

Introducción a la Inteligencia Computacional

Materia: Fundamentos de Inteligencia Artificial

Prof. D.Sc. BARSEKH-ONJI Aboud

Facultad de Ingeniería
Universidad Anáhuac México

7 de diciembre de 2025

Agenda

1. Inteligencia Artificial e Inteligencia Computacional
2. Ramas Principales de la Inteligencia Artificial
 - 2.1 Aprendizaje Automático de Máquina
 - 2.2 Aprendizaje Profundo
 - 2.3 Modelos de Lenguaje y Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP)
3. Tipos de Inteligencia Computacional
 - 3.1 Redes Neuronales Artificiales
 - 3.2 Computación Evolutiva
 - 3.3 Lógica Difusa y Sistemas Difusos
 - 3.4 Inteligencia de Enjambre
 - 3.5 Sistemas Inmunes Artificiales

Definiendo la Inteligencia

Punto de Partida: La Inteligencia Humana

La inteligencia humana es un espectro de capacidades cognitivas: razonamiento, aprendizaje, resolución de problemas, percepción, lenguaje y creatividad. Trasladar esto a una máquina es un desafío complejo.

Definiciones de Inteligencia Artificial (IA)

Existen diferentes enfoques para definir la IA:

- **Enfoque Humano:** Sistemas que piensan o actúan como humanos.
- **Enfoque Racional:** Sistemas que piensan o actúan racionalmente. El enfoque del **agente racional**, que toma la mejor decisión posible dada la información disponible, ha ganado gran tracción en la investigación.

La Prueba de Turing (1950)

Un Punto de Inflexión Histórico

Propuesta por Alan Turing, busca responder a la pregunta: ¿pueden pensar las máquinas?

- **El Juego:** Un evaluador humano se comunica por texto con dos entidades ocultas: una máquina y un humano.
- **El Veredicto:** Si el evaluador no puede distinguir de manera fiable cuál es la máquina, se dice que esta ha superado la prueba y exhibe un comportamiento inteligente.

Críticas y Debate

Aunque es un referente cultural, la prueba ha sido muy debatida. Argumentos como la 'Habitación China' de John Searle cuestionan si realmente mide la **comprensión genuina** o solo una **simulación sofisticada** del lenguaje.

Inteligencia Computacional (IC)

Definición

La IC es 'el estudio de mecanismos **adaptativos** para permitir o facilitar el comportamiento inteligente en entornos complejos y cambiantes'. El énfasis está en la **adaptación** y el **aprendizaje**.

Habilidades Centrales de los Sistemas de IC

Estos sistemas demuestran una habilidad intrínseca para:

- Aprender de la experiencia.
- Adaptarse a nuevas situaciones.
- Generalizar el conocimiento a casos no vistos.
- Descubrir patrones ocultos en los datos.

IA vs. IC: Un Enfoque Distintivo

Inteligencia Artificial (General)

Es un campo amplio que también abarca enfoques simbólicos, lógicos y basados en el conocimiento explícito, como los sistemas expertos clásicos.

Inteligencia Computacional (Específico)

Es una rama de la IA con un enfoque distintivo en algoritmos a menudo **inspirados en la naturaleza**. Se centra en paradigmas como:

- Redes Neuronales Artificiales
- Computación Evolutiva
- Lógica Difusa
- Inteligencia de Enjambre

Agenda

1. Inteligencia Artificial e Inteligencia Computacional
2. Ramas Principales de la Inteligencia Artificial
 - 2.1 Aprendizaje Automático de Máquina
 - 2.2 Aprendizaje Profundo
 - 2.3 Modelos de Lenguaje y Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP)
3. Tipos de Inteligencia Computacional
 - 3.1 Redes Neuronales Artificiales
 - 3.2 Computación Evolutiva
 - 3.3 Lógica Difusa y Sistemas Difusos
 - 3.4 Inteligencia de Enjambre
 - 3.5 Sistemas Inmunes Artificiales

Aprendizaje Automático de Máquina (Machine Learning)

Definición

El Aprendizaje Automático (ML) es una rama de la IA cuyo objetivo es desarrollar modelos que permitan a los sistemas informáticos mejorar su rendimiento en una tarea a través de la experiencia, es decir, **aprendiendo de los datos** sin necesidad de ser programados explícitamente para cada detalle.

