Taller 1: Aprendizaje de Máquina Aplicado

Wilfer Esteban Garcia Cortes.

1- Significado de términos:

Big Data

 Conjunto de datos tan grandes, rápidos o complejos que no pueden procesarse con herramientas tradicionales. Se caracteriza por las 3Vs: Volumen, Velocidad y Variedad, y requiere tecnologías especializadas para almacenamiento, análisis y visualización.

Machine Learning

- Rama de la inteligencia artificial que permite a las máquinas aprender patrones a partir de datos y mejorar su desempeño en tareas específicas sin ser programadas explícitamente.

Inteligencia Artificial (IA)

 Disciplina que busca crear sistemas capaces de imitar o emular la inteligencia humana, incluyendo razonamiento, toma de decisiones, percepción, lenguaje natural y aprendizaje. El machine learning es una subárea de la IA.

Ciencia de Datos (Data Science)

 Campo interdisciplinario que combina estadística, programación, machine learning y conocimiento del dominio para extraer conocimiento, generar predicciones y apoyar la toma de decisiones a partir de datos.

Deep Learning

 Subcampo del machine learning que utiliza redes neuronales profundas para modelar relaciones complejas en los datos. Es la base de aplicaciones como reconocimiento de imágenes, procesamiento de lenguaje natural y vehículos autónomos.

Minería de Datos (Data Mining)

 Proceso de descubrir patrones, relaciones y tendencias ocultas en grandes conjuntos de datos utilizando técnicas estadísticas, de machine learning y visualización.

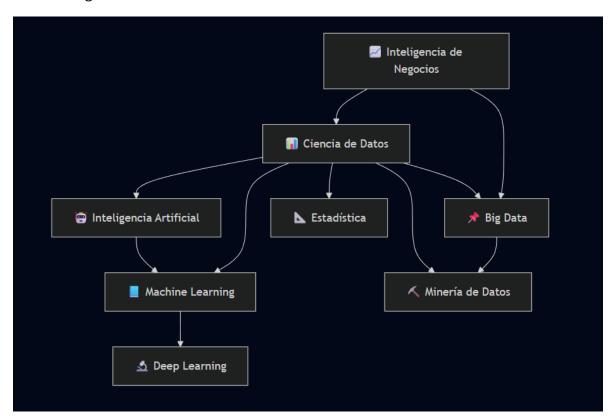
Inteligencia de Negocios (BI)

 Conjunto de estrategias, procesos y herramientas que permiten a las organizaciones analizar sus datos históricos y actuales para tomar decisiones más informadas y mejorar su desempeño.

Estadística

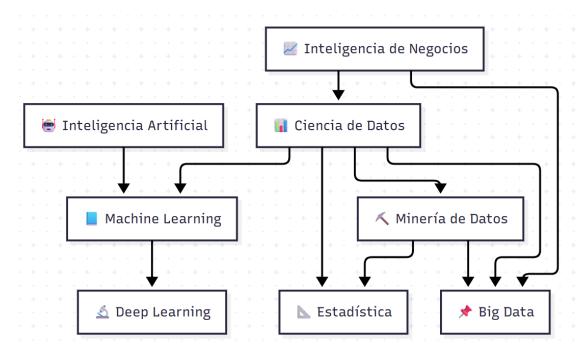
 Ciencia que estudia la recolección, organización, análisis e interpretación de datos. Proporciona las bases matemáticas para el machine learning y la ciencia de datos.

