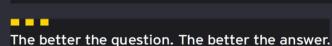
Summit País Digital Hackatón by EY colabora Microsoft

## Large Language Models & Prompting

Septiembre 2023 Sesión 2



The better the world works.



## Calendario de Capacitaciones

El lenguaje de programación base para todas las capacitaciones y esta hackatón es "Python". El calendario de las capacitaciones es el siguiente, este será comunicado a los participantes de la hackatón y puede estar sujeto a cambios por situaciones de fuerza mayor:

- Sesión 1: martes 12 de septiembre de 19:00 a 20:15 horas de Chile "Design Thinking"
- Sesión 2: miércoles 13 de septiembre de 19:00 a 20:15 horas de Chile "LLM & Prompting"
- Sesión 3: jueves 14 de septiembre de 19:00 a 20:15 horas de Chile "APIS de OpenAI"
- Sesión 4: martes 26 de septiembre de 19:00 a 20:15 horas de Chile "Langchain"
- Sesión 5: miércoles 27 de septiembre de 19:00 a 20:15 horas de Chile "Casos de Uso / Wireframing"
- IMPORTANTE Sesión 6 Obligatoria (asistencia por lo menos de dos participantes por equipo): jueves 28 de septiembre 2023 de 19:00 a 20:15 horas de Chile "Pitch Class y Aclaratorias generales"

Todas las sesiones de capacitación quedarán grabadas y estarán disponibles en línea para los participantes del evento.

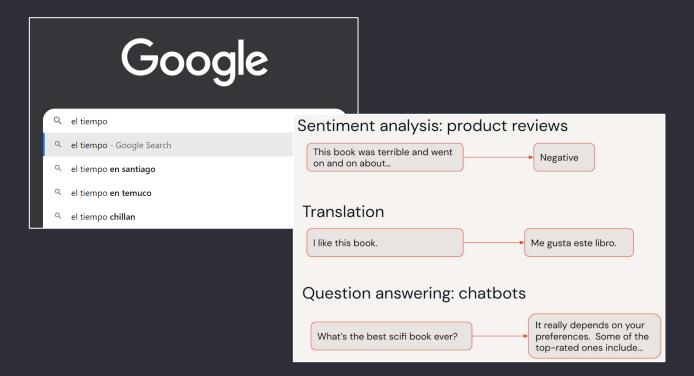


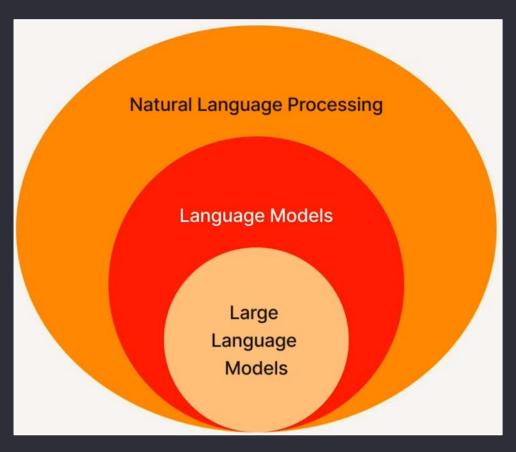
# Agenda

Introducción a LLMs
 Prompt y Prompt Engineering
 Técnicas de Prompting
 Recomendaciones finales

# Antes que LLM, ¿qué es NLP?

- Natural Language Processing (NLP) es una rama de la inteligencia artificial que le brinda a los computadores la capacidad de interpretar, manipular y comprender el lenguaje humano.
- ▶ De esta manera, los computadores pueden volverse eficientes en tareas como la traducción, análisis de sentimiento, reconocimiento de voz y la generación de texto, video e imágenes.
- iUsamos NLP todos los días!





