

# Computación Blanda

## Soft Computing

Autor: **Orfilia Castillo Maturana**

IS&C, Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia

Correo-e: **Orfilia.castillo@utp.edu.co**

**Resumen**— Este documento presenta un resumen de las líneas clásicas de la Computación Blanda: redes neuronales, lógica difusa, sistemas expertos, algoritmos genéticos y machine learning. El objetivo del documento es brindar una panorámica general de las temáticas, mostrando su relación con las técnicas de inteligencia artificial. La diferencia entre el paradigma de Inteligencia Artificial y la computación blanda está centrada en el mecanismo de inferencia utilizado y su aplicación a la solución de problemas tomados de lo cotidiano, de las teorías de conocimiento y de su relación con ciencias afines.

**Palabras clave**— sistemas, redes, inteligencia artificial, software, computación, investigación, industria, genético, aprendizaje.

**Abstract**— This document presents a summary of the classic lines of Soft Computing: neural networks, fuzzy logic, expert systems, genetic algorithms and machine learning. The objective of the document is to provide a general overview of the topics, showing their relationship with artificial intelligence techniques. The difference between the Artificial Intelligence paradigm and soft computing is centered on the inference mechanism used and its application to the solution of problems taken from everyday life, from knowledge theories and their relationship with related sciences.

**Key Word**— systems, networks, artificial intelligence, software, computing, research, industry, genetic, learning.

## I. INTRODUCCIÓN

La temática de la Computación Blanda se encuentra enmarcada en el paradigma de la Inteligencia Artificial. La diferencia con dicho paradigma radica en que la Computación Blanda está centrada en la aplicación pragmática de las teorías de la Inteligencia Artificial a la solución de problemas complejos en diversos campos del conocimiento.

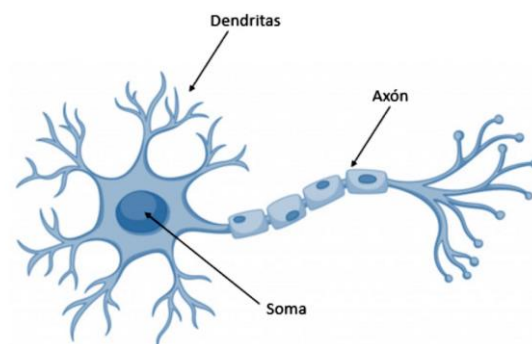
Las líneas derivadas de la Computación Blanda, se configuran en las siguientes tendencias: a) Redes Neuronales Artificiales, b) Lógica Difusa, c) Sistemas Expertos, d) Algoritmos Genéticos, e) Deep Learning (Machine Learning).

En los siguientes apartados se presenta un resumen de dichas tendencias.

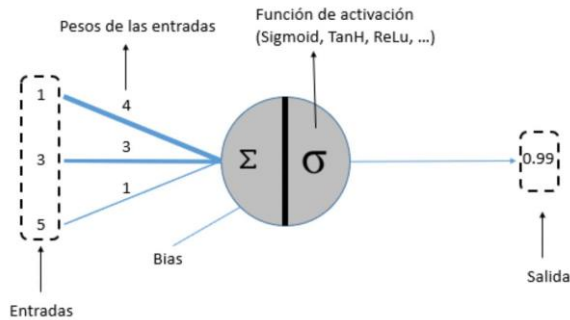
### I.1 REDES NEURONALES

Las redes neuronales artificiales (conocidas también como sistema conexionista) son una tecnología de computación blanda. Una red neuronal es “un nuevo sistema para el tratamiento de la información, cuya unidad básica de procesamiento está inspirada en la célula fundamental del sistema nervioso humano: la neurona”.

Lo que básicamente ocurre en una neurona biológica o natural es lo siguiente: una neurona es estimulada o excitada a través de lo que conocemos como inputs(dendritas) que son las entradas de los impulsos nerviosos que emiten otras neuronas, consiguiente a ello la información que fue recibida por las dendritas es analizada por el soma de la neurona y cuando se alcanza un cierto punto de estimulación la neurona se dispara pasando una señal o impulso eléctrico por medio del axón



Las neuronas artificiales son una unidad de cálculo programada que en cierto sentido intenta interpretar el comportamiento de la neurona natural. Las neuronas artificiales se representan en la siguiente imagen.