Concepto Clave: Generalización

Es la capacidad de un modelo de ML para funcionar bien y hacer predicciones precisas con **datos no vistos previamente**. Es el objetivo crucial del proceso de aprendizaje.

Principales Categorías de Aprendizaje Automático

Aprendizaje Supervisado

El algoritmo aprende de datos **etiquetados**, donde cada entrada tiene una salida correcta conocida. El objetivo es predecir la salida para nuevas entradas.

Aprendizaje No Supervisado

El algoritmo trabaja con datos **sin etiquetar**. El objetivo es descubrir patrones, estructuras o agrupaciones inherentes en los datos.

Aprendizaje por Refuerzo

Un agente aprende a tomar decisiones interactuando con un **entorno**. El objetivo es aprender una estrategia que maximice una **recompensa** acumulada.

Principales Categorías de Aprendizaje Automático

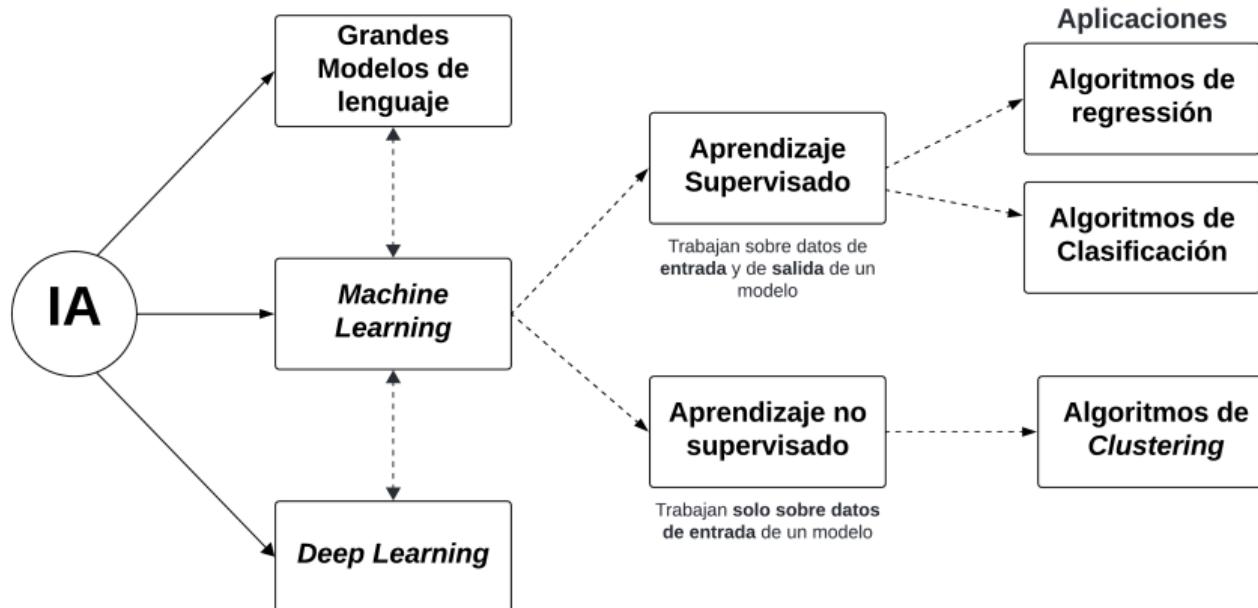


Figura 1: Paradigmas del Aprendizaje Automático.

Analogía

Es como enseñarle a un niño la diferencia entre un perro y un gato: le muestras fotos etiquetadas ('esto es un perro', 'esto es un gato') y supervisas su aprendizaje. El modelo aprende a mapear una entrada (imagen) a una salida (etiqueta).

Tareas Típicas

- **Clasificación:** Predecir una etiqueta categórica.
 - Ej: 'spam' o 'no spam', tipo de animal en una foto.
- **Regresión:** Predecir un valor continuo.
 - Ej: precio de una casa, temperatura de mañana.

