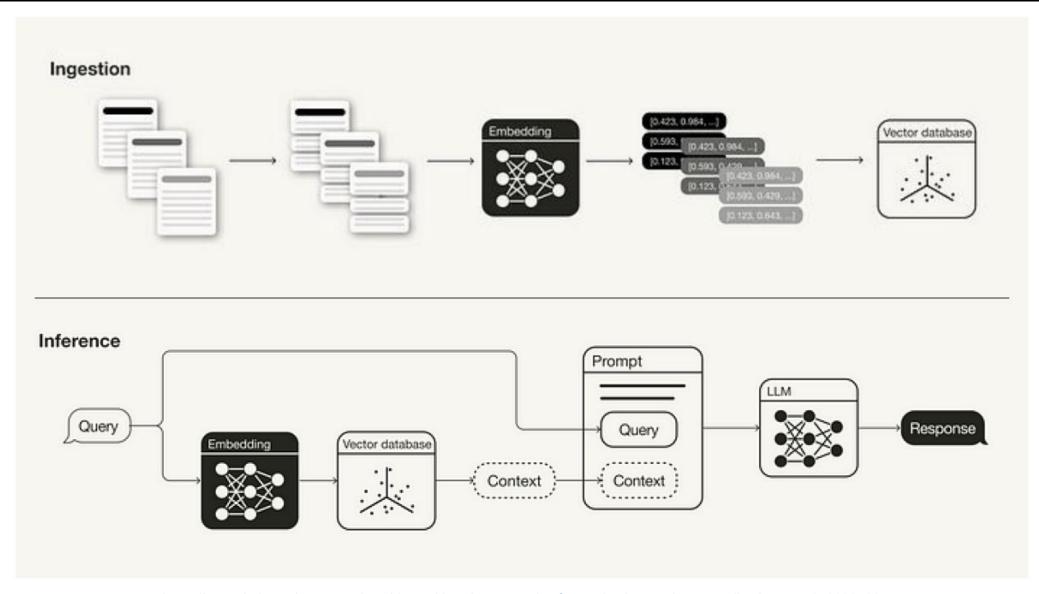


Ejemplo de RAG con Microsoft Copilot











Casos de éxito



















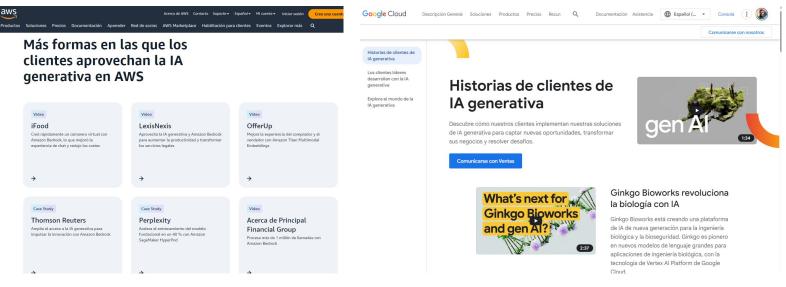
Los **success stories** (historias de éxito) son estudios de caso o relatos detallados que describen cómo una empresa o una organización ha implementado una solución tecnológica para alcanzar resultados significativos. Estas historias generalmente incluyen:

- Desafíos: Una descripción del problema o desafío que enfrentaba la organización.
- Solución: Una explicación de la solución implementada, incluyendo tecnologías y servicios específicos.
- Resultados: Datos y métricas que demuestran el impacto positivo de la solución.



Microsoft AWS Google





Links:

- https://www.microsoft.com/es-es/ai/ai-customer-stories
- <a href="https://aws.amazon.com/es/ai/generative-ai/customers/?customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sortDate&customer-references-cards.sort-by=item.additionalFields.sort-by=it
- https://cloud.google.com/ai/generative-ai/stories?hl=es-419



Desafíos futuros



















Sesgos y Equidad

- **Persistencia de sesgos**: A pesar de los esfuerzos, los LLM pueden perpetuar sesgos inherentes en los datos de entrenamiento.
- **Equidad en representación**: Asegurar que todas las comunidades y grupos estén representados de manera justa en los datos.

Privacidad y Seguridad

- o **Protección de datos**: Garantizar que los datos utilizados sean manejados de manera que protejan la privacidad de los usuarios.
- **Ciberseguridad**: Evitar que los LLM sean explotados para crear contenido malicioso como phishing, deepfakes y desinformación.

