

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

Resumen y Perspectivas

Eduardo Morales y Hugo Jair Escalante

INAOE

Contenido

- 1 Introducción
- 2 Técnicas y tópicos no vistos
 - Curriculum Learning
 - Sesgo en los datos
 - Graph Networks
 - Topic modeling
 - Aprendizaje federado
 - Modelos de difusión
 - Agentic AI
 - Explicabilidad e Interpretabilidad
 - Neuro-Simbólico
- 3 Perspectivas y Retos
- 4 Super-Inteligencia

Introducción

Técnicas y tópicos no vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y Retos

Super-Inteligencia

Resumen

Introducción

Técnicas y tópicos no vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y Retos

Super-Inteligencia

- En el curso vimos varias de las técnicas recientes o no vistas en los otros cursos de Aprendizaje Computacional
- Existen técnicas que no vimos, y tópicos que no se trataron, por ejemplo, máquinas de Kernel, optimal transport, *stream-learning*, *BigData*, etc.
- En esta sesión revisaremos algunas de estas técnicas.

Curriculum Learning

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

- Se sabe que humanos y animales aprenden mejor cuando ejemplos son presentados de manera organizada y siguiendo un orden (de lo sencillo a lo complejo)
- CL: Al presentar ejemplos de entrenamiento a máquinas de aprendizaje de manera organizada, es posible mejorar la rapidez de convergencia y capacidades de generalización

Y. Bengio et al. Curriculum learning. Proc. of ICML, 41–48, 2009.

Curriculum Learning

Ejemplo: Aprendizaje de representaciones distribuidas de términos vía CL

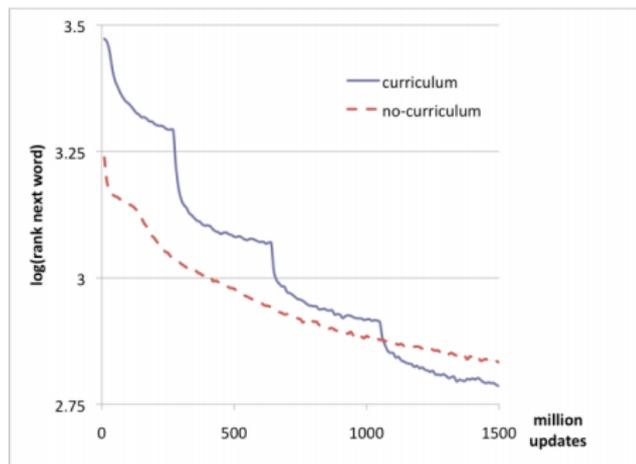
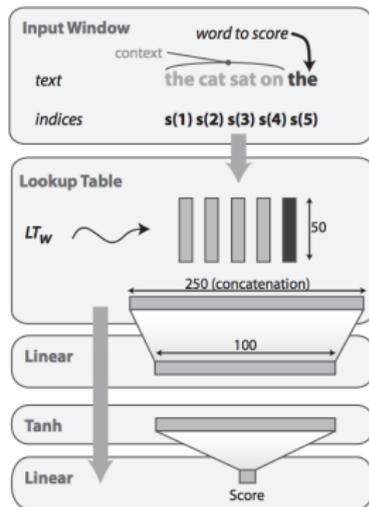


Figura: Aprendizaje de *embeddings* usando CL.

Y. Bengio et al. Curriculum learning. Proc. of ICML, 41–48, 2009.

Curriculum Learning

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

Problemas:

- ¿Cómo definir la currícula?
- ¿Cómo realizar el aprendizaje?
- Aplicaciones en modelos o problemas actuales

Y. Bengio et al. Curriculum learning. Proc. of ICML, 41–48, 2009.

Sesgo en los datos

- Métodos de aprendizaje están inherentemente sesgados a los datos en que fueron entrenados!
- Existe una preocupación creciente en el sesgo de los datos y cómo evitarlo (más ahora que ML es tan popular)

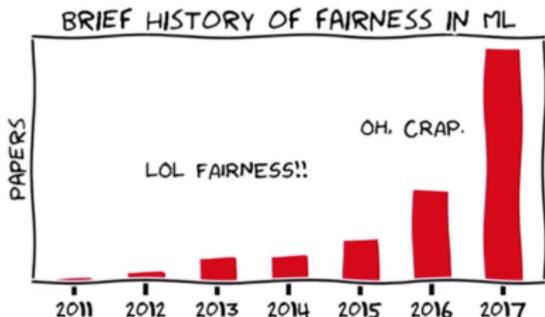
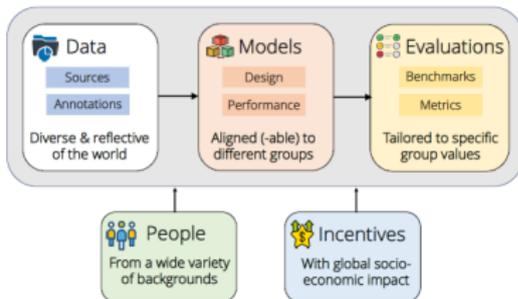


Figura: Artículos publicados en equidad.

https://www.youtube.com/watch?v=fMym_BKWQzk

Sesgo en los datos

- Algunos autores afirman que la IA es *WEIRD**, causando:
 - Falta de diversidad en datos
 - Sesgos en el performance de modelos
 - Métricas de evaluación estrechas



* WEIRD: *Western, Educated, Industrialized, Rich, and Democratic*

R. Mihalcea et al. Why AI Is WEIRD and Should Not Be This Way: Towards AI For Everyone, With Everyone, By Everyone. <https://arxiv.org/abs/2410.16315>