Aprender por Prueba y Error

Aprendizaje No Supervisado

El algoritmo explora datos sin etiquetar para encontrar patrones por sí mismo.

- **Agrupamiento (Clustering):** Descubrir grupos naturales en los datos (e.g., segmentar clientes por comportamiento de compra).
- **Reducción de Dimensionalidad:** Encontrar representaciones más compactas de los datos.

Aprendizaje por Refuerzo

Un agente aprende interactuando con un entorno. No recibe 'respuestas correctas', sino señales de **recompensa** o **castigo** por sus acciones, buscando maximizar la recompensa a largo plazo.

- **Ejemplo Clásico:** Un programa que aprende a jugar ajedrez o Go.

Aprendizaje Profundo (Deep Learning)

Definición

El Aprendizaje Profundo (DL) es una rama del Aprendizaje Automático caracterizada por el uso de **Redes Neuronales Artificiales (ANN)** con múltiples capas de procesamiento, conocidas como arquitecturas 'profundas'.

La Fuerza de la Profundidad: Aprendizaje Jerárquico

La 'profundidad' se refiere al número de capas a través de las cuales se transforman los datos. Esta estructura jerárquica permite que el modelo aprenda características complejas de forma incremental: las primeras capas aprenden rasgos simples (como bordes en una imagen) y las capas posteriores los combinan para formar conceptos más abstractos (como rostros).

Avances Espectaculares

El DL ha sido el motor de revoluciones en dominios como:

- **Visión por Computadora:** Clasificación de imágenes y detección de objetos con Redes Neuronales Convolucionales (CNNs).
- **Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP):** Traducción y generación de texto con *Transformers*.
- **Reconocimiento de Voz.**
- **Juegos y Control:** Agentes con nivel sobrehumano en juegos como Go (AlphaGo).

El Gran Desafío: La 'Caja Negra'

A pesar de su efectividad, los modelos de DL a menudo son 'cajas negras' imposibles de interpretar. No podemos saber con certeza por qué toman una decisión específica.

Esta falta de interpretabilidad es un limitante en áreas críticas y ha dado origen a un nuevo campo de investigación: la **Inteligencia Artificial Explicable (XAI)**.

NLP y Modelos de Lenguaje

Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP)

Es una rama de la IA que se ocupa de la interacción entre las computadoras y el lenguaje humano.

Objetivo: Permitir que las máquinas procesen, comprendan, generen y respondan al lenguaje humano de manera útil y significativa.

Modelos de Lenguaje (LMs)

Son el componente central del NLP. Un LM es un modelo probabilístico que, dado un contexto, predice cuál es la siguiente palabra más probable en una secuencia.

Pensemos en la función de autocompletar de nuestros teclados o editores de código.

La Revolución del Aprendizaje Profundo en NLP

Evolución de los Modelos de Lenguaje

- **LMs Tradicionales (n-gramas):** Capturan dependencias locales, pero fallan con el contexto a largo plazo.

La Revolución del Aprendizaje Profundo en NLP

Evolución de los Modelos de Lenguaje

- **LMs Tradicionales (n-gramas):** Capturan dependencias locales, pero fallan con el contexto a largo plazo.
- **Redes Neuronales Recurrentes (RNNs):** Primer gran avance para modelar secuencias y dependencias a más largo plazo.

La Revolución del Aprendizaje Profundo en NLP

Evolución de los Modelos de Lenguaje

- **LMs Tradicionales (n-gramas):** Capturan dependencias locales, pero fallan con el contexto a largo plazo.
- **Redes Neuronales Recurrentes (RNNs):** Primer gran avance para modelar secuencias y dependencias a más largo plazo.
- **Arquitectura Transformer:** Una revolución gracias a su mecanismo de 'auto-atención', que le permite ponderar la importancia de todas las palabras en una secuencia a la vez.

Grandes Modelos de Lenguaje (LLMs)

Son una manifestación de los LMs basados en Transformers, como **GPT** o **Gemini**. Se caracterizan por tener miles de millones de parámetros y ser entrenados en cantidades masivas de texto, lo que les permite aprender una comprensión general del lenguaje, el conocimiento del mundo y patrones de razonamiento.

