



**TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO**

Instituto Tecnológico Nacional de México, Campus Culiacán

Semestre VIII

Inteligencia Artificial

11:00 – 12:00

Zuriel Dathan Mora Félix

**Unidad 2, Tarea 1: Ejemplos prácticos de los
paradigmas de la inteligencia artificial**

Meza López Jorge Gael

Félix Avendaño Mateo

09 de octubre del 2025. Culiacán, Sinaloa

Ejemplos prácticos para cada paradigma de la inteligencia artificial:

1. Enfoque Simbólico (Sistemas Expertos)

- **Asistentes médicos virtuales:** Sistemas como MYCIN ayudan a diagnosticar enfermedades basándose en reglas médicas.
- **Sistemas de planificación automática:** Utilizados en logística para optimizar el uso de recursos en fábricas o cadenas de suministro.
- **Sistemas de recomendación de productos:** Usan reglas predefinidas para sugerir productos a clientes en plataformas de comercio electrónico.

2. Enfoque Conexionista (Redes Neuronales)

- **Desbloqueo facial en teléfonos:** Usa redes neuronales para reconocer rostros y permitir acceso a dispositivos.
- **Detección de fraudes bancarios:** Analiza patrones de transacciones sospechosas para prevenir fraudes.
- **Traducción automática de idiomas:** Servicios como Google Translate utilizan redes neuronales para traducir textos con mayor precisión.

3. Enfoque Bioinspirado (Algoritmos de enjambre)

- **Optimización de rutas de entrega:** Empresas de logística usan algoritmos de enjambre para encontrar las rutas más eficientes.
- **Diseño de redes de telecomunicaciones:** Se optimizan las conexiones entre nodos para mejorar la transmisión de datos.
- **Control de drones en enjambre:** Coordinación de múltiples drones para exploración, rescate o vigilancia.

4. Enfoque Probabilístico (Modelos basados en probabilidad)

- **Seguimiento de vehículos en carreteras:** Usando el filtro de Kalman para predecir su trayectoria en mapas GPS.
- **Corrección de errores en mensajes de texto:** Predice la palabra que el usuario intentaba escribir a partir del contexto.
- **Predicción del clima:** Modelos probabilísticos que estiman condiciones meteorológicas con base en datos históricos y mediciones actuales.

5. Enfoque Computacional (Búsqueda heurística y algoritmos de planificación)

- **Navegación en aplicaciones de mapas:** Google Maps usa algoritmos como A* para encontrar la ruta más corta.
- **Inteligencia artificial en videojuegos:** Enemigos en juegos utilizan búsqueda heurística para moverse estratégicamente.
- **Optimización de tráfico en ciudades inteligentes:** Sistemas que ajustan los semáforos en función del flujo vehicular para evitar congestionamientos.

1. Enfoque Simbólico

La inteligencia artificial (IA) simbólica es un subcampo de la IA que se centra en el procesamiento y la manipulación de símbolos o conceptos, en lugar de datos numéricos. El objetivo de la IA simbólica es construir sistemas inteligentes que puedan razonar y pensar como los humanos, representar y manipular el conocimiento y el razonamiento en función de reglas lógicas.

Los algoritmos de IA simbólica funcionan mediante el procesamiento de símbolos, que representan objetos o conceptos del mundo, y sus relaciones. El enfoque principal de la IA simbólica es utilizar la programación basada en la lógica, en la que se utilizan reglas y axiomas para hacer inferencias y deducciones.

Ejemplos de aplicaciones de IA simbólica en el mundo real

Los sistemas expertos son programas que imitan el razonamiento de un especialista en un dominio específico. En el ámbito médico, existen sistemas como MYCIN, que fue desarrollado en la década de 1970 para ayudar a los doctores a diagnosticar enfermedades infecciosas.