Sostenibilidad

- o Consumo energético: Los LLM requieren vastas cantidades de recursos computacionales, planteando preocupaciones sobre el impacto ambiental.
- Eficiencia de recursos: Desarrollar modelos más eficientes que operen con menor consumo energético sin sacrificar rendimiento.

Interpretabilidad y Transparencia

- Caja negra: La complejidad de los LLM dificulta la comprensión de cómo llegan a ciertas conclusiones.
- Transparencia en decisiones: Mejorar la interpretabilidad de los modelos para que los humanos puedan entender y confiar en sus decisiones.

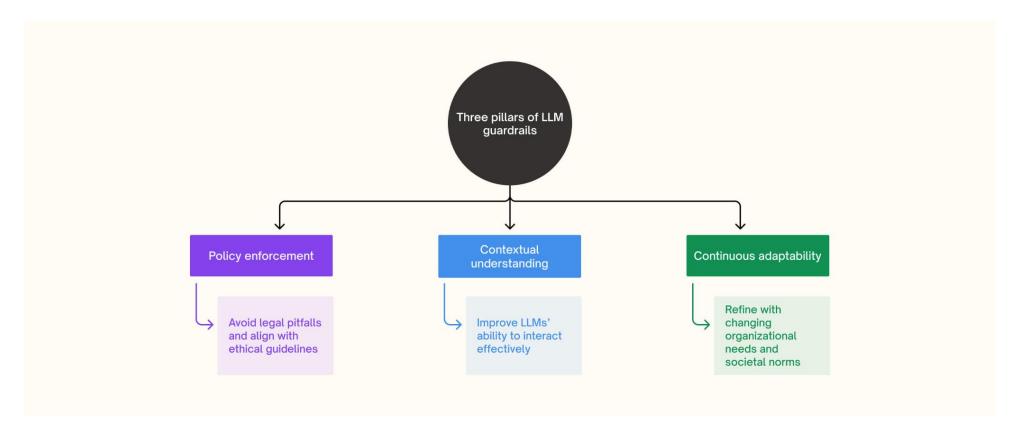
Regulación y Ética

- Marcos regulatorios: Desarrollo de regulaciones y políticas que guíen el uso ético y responsable de la IA generativa.
- **Responsabilidad ética**: Asegurar que las aplicaciones de IA respeten los derechos y la dignidad humana.

Escalabilidad y Adaptabilidad

- o **Eficiencia en el escalado**: Desarrollar técnicas que permitan escalar modelos sin incurrir en costos prohibitivos.
- Adaptación continua: Los modelos deben adaptarse continuamente a nuevos datos y contextos sin necesidad de un reentrenamiento completo.

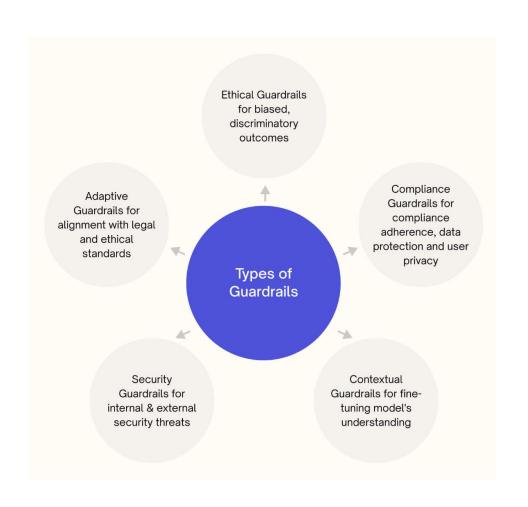
En el contexto de los LLM, los *guardrails* son un conjunto de reglas, limitaciones, y protocolos que sirven para controlar el comportamiento y la salida de los LLM.