Usar un LLM vs. 'Hacer' Inteligencia Artificial

Uso de LLMs

Estos modelos pueden ser ajustados para tareas específicas (*fine-tuning*) o utilizados directamente mediante **ingeniería de prompts** (*prompt engineering*), demostrando capacidades asombrosas en generación de texto, traducción, resumen y hasta programación.

Una Distinción Importante

- **Usar un LLM:** Es ser un usuario de un producto final desarrollado con IA.
- **'Hacer' IA / Inteligencia Computacional:** Implica aplicar directamente un algoritmo (ML o DL) sobre una base de datos para crear un nuevo modelo inteligente. Significa tener contacto directo tanto con los datos como con los algoritmos.

Agenda

1. Inteligencia Artificial e Inteligencia Computacional
2. Ramas Principales de la Inteligencia Artificial
 - 2.1 Aprendizaje Automático de Máquina
 - 2.2 Aprendizaje Profundo
 - 2.3 Modelos de Lenguaje y Procesamiento del Lenguaje Natural (NLP)
3. Tipos de Inteligencia Computacional
 - 3.1 Redes Neuronales Artificiales
 - 3.2 Computación Evolutiva
 - 3.3 Lógica Difusa y Sistemas Difusos
 - 3.4 Inteligencia de Enjambre
 - 3.5 Sistemas Inmunes Artificiales

Paradigmas de la Inteligencia Computacional (IC)

Enfoque Principal

La Inteligencia Computacional se distingue por su enfoque en paradigmas que simulan procesos o estrategias que existen en la **naturaleza** con la finalidad de lograr **adaptación y aprendizaje**.

Características Comunes de los Algoritmos de IC

Todos los algoritmos que pertenecen a la IC son:

- **Iterativos:** Mejoran su solución a lo largo de múltiples pasos o 'generaciones'.
- **Optimizadores:** Buscan resolver un problema de optimización, como minimizar un error de predicción.

Inspiración: El Cerebro Humano

Concepto

Las Redes Neuronales Artificiales (ANNs) son uno de los pilares de la IC. Tratan de simular la red neuronal del cerebro humano, representando redes de neuronas artificiales interconectadas y organizadas en capas.

Funcionamiento Básico de una Neurona

1. Recibe señales de entrada.
2. Calcula una suma ponderada de estas entradas.
3. Aplica una **función de activación** no lineal para producir una señal de salida.

Proceso de Aprendizaje

El 'aprendizaje' consiste en un algoritmo iterativo que **ajusta los pesos** de las conexiones para minimizar el error entre la salida producida por la red y la salida deseada.

Inspiración: La Evolución Biológica

Concepto

La Computación Evolutiva es una familia de algoritmos de optimización que se inspiran directamente en la teoría de la evolución de Charles Darwin: **selección natural, herencia genética y mutación.**

Funcionamiento General

Estos algoritmos operan sobre una '**población**' de posibles soluciones y buscan mejorar su calidad de forma iterativa a lo largo de múltiples '**generaciones**'.

El Ciclo de un Algoritmo Evolutivo

1. **Población Inicial:** Se genera un conjunto inicial de posibles soluciones ('cromosomas'), a menudo de forma aleatoria.

El Ciclo de un Algoritmo Evolutivo

1. **Población Inicial:** Se genera un conjunto inicial de posibles soluciones ('cromosomas'), a menudo de forma aleatoria.
2. **Evaluación de Aptitud (*Fitness*):** Cada solución es evaluada con una 'función de aptitud' que cuantifica qué tan buena es.

El Ciclo de un Algoritmo Evolutivo

1. **Población Inicial:** Se genera un conjunto inicial de posibles soluciones ('cromosomas'), a menudo de forma aleatoria.
2. **Evaluación de Aptitud (*Fitness*):** Cada solución es evaluada con una 'función de aptitud' que cuantifica qué tan buena es.
3. **Selección:** Las mejores soluciones ('los más aptos') son seleccionadas para ser 'padres' de la siguiente generación.