Un ejemplo práctico puede ser cuando un paciente presenta fiebre alta y dolor de cabeza. El sistema pregunta si hay erupciones en la piel y si ha viajado recientemente. Con base en las respuestas, determina si hay sospecha de dengue, gripe u otra enfermedad.

Las ventajas que se pueden encontrar al aplicar este modelo son las siguientes:

- **Explicabilidad y Transparencia:** Los sistemas basados en reglas ofrecen recomendaciones médicas con una lógica clara y justificable, lo que permite a los médicos y pacientes entender cómo se llegó a una conclusión.
- **Consistencia en el Diagnóstico:** El modelo simbólico siempre sigue las mismas reglas para evaluar síntomas y enfermedades, evitando variaciones en el diagnóstico que podrían depender de la interpretación subjetiva de un profesional de salud.

Algunas de las limitantes que puede presentar el modelo en este ámbito pueden ser las siguientes:

- **Conocimiento incompleto:** la IA simbólica requiere un conocimiento completo y bien definido para funcionar correctamente. En dominios en los que el conocimiento es incompleto, la IA simbólica puede no ser eficaz.

- Dificultad para manejar información incierta o ambigua: la IA simbólica se basa en representaciones precisas e inequívocas del conocimiento, lo que limita su capacidad de razonar eficazmente con datos inciertos o ambiguos.

Otro ejemplo donde podría ser aplicado el enfoque simbólico es en un sistema de recomendación de productos. En una plataforma de comercio electrónico, un sistema de recomendación simbólico puede sugerir productos complementarios según reglas predefinidas. Por ejemplo, si un usuario agrega un teléfono móvil a su carrito de compras, el sistema recomendará accesorios relacionados, como fundas y cargadores.

El modelo se basa en reglas de tipo SI-ENTONCES, estructuradas en una base de conocimientos:

- SI el usuario compra un teléfono móvil, ENTONCES recomendar una funda compatible y un cargador.
- SI el usuario compra una laptop, ENTONCES recomendar una mochila para laptop y un mouse inalámbrico.
- SI el usuario ha comprado varios productos de cocina, ENTONCES sugerir utensilios adicionales (por ejemplo, si compra una licuadora, recomendar vasos térmicos).

Las ventajas que podemos encontrar al aplicar este enfoque en este sistema son las siguientes:

- Simplicidad y eficiencia: No requiere grandes volúmenes de datos ni modelos de aprendizaje automático complejos.
- Explicabilidad: Puede justificar sus recomendaciones con base en reglas predefinidas.
- Fácil mantenimiento: La estructura de reglas permite modificar las recomendaciones sin necesidad de reentrenar un modelo.

Las desventajas que podrían presentarse al momento de aplicar este modelo serían las siguientes:

- Falta de personalización: No adapta las recomendaciones según el comportamiento o preferencias individuales del usuario.
- Dependencia de reglas manuales: La efectividad del sistema depende de la calidad y actualización constante de las reglas.
- Limitaciones en la adaptabilidad: No puede identificar nuevas tendencias de compra sin intervención manual.

2. Enfoque conexionista

Se basa en redes neuronales artificiales inspiradas en el cerebro humano. Este enfoque es capaz de aprender de datos y adaptarse a nuevas situaciones. Se ha utilizado con éxito en aplicaciones como el reconocimiento de imágenes y el procesamiento del lenguaje natural. Sin embargo, puede ser difícil entender cómo funcionan las redes neuronales.

Podemos tomar como ejemplo a las redes neuronales convolucionales (CNN), las cuales se utilizan ampliamente en el reconocimiento facial para identificar personas en imágenes o videos.

Las aplicaciones para este ejemplo en particular pueden ser muy amplias, es implementado en el desbloqueo de teléfonos inteligentes, sistemas de seguridad, software de redes sociales, entre otros ejemplos.