Link: LLMs Guardrails Guide: What, Why & How | Attri Al Blog | Attri.ai Blog

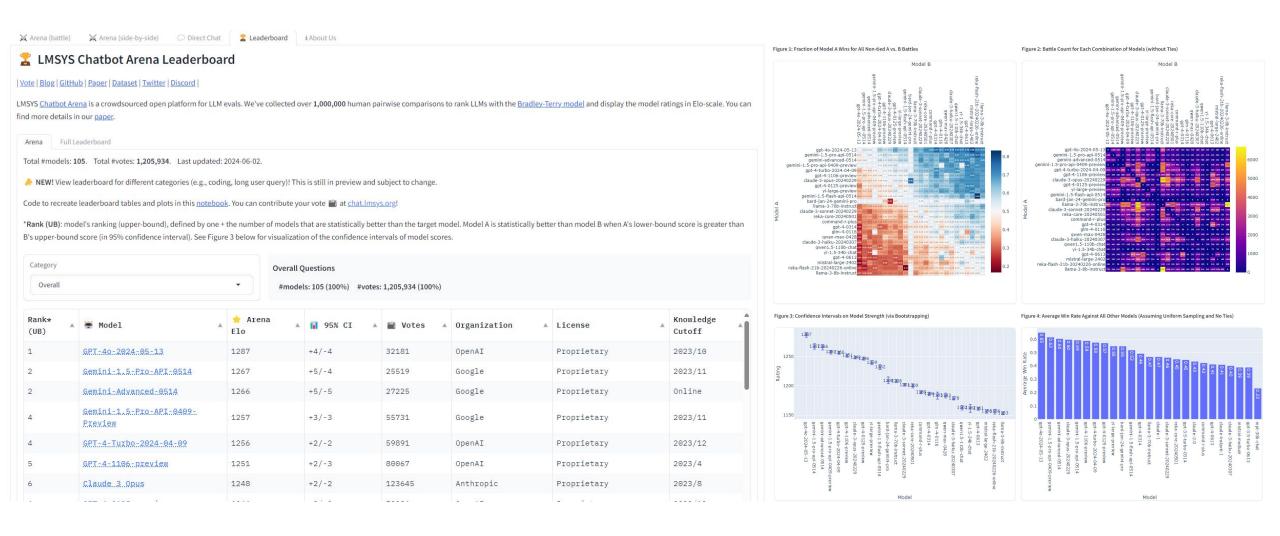


- Éticos: Limitaciones para prevenir resultados discriminatorios, sesgados o dañinos, asegurando que los LLMs operen dentro de normas sociales y morales aceptadas.
- Cumplimiento: Alineación de los resultados del modelo con estándares legales, crucial en salud, finanzas y servicios legales, incluyendo la protección de datos y privacidad.
- **Contextuales**: Refinan la comprensión del modelo sobre lo relevante y aceptable en contextos específicos, evitando textos inapropiados.
- Seguridad: Protección contra amenazas de seguridad internas y externas, evitando manipulación del modelo para divulgar información sensible o propagar desinformación.
- Adaptativos: Evolución continua de los rieles junto con el modelo, asegurando alineación con estándares éticos y legales.



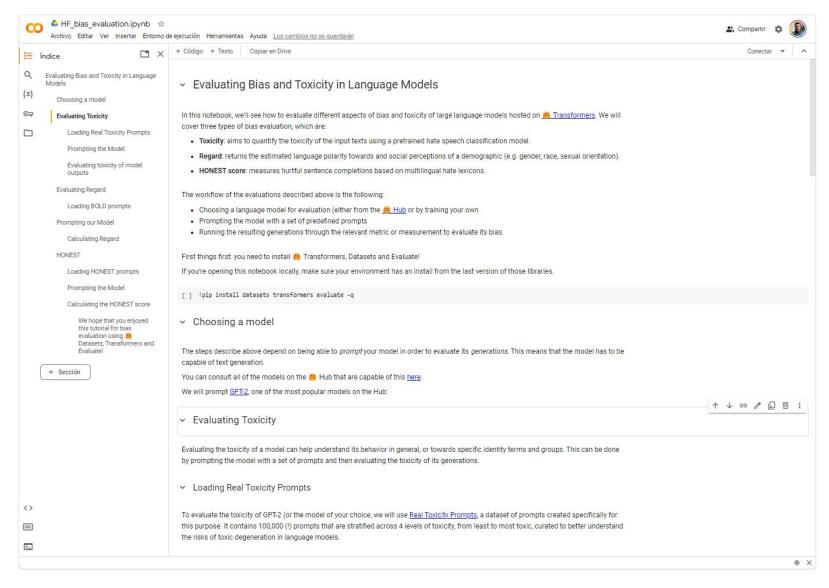
Comparando LLMs: LMSYS Chatbot Arena Leaderboard





Evaluando el sesgo de los LLM con Hugging Face





Link: https://colab.research.google.com/drive/1-HDJUcPMKEF-E7Hapih0OmA1xTW2hdAv#scrollTo=yX8ciyVWKiuO



Próximos pasos



















- Repaso y lectura de los conceptos tratados en la 4ª sesión.
- Actividad evaluable:
 - Test multirespuesta tema 4 (individual).
 - Caso práctico (equipos TFM).
- Dudas y preguntas, vía tablero de discusión o email.

OBS Business School

Planeta Formación y Universidades