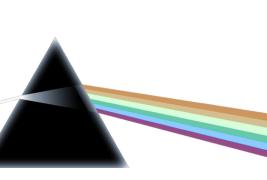


Sparse Autoencoders para la recuperación interpretable de memoria en LLMs

Rompiendo la caja negra: un prisma semántico



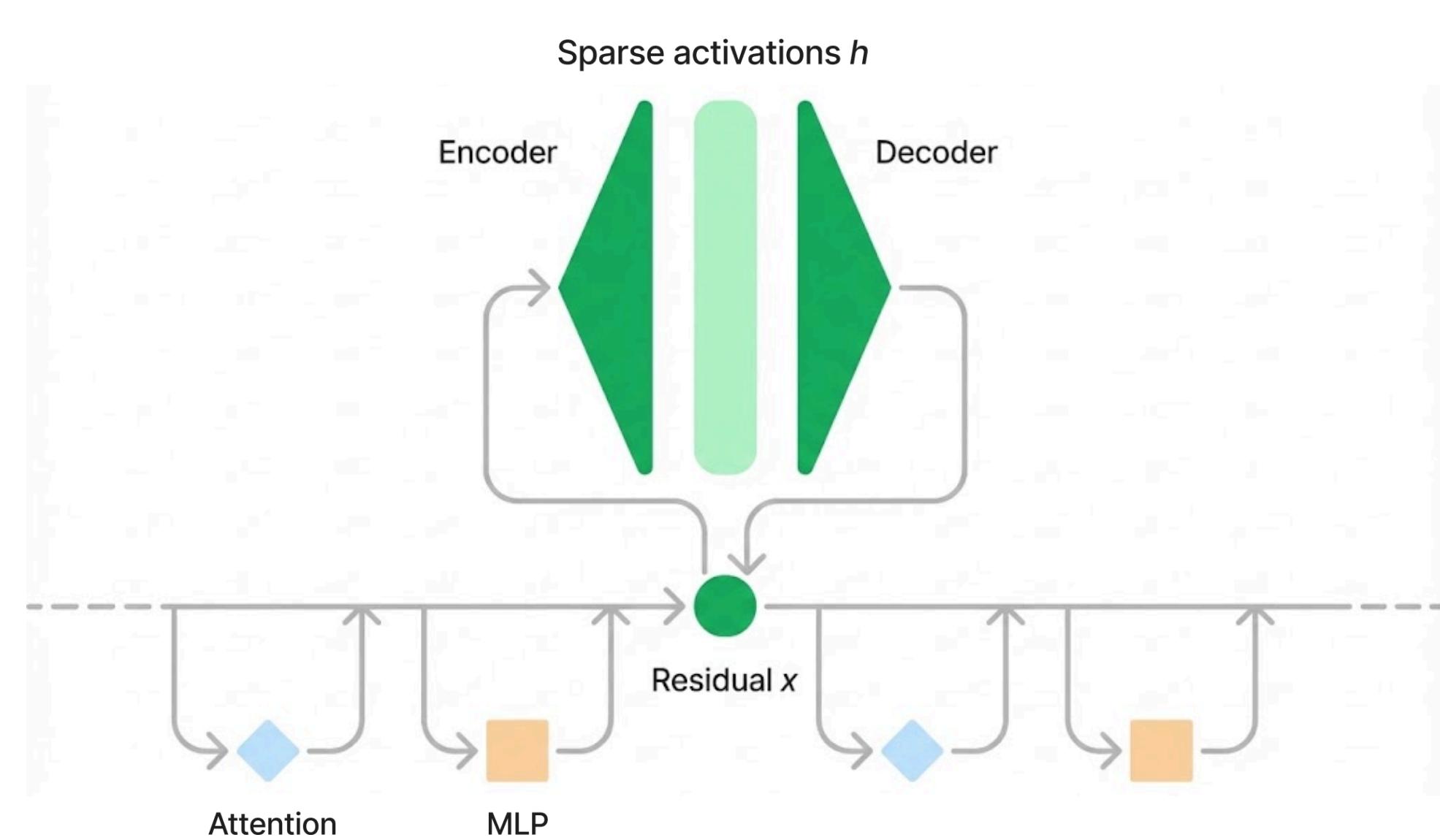
Waehner Nicolás^[1], Szereszewski Julián^[1], Smith Martina^[2]