2- Diagrama de relación de términos:



- Código de Diagrama:

Diagrama mejorado teniendo presente la jerarquía de los términos:



3- Video Acerca de la aplicación de la Inteligencia artificial

https://youtu.be/A0VttaLy4sU?si=YkCbG48GAfZUq7C5&t=45

Síntesis del video:

El video presenta una nueva herramienta de Google llamada Flow, desarrollada con modelos avanzados de Google DeepMind, orientada a creadores de contenido audiovisual. Algunos puntos clave:

- ¿Para qué sirve Flow? Permite a cineastas y creadores hacer composiciones visuales complejas usando IA, con un control bastante fino sobre los resultados.
- ¿Qué hace especial a Flow? Gracias a modelos generativos, permite manipular escenas, efectos visuales, estilos, iluminación, posiblemente movimiento de cámara, etc., haciendo más accesible la creación de contenido de alta calidad sin equipos grandes o complejos.
- ¿Qué tipo de control ofrece? Aunque no todos los detalles técnicos se exponen en el resumen, se insinúa que hay prompts (instrucciones) para controlar la salida, permitiendo ajustes visuales precisos.

Impacto potencial:

- democratiza la producción audiovisual, reduce costos y barreras técnicas.
- permite iteraciones más rápidas (probar ideas visuales sin tener que montar físicamente los sets, etc.).
- puede afectar educación, publicidad, cine indie, contenidos creativos en general.

4- Transformers

Los Transformers son una arquitectura de redes neuronales introducida en 2017 ("Attention is All You Need") diseñada para procesar secuencias de datos, como texto, de manera eficiente y paralela. Su característica principal es el mecanismo de atención (self-attention), que permite al modelo identificar qué partes de la secuencia son más relevantes entre sí, sin importar la distancia entre los elementos.

En pocas palabras, un Transformer es un modelo de inteligencia artificial que usa atención en lugar de recurrencias para capturar relaciones en secuencias, lo que lo hace altamente escalable y es la base de los grandes modelos de lenguaje (LLM) como GPT, BERT o LLaMA.

a) Ideas principales de su funcionamiento:

Los Transformers son una arquitectura de redes neuronales introducida en el paper "Attention is All You Need" (Vaswani et al., 2017).

Su innovación clave fue reemplazar las redes recurrentes y convolucionales por el mecanismo de atención.

- Mecanismo de atención (Self-Attention): Permite que el modelo se concentre en distintas partes de la secuencia de entrada al procesar cada palabra. Ejemplo: en la frase "El gato se subió al árbol porque estaba asustado", el modelo puede relacionar "estaba" con "gato" y no con "árbol".
- Codificación posicional: Como los transformers no procesan tokens de manera secuencial (como RNN), se añade información de posición para que el modelo sepa el orden de las palabras.
- Escalabilidad: Su estructura paralelizable (a diferencia de las RNN) permite entrenar con enormes cantidades de datos y hardware especializado (GPUs/TPUs).

En resumen: los transformers procesan secuencias enteras en paralelo, usando atención para capturar relaciones entre tokens sin importar la distancia entre ellos.

b) Aplicaciones:

Los transformers revolucionaron la IA porque son muy versátiles. Algunas aplicaciones:

- Procesamiento de lenguaje natural (PLN):
 - o Traducción automática (Google Translate, DeepL).
 - o Resúmenes automáticos.
 - Chatbots conversacionales (ChatGPT, Bard, Copilot).
- Visión por computadora:
 - Modelos como Vision Transformers (ViT) para clasificación de imágenes.
 - o Generación de imágenes (DALL·E, Stable Diffusion).

Multimodalidad:

 Modelos que combinan texto, imagen, audio y video (ej: GPT-4o, Gemini).

- Biología y medicina:
 - o Predicción de estructuras de proteínas (AlphaFold).

Otros campos: recomendadores, análisis de series temporales, música generativa, robótica, etc.

c) Qué son los grandes modelos de lenguaje (LLM) y su relación con los transformers:

- Un LLM (Large Language Model) es un modelo entrenado con miles de millones de parámetros y enormes cantidades de texto, capaz de entender y generar lenguaje natural.
- Ejemplos: GPT (OpenAI), LLaMA (Meta), PaLM (Google), Claude (Anthropic).
- Relación con transformers:
 - Los LLM usan la arquitectura Transformer como base.
- En particular, suelen usar el bloque Decoder del Transformer para generación de texto.
- La atención es clave para capturar dependencias entre palabras en contextos largos.