En este caso de las neuronas artificiales se interpreta de la siguiente manera; la suma de las entradas multiplicadas por el peso de cada una, determina el “impulso nervioso” de la neurona, este valor, se procesa en el interior mediante una función programable de activación que devuelve el valor o resultado que envía la neurona como una salida.

Las redes neuronales artificiales al igual que el cerebro humano esto compuesto por varias neuronas artificiales interconectadas entre si y se agrupan en diferentes niveles lo cual se denomina como “capa”. Teniendo en cuenta esto podemos clasificar la arquitectura de las redes neuronales artificiales.

#### CLASIFICACION DE LAS REDES NEURONALES

- **REDES MONOCAPA (PERCEPTRON SIMPLE)**

Corresponde a la red neuronal mas simple de todas, que se conforma de una sola capa de neuronas, donde estas neuronas representan la entrada y la salida de la red de la neurona donde se analiza la información.

- **REDES MULTICAPA (PERCEPTRON MULTICAPA)**

Las redes neuronales multicapas son aquellas que están conformadas por 2, 3, 4 y mas niveles de capa, para distinguir la capa a la que pertenece una neurona, consiste en fijarse detalladamente en el origen de la señal que recibe la neurona y en la salida. [3] Normalmente, todas las neuronas de una capa reciben señales de entrada desde otra capa anterior (la cual está más cerca a la entrada de la red), y envían señales de salida a una capa posterior (que está más cerca a la salida de la red). A estas conexiones se las denomina conexiones hacia adelante o feedforward.

Sin embargo, en un gran número de estas redes también existe la posibilidad de conectar la salida de las neuronas de capas posteriores a la entrada de capas anteriores; a estas conexiones se las denomina conexiones hacia atrás o feedback.

- **RED NEURONAL CONVULOCINAL (CNN)**

Estas redes neuronales son similares a las redes neuronales multi capa, con una diferencia que las neuronas no se unen con todas las otras neuronas de la siguiente capa, con esto

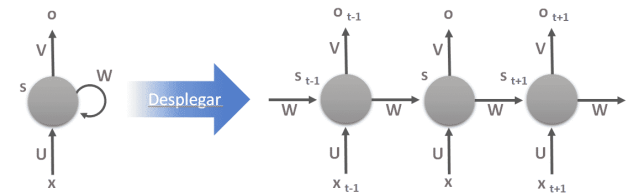
se consigue reducir el número de neuronas necesarias y la complejidad computacional necesaria para su ejecución.

- **RED NEURONAL CONCURRENTES**

Las redes neuronales concurrentes no tienen una estructura de capas, debido a que estas permiten conexiones arbitrarias entre ellas incluso pueden generar ciclos.

con esto se consigue crear la temporalidad, permitiendo que la red tenga memoria.

Los datos que se introducen en una red neuronal en el tiempo  $t$  son transformados y van circulando en los momentos de tiempo siguientes  $t + 1$ ,  $t + 2$ , ...



- **REDES NEURONALES DE BASE RADIAL**

Las redes de base radial lo que normalmente realizan es un calculo de salida de la función en función de la distancia en un punto denominado centro. La salida es una combinación lineal de las funciones de activación radiales utilizadas por las neuronas individuales.

Las redes neuronales también se pueden clasificar según su forma de aprendizaje.

- **APRENDIZAJE SUPERVISADO**

Estas redes neuronales se caracterizan por que aprenden por medio de un entrenamiento que es controlado y supervisado que determina el resultado o la respuesta que debe generar cada entrada en la red.

Este supervisor controla la salida de la red, pero si esta no es correcta lo que realiza es modificar las conexiones de las neuronas y las multiplica por el peso de cada conexión esto con el fin de entregar la salida más acertada a la correcta.

El aprendizaje por supervisión se divide en dos categorías:

- **APRENDIZAJE POR CORRECCION DE ERROR**

De esta manera se ajusta los pesos de las conexiones de la red, pero en función del error cometido anteriormente, esto nos da a entender que se analizan las diferencias entre los valores tomados respecto a los valores que se esperan.

Ejemplo de los algoritmos:

- Perceptrón
- Delta o Mínimo error cuadrado (LMS  
Error: Least Mean Squared)
- Backpropagation o Programación hacia atrás (LMS multicapa)

#### APRENDIZAJE ESTOCASTICO

El aprendizaje estocástico realiza cambios aleatorios sobre los pesos que va calculando, de esta manera se va mejorando o empeorando la predicción, y se queda con las mejores predicciones.

#### • APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

Se caracteriza por que no requieren una influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones de la red de la neurona.

Este tipo de aprendizajes busca encontrar las características, regularidades, correlaciones o categorías que se pueden establecer entre los datos que se presentan en la entrada.

Para interpretar estos datos se requiere de saber su estructura y del algoritmo de aprendizaje empleado.

Pero la salida puede representar una similitud con los datos de entrada, en un clustering o establecimiento de categorías, pero también el aprendizaje no supervisado se subdivide en:

#### APRENDIZAJE HEBBIANO

Permite medir la familiaridad o extraer las características de los datos de entrada [4].

#### APRENDIZAJE COMPETITIVO Y COMPARATIVO

Permite realizar clasificaciones de los datos de entrada.

La forma de actuación consiste en ir añadiendo elementos a una clase, si este nuevo elemento se determina que es de esta clase matiza los pesos, en caso contrario se puede crear una nueva clase con el elemento asociando a una serie de pesos propios.

#### • APRENDIZAJE POR ESFUERZO

Es el aprendizaje más lento de todos, en este caso no se dispone de un conjunto completo de los datos exactos de salida, sino que se le indica solamente si el dato es aceptable o no, con esto el algoritmo ajusta los pesos basándose en un mecanismo de probabilidades.

### APLICACIONES DE LAS REDES NEURONALES

Las redes neuronales se pueden aplicar a varios campos en nuestra vida tanto comerciales como militares.

Se pueden desarrollar redes en tiempos recomendables y razonables, con la capacidad de resolver tareas concretas mejor que la tecnología que se conoce, [3] Cuando se implementan mediante hardware (redes neuronales en chips VLSI), presentan una alta tolerancia a fallos del sistema y proporcionan un alto grado de paralelismo en el procesamiento de datos.

Como ya se sabe existen diferentes redes neuronales y algunas de sus aplicaciones son comerciales aquí presentamos algunos ejemplos con su propiedad particular:

#### Biología:

- Aprender más acerca del cerebro y otros sistemas.
- Obtención de modelos de la retina.

#### Empresa:

- Evaluación de probabilidad de formaciones geológicas y petrolíferas.
- Identificación de candidatos para posiciones específicas.
- Explotación de bases de datos.
- Optimización de plazas y horarios en líneas de vuelo.
- Optimización del flujo del tránsito controlando convenientemente la temporización de los semáforos.
- Reconocimiento de caracteres escritos.
- Modelado de sistemas para automatización y control.

#### Medicina:

- Analizadores del habla para ayudar en la audición de sordos profundos.
- Diagnóstico y tratamiento a partir de síntomas y/o de datos analíticos (electrocardiograma, encefalogramas, análisis sanguíneo, etc.).
- Monitorización en cirugías.
- Predicción de reacciones adversas en los medicamentos.
- Entendimiento de la causa de los ataques cardíacos.

#### Militares:

- Clasificación de las señales de radar.
- Creación de armas inteligentes.
- Optimización del uso de recursos escasos.
- Reconocimiento y seguimiento en el tiro al blanco.

Están solo son algunas de las aplicaciones de las redes neuronales.

### 1.2 LÓGICA DIFUSA

La lógica difusa se deriva de la lógica tradicional y se acerca mucho al pensamiento humano, está basada en lo relativo de lo observado como una posición diferencial. Es la lógica que utiliza expresiones que no son ni totalmente ciertas ni completamente falsas, es decir, que es la lógica aplicada a conceptos que pueden tomar un valor cualquiera de veracidad dentro de un conjunto de valores que oscilan entre dos extremos que corresponden a la verdad absoluta y la falsedad total [5]. Tomando en cuenta esto se recalca que lo difuso no es la lógica como tal si no el objeto que se va estudiar.

Esta lógica como tal lo que hace es permitirnos estudiar o analizar información imprecisa, como lo son los datos vagos que se le dan a una persona o que se tiene que discutir.

Por ejemplo, algunos predicados vagos son: rico, flaco, viejo entre otras.

Algunos enunciados difusos que se pueden apreciar son los siguientes:

- María es rica y vieja
- Juan este flaco porque no come mucho.

Analizando estos enunciados, aparece el concepto de conjunto difuso. Estos conjuntos no tienen una forma establecida todo depende de las limitaciones que se tiene.