Sesgo en los datos

- Algunos problemas:
 - Denigración, estereotipos, falta de representación de minorías

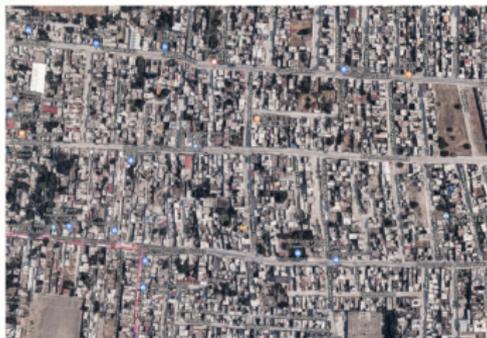
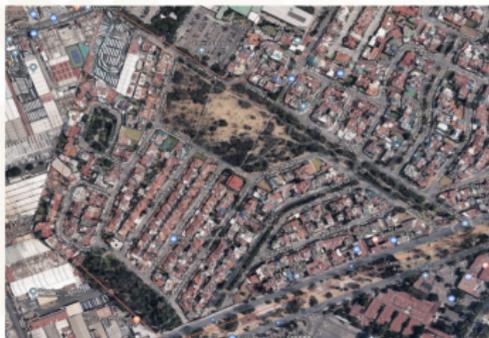


Figura: Compañías usan el CP para autorizar o no un crédito

<https://www.technologyreview.com/2019/04/30/135556/how-a-google-street-view-image-of-your-house-predicts-your-risk-of-a-car-accident/>

Sesgo en los datos

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

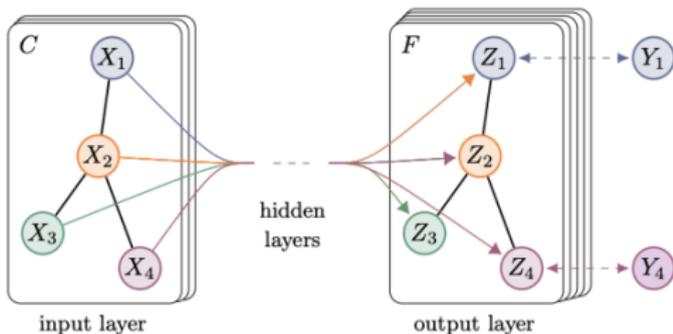
¿Cómo lidiar con el problema? **FATE**

- *Fairness*: ¿Quién se beneficia del sistema? ¿A quién puede dañar?
- *Fairness forensics*
- Delimitación de responsabilidades
- Transparencia en el modelado
- Multidisciplinariedad real
- Ética en clasificación

https://www.youtube.com/watch?v=fMym_BKWQzk

Graph networks

- Redes neuronales que procesan grafos, las entradas son grafos y las salidas pueden ser grafos, etiquetas para grafos completos, etiquetas para nodos o aristas
- Se enfocan en resolver problemas de predicción estructurada en entradas y salidas



Thomas N. Kipf, Max Welling. Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks. ICLR 2017
 Justin Gilmer, Samuel S. Schoenholz, Patrick F. Riley, Oriol Vinyals, George E. Dahl. Neural Message Passing for Quantum Chemistry. ICML 2017
 Weihua Hu, Bowen Liu, Joseph Gomes, Marinka Zitnik, Percy Liang, Vijay Pande, Jure Leskovec. Strategies for Pre-training Graph Neural Networks. ICLR 2020

Graph networks

- Idea clave: usar las redes para aprender representaciones (embeddings) de nodos, subgrafos o redes
- Aplicaciones: (i) Visualización y descubrimiento de patrones; (ii) Agrupamiento, detección de comunidades; (iii) Clasificación de nodos, aprendizaje semi-supervisado; (iv) Link prediction

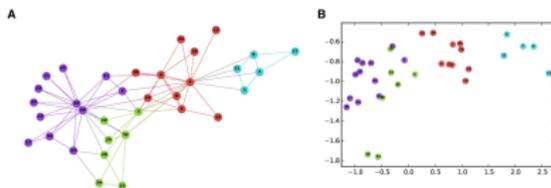


Figura: Aprendiendo embeddings para nodos.

William L. Hamilton, Rex Ying, Jure Leskovec: Representation Learning on Graphs: Methods and Applications. IEEE Data Eng. Bull. 40(3): 52-74 (2017)

Graph networks

- Idea clave: usar las redes para aprender representaciones (embeddings) de nodos, subgrafos o redes
- Aplicaciones: (i) Visualización y descubrimiento de patrones; (ii) Agrupamiento, detección de comunidades; (iii) Clasificación de nodos, aprendizaje semi-supervisado; (iv) Link prediction

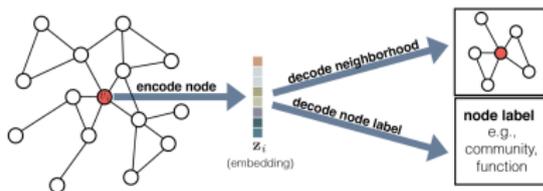


Figura: Arquitectura encoder-decoder en GNNs.