[1] UBA - FCEN - Departamento de Física, CABA, Argentina

[2] UBA - FCEN - Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos, CABA, Argentina

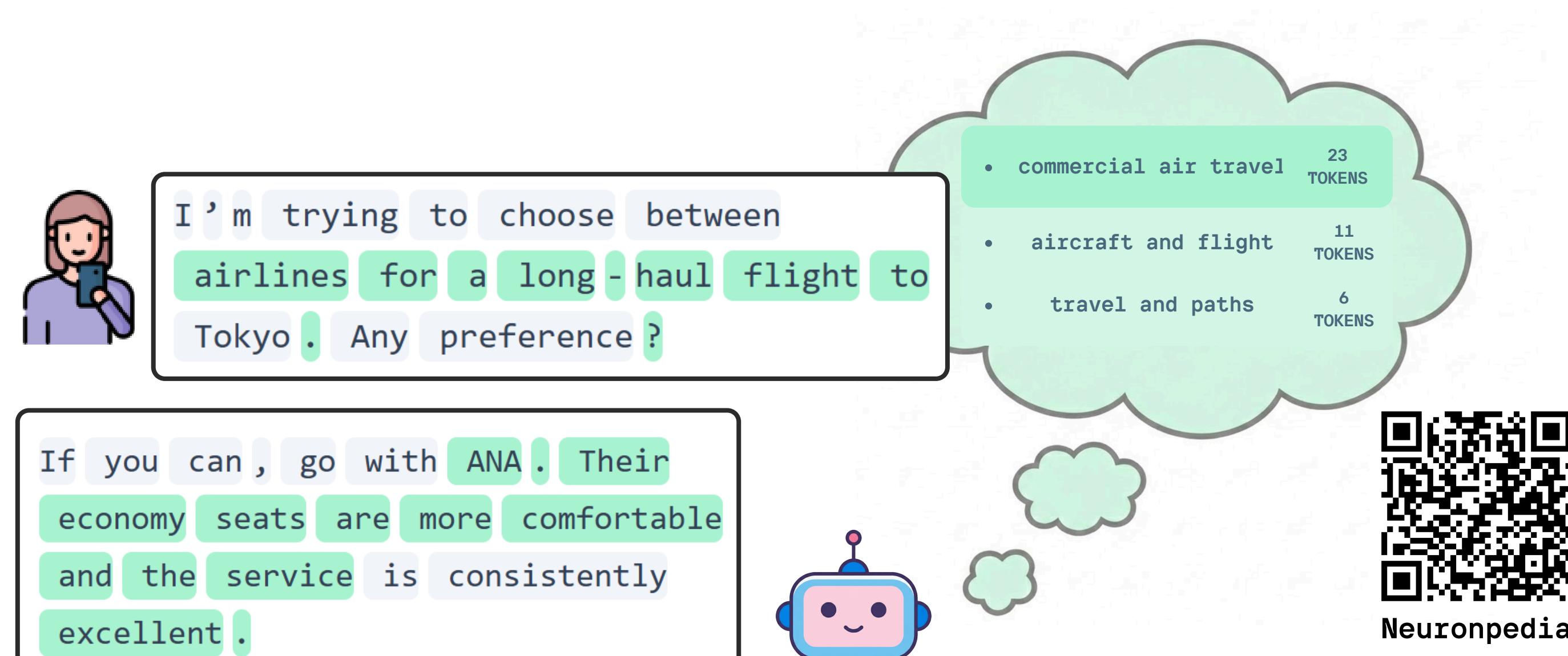
Introducción

Un **Sparse Autoencoder** (SAE) es un tipo de autoencoder diseñado para aprender una **representación latente dispersa** (sparse).



En este espacio latente, se pueden asociar conceptos a activaciones [1]:

- Podemos hacer la memoria interpretable y no una caja negra.
- Encuentra similaridades semánticas más que similaridades sintácticas