Las ventajas que podemos encontrar al aplicar este modelo en el ámbito de reconocimiento facial son los siguientes:

- **Alta precisión:** Las redes neuronales profundas pueden procesar grandes volúmenes de datos y aprender patrones complejos, mejorando su precisión con el tiempo.
- **Adaptabilidad:** El modelo puede reconocer rostros en diversas condiciones, como iluminación variable, ángulos distintos y expresiones faciales cambiantes.
- **Automatización:** Los modelos conexionistas procesan imágenes en milisegundos, permitiendo respuestas rápidas en aplicaciones de autenticación y vigilancia.

Como desventajas podemos encontrar los siguientes puntos:

- **Requiere Grandes Volúmenes de Datos y Procesamiento:** Para lograr alta precisión, el modelo necesita entrenarse con millones de imágenes, lo que implica un alto costo computacional y almacenamiento.
- **Posible Sesgo en la Identificación:** Si el modelo se entrena con datos no representativos, puede presentar sesgos y cometer errores, especialmente en la identificación de personas de diferentes etnias o géneros.
- **Problemas éticos:** El reconocimiento facial plantea preocupaciones sobre el uso indebido de datos personales, vigilancia masiva y potenciales violaciones de la privacidad.

Otro ámbito en el que se puede aplicar este enfoque es en los vehículos autónomos. Los vehículos autónomos hacen uso de redes neuronales profundas y aprendizaje por refuerzo para interpretar el entorno y tomar decisiones en tiempo real. Como ejemplo podemos tomar la tecnología de los vehículos Tesla, la cual emplea redes neuronales para detectar señales de tránsito, peatones y otros vehículos. O también podemos tomar como ejemplo a las asistencias al conductor, como lo sería el sistema Super Cruise, las cuales emplean este enfoque para que el coche pueda moverse de manera parcialmente autónoma.

Entre las ventajas que podemos encontrar al incorporar este modelo a los sistemas automovilísticos son los siguientes:

- **Aprendizaje a partir de datos:** Las redes neuronales, que son la base del paradigma conexionista, pueden aprender de grandes volúmenes de datos. En la conducción autónoma, esto es esencial, ya que los vehículos deben aprender a reconocer una variedad de situaciones y escenarios en diferentes entornos de tráfico.
- **Detección de patrones complejos:** Las redes neuronales son muy eficaces para detectar patrones complejos en grandes cantidades de datos, lo que es crucial en la conducción autónoma para interpretar señales de tráfico, peatones, otros vehículos y condiciones de carretera.
- **Resiliencia ante errores:** El modelo conexionista puede ser más robusto a ciertos tipos de errores debido a su naturaleza distribuida y la capacidad de adaptarse a variaciones o imprecisiones en los datos.

Las siguientes desventajas también pueden ser encontradas en este sistema:

- **Dependencia de grandes cantidades de datos:** El entrenamiento de redes neuronales efectivas requiere enormes cantidades de datos etiquetados de alta calidad. Recopilar y etiquetar estos datos para entrenar un modelo adecuado de conducción autónoma es un proceso costoso y puede ser un reto logístico.
- **Consumo computacional:** Las redes neuronales profundas requieren una gran capacidad computacional para su entrenamiento y ejecución. Esto puede resultar en costes elevados tanto en términos de hardware como de energía, lo cual es una preocupación en el contexto de vehículos autónomos.
- **Limitación en situaciones no previstas:** Pueden tener dificultades con situaciones extremadamente inusuales o poco comunes que no fueron bien representadas durante el entrenamiento, lo que puede generar comportamientos no deseados o errores en situaciones críticas.

Bibliografía

DeepMind. (2016). *Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search*.

DeepMind. <https://deepmind.com>

MIT Technology Review. (2021). The future of autonomous vehicles. MIT Technology Review.

<https://www.technologyreview.com>

NVIDIA. (2021). AI and deep learning for autonomous vehicles. NVIDIA.

<https://www.nvidia.com/en-us/self-driving-cars/>

The Verge. (2021). How self-driving cars work: The role of AI and machine learning. The

Verge. <https://www.theverge.com>