Los LLM son aplicaciones masivas de la arquitectura Transformer entrenadas con cantidades enormes de datos y cómputo.

d) Cómo se entrena un LLM conversacional:

Entrenar un LLM conversacional implica varias fases:

- 1- Preentrenamiento (Pretraining):
- El modelo se entrena en un corpus gigantesco de texto (libros, artículos, sitios web) con la tarea de predecir la siguiente palabra (next-token prediction).
- Ejemplo: "El perro está en la ____" → modelo aprende a predecir "casa", "calle", etc.
- 2- Ajuste fino supervisado (Fine-tuning):

- Se entrena con datos más específicos (ej: diálogos de soporte, preguntas y respuestas).
- Busca que el modelo no solo prediga texto, sino que lo haga de forma útil y coherente en contextos conversacionales.
- 3- Entrenamiento con retroalimentación humana (RLHF Reinforcement Learning with Human Feedback):
- Personas evalúan las respuestas del modelo.
- Se entrena un modelo de recompensa que guía al LLM a dar respuestas más útiles, seguras y alineadas con valores humanos.
- 4- Optimización continua:
- Actualizaciones con nuevos datos.
- Filtros para reducir sesgos y errores.
- Posible integración multimodal (texto + imágenes + audio).

5-Ejericios

- Escriba un programa en Python que reciba como entrada un número entero e imprima como salida el número siguiente a ese valor.

```
# Programa que imprime el número siguiente a un valor dado
# Solicitar al usuario un número entero
numero = int(input("Ingrese un número entero: "))
# Calcular el número siguiente
siguiente = numero + 1
# Mostrar el resultado
print("El número siguiente es:", siguiente)
```

Discusión:

- El programa funciona correctamente con enteros positivos, negativos y cero.
- No funciona si el usuario escribe un texto o número decimal, porque usamos int(input(...)).

- En entornos de evaluación automática (como UNCode o jueces online), no se recomienda mostrar mensajes como "Ingrese un número entero:", ya que la entrada y salida deben ser exactas. En ese caso, el código quedaría más limpio:

```
numero = int(input())
print(numero + 1)
```

6- Ejercicio de otras clases:

Tarea: Escribir un programa en Python que reciba una palabra y devuelva si es un palíndromo (es decir, si se lee igual de izquierda a derecha que de derecha a izquierda).

Ejemplo:

- Entrada: radar → Salida: Sí, es palíndromo
- Entrada: hola → Salida: No, no es palíndromo

```
palabra = input().strip().lower()
if palabra == palabra[::-1]:
    print("Sí, es palíndromo")
else:
    print("No, no es palíndromo")
```

Discusión de los resultados:

El LLM entendió el problema y generó código correcto y funcional.

Aplicó buenas prácticas:

- .strip() → elimina espacios en blanco.
- .lower() → hace la comparación sin importar mayúsculas.
- [::-1] → forma sencilla de invertir la cadena en Python.

Limitaciones y Mitigaciones

- El LLM no ejecuta el código por sí mismo, solo lo propone. Hay que probarlo en un entorno Python.
- Podría generar código más complejo de lo necesario si no se le pide simplicidad.
- No siempre valida entradas incorrectas (ejemplo: números, cadenas vacías).

7- Posibilidades frente a la Inteligencia Artificial General

Argumentos a favor de la posibilidad de una AGI

Progreso acelerado en IA actual:

- Los modelos de lenguaje grandes (LLM) y arquitecturas como Transformers muestran habilidades emergentes (razonamiento básico, programación, multimodalidad).
- La tendencia sugiere que más datos, más parámetros y mejores algoritmos pueden llevar a sistemas con mayor generalidad.

La mente humana también es un sistema físico:

 Si el cerebro humano es un sistema biológico que procesa información, en principio puede replicarse o simularse en máquinas con suficiente poder computacional.

Evidencia en dominios diversos:

- Ya existen IAs capaces de superar a humanos en áreas específicas: ajedrez,
 Go, generación de imágenes, análisis de proteínas.
- Esto indica que no hay una "barrera fundamental" que impida avanzar hacia una inteligencia más general.