## ¿Cómo leen texto los computadores?

#### Conceptos básicos de NLP

- ► Tokenización: Proceso de dividir un texto en unidades individuales (tokens), que luego se utilizan para análisis o procesamiento adicional.
- ► **Token:** Unidad de lenguaje que ha sido extraída durante un determinado proceso de tokenización
- ► **Secuencia:** Serie ordenada de tokens
- Vocabulario: Conjunto de palabras únicas (o tokens) presentes en un conjunto de datos específico

"The moon, Earth's only natural satellite, has been a subject of fascination and wonder for thousands of years"

<b>Token</b> Basic building block	<b>Sequence</b> Sequential list of tokens	Vocabulary Complete list of tokens
<ul> <li>The</li> <li>Moon</li> <li>,</li> <li>Earth's</li> <li>Only</li> <li></li> <li>years</li> </ul>	<ul> <li>The moon,</li> <li>Earth's only natural satellite</li> <li>Has been a subject of</li> <li></li> <li>Thousands of years</li> </ul>	{ 1:"The", 569:"moon", 122: ",", 430:"Earth", 50:"**'s",}

Tokenization method	Tokens	Token count	Vocab size
Sentence	'The moon, Earth's only natural satellite, has been a subject of fascination and wonder for thousands of years.'	1	# sentences in doc
Word	'The', 'moon,', "Earth's", 'only', 'natural', 'satellite,', 'has', 'been', 'a', 'subject', 'of', 'fascination', 'and', 'wonder', 'for', 'thousands', 'of', 'years.'	18	171K (English¹)
Sub-word	'The', 'moon', ',', 'Earth', """, 's', 'on', 'ly', 'n', 'atur', 'al', 's', 'ate', 'll', 'it', 'e', ',', 'has', 'been', 'a', 'subject', 'of', 'fascinat', 'ion', 'and', 'w', 'on', 'd', 'er', 'for', 'th', 'ous', 'and', 's', 'of', 'y', 'ears', '.'	37	(varies)
Character	'T', 'h', 'e', ' ', 'm', 'o', 'o', 'n', ',', ' ', 'E', 'a', 'r', 't', 'h', """, 's', ' ', 'o', 'n', 'l', 'y', ' ', 'n', 'a', 't', 'a', 'l', ''s', 'a', 't', 'e', 'l', 'l', 'l', 't', 'e', ',', ' ', 'h', 'a', 's', ' ', 'b', 'e', 'e', 'n', ' ', 'a', ' ', 's', 'u', 'b', 'j', 'e', 'c', 't', '', 'o', 'f', ' ', 'f', 'a', 's', 'c', 'i', 'n', 'a', 't', 'i', 'o', 'n', 'd', 'e', 'r', ' ', 'f', 'o', 'r', '', 't', 'h', 'o', 'u', 's', 'a', 'n', 'd', 's', ', 's', '.'	110	52 + punctuation (English)

## ¿Cómo leen texto los computadores?

#### Tokenización por Caracteres

#### Ventajas

- Vocabulario Reducido
- Robustez a Palabras Nuevas

#### Desventajas:

- Pérdida de Información Semántica
- Mayor Costo Computacional

#### Tokenización por Palabras

#### Ventajas:

- Simplicidad
- Preservación de la Semántica
- Eficiencia Computacional

#### Desventajas:

- Vocabulario Extenso
- Manejo de Palabras Nuevas

La Tokenización por Sub-Palabras es la metodología más utilizada hoy en día "The moon, Earth's only natural satellite, has been a subject of fascination and wonder for thousands of years"

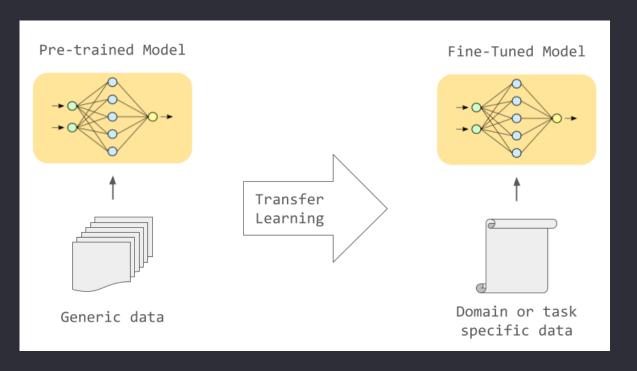
<b>Token</b> Basic building block	Sequence Sequential list of tokens	Vocabulary Complete list of tokens
<ul> <li>The</li> <li>Moon</li> <li>,</li> <li>Earth's</li> <li>Only</li> <li></li> <li>years</li> </ul>	<ul> <li>The moon,</li> <li>Earth's only natural satellite</li> <li>Has been a subject of</li> <li></li> <li>Thousands of years</li> </ul>	{ 1:"The", 569:"moon", 122: ",", 430:"Earth", 50:"**'s",}