William L. Hamilton, Rex Ying, Jure Leskovec: Representation Learning on Graphs: Methods and Applications. IEEE Data Eng. Bull. 40(3): 52-74 (2017)

Topic modeling

- Modelos probabilistas para representar documentos (objetos que pueden caracterizarse con la ocurrencia o no de elementos)
- Cada documento se modela como una distribución de probabilidad sobre un conjunto de "tópicos"
- Un tópico es una distribución de probabilidad sobre las palabras/elementos (en cada tópico un conjunto de palabras tiene más probabilidad de ser muestreado)

"Arts"	"Budgets"	"Children"	"Education"
NEW	MILLION	CHILDREN	SCHOOL
FILM	TAX	WOMEN	STUDENTS
SHOW	PROGRAM	PEOPLE	SCHOOLS
MUSIC	BUDGET	CHILD	EDUCATION
MOVIE	BILLION	YEARS	TEACHERS
PLAY	FEDERAL	FAMILIES	HIGH
MUSICAL	YEAR	WORK	PUBLIC
BEST	SPENDING	PARENTS	TEACHER
ACTOR	NEW	SAYS	BENNETT
FIRST	STATE	FAMILY	MANIGAT
YORK	PLAN	WELFARE	NAMPHY
OPERA	MONEY	MEN	STATE
THEATER	PROGRAMS	PERCENT	PREIDENT
ACTRESS	GOVERNMENT	CARE	ELEMENTARY
LOVE	CONGRESS	LIFE	HAITI

Topic modeling

Introducción

Técnicas y tópicos no vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y Retos

Super-Inteligencia

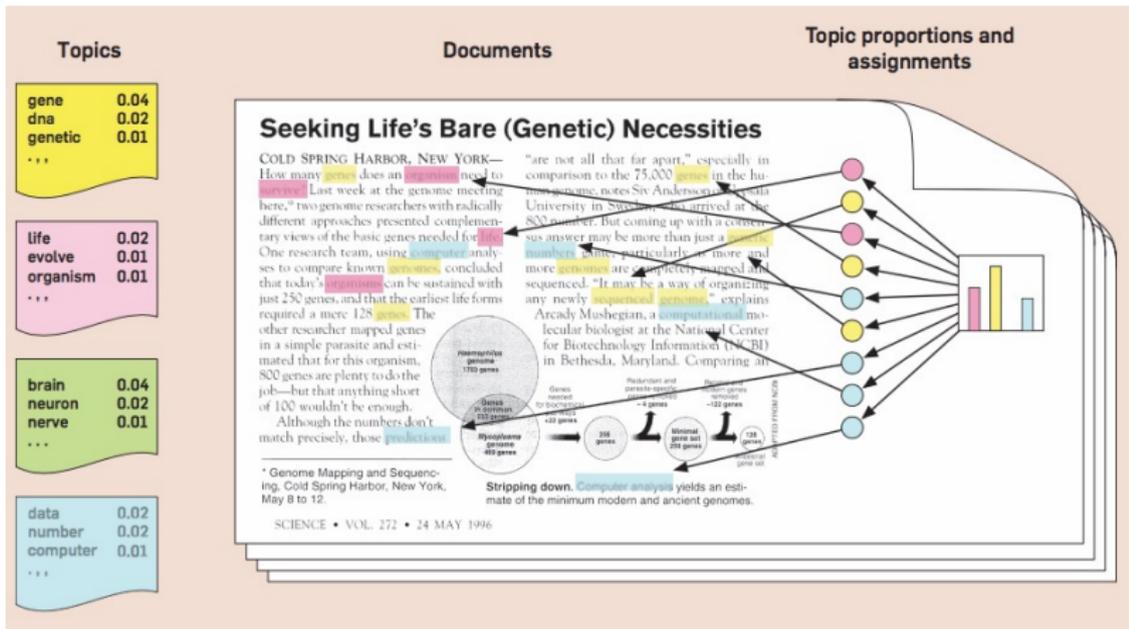
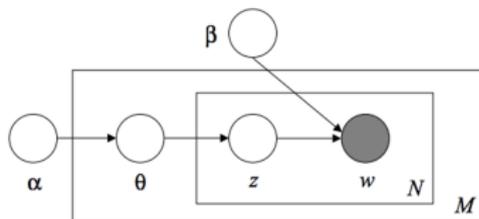


Figura: Diagrama general de modelado basado en tópicos.

Topic modeling

¿Cómo se aprenden los tópicos?

- Se asume un modelo generativo para los documentos
- Se encuentran los parámetros del modelo que maximiza probabilidad de los datos
 1. Choose $N \sim \text{Poisson}(\xi)$.
 2. Choose $\theta \sim \text{Dir}(\alpha)$.
 3. For each of the N words w_n :
 - (a) Choose a topic $z_n \sim \text{Multinomial}(\theta)$.
 - (b) Choose a word w_n from $p(w_n | z_n, \beta)$, a multinomial probability conditioned on the topic z_n .



$$p(\theta, \mathbf{z} | \mathbf{w}, \alpha, \beta) = \frac{p(\theta, \mathbf{z}, \mathbf{w} | \alpha, \beta)}{p(\mathbf{w} | \alpha, \beta)}$$

Aprendizaje federado

Motivación:

- En muchas aplicaciones se manipula información sensible de usuarios, como datos de salud, ingresos y antecedentes laborales.
- El uso de la IA/ML debe garantizar la protección de estos datos y cumplir con las normativas legales de privacidad, (e.g., GDPR en UE)
- También, la complejidad de los modelos que permiten resolver algunas tareas es enorme, inviable para algunas instituciones

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

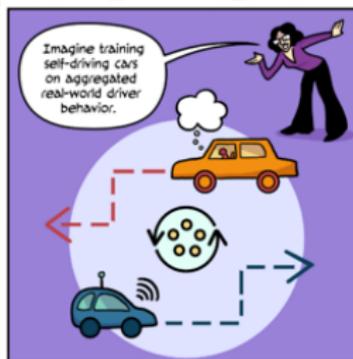
Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