Incremento en multimodalidad:

- Modelos que integran texto, imagen, audio y video se acercan más a la flexibilidad humana para procesar información diversa.

Argumentos en contra de la posibilidad de una AGI

Complejidad de la cognición humana:

- La inteligencia humana no es solo procesamiento de información, también involucra emociones, consciencia, intuición, creatividad y contexto cultural, difíciles de modelar en máquinas.

Escalabilidad no garantiza generalidad:

- Aumentar parámetros y datos mejora el rendimiento en tareas específicas, pero no asegura que surja "inteligencia general".
- Los modelos actuales son buenos "predictores de patrones", no pensadores autónomos.

Limitaciones computacionales y energéticas:

 El cerebro humano es mucho más eficiente energéticamente que los supercomputadores. Replicar su nivel de procesamiento podría ser impráctico o inviable a gran escala.

Falta de una teoría unificada de la mente:

- No comprendemos completamente cómo funciona la conciencia, la creatividad o la motivación humana.
- Sin una teoría clara, replicar estas capacidades en máquinas puede ser imposible o muy lejano.

Problemas éticos y de control:

- Incluso si fuese posible, su desarrollo puede estar limitado por riesgos existenciales, regulaciones o dilemas éticos.

Síntesis:

A favor: el progreso actual en IA y la naturaleza física del cerebro sugieren que es posible alcanzar una AGI.

En contra: las diferencias fundamentales entre modelos de IA y cognición humana, más las limitaciones técnicas y éticas, indican que aún podría estar muy lejos o incluso ser inalcanzable.

8- Riesgos e implicaciones éticas de la inteligencia artificial.

Riesgos de la Inteligencia Artificial

1. Sesgo y discriminación algorítmica

- Si los datos de entrenamiento contienen prejuicios, la IA los aprende y amplifica.
- Ejemplo: sistemas de contratación que favorecen a ciertos géneros o etnias.

2. Pérdida de empleos y transformación laboral

- Automatización de tareas rutinarias y también de trabajos especializados (traducción, programación, diseño).
- Riesgo de aumento en la desigualdad si no se crean nuevas oportunidades.

3. Desinformación y manipulación

 Deepfakes, generación de noticias falsas o bots automatizados pueden usarse para manipular opinión pública y elecciones.

4. Privacidad y vigilancia masiva

 El uso de IA en cámaras, redes sociales o sistemas de monitoreo puede llevar a violaciones de privacidad y control excesivo.

5. Seguridad y uso malintencionado

- Hackeos más sofisticados, ciberataques, armas autónomas.
- Riesgo de que actores estatales o criminales usen la IA con fines bélicos.

6. Dependencia tecnológica

 Un exceso de confianza en sistemas de IA puede hacer que humanos pierdan autonomía en la toma de decisiones críticas (ejemplo: medicina, justicia, transporte).

Implicaciones Éticas

1. Responsabilidad y rendición de cuentas

 ¿Quién es responsable si una IA toma una decisión dañina? ¿El programador, la empresa, el usuario?

2. Transparencia y explicabilidad

 Los sistemas de IA deben ser auditables: entender cómo llegaron a una decisión, especialmente en campos críticos (justicia, salud).

3. Justicia y equidad

 Se debe garantizar que los algoritmos no perpetúen ni refuercen desigualdades sociales.

4. Consentimiento informado

 Los usuarios deben saber cuándo interactúan con una IA y qué datos se están recolectando.

5. Derechos humanos y autonomía

 La IA no debe violar derechos fundamentales ni reemplazar completamente la autonomía humana en decisiones vitales.

6. Impacto a largo plazo (AGI y superinteligencia)

 Existe preocupación sobre cómo controlar sistemas que pudieran superar la inteligencia humana en general, para evitar riesgos existenciales.

Respaldo en Github:

https://github.com/EstebanGarcia66/Taller1-Aprendizaje-de-maquina