Tokenization method	Tokens	Token count	Vocab size
Sentence	'The moon, Earth's only natural satellite, has been a subject of fascination and wonder for thousands of years.'	1	# sentences in doc
Word	'The', 'moon,', "Earth's", 'only', 'natural', 'satellite,', 'has', 'been', 'a', 'subject', 'of', 'fascination', 'and', 'wonder', 'for', 'thousands', 'of', 'years.'	18	171K (English¹)
Sub-word	'The', 'moon', ',', 'Earth', """, 's', 'on', 'ly', 'n', 'atur', 'al', 's', 'ate', 'll', 'it', 'e', ',', 'has', 'been', 'a', 'subject', 'of', 'fascinat', 'ion', 'and', 'w', 'on', 'd', 'er', 'for', 'th', 'ous', 'and', 's', 'of', 'y', 'ears', '.'	37	(varies)
Character	'T', 'h', 'e', ' ', 'm', 'o', 'o', 'n', ',', ' ', 'E', 'a', 'r', 't', 'h', """, 's', ' ', 'o', 'n', 'l', 'y', ' ', 'n', 'a', 't', 'u', 'r', 'a', 'l', 's', 'a', 't', 'e', 'l', 'l', 't', 'e', ',', ', 'h', 'a', 's', ', 'b', 'e', 'e', 'n', ' ', 'a', '', 's', 'u', 'b', 'j', 'e', 'c', 't', ' ', 'f, 'a', 's', 'c', 'i', 'n', 'a', 't', 'i', 'o', 'n', 'd', 'e', 'r', ' ', 'f, 'o', 'r', ' ', 't', 'h', 'o', 'u', 's', 'a', 'n', 'd', 's', ' , 'o', 'f', '', 't', 's', '.'	110	52 + punctuation (English)



## ¿Y qué es un LM?

Language Models (LMs): Modelos probabilísticos diseñados para identificar y aprender patrones estadísticos en lenguaje natural.