Aprendizaje federado

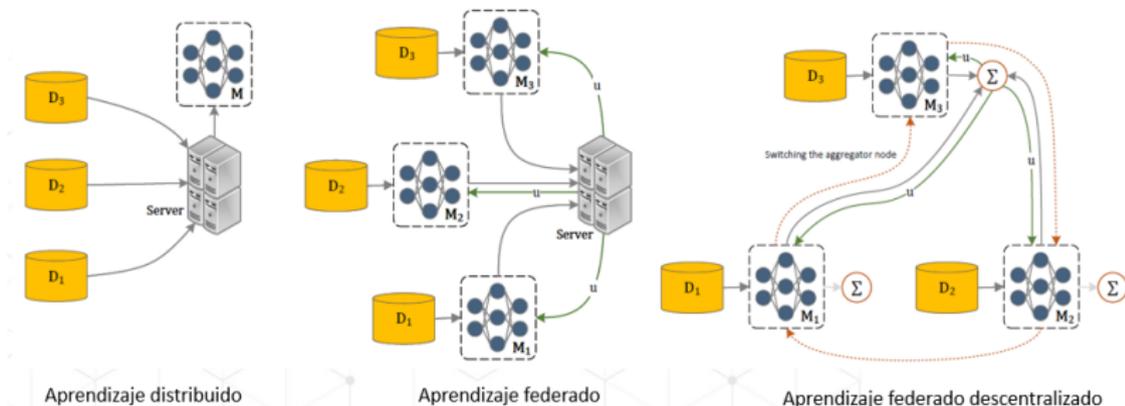
Aprendizaje que usa datos de usuarios de manera remota, mantiene privacidad de usuarios



<https://federated.withgoogle.com/>

Aprendizaje federado

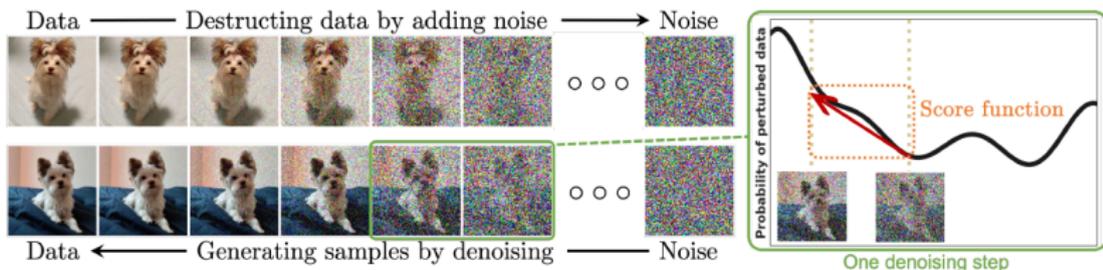
Entrenamiento distribuido, se comparten parámetros del modelo no los datos de los usuarios



Ehsan Hallaji, et al. Decentralized Federated Learning: A Survey on Security and Privacy.
<https://arxiv.org/abs/2401.17319>

Modelos de difusión

- Modelos generativos con motivación probabilista
- Aprenden a *ensuciar* iterativamente las entradas, para después generar imágenes a partir de ruido



Ling Yang, et al. Diffusion Models: A Comprehensive Survey of Methods and Applications.

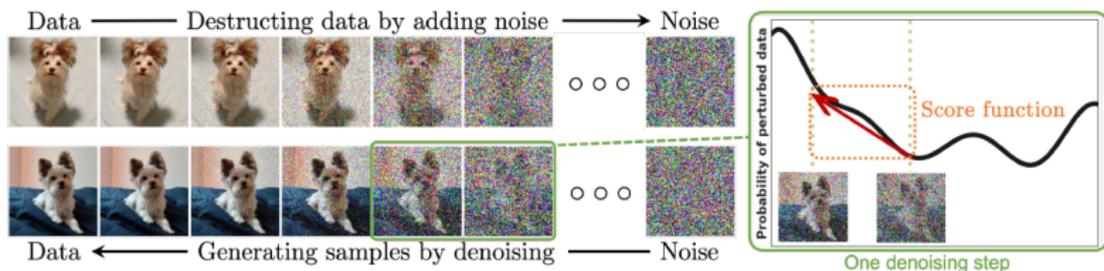
<https://arxiv.org/abs/2209.00796>

<https://blog.marvik.ai/2023/11/28/an-introduction-to-diffusion-models-and-stable-diffusion/>

Modelos de difusión

Variantes

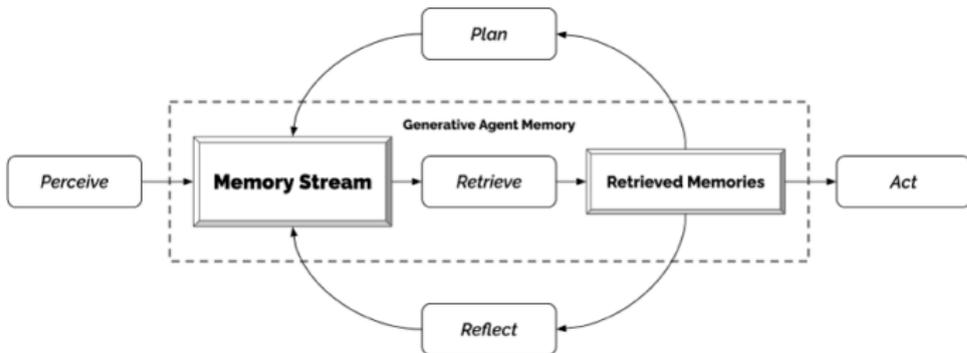
- Denoising diffusion probabilistic models
- Score-Based Generative Models
- Stochastic Differential Equations



Ling Yang, et al. Diffusion Models: A Comprehensive Survey of Methods and Applications.
<https://arxiv.org/abs/2209.00796>