### definición de conjunto difuso

La teoría de conjuntos difusos es un intento de desarrollar una serie de conceptos para tratar de un modo sistemático el tipo de imprecisión que aparece cuando los límites de las clases de objetos no están claramente definidos. Un conjunto difuso puede definirse como una clase en la que hay una progresión gradual desde la pertenencia al conjunto hasta la no pertenencia; o visto de otra forma, en la que un objeto puede tener un grado de pertenencia definido entre la pertenencia total (valor uno) o no pertenencia (valor cero). Desde esta perspectiva, los conjuntos convencionales (o conjuntos crisp) pueden verse como un caso particular de conjuntos difusos; un conjunto difuso que sólo admite dos grados de pertenencia (1 y 0).

Un conjunto difuso puede definirse de forma general como un conjunto con límites difusos. Sea  $X$  el Universo del discurso, y sus elementos se denotan como  $x$ . En la teoría clásica de conjuntos crisp se define un conjunto  $C$  se define sobre  $X$  mediante la función característica de  $C$  como  $f_C$ .

$$f_C(x) = \begin{cases} 1 & \text{cuando } x \in C \\ 0 & \text{cuando } x \notin C \end{cases}$$

Se puede usar lógica tanto en modelos matemáticos simples como complejos, aunque hay algunas funciones que se utilizan más por su simplicidad, por ejemplo:

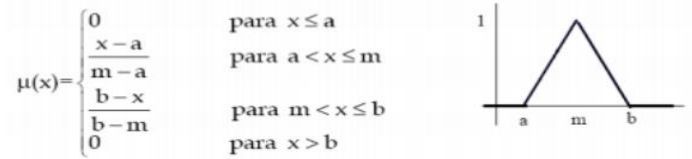


Figura 3.2: Función de transferencia para un conjunto difuso triangular [7].

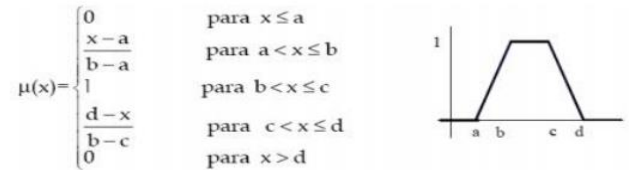


Figura 3.3: Función de transferencia para un conjunto difuso trapezoidal [7].

### Operaciones sobre conjuntos difusos.

En la teoría de conjuntos difusos se definen tres operaciones básicas:

- Complemento  $\mu_{NoA}(x) = 1 - \mu_A(x)$
- Unión  $\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$
- Intersección  $\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$

Existe otra operación importante, llamada Fusificación, ésta se realiza en todo instante de tiempo.

#### Unión

La forma generalizada de la unión es la T-conorma. Podemos definirla con la siguiente función:  $\perp : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$   $\mu_{A \cup B}(x) = \perp[\mu_A(x), \mu_B(x)]$  Para que una función se pueda considerar como una unión difusa, debe satisfacer los siguientes axiomas  $\forall a, b, c \in [0, 1]$ : U1) Elemento Neutro:  $\perp(a, 0) = a$  U2) Conmutatividad:  $\perp(a, b) = \perp(b, a)$  U3) Monotonicidad: Si  $a \leq c$  y  $b \leq d$  entonces  $\perp(a, b) \leq \perp(c, d)$  U4) Asociatividad:  $\perp(\perp(a, b), c) = \perp(a, \perp(b, c))$  Algunas T-conormas ampliamente utilizadas son: Máximo:  $\perp(a, b) = \max(a, b)$  Producto:  $\perp(a, b) = (a + b) - (a \times b)$  Suma limitada (o de Lukasiewicz):  $\perp(a, b) = \min(a + b, 1)$ .

#### Intersección

La forma generalizada de la intersección se denomina T-norma. Es una función de la forma:

$T: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$   $\mu_{A \cap B}(x) = T[\mu_A(x), \mu_B(x)]$  Una T-norma satisface los siguientes axiomas  $\forall a, b, c \in [0, 1]$  I1) Elemento unidad:  $T(a, 1) = a$  I2)

Conmutatividad:  $T(a, b) = T(b, a)$  I3)

Monotonicidad: Si  $a \leq c$  y  $b \leq d$  entonces  $T(a, b) \leq T(c, d)$  I4)

Asociatividad:  $T(T(a, b), c) = T(a, T(b, c))$  Algunas T-normas ampliamente utilizadas son:

Mínimo:  $T(a, b) = \min(a, b)$  Producto

algebraico:  $T(a, b) = ab$  Diferencia limitada (o de Lukasiewicz):  $T(a, b) = \max(0, a + b - 1)$

## Complemento

El complemento A de un conjunto difuso A, se denota por  $cA$ ; está definido por una función del tipo  $c: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ . Tiene que satisfacer los siguientes axiomas: C1) Condiciones límite o frontera:  $c(0) = 1$  y  $c(1) = 0$ . C2) Monotonicidad:  $\forall a, b \in [0, 1]$  si  $a < b$  entonces  $c(a) \geq c(b)$ . C3)  $c$  es una función continua. C4)  $c$  es involutiva  $\forall a \in [0, 1]$  tenemos  $c(c(a)) = a$ .

Al igual que sucedía con los operadores de unión y de intersección, también para el complemento existen gran variedad de clases. Uno de los más utilizados, además del complemento clásico ( $\mu A(x) = c(a) = 1 - a$ ), es el  $\lambda$ -complemento de Sugeno, que viene definido por la siguiente expresión:  $\mu A_\lambda(x) = 1 - \mu A(x) + \lambda \mu A(x)$  con  $\lambda \in (-1, \infty)$ . Como se puede observar, si  $\lambda = 0$ , la función se comporta como el complemento clásico. Además, para cada valor de  $\lambda$ , obtenemos una expresión particular para el complemento. Otro tipo de complemento borroso muy utilizado es el de Yager, que se define con la siguiente expresión:  $\mu A_w(x) = (1 - \mu A(x))^w$   $1/w$  con  $w \in (0, \infty)$ . Al igual que con el complemento de Sugeno, cambiando el valor de  $w$  obtenemos distintos tipos de complemento. Si  $w = 1$  tenemos el complemento clásico.

## Aplicaciones

La lógica difusa se aplica cuando la complejidad del proceso en cuestión es muy alta y no existen modelos matemáticos precisos, para procesos altamente no lineales y cuando se envuelven definiciones y conocimiento no estrictamente definido.

Estos son algunos ejemplos donde se ha aplicado la lógica difusa y donde se han obtenido buenos resultados.

- Sistemas de control de acondicionadores de aire
- Sistemas de foco automático en cámaras fotográficas
- Optimización de sistemas de control industriales
- Sistemas de reconocimiento de escritura
- Mejora en la eficiencia del uso de combustible en motores
- Sistemas expertos del conocimiento
- Tecnología informática
- Bases de datos difusas: Almacenar y consultar información imprecisa. Para este punto, por ejemplo, existe el lenguaje FSQL.

## Ventajas y desventajas de la lógica difusa

Como principal ventaja, cabe destacar los excelentes resultados que brinda un sistema de control basado en lógica difusa: ofrece salidas de una forma veloz y precisa, disminuyendo así las transiciones de estados fundamentales en el entorno físico que controle. La capacidad de adelantarse en el tiempo a los acontecimientos, estabilizando siempre el entorno físico que controla. Como principal inconveniente cabe destacar la dificultad de elegir una correcta función de pertenencia para los

conjuntos difusos, ya que en ocasiones no es sencillo especificar el efecto de los cuantificadores de nuestro lenguaje en dicha función. El hecho de que cualquier función de pertenencia del sistema estuviese mal especificada, haría fallar, muy probablemente, todo el sistema completo.

## I.3 SISTEMAS EXPERTOS

Los sistemas expertos están basados principalmente en computadoras, interactivos y confiables, que pueden tomar decisiones y resolver problemas complejos. La toma de decisiones se considera el más alto nivel de inteligencia y experiencia humana.

Estos procesos son simulados y cuando hablamos de sistemas expertos nos referimos a la resolución de los problemas más complejos en un dominio específico.

Esto quiere decir que los sistemas expertos son desarrollados o elaborados con el objetivo de resolver esos problemas que normalmente son difíciles de encontrarles una solución y que solamente un experto humano lo puede resolver.

Pero estos sistemas también son capaces de expresar y razonar una idea sobre algún dominio del conocimiento. Los sistemas expertos fueron los antecesores de los sistemas actuales de inteligencia artificial, aprendizaje profundo y aprendizaje automático [7].