#### ¿Cómo se entrenan esto modelos?

Mediante aprendizaje auto-supervisado

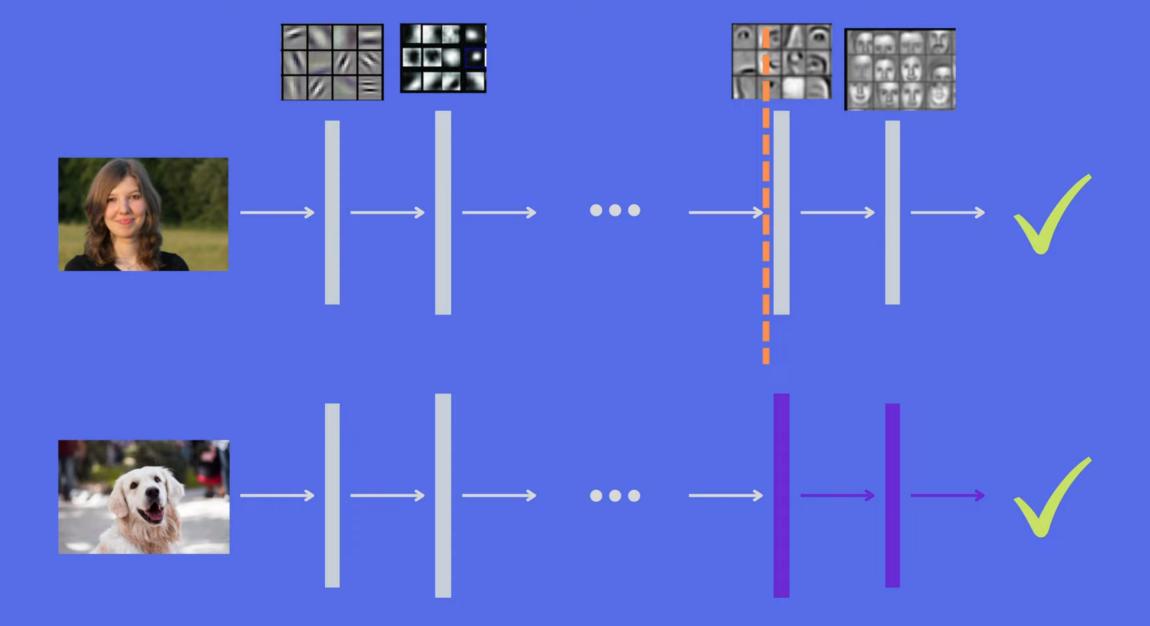
#### Modelo Pre - Entrenado

modelo crea una representación interna del lenguaje

#### ¿Cómo Potenciar un LM Pre Entrenado?

Mediante **Transfer Learning** podemos "tunear" nuestro modelo para realizar tareas específicas

- ¿Qué transferir? (¿qué parte del conocimiento?)
- ¿Cuándo transferir?
- ¿Cómo transferir?



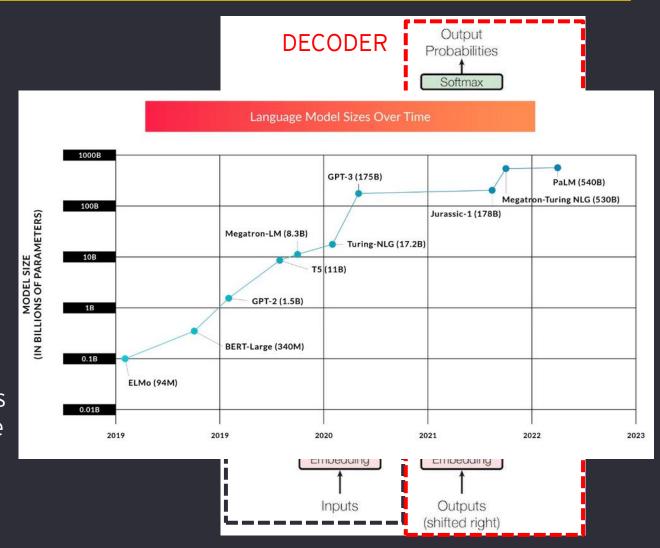
# ¿Cómo pasamos de LM a LLM?

Language Model	Description	"Large"?	Emergence
Bag-of-Words Model	Represents text as a set of unordered words, without considering sequence or context	No	1950s-1960s
N-gram Model	Considers groups of N consecutive words to capture sequence	No	1950s-1960s
Hidden Markov Models (HMMs)	Represents language as a sequence of hidden states and observable outputs	No	1980s-1990s
Recurrent Neural Networks (RNNs)	Processes sequential data by maintaining an internal state, capturing context of previous inputs	No	1990s-2010s
Long Short-Term Memory (LSTM) Networks	Extension of RNNs that captures longer-term dependencies	No	2010s
Transformers	Neural network architecture that processes sequences of variable length using a self-attention mechanism	Yes	2017-Present

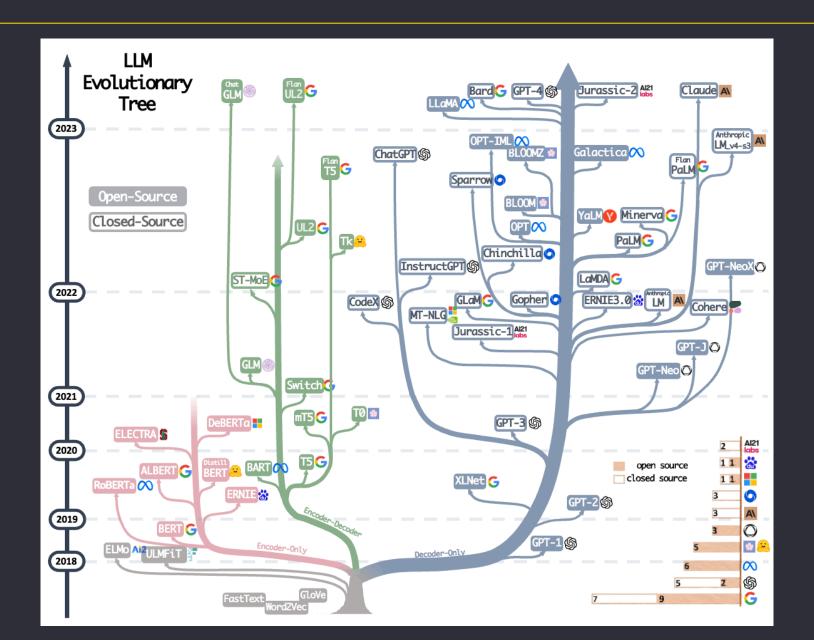
©2023 Databricks Inc. - All rights reserved