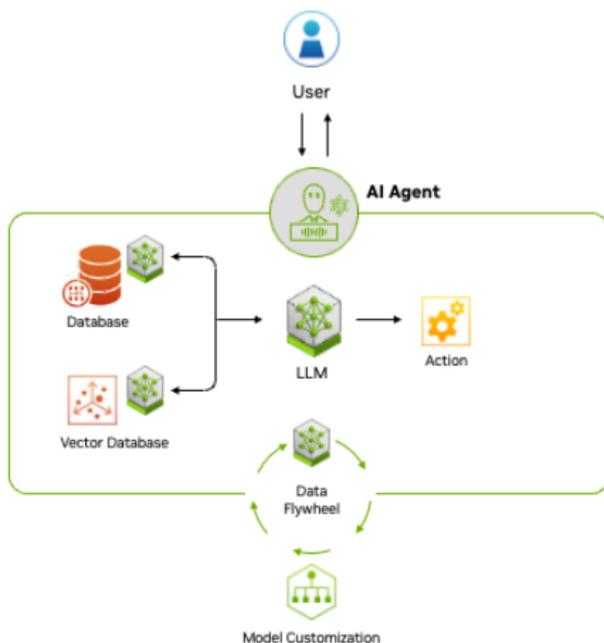
Agentic AI

- Uso de razonamientos elaborados y planeación iterativa para la solución de problemas complejos
- Permiten simulación procesos y escenarios con agentes virtuales
- Agentes que interactúan entre ellos y tienen acceso a datos privilegiados e internet



Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior. Joon Sung Park et al.
<https://arxiv.org/abs/2304.03442>

Agentic AI



<https://blogs.nvidia.com/blog/what-is-agentic-ai/>

JS Park et al. Generative Agent Simulations of 1000 People. <https://arxiv.org/abs/2411.10109>

Agentic AI

- LLMs se usan para modelar agentes
- Se pueden simular procesos que serían costosos o no éticos
- Qué tan confiables son los resultados? riesgos?



Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior. Joon Sung Park et al.

Explicabilidad e Interpretabilidad

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

- Avances en aprendizaje computacional ha permitido obtener modelos que obtiene desempeño comparable al de humanos en diversas tareas (e.g., *deepface*).
- Sin embargo, dichos modelos están limitados en cuanto a que no se puede decir mucho sobre:
 - ¿Cuál es la razón detrás de una decisión/recomendación? (explicabilidad)
 - ¿Qué explica el funcionamiento interno del modelo? (interpretabilidad)

Explicabilidad e Interpretabilidad

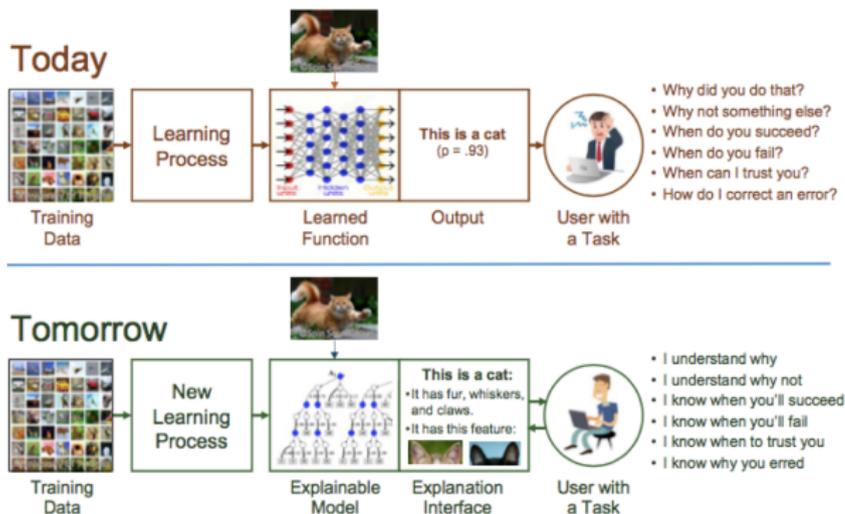


Figura: D. Gunn - DARPA.

Introducción

Técnicas y tópicos no vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y Retos

Super-Inteligencia

Explicabilidad e Interpretabilidad

- Esfuerzos actuales:
 - Análisis, interpretación, visualización de pesos de modelos
 - Explicabilidad de modelos de caja negra (e.g., explicar la superficie de decisión de un clasificador)
 - Uso de métodos de *captioning* para explicar las recomendaciones de un modelo
 - Modelos probabilistas, basados en gramáticas para explicar las decisiones de los modelos
 - Identificación de instancias prototípicas para explicar los datos

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

Neurosimbólico

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

- En los últimos años se han visto avances muy importantes en ML
- En algunas áreas ha representado un cambio de paradigma, visión, lenguaje natural, reconocimiento de voz, juegos, etc.
- Estamos en el 3er verano de IA, y aunque lejos de GAI, no necesariamente se requiere sistemas realmente inteligentes para ser útiles y se espera que el interés comercial siga
- Se cree que posiblemente se reduzca el entusiasmo, pero que no se va a tener otro invierno

A. D'Avila Garcez, L.C. Lamb (2020). Neurosymbolic AI: The 3rd wave. arXiv:2012.05876v2

Neurosimbólico

(A) The Cartoon History of AI



(B) The Cartoon History of AI



- Sin embargo, siguen las preocupaciones por seguridad, confianza, interpretabilidad y responsabilidad
- Algunos autores piensan que se está llegando a una planicie con las NN y que se requiere razonamiento simbólico

G. Marcus, E. Davis (2019). Rebooting AI: Building Artificial Intelligence We Can Trust. Pantheon Books

Introducción

Técnicas y tópicos no vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y Retos