El Ciclo de un Algoritmo Evolutivo

1. **Población Inicial:** Se genera un conjunto inicial de posibles soluciones ('cromosomas'), a menudo de forma aleatoria.
2. **Evaluación de Aptitud (*Fitness*):** Cada solución es evaluada con una 'función de aptitud' que cuantifica qué tan buena es.
3. **Selección:** Las mejores soluciones ('los más aptos') son seleccionadas para ser 'padres' de la siguiente generación.
4. **Operadores Genéticos:** Se crean nuevas soluciones ('descendencia') combinando a los padres (**cruce**) e introduciendo pequeñas variaciones (**mutación**).

El Ciclo de un Algoritmo Evolutivo

1. **Población Inicial:** Se genera un conjunto inicial de posibles soluciones ('cromosomas'), a menudo de forma aleatoria.
2. **Evaluación de Aptitud (*Fitness*):** Cada solución es evaluada con una 'función de aptitud' que cuantifica qué tan buena es.
3. **Selección:** Las mejores soluciones ('los más aptos') son seleccionadas para ser 'padres' de la siguiente generación.
4. **Operadores Genéticos:** Se crean nuevas soluciones ('descendencia') combinando a los padres (**cruce**) e introduciendo pequeñas variaciones (**mutación**).
5. **Reemplazo:** La nueva generación de soluciones reemplaza a la anterior.

El Ciclo de un Algoritmo Evolutivo

1. **Población Inicial:** Se genera un conjunto inicial de posibles soluciones ('cromosomas'), a menudo de forma aleatoria.
2. **Evaluación de Aptitud (*Fitness*):** Cada solución es evaluada con una 'función de aptitud' que cuantifica qué tan buena es.
3. **Selección:** Las mejores soluciones ('los más aptos') son seleccionadas para ser 'padres' de la siguiente generación.
4. **Operadores Genéticos:** Se crean nuevas soluciones ('descendencia') combinando a los padres (**cruce**) e introduciendo pequeñas variaciones (**mutación**).
5. **Reemplazo:** La nueva generación de soluciones reemplaza a la anterior.
6. El ciclo se repite hasta que se cumple un criterio de terminación (e.g., número de generaciones, calidad de la solución).

Principales Paradigmas de la Computación Evolutiva

- **Algoritmos Genéticos (GA):** Típicamente utilizan representaciones binarias de las soluciones y enfatizan el operador de cruce.

Principales Paradigmas de la Computación Evolutiva

- **Algoritmos Genéticos (GA):** Típicamente utilizan representaciones binarias de las soluciones y enfatizan el operador de cruce.
- **Programación Genética (GP):** Evolucionan directamente programas de computadora o expresiones matemáticas, a menudo representados como árboles.

Principales Paradigmas de la Computación Evolutiva

- **Algoritmos Genéticos (GA):** Típicamente utilizan representaciones binarias de las soluciones y enfatizan el operador de cruce.
- **Programación Genética (GP):** Evolucionan directamente programas de computadora o expresiones matemáticas, a menudo representados como árboles.
- **Estrategias Evolutivas (ES):** Se centran en la optimización de parámetros de valor real y a menudo auto-adaptan sus propias estrategias de mutación.

Principales Paradigmas de la Computación Evolutiva

- **Algoritmos Genéticos (GA):** Típicamente utilizan representaciones binarias de las soluciones y enfatizan el operador de cruce.
- **Programación Genética (GP):** Evolucionan directamente programas de computadora o expresiones matemáticas, a menudo representados como árboles.
- **Estrategias Evolutivas (ES):** Se centran en la optimización de parámetros de valor real y a menudo auto-adaptan sus propias estrategias de mutación.
- **Programación Evolutiva (EP):** Pone un mayor énfasis en la mutación como principal motor de la evolución, modelando la evolución a nivel de especie.

Lógica Difusa: Más Allá del Verdadero y Falso

Lógica Clásica (Booleana)

- Opera con proposiciones que son estrictamente **verdaderas o falsas**.
- Utiliza valores binarios (0 o 1).

