# *Enfoques de la IA, usos prácticos*

## Enfoque Bio Inspirado.

**El algoritmo BAINLP-DCD (Bio-inspired Artificial Intelligence with Natural Language Processing Deceptive Content Detection)** diseñado para detectar contenido engañoso o falso en las redes sociales. 1

En este articulo se detalla como se usó una red neuronal recurrente bidireccional para capturar dependencias a largo plazo en textos y la combina junto con otra técnica llamada atención Multi-Cabezal que permite identificar palabras claves y crear relaciones contextuales criticas para detectar engaños.

El algoritmo AVOA (African Vulture Optimization Algorithm) es un algoritmo que replica el comportamiento de búsqueda de alimento de los buitres africanos que alternan entre explorar áreas nuevas y explotar zonas prometedoras ya conocidas.

**Inicialización**:

* + Se crea una población de "buitres" (soluciones candidatas).
  + Cada buitre representa un conjunto de hiperparámetros del modelo MHS-BiLSTM (ejemplo: tasa de aprendizaje, número de neuronas).

1. **Selección de líderes**:
   * Los dos mejores buitres (soluciones con menor error de clasificación) se eligen como líderes (**BestVulture₁** y **BestVulture₂**).
   * La población se divide en dos grupos siguiendo a estos líderes, usando un mecanismo de ruleta.
2. **Tasa de hambruna (F)**:
   * **F** determina si los buitres están "hambrientos" (F < 1) o "satisfechos" (F ≥ 1).
   * **Hambrientos**: Se enfocan en **explotar** áreas cercanas a los líderes.
   * **Satisfechos**: Realizan **exploración** en nuevas zonas.
3. **Fase de exploración**:
   * **Estrategia 1:** Movimiento hacia el líder del grupo, con ajustes basados en la distancia (**D(i)**).
   * **Estrategia 2:** Exploración aleatoria dentro de los límites del espacio de búsqueda (usando valores aleatorios y rangos predefinidos).
4. **Fase de explotación**:
   * **Asedio**: Los buitres débiles rodean a los líderes para agotarlos y acceder a su comida.
   * **Vuelo en espiral**: Movimientos circulares para localizar recursos cercanos.
   * **Levy Flight**: Movimientos largos y aleatorios para escapar de óptimos locales.
5. **Actualización de posiciones**:
   * Las soluciones se actualizan iterativamente hasta alcanzar un criterio de parada (ejemplo: número máximo de iteraciones).

Principales beneficios:

1. **Automatización del ajuste de hiperparámetros.**
2. **Balance exploración-explotación.**
3. **Resultados superiores.**

**Limitaciones:**

1. **Costo computacional.**
2. **Sensibilidad a parámetros internos.**
3. **Escalabilidad.**

**El algoritmo YOLO-DRS, es un modelo de detección de objetos en tiempo real equilibrado en velocidad y precisión. Su objetivo es mejorar la detección en imágenes y sensores remotos, caracterizadas por objetos pequeños, fondos complejos y distribución multi-escala.2**

**Componentes:**

1. **Modulo LEC (LDW-EMA-C3):**
   * **LDW (Lightweight Depthwise Convolution): Convoluciones profundas de punta punto para reducir parámetros, inspiradas en la eficiencia de sistemas biológicos para procesar información con bajo consumo energético.**
   * **EMA (Efficient Multiscale Attetion): Mecanismo de atención multi-escala que imita la capacidad biológica de enfocarse en características relevantes a diferentes resoluciones (ejemplo: visión humana que prioriza detalles finos y contextos amplios).**
   * **Integración con C3: Reemplaza módulos C3 en la red** backbone **de YOLOv5 para extraer características de alta dimensión sin aumentar significativamente la carga computacional.**
2. **Convolución Transpuesta en el Muestreo Ascendente**:
   * Sustituye la interpolación vecino más cercano por convolución transpuesta, que **aprende dinámicamente** pesos durante el entrenamiento.
   * Inspirado en procesos biológicos de reconstrucción de información (ejemplo: cómo el cerebro "rellena" detalles faltantes en la percepción visual).