## Arquitectura Transformers

- Arquitecturas de transformers:
  - Encoder
  - Decoder
  - Ejemplos
    - BERT model (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)
    - GPT models (Generative Pre-trained Transformer)
- Carrera por el desarrollo: aparición de LLMs
- Modelos recientes
  - Gran tamaño (parámetros)
    - GPT o ELMO → millones de parámetros
    - GPT2 o BERT → cientos de millones de parámetros
    - PALM o GPT3→ miles de millones de parámetros

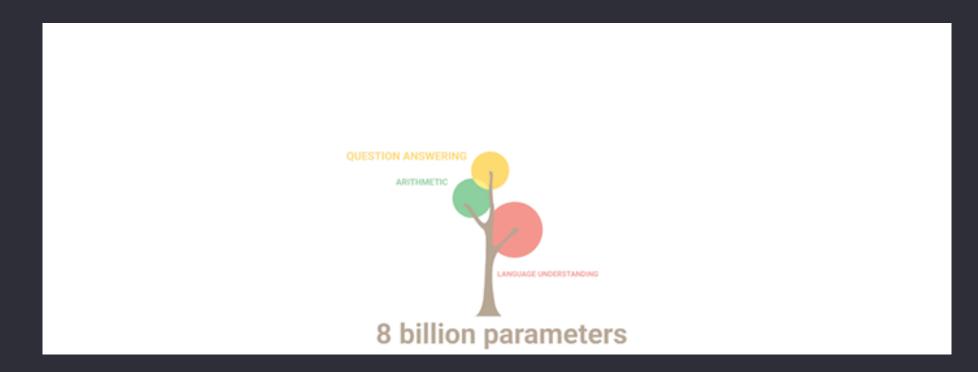


## Evolución de los LLM's



## Nuevos paradigmas de los LLM

- Los efectos inesperados de escalar los LM
  - Nuevas capacidades para las que no fueron entrenados directamente
  - "Emergence"
- Desafíos del escalamiento
  - Paper "Training Compute-Optimal Large Language Models", 2023.
  - LLM sub-entrenados
  - Parámetros y data deben crecer de manera proporcional

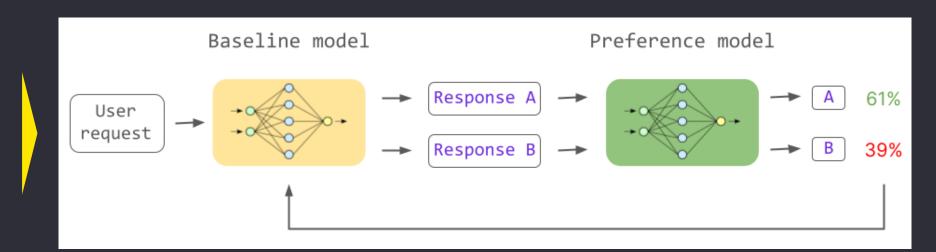


## Otros desafíos de los LLM

- Grandes inquietudes: "On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big?" (2021)
- Algunos riesgos inherentes en los modelos.
  - Utilidad o resultado
  - Veracidad
  - Inocuidad

#### ¿Solución?

- RLHF (Reinforcement learning from human feedback)
  - 2 modelos: modelo base + modelo de preferencia.



## RFLH en ChatGPT

- 1. Recolectar data para realizar ajuste fino a GPT 3.5
- 2. Recolectar data de comparación y entrenar un modelo de recompensas
- 3. Aprendizaje reforzado a partir de modelo de recompensas.



Explain reinforcement learning to a 6 year old. We give treats and punishments to teach... 