Super-Inteligencia

Neurosimbólico

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

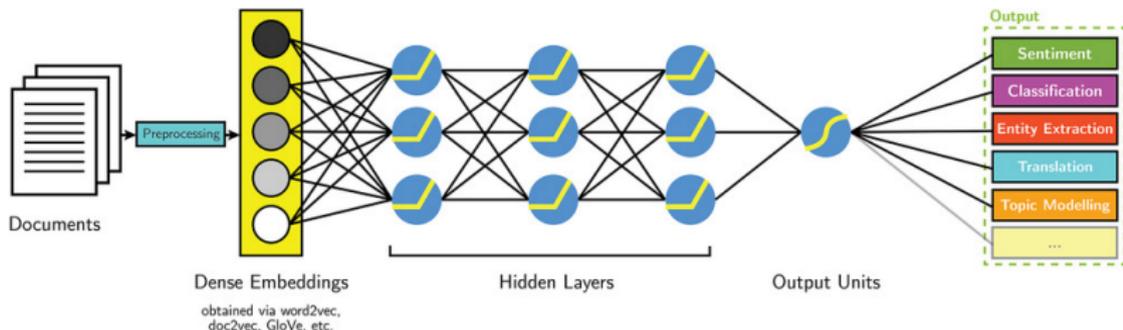
Super-
Inteligencia

- El área de neuro-simbólico ha estado presente desde hace mucho tiempo en IA, pero ha adquirido más relevancia recientemente
- Una vez que “salgan” símbolos de las redes neuronales, éstos se pueden manipular relativamente fácil
- El problema sigue siendo cómo conectarlos
- El tercer ingrediente importante es la parte probabilista
- Kautz propone una taxonomía de 6 diseños

H. Kautz (2022). The Third Summer: AAAI Robert S. Englemore Memorial Lecture. The AI Magazine 43(1): 105-125

Symbolic Neuro Symbolic

- Esta es el procedimiento estándar de DP actual para LN
- La red recibe símbolos, secuencias de palabras, las cuales se convierten en vectores (con word2vec, GloVe, etc) y pasan a una red neuronal



Symbolic[Neuro]

- Se usa una reconocedor de patrones neuronal dentro de un resolvidor de problemas simbólico
- Ejemplo, AlphaGo usa como resolvidor MCTS que usa una red neuronal como evaluador



Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

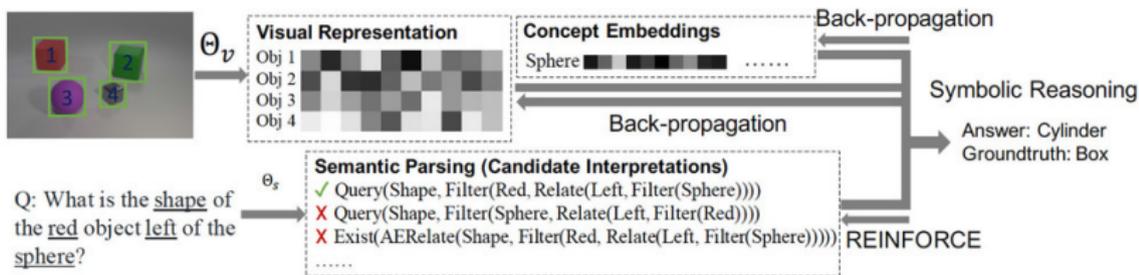
Explicabilidad e
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
RetosSuper-
Inteligencia

Neuro | Symbolic

- Una red neuronal transforma una entrada no simbólica (e.g., imágenes) a una estructura de datos simbólica que es procesada por un sistema de razonamiento simbólico. El sistema de razonamiento simbólico retroalimenta a la red neuronal
- Ejemplo, Neuro-Symbolic Concept Learning (Mao et al., 2019)



Neuro: Symbolic \rightarrow Neuro

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

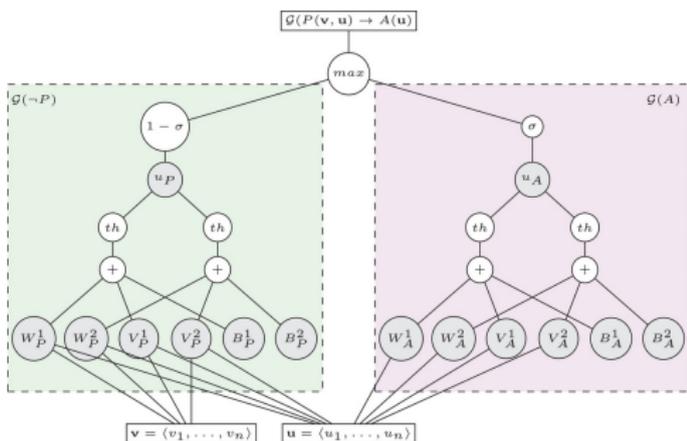
Super-
Inteligencia

- Se recibe como entrada y como salida una representación simbólica y se busca aprender este mapeo con una red neuronal
- Lample y Charton (2020) entrenan un transformer para hacer manipulación matemática simbólica

$$\text{input: } \int x^n dx \quad \text{output: } (1/n+1) x^{n+1}$$

Neuro{Symbolic}

- Transforman reglas simbólicas en patrones para estructuras jerárquicas dentro de una red neuronal
- Ejemplos: *Tensor product representations* (Smolensky et al. 2016) y *Logic tensor networks* (Serafini, Donadello y Garcez, 2017)



Neuro[Symbolic]