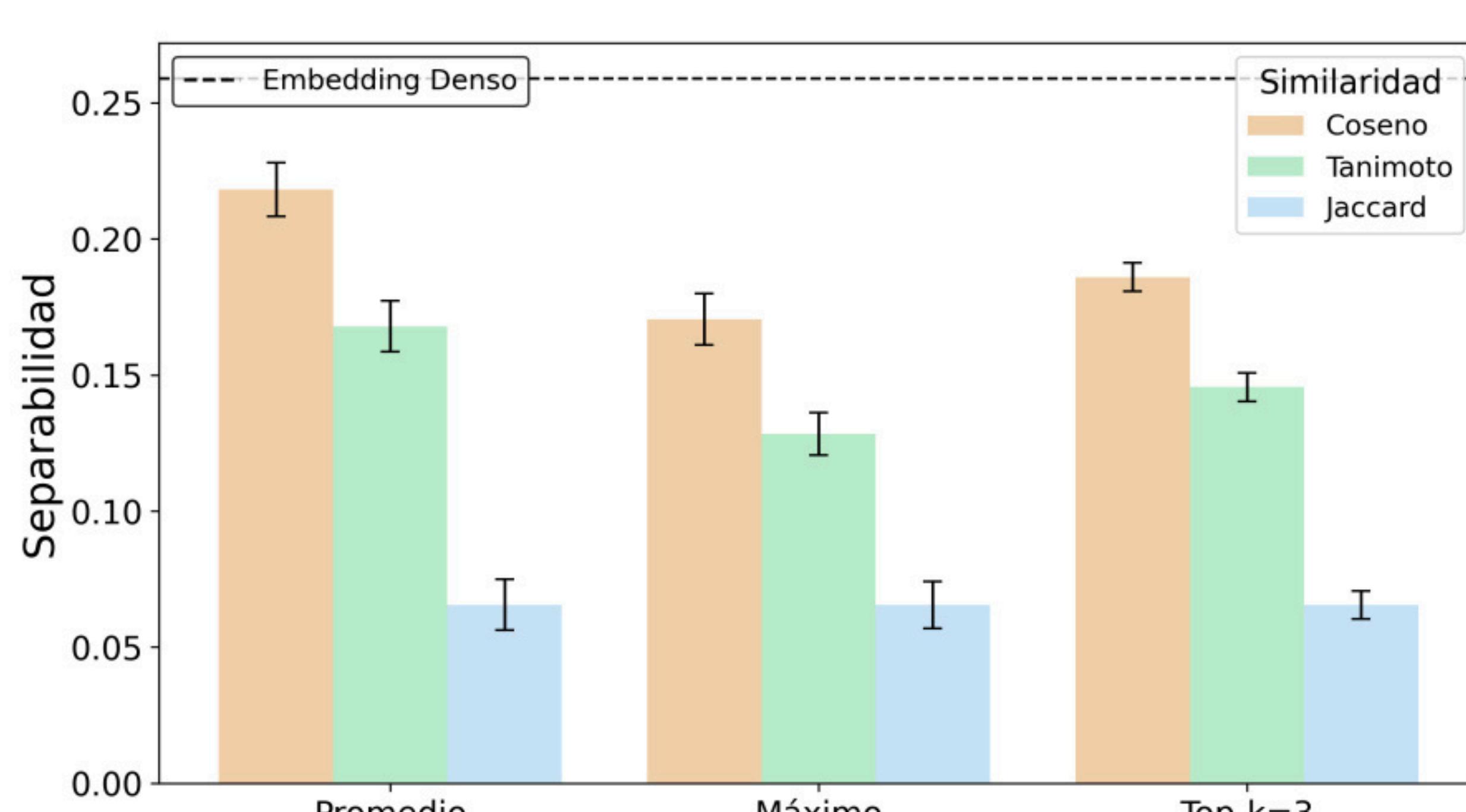
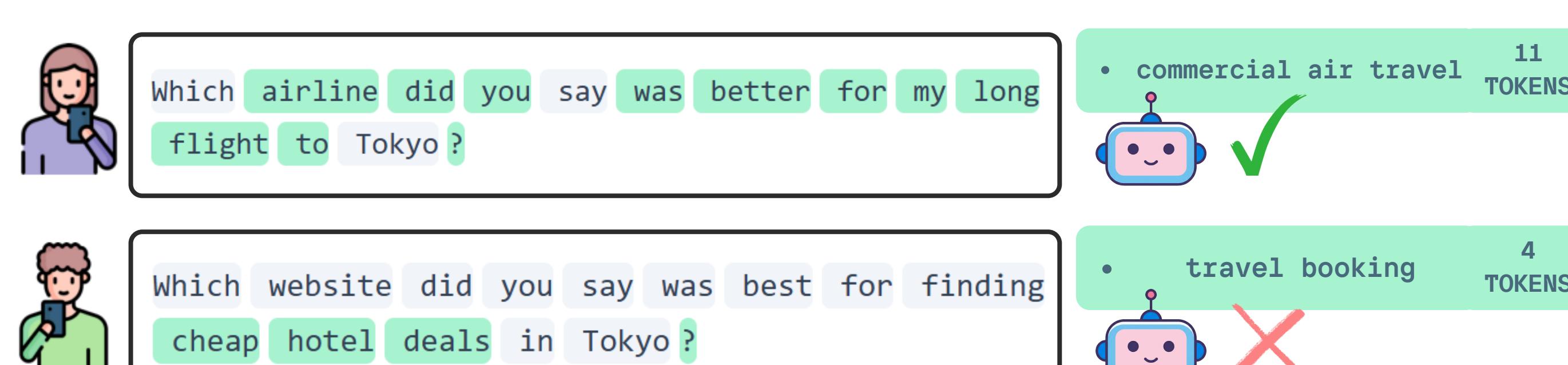