Step 2 Collect comparison data and train a reward model.

A prompt and several model outputs are sampled.



This data is used to train our reward model.

A labeler ranks the

outputs from best

to worst.



Step 3

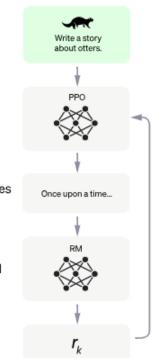
Optimize a policy against the reward model using the PPO reinforcement learning algorithm.

A new prompt is sampled from the dataset.



The reward model calculates a reward for the output.

The reward is used to update the policy using PPO.



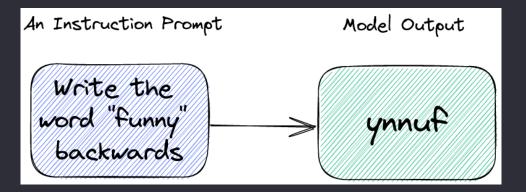
## Prompting & Prompt Engineering

**Prompting:** Proceso por el cual se instruye (dar instrucciones) a una inteligencia artificial para realizar una tarea. Estas instrucciones (el prompt) puede ser tan simple como una instrucción/pregunta o tan complejo como párrafos de texto.

**Prompt Engineering:** práctica de desarrollar y optimizar prompts para utilizar modelos de lenguajes (LLM's) de manera eficiente para una variedad de usos.

# Algunos usos típicos que podemos darle a través de prompts:

- Resumen de texto
- Extracción de información
- Generador de información
- Clasificación de texto
- Generador de código
- Razonamiento



## Prompting & Prompt Engineering

#### Elementos de un prompt\*:

- Instrucción: tarea que se desea que se realice.
- Contexto: involucra información externa o adicional que puede dirigir al modelo a respuestas mejores.
- Datos de entrada: entrada o pregunta para la cual se requiere una respuesta.
- Indicador de salida: tipo o formato de salida de la respuesta.

#### Algunos consejos al momento de construir prompts:

- Partir por lo simple y luego ir agregando elementos para apuntar a mejores resultados (versionar)
- Señala claramente que quieres que el modelo haga: 'Resume', 'Clasifica', 'Ordena', 'Traduce'. Se puede probar que funciona mejor en cada caso. Trate de decir que debe hacer y no lo que no debe hacer.
- Mientras más descriptivo y detallado, mejor será el resultado. Pero estos detalles deben ser relevantes y no se debe caer en descripciones imprecisas. (Comunicación efectiva -> mientras más directo, más efectivo).
- Es buena idea proporcionar ejemplos pero hay que tener cuidado con la longitud del prompt.

<sup>\*</sup> No todos estos elementos son necesarios para un prompt



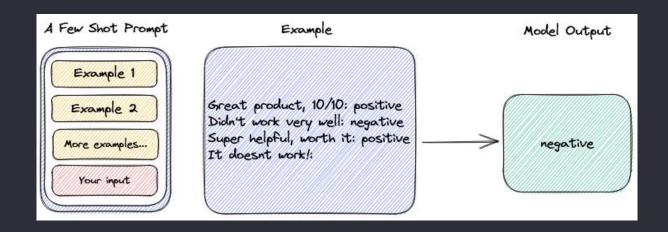




#### Few shot prompting\*

Técnica que implica mostrarle al modelo algunos ejemplos sobre lo que se quiere hacer.

 Un caso importante para usar esta técnica es cuando necesitamos que el resultado este estructurado de una manera específica difícil de describir



#### Variantes de shot prompting

Existen otros tipos de shot-prompting que dependerán solamente de la cantidad de ejemplos que se le muestran al modelo.

#### Variantes:

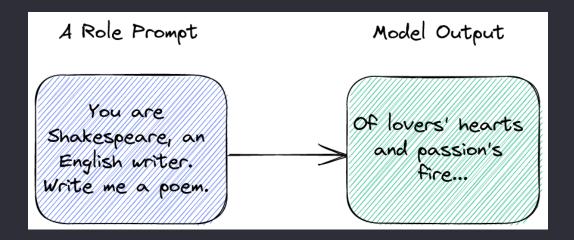
- •O shot prompting: no se muestran ejemplos
- •1 shot prompting: un ejemplo es proporcionado
- •few shot prompting: 2 o más ejemplos son dados.