Lógica Difusa (Fuzzy Logic)

- Permite hablar de '**grados de verdad**'.
- Una proposición puede ser parcialmente verdadera.
- Trata con la imprecisión y vaguedad del razonamiento humano.

Concepto Central: El Conjunto Difuso

A diferencia de un conjunto clásico, en un **conjunto difuso** los elementos tienen un **grado de pertenencia** que varía en el intervalo continuo [0, 1]. Por ejemplo, una temperatura de 18°C puede pertenecer un 70 % al conjunto 'templado' y un 30 % al conjunto 'frío'.

¿Cómo funciona un Sistema Difuso?

Utilizan reglas lingüísticas para modelar sistemas y tomar decisiones. Constan de cuatro componentes:

1. **Fuzificación:** Convierte las entradas numéricas ('nítidas') en grados de pertenencia a conjuntos difusos.

¿Cómo funciona un Sistema Difuso?

Utilizan reglas lingüísticas para modelar sistemas y tomar decisiones. Constan de cuatro componentes:

1. **Fuzificación:** Convierte las entradas numéricas ('nítidas') en grados de pertenencia a conjuntos difusos.
2. **Base de Reglas Difusas:** Un conjunto de reglas del tipo '**SI-ENTONCES**'. Por ejemplo: 'SI la temperatura ES alta ENTONCES la velocidad del ventilador ES rápida'.

¿Cómo funciona un Sistema Difuso?

Utilizan reglas lingüísticas para modelar sistemas y tomar decisiones. Constan de cuatro componentes:

1. **Fuzificación:** Convierte las entradas numéricas ('nítidas') en grados de pertenencia a conjuntos difusos.
2. **Base de Reglas Difusas:** Un conjunto de reglas del tipo '**SI-ENTONCES**'. Por ejemplo: 'SI la temperatura ES alta ENTONCES la velocidad del ventilador ES rápida'.
3. **Motor de Inferencia:** Combina las reglas para derivar las conclusiones difusas.

Sistemas de Inferencia Difusa

¿Cómo funciona un Sistema Difuso?

Utilizan reglas lingüísticas para modelar sistemas y tomar decisiones. Constan de cuatro componentes:

1. **Fuzificación:** Convierte las entradas numéricas ('nítidas') en grados de pertenencia a conjuntos difusos.
2. **Base de Reglas Difusas:** Un conjunto de reglas del tipo '**SI-ENTONCES**'. Por ejemplo: 'SI la temperatura ES alta ENTONCES la velocidad del ventilador ES rápida'.
3. **Motor de Inferencia:** Combina las reglas para derivar las conclusiones difusas.
4. **Defuzificación:** Convierte la conclusión difusa de nuevo en una salida numérica y accionable.

Aplicaciones

Son especialmente valorados en el diseño de **sistemas de control**, donde el conocimiento de un experto puede ser fácilmente traducido a reglas lingüísticas.

Inspiración: Comportamiento Colectivo

Concepto

Es un paradigma de la IC que se inspira en el comportamiento colectivo de sistemas naturales como colonias de hormigas, bandadas de pájaros o bancos de peces.

Funcionamiento

Estos sistemas están compuestos por un gran número de agentes individuales relativamente simples que siguen reglas básicas. De sus interacciones locales emerge un comportamiento global inteligente y autoorganizado, sin necesidad de un control centralizado.

Características Fundamentales de los Enjambres

- **Control descentralizado:** No hay una entidad única que dirija el comportamiento del enjambre.

Características Fundamentales de los Enjambres

- **Control descentralizado:** No hay una entidad única que dirija el comportamiento del enjambre.
- **Autoorganización:** Los patrones y estructuras globales surgen espontáneamente de las interacciones locales entre agentes.

Características Fundamentales de los Enjambres

- **Control descentralizado:** No hay una entidad única que dirija el comportamiento del enjambre.
- **Autoorganización:** Los patrones y estructuras globales surgen espontáneamente de las interacciones locales entre agentes.
- **Robustez:** El sistema puede tolerar fallos de algunos individuos sin que el rendimiento global se vea afectado significativamente.