Criterio de similaridad

Utilizamos Gemma-2b para el embedding disperso y Nomic para el embedding denso.

Evaluamos en 100 casos distintos la **separabilidad** (SEP) a partir de una **similaridad** (SIM) entre un mismo contexto (C) y dos preguntas: una relacionada (R) y otra no relacionada (NR).

$$\text{SEP}(C, R, NR) = \text{SIM}(C, R) - \text{SIM}(C, NR)$$



Referencias

- [1] Bricken et al. (2023). Sparse Autoencoders Find Interpretable Features in Language Models.
[2] Wu et al. (2025). LongMemEval: Benchmarking Chat Assistants on Long-Term Interactive Memory.

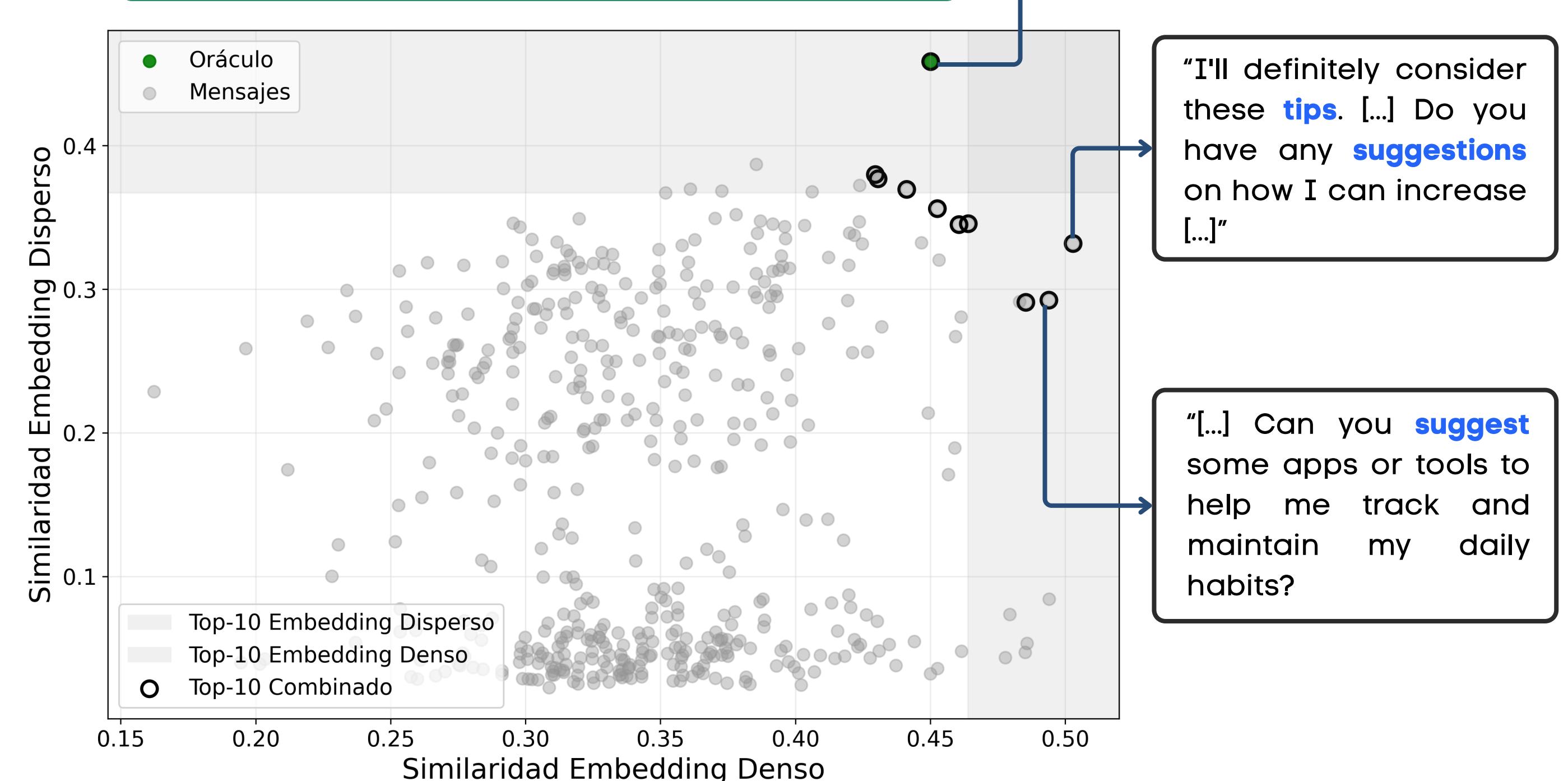
Criterio de recuperación: definiendo el RAG