<sup>\*</sup> Si bien funciona para algunas tareas, se debe tener cuidado al utilizar con tareas complejas.

#### Role Prompting

Técnica que le asigna un rol al modelo. Cuando hacemos esto le estamos dando un contexto para entender mejor la pregunta.

\* El modelo contiene respuestas que todas las personas podrían dar. Como no todas las personas tienen el mismo conocimiento sobre un tópico, retornará una respuesta promedio. Al asignarle un rol, estamos "podando" aquellas respuestas que no tienen un conocimiento acabado.



#### Cadena de pensamiento (Chain of Thought)

El prompt por cadena de pensamientos (CoT) es una técnica que motiva al modelo a explicar su razonamiento en pasos intermedios, lo que permite capacidades de razonamiento más complejas. Puedes combinarlo con prompts de ejemplo (few-shot) para obtener mejores resultados en tareas más complejas que requieren razonamiento antes de responder.

#### Limitaciones

"CoT only yields performance gains when used with models of  $\sim$ 100B parameters".

- Modelos más pequeños escriben cadenas de pensamientos con falta de lógica, empeorando el resultados final.

#### (a) Few-shot

Q: Roger has 5 tennis balls. He buys 2 more cans of tennis balls. Each can has 3 tennis balls. How many tennis balls does he have now?

A: The answer is 11.

Q: A juggler can juggle 16 balls. Half of the balls are golf balls, and half of the golf balls are blue. How many blue golf balls are there?

A:

(Output) The answer is 8. X

#### (b) Few-shot-CoT

Q: Roger has 5 tennis balls. He buys 2 more cans of tennis balls. Each can has 3 tennis balls. How many tennis balls does he have now?

A: Roger started with 5 balls. 2 cans of 3 tennis balls each is 6 tennis balls. 5 + 6 = 11. The answer is 11.

Q: A juggler can juggle 16 balls. Half of the balls are golf balls, and half of the golf balls are blue. How many blue golf balls are there?

A:

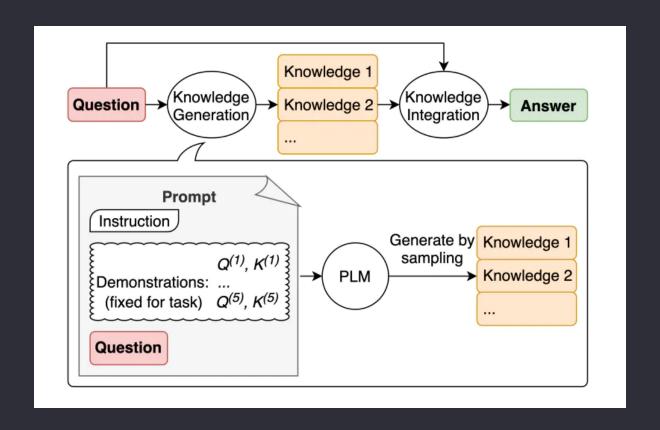
(Output) The juggler can juggle 16 balls. Half of the balls are golf balls. So there are 16 / 2 = 8 golf balls. Half of the golf balls are blue. So there are 8 / 2 = 4 blue golf balls. The answer is 4. ✓

## Técnicas de Prompting (otros)

#### Prompt de conocimiento generado

Técnica que incluye la capacidad de incorporar conocimiento o información para ayudar al modelo a hacer predicciones más precisas.

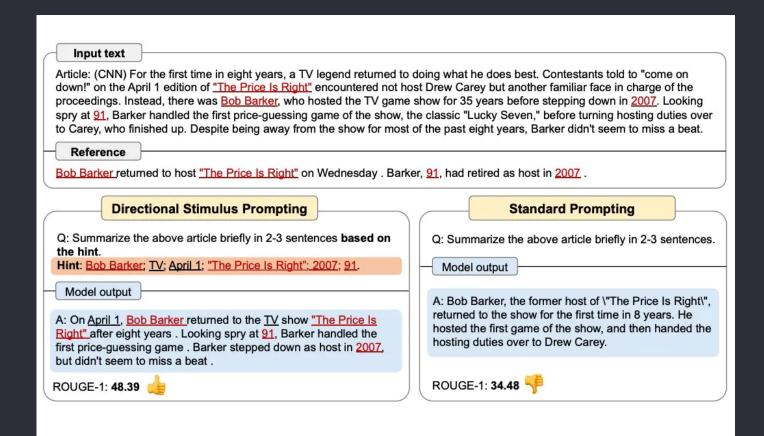
Usando una idea similar, ¿puede el modelo también ser utilizado para generar conocimiento antes de hacer una predicción?