**Beneficios:**

1. Mejora en métricas de precisión (+2.3%), Recall (+3.2%), mAP@0.5 (+2.5%).
2. Eficiencia computacional.
3. Detección de objetos pequeños.
4. Adaptabilidad Multi-Escalas.

**Limitaciones.**

1. **Generalización.**
2. **Costo de entrenamiento**
3. **Dependencia de hiperparámetros.**
4. **Escalabilidad.**

**Enfoque conexionista**

**Software de aprendizaje profundo de AWS (Amazon Rekognition, Amazon Lex, Amazon Transcribe).**

El enfoque conexionista de la inteligencia artificial se basa en la idea de modelar el cerebro humano utilizando redes neuronales artificiales (ANNs). Estas redes están formadas por neuronas artificiales interconectadas en capas, que aprenden patrones a partir de grandes volúmenes de datos mediante entrenamiento y ajuste de pesos sinápticos. Este paradigma es la base de muchos servicios de AWS, como Amazon Lex, Amazon Transcribe y Amazon Rekognition, que dependen de modelos de deep learning.

**Arquitectura de una red neuronal**

**Capa de entrada**

La información del mundo exterior entra en la red neuronal artificial desde la capa de entrada. Los nodos de entrada procesan los datos, los analizan o los clasifican y los pasan a la siguiente capa.

**Capa oculta**

Las capas ocultas toman su entrada de la capa de entrada o de otras capas ocultas. Las redes neuronales artificiales pueden tener una gran cantidad de capas ocultas. Cada capa oculta analiza la salida de la capa anterior, la procesa aún más y la pasa a la siguiente capa.

**Capa de salida**

La capa de salida proporciona el resultado final de todo el procesamiento de datos que realiza la red neuronal artificial. Puede tener uno o varios nodos. Por ejemplo, si tenemos un problema de clasificación binaria (sí/no), la capa de salida tendrá un nodo de salida que dará como resultado 1 o 0. Sin embargo, si tenemos un problema de clasificación multiclase, la capa de salida puede estar formada por más de un nodo de salida.

**Arquitectura de una red neuronal profunda**

Las redes neuronales profundas, o redes de aprendizaje profundo, tienen varias capas ocultas con millones de neuronas artificiales conectadas entre sí. Un número, denominado peso, representa las conexiones entre un nodo y otro. El peso es un número positivo si un nodo estimula a otro, o negativo si un nodo suprime a otro. Los nodos con valores de peso más altos tienen mayor influencia en los demás nodos.  
En teoría, las redes neuronales profundas pueden asignar cualquier tipo de entrada a cualquier tipo de salida. Sin embargo, también necesitan mucho más entrenamiento en comparación con otros métodos de *machine learning*. Necesitan millones de ejemplos de datos de entrenamiento en lugar de los cientos o miles que podría necesitar una red más simple.

Diagrama, Esquemático

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

***Beneficios:***

**Generalización**: Las redes neuronales pueden aprender patrones complejos sin necesidad de programación explícita.  
**Adaptabilidad**: Los modelos pueden mejorar con más datos, permitiendo la personalización para casos específicos.  
**Paralelización**: Pueden procesar grandes volúmenes de información de manera eficiente gracias a arquitecturas optimizadas para GPU/TPU.  
**Escalabilidad**: AWS proporciona infraestructuras altamente escalables, permitiendo entrenar y desplegar modelos a nivel global.

***Limitaciones***

**Requerimientos Computacionales**: Modelos grandes necesitan mucha potencia de cómputo y almacenamiento.  
**Explicabilidad Limitada**: Las redes profundas son cajas negras difíciles de interpretar en la toma de decisiones.  
**Dependencia de Datos**: Necesitan grandes volúmenes de datos etiquetados para un buen desempeño.  
**Sensibilidad a Sesgos**: Si los datos de entrenamiento tienen sesgos, los modelos pueden perpetuarlos.