Evaluamos la distribución de similaridades para cada conversación y definimos una métrica que utilice los dos embeddings:

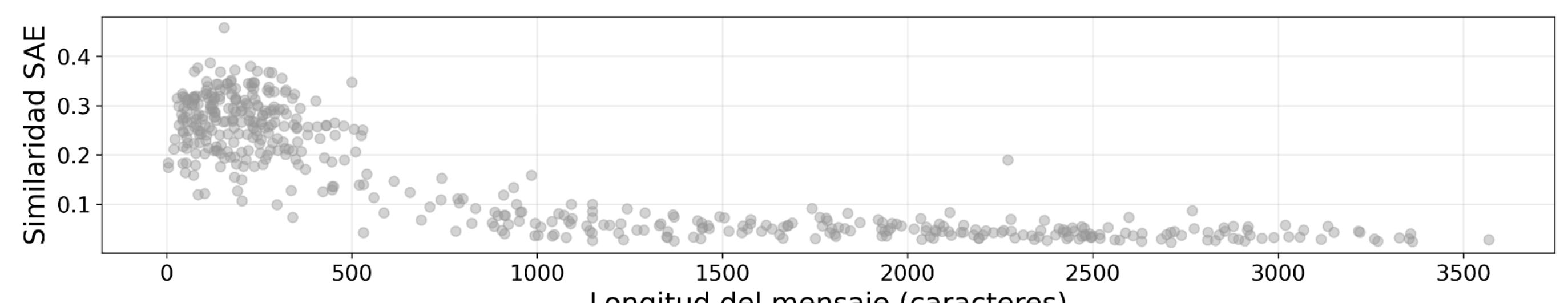
$$\text{SIM}_{\text{combinado}} = \sqrt{(\text{SIM}_{\text{denso}})^2 + (\text{SIM}_{\text{disperso}})^2}$$

I've been having trouble with the battery life on my phone lately. Any tips?

"I'm looking for some advice on the best way to organize my tech accessories, like my new portable power bank and wireless charging pad, when I'm traveling."



Nuestra implementación tiene algunas limitaciones:



Resultados

Evaluamos el desempeño sobre LongMemEval [2] con ambos embeddings y su combinación:

Métricas \ Embedding	Disperso	Denso	Combinado
Precisión en el contexto*	32%	68%	73%
Precisión en la respuesta	24%	41%	45%
Latencia (s)**	47 ± 18	8 ± 4	55 ± 19
Longitud del contexto (caracteres)	2194 ± 1056	10548 ± 3598	5346 ± 2652

* Calculado según la proporción de casos en los que el criterio de recuperación obtuvo el conjunto completo de mensajes relevantes para responder la pregunta.

Conclusiones

- El embedding generado por SAE se puede utilizar como mecanismo de recuperación de memoria **interpretable**.
- SAE permite una recuperación basada en **activaciones conceptuales**, a diferencia de embeddings tradicionales.
- Optimizamos la recuperación combinando un embedding denso con uno disperso.



GitHub