#### Prompt de Estímulo direccional

Es una técnica reciente donde se propone dar una guía para mejorar la tarea introduciendo ciertos estímulos direccionales

Originalmente se propuso crear estos estímulos mediante un LM ajustable, pero estos tips o hints también puede ser dados por el usuario para obtener los resultados deseados.



## Algunas dificultades de LLMs

- Cita de fuentes: algunos LLMs no puede citar precisamente fuentes de información. (ya sea porque no tienen acceso a internet o no recuerdan exactamente de donde vino la información)
- Sesgos: en general las LLMs están sesgadas a generar respuestas estereotípicas. Existe la probabilidad de que se generen respuestas que pueden considerarse reprochables. Se debe tener cuidado con respecto a aplicaciones de cara a clientes finales.
- Alucinaciones: LLMs también puede generar aseveraciones falsas frente a una pregunta de la cual no conocen su respuesta.
- Matemáticas: Puede que existan dificultades en resolver algunos problemas matemáticos. Hay algunos LLMs que pueden ser parchados o ocupando otras APIs para generar la respuesta correcta.
- Prompt Hacking: Existe la posibilidad de engañar a la LLM y generar respuestas que se quiera o literalmente evadir alguna política establecida en su configuración.

### Para tener en consideración

- Al momento de construir un producto se debe tener en consideración que modelo se está utilizando.
   Frente a un mismo prompt distintos modelos generaran distintas respuestas.
- Para poder tener resultados robustos, es necesario considerar los siguientes pasos:
  - Paso 1: Investiga
    - Modelos que se quieren usar
    - Prompt que se quiere utilizar (ver recursos extra)
  - Paso 2: Experimentar e iterar
    - Utiliza un esquema de refinación, testea las respuestas generadas y adapta tus prompts de acuerdo al objetivo final.
    - Prueba agregar contexto para mejorar los resultados.
    - Pruebas distintas técnicas de prompting para ver cual es la que mejor se adapta a tus requerimientos

## Algunos recursos extra







- 1. <a href="https://www.deeplearning.ai/short-courses/">https://www.deeplearning.ai/short-courses/</a>
- 2.https://www.promptingguide.ai/es
- 3. <a href="https://learnprompting.org/">https://learnprompting.org/</a>
- 4. https://platform.openai.com/docs/introduction
- 5.https://github.com/openai/openai-cookbook
- 6.<u>http://pretrain.nlpedia.ai/</u>
- 7. <a href="https://github.com/dair-ai/Prompt-Engineering-Guide">https://github.com/dair-ai/Prompt-Engineering-Guide</a>
- 8. https://docs.cohere.com/docs/prompt-engineering

# Para practicar / experimentar:







- 1.https://www.perplexity.ai/
- 2.https://bard.google.com/?hl=en
- 3. <a href="https://openai.com/chatgpt">https://openai.com/chatgpt</a>





# Preguntas o Consultas



## Avisos y fechas importantes

#### Fechas de sesiones

- Sesión 1: martes 12 de septiembre "Design Thinking"
- Sesión 2: miércoles 13 de septiembre "LLM & Prompting"
- Sesión 3: jueves 14 de septiembre "APIS de OpenAI"
- Sesión 4: martes 26 de septiembre "Langchain"
- Sesión 5: miércoles 27 de septiembre "Casos de Uso / Wireframing"
- Sesión 6: jueves 28 de septiembre 2023 "Pitch Class y Aclaratorias generales"
   (Sesión 6 es OBLIGATORIA, deben participar a lo men

(Sesión 6 es OBLIGATORIA, deben participar a lo menos 2 integrantes del equipo)