## Enfoque computacional

Modelado del mecanismo de cloración carbotérmica del dióxido de titanio en sal fundida utilizando el potencial de las redes neuronales profundas.3

1. **Dinámica Molecular Ab Intio (AIMD):** Para simulaciones iniciales basadas en principios cuánticos, permitiendo observar interacciones atómicas y cambios estructurales en escalas de tiempo cortas.
2. **Dinámica Molecular con Potencial de Red Neuronal Profunda (DeePMD)**: Entrena un potencial de energía mediante aprendizaje profundo con datos de AIMD, lo que permite escalar las simulaciones a sistemas más grandes y tiempos más largos, manteniendo precisión comparable a cálculos ab initio.

**Enfoque simbólico**

El **enfoque simbólico** en IA se basa en representar el conocimiento mediante reglas, lógica y símbolos manipulables de forma explícita. A diferencia del conexionismo, este paradigma no aprende a partir de datos masivos, sino que aplica reglas predefinidas para tomar decisiones.

**Sistema Experto MYCIN (Diagnóstico Médico)**

* **Funcionamiento**: MYCIN fue un sistema experto desarrollado en los años 70 para diagnosticar infecciones bacterianas y recomendar tratamientos.
* **Base de Conocimiento**: Conjunto de reglas "si-entonces" creadas por expertos médicos.
* **Motor de Inferencia**: Aplicaba lógica difusa y reglas heurísticas para razonar sobre síntomas y llegar a conclusiones.

# Aprendizaje automático.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Paso** | **Descripción** | **Similitudes** |
| **Adquisición de datos** | Recopilar datos relevantes para el problema en cuestión, pueden ser de diversas fuentes. También tienen que ser limpiados, estandarizándolos y quitando datos erróneos. | Similar a la percepción y atención en los modelos cognitivos, donde el cerebro recibe información del entorno y filtra lo relevante. |
| **Preprocesamiento de datos** | Transformar los datos en características relevantes para el modelo, que exprese relaciones entre los distintos tipos de datos. | Equivalente a la codificación en los procesos cognitivos, donde el cerebro transforma la información en representaciones significativas. |
| **Entrenamiento del modelo** | Se selecciona el modelo más adecuado y se entrena para bajo distintos esquemas como el supervisado o no supervisado. | Similar al proceso de aprendizaje en los humanos, donde se adquieren conocimientos a través de la experiencia y el entrenamiento. |
| **Evaluación del modelo** | En este paso, el modelo entrenado se evalúa utilizando técnicas de validación, como la validación cruzada o validación de retención (hold-out). Se analizan las métricas de rendimiento del modelo, como precisión, exactitud, «recall» o puntuación F1, para evaluar su efectividad para el problema estudiado. | Equivalente a la metacognición en humanos, donde se reflexiona y evalúa el aprendizaje o desempeño en una tarea. |
| **Implementación del modelo** | El modelo es colocado en el ambiente de trabajo para el que fue desarrollado. | Similar a la aplicación del conocimiento en la resolución de problemas en la vida real. |

Bibliografía

1: , Bio-Inspired Artificial Intelligence with Natural Language Processing Based on Deceptive Content Detection in Social Networking,

2: Liao, Huan and Zhu, Wenqiu, YOLO-DRS: A Bioinspired Object Detection Algorithm for Remote Sensing Images Incorporating a Multi-Scale Efficient Lightweight Attention Mechanism, 2023

3: , Modeling the Carbothermal Chlorination Mechanism of Titanium Dioxide in Molten Salt Using a Deep Neural Network Potential,

4: , ¿Qué es el aprendizaje profundo?, , https://www.hpe.com/mx/es/what-is/machine-learning.html

5: González, A. G. (2023, 22 octubre). *¿Qué es el Conexionismo y cómo se relaciona con la Inteligencia Artificial?* Panama Hitek. https://panamahitek.com/que-es-el-conexionismo-y-como-se-relaciona-con-la-inteligencia-artificial/

6: *¿Qué es una red neuronal? - Explicación de las redes neuronales artificiales - AWS*. (s. f.). Amazon Web Services, Inc. https://aws.amazon.com/es/what-is/neural-network/?nc1=h\_ls

*7: What are the best examples of expert systems in decision support?* (2023, 26 octubre). https://www.linkedin.com/advice/0/what-best-examples-expert-systems-decision-support-bpsbc