- Tener un razonamiento simbólico embebido dentro de una maquina neuronal
- Inspirado en D. Kahneman “Thinking fast and slow”: El Sistema 1 opera automáticamente y rápido sin mucho esfuerzo (NN) y el Sistema 2 necesita atención y esfuerzo mental (simbólico)
- El Sistema 1 está a cargo, genera una representación simbólica interna y decide cuando iniciar el Sistema 2 (que opera con estructuras simbólicas)
- La estructura simbólica podría ser parecido a lo que generan las redes neuronales que se usan en LN y la salida del razonamiento simbólico podría ser entrada a la red neuronal, de nuevo como se hacer en LN

D. Kahneman (2011). Thinking fast and slow. Penguin Books.

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

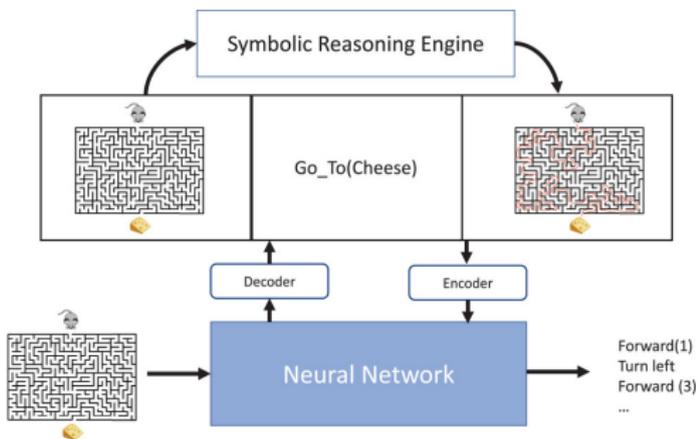
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

Neuro[Symbolic]



Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

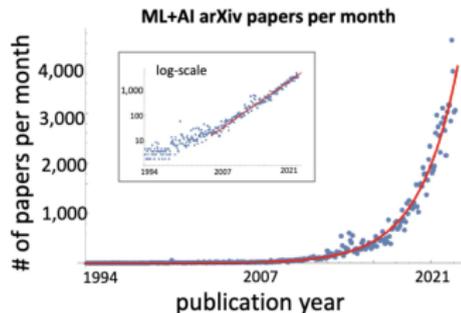
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
RetosSuper-
Inteligencia

Perspectivas

- Desde hace tiempo se tiene un desarrollo acelerado del área



Midjourney generations over time: "a hyper-realistic image of Harry Potter"

Source: [Midjourney, 2023](#)



Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistas

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

Perspectivas

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistas

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

- En parte ha sido impulsado por:
 - Interés comercial que le han dado diversos nombres y \$\$: KDD, *Big Data*, *Deep Learning*, ...
 - Generación de datos: “90% de los datos en el mundo se han generado en los últimos 2 años”
 - Poder de cómputo (CPU, GPU, ...)
- Está impactando en prácticamente todas las áreas (i.e., ciencias, artes, educación, salud, ...)
- Parecería que estamos viviendo un nuevo *Renacimiento*

Retos

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

- Aprendizaje sin (con poca) guía
- Diversos tipos de aprendizaje, concurrentes, y por largo tiempo
- Aprendizaje de “sentido común”
- Selección automática de información relevante
- Aprender con poca información
- Organización del conocimiento aprendido
- Explicabilidad

¿Qué más pasó?

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

- Las universidades dejaron de ser los protagonistas
- Los desarrollos se hicieron accesibles a todo el mundo
- Aparecieron preocupaciones de la sociedad
- Se ha invertido más dinero que el Proyecto Manhattan y el Colisionador de hadrones
- Se han creado muchas expectativas

¿Cómo estamos en México?

Introducción

Técnicas y tópicos no vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

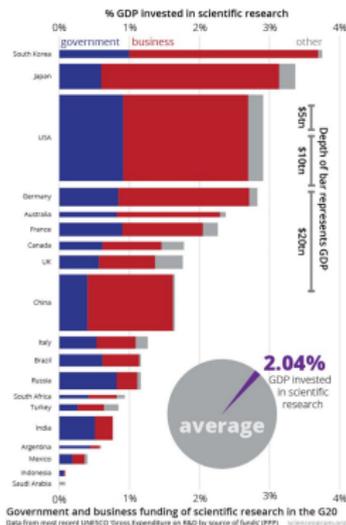
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y Retos

Super-Inteligencia

- En Primaria-Preparatoria se enseña a usar paquetes
- Existen 200+ nombres de carreras en computación e informática, muchas con deficiencias matemáticas
- En investigación hay pocos grupos, son pequeños, no se reconocen los congresos
- México invierte menos del 0.5% del PIB en CyT



¿Se puede lograr una verdadera IA?

Antes:

- Gödel (teorema de incompletés)
- Dreyfus (manipulación simbólica no es fundamento de inteligencia)
- Searle (pensamiento real y simulado)
- Penrose (se requiere conocimientos de física no incluídos en las máquinas)

Ahora:

- Barret, Hawking, Musk (“el último invento del hombre”)
- ¿Pérdida masiva de empleos?
- ¿Cuándo se tendrá una super-inteligencia y sus consecuencias?