Características Fundamentales de los Enjambres

- **Control descentralizado:** No hay una entidad única que dirija el comportamiento del enjambre.
- **Autoorganización:** Los patrones y estructuras globales surgen espontáneamente de las interacciones locales entre agentes.
- **Robustez:** El sistema puede tolerar fallos de algunos individuos sin que el rendimiento global se vea afectado significativamente.
- **Escalabilidad:** El comportamiento del sistema puede mantenerse efectivo incluso si aumenta el número de agentes.

Características Fundamentales de los Enjambres

- **Control descentralizado:** No hay una entidad única que dirija el comportamiento del enjambre.
- **Autoorganización:** Los patrones y estructuras globales surgen espontáneamente de las interacciones locales entre agentes.
- **Robustez:** El sistema puede tolerar fallos de algunos individuos sin que el rendimiento global se vea afectado significativamente.
- **Escalabilidad:** El comportamiento del sistema puede mantenerse efectivo incluso si aumenta el número de agentes.
- **Comunicación indirecta:** Los agentes a menudo interactúan modificando su entorno (e.g., el rastro de feromonas de las hormigas), y estas modificaciones sirven como señales para otros.

Algoritmos Prominentes de Inteligencia de Enjambre

Optimización por Enjambre de Partículas (PSO)

- **Inspiración:** El movimiento coordinado de las bandadas de pájaros o bancos de peces buscando alimento.
- **Mecanismo:** Una población de 'partículas' (soluciones) 'vuela' a través del espacio de búsqueda, ajustando su trayectoria en base a su propia mejor experiencia y la mejor experiencia de todo el enjambre.

Optimización por Colonia de Hormigas (ACO)

- **Inspiración:** El comportamiento de las hormigas para encontrar los caminos más cortos hacia una fuente de alimento.
- **Mecanismo:** 'Hormigas' artificiales construyen soluciones y depositan 'feromonas' en los caminos que eligen. Los caminos con más feromonas son más atractivos, guiando al enjambre hacia buenas soluciones.

Inspiración: El Sistema Inmunológico

Concepto

Los Sistemas Inmunes Artificiales (AIS) son una clase de sistemas computacionales inspirados en los principios y mecanismos del sistema inmunológico de los vertebrados.

Capacidades del Sistema Inmunológico a Emular

El sistema inmunológico natural es un sistema complejo, distribuido y altamente adaptativo con notables capacidades de:

- Aprendizaje y memoria.
- Reconocimiento de patrones (distinguiendo entre 'lo propio' y 'lo no propio').
- Autoorganización y robustez.

Conceptos Inmunológicos Clave y Aplicaciones

Conceptos que Inspiran Algoritmos

- **Selección Clonal:** Clonar y mutar las mejores soluciones (para optimización).
- **Selección Negativa:** Generar detectores que reconozcan patrones anómalos o 'no propios' (para detección de anomalías).
- **Redes Inmunes:** Modelar el sistema como una red auto-regulada (para clustering).
- **Teoría del Peligro:** Reaccionar a señales de 'peligro' en lugar de solo a lo 'no propio' (para detección de intrusiones).

Aplicaciones

- Detección de intrusiones en redes informáticas.
- Detección de virus y spam.
- Clasificación de datos.
- Optimización de funciones.
- Robótica.

Referencias I

-  Bishop, C. M. (2006).
Pattern Recognition and Machine Learning.
Springer.
-  Engelbrecht, A. P. (2007).
Computational Intelligence: An Introduction.
John Wiley & Sons Ltd., 2nd edition.
-  Haykin, S. O. (2009).
Neural Networks and Learning Machines.
Pearson Education, 3rd edition.
-  Lantz, B. (2019).
Machine Learning with R: Expert techniques for predictive modeling.
Packt Publishing, 3rd edition.

Referencias II

-  Michalewicz, Z. (1996).
Genetic Algorithms + Data Structures = Evolutionary Programs.
Springer, Berlin, third edition.
-  Zadeh, L. A. (1965).
Fuzzy sets.
Information and Control, 8(3):338–353.