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

Super-Inteligencia

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistas

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

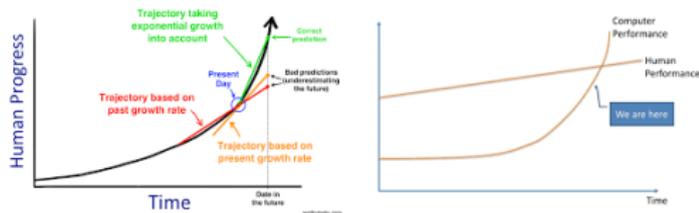
Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

- Durante muchos años, los investigadores de IA se dejaron de cuestionar si era posible crear una inteligencia artificial
- A pesar del entusiasmo inicial, el problema resultó ser mucho más difícil de lo anticipado
- Con los avances recientes, tanto en generación y acceso a datos, computadoras más veloces, y algoritmos de DL, la gente ya no se cuestiona si se va a lograr, sino cuándo y cuáles pueden ser sus consecuencias
- Algunos autores predicen que con el desarrollo actual será posible crear una super-inteligencia (entes más inteligentes que el hombre)

Super-Inteligencia



- Creer que en cuanto nos acerquemos a una inteligencia, se va a dar muy rápido la creación de una super-inteligencia
- Lo que se cree es que al crear un ente inteligente, éste va a poder desarrollar uno más inteligente y así sucesivamente (y algunos creen que se puede dar muy rápido - meses/años)
- Dadas las expectativas que se tiene se está creando una carrera hacia ésto (parecido a la carrera a la luna)

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
RetosSuper-
Inteligencia

¿Qué se espera a corto/mediano plazo?

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

- Más aplicaciones de todos tipo y más compañías que usan IA
- Pérdida de empleos y no clara su recuperación
- El surgimiento de robots de todo tipo
- Agentes especializadas con capacidades de decisión
- El no tener un sistema de IA va a ser como no tener internet ahora
- LLMs pequeños y enfocadas a ciertas áreas

¿Qué se necesita?

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

- Educación de IA y computación en todos los niveles
- Inversión en investigación y desarrollo
- IA para resolver problemas en beneficio global y no agentes que tomen decisiones, AGI o *recursive self-improvement*
- Mecanismos de verificación

¿Qué se necesita?

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

Asegurarse que la IA sirva para:

- Aumentar nuestras capacidades (vs. dependientes inútiles)
- Beneficio global (vs. aumento en la brecha entre ricos y pobres)

¿Porqué IA es más difícil de lo que se cree?¹

- Desde los inicios de IA ha tenido ciclos de primaveras e inviernos
- En los inicios se hicieron predicciones irreales por los iniciadores del área (e.g., Simon, Shannon, Minsky, ...)
- Lo mismo ocurrió con los Sistemas Expertos y el Proyecto de la Quinta Generación de Japón
- Estamos viviendo lo mismo con las redes neuronales profundas (*“aprenden atajos de las respuestas correctas”*)
- Predicciones de super-inteligencia en pocos años: Russell, Altman (OpenAI), Legg (DeepMind), Zuckerberg (Facebook)

¹M. Mitchell (2021). Why AI is harder than we think. arXiv:2104.12871v2

¿Porqué IA es más difícil de lo que se cree?: Las cuatro falacias

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

Falacia 1: Existe un continuo de IA “estrecha” (*narrow*) hacia GAI

- Muchos avances se consideran como el primer paso hacia AGI (e.g., Deep Blue, Watson, GPT-3)
- “Es como asegurar que con el primer mono que subió a un árbol se estaba avanzando hacia el primer alunizaje” (S. Dreyfus)

¿Porqué IA es más difícil de lo que se cree?: Las cuatro falacias

Falacia 2: “Las cosas fáciles son fáciles y las difíciles son difíciles”

- McCarthy: “IA es más difícil de lo que pensamos”; Minsky: “Es porque las cosas fáciles son difíciles”
- Moravac: “Es relativamente fácil hacer que las computadoras exhiban comportamiento experto en ciertas áreas y difícil o imposible que tengan las habilidades de un niño de un año cuando se trata de percepción y movilidad”
- Existe un gran desconocimiento de la complejidad de los procesos subconscientes
- Somos inconscientes de la complejidad de nuestro propio proceso de pensamiento

Introducción

Técnicas y tópicos no vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y Retos

Super-Inteligencia

¿Porqué IA es más difícil de lo que se cree?: Las cuatro falacias

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
Retos

Super-
Inteligencia

Falacia 3: El atractivo de la mnemotecnia

- El sistema “entiende”, “aprende”, “piensa”, ...
- Algunos de los *benchmarks* tienen nombres pretenciosos y se comparan con personas
- Resultados: “Un sistema de IA es mejor que las pesonas en ...”
- El problema es que esas pruebas no miden la generalidad de las habilidades

¿Porqué IA es más difícil de lo que se cree?: Las cuatro falacias

Falacia 4: Toda la inteligencia está en el cerebro

- La inteligencia se puede separar del cuerpo (*pure intelligence*)
- G. Hinton: “Para entender documentos a nivel humanos vamos a necesitar redes más grandes, pero seguramente la gente de hardware lo va a solucionar”
- Aunque los robots interactúan con el ambiente, su interacción es muy limitada
- La teoría cognitiva actual sugiere que nuestros pensamientos están asentados/asociados con la percepción, acción y las emociones, y que la mente y el cuerpo trabajan en conjunto para tener cognición (*embodied cognition*)

Introducción

Técnicas y
tópicos no
vistas

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e
Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y
RetosSuper-
Inteligencia

Conclusiones

- Se tiene un desarrollo acelerado que está impactando en todas las áreas
- Tiene el potencial de brindar grandes beneficios (si lo hacemos bien)
- Hay que cambiar la idea de máquina infalible
- Necesitamos políticas públicas
- Se requiere cambiar el esquema de desarrollo actual (yo quiero llegar la AGI antes porque yo si lo voy a hacer bien)
- No se requiere mucho conocimiento para saber que hacer algo más inteligente que tu puede no ser una buena idea

Introducción

Técnicas y tópicos no vistos

Curriculum Learning

Sesgo en los datos

Graph Networks

Topic modeling

Aprendizaje federado

Modelos de difusión

Agentic AI

Explicabilidad e

Interpretabilidad

Neuro-Simbólico

Perspectivas y Retos

Super-Inteligencia