Para poder diferenciar un sistema experto tenemos que tener las siguientes características:

- **Base de conocimiento** Contiene el conocimiento necesario para comprender, formular y resolver problemas. Incluye dos elementos básicos: heurística especial y reglas que dirigen el uso del conocimiento para resolver problemas específicos en un dominio particular.
- **Base de hechos** Es una memoria de trabajo que contiene los hechos sobre un problema, alberga los datos propios correspondientes a los problemas que se desean tratar.
- **Motor de inferencia** Es el cerebro del SISTEMA EXPERTO, también conocido como estructura de control o interpretador de reglas. Este componente es esencialmente un programa de computadora que provee metodologías para razonamiento de información en la base de conocimiento. Este componente provee direcciones sobre cómo usar el conocimiento del sistema para armar la agenda que organiza y controla los pasos para resolver el problema cuando se realiza una consulta. Tiene tres elementos principales:
  - (1) **Intérprete**, ejecuta la agenda seleccionada.
  - (2) **programador**, mantiene el control sobre la agenda.
  - (3) **control de consistencia**, intenta mantener una representación consistente de las soluciones encontradas [8].



- **Subsistema de justificación** Se encarga de explicar el comportamiento del SE al encontrar una solución. Permite al usuario hacer preguntas al sistema para poder entender las líneas de razonamiento que este siguió. Resulta especialmente beneficioso para usuarios no expertos que buscan aprender a realizar algún tipo de tarea.

Pero también existen diferentes tipos de sistemas expertos que se clasifican de la siguiente manera.

- **Basados en reglas previamente establecidas** Los sistemas basados en reglas trabajan mediante la aplicación de reglas, comparación de resultados y aplicación de las nuevas reglas basadas en situación modificada. También pueden trabajar por inferencia lógica dirigida, bien empezando con una evidencia inicial en una determinada situación y dirigiéndose hacia la obtención de una solución, o bien con hipótesis sobre las posibles soluciones y volviendo hacia atrás para encontrar una evidencia existente (o una deducción de una evidencia existente) que apoya una hipótesis en particular.
- **Representación del conocimiento** Hay numerosas formas de representar el conocimiento en IA, sin embargo, los Sistemas Expertos suelen ser llamados sistemas basados en reglas. Reglas “Si...entonces...” Las reglas “si... entonces.” son el principal tipo de conocimiento usado en Sistemas Expertos, donde dichas normas se utilizan para capturar razonamiento de expertos que emplean a menudo. Sin embargo, con el tiempo los investigadores comenzaron a desarrollar e integrar otras formas de representación del conocimiento, tales como el razonamiento basado en casos. Los sistemas que incluyen múltiples tipos de conocimiento a veces se conocen 356 Ciencia y Tecnología, 13, 2013, pp. 349-364 ISSN 1850-0870 S. Badaro, L. J. Ibañez y M. J. Agüero Sistemas Expertos: Fundamentos, Metodologías y Aplicaciones como sistemas híbridos, o etiquetados después de un determinado tipo de representación del conocimiento, por ejemplo, basado en casos (O’Leary, 2008).
- **Basados en casos** El razonamiento basado en casos es el proceso de solucionar nuevos problemas basándose en las soluciones de problemas anteriores. Un mecánico de automóviles que repara un motor porque recordó que otro auto presentaba los mismos síntomas está usando razonamiento basado en casos. Un abogado que apela a precedentes legales para defender alguna causa está usando razonamiento basado en casos. También un ingeniero cuando copia elementos de la naturaleza, está tratando a esta como una “base de datos de soluciones”. El Razonamiento basado en casos es una manera de razonar haciendo analogías. Se ha argumentado que el razonamiento basado en

ucastos no sólo es un método poderoso para el razonamiento de computadoras, sino que es usado por las personas para solucionar problemas cotidianos. Más radicalmente se ha sostenido que todo razonamiento es basado en casos porque está basado en la experiencia previa.

- **Basados en redes bayesianas** Una red bayesiana, red de Bayes, red de creencia, modelo bayesiano o modelo probabilístico en un gráfico acíclico dirigido es un modelo gráfico probabilístico (un tipo de modelo estático) que representa un conjunto de variables aleatorias y sus dependencias condicionales a través de un gráfico acíclico dirigido (DAG por sus siglas en inglés). Por ejemplo, una red bayesiana puede representar las relaciones probabilísticas entre enfermedades y síntomas. Dados los síntomas, la red puede ser usada para computar las probabilidades de la presencia de varias enfermedades.

Como se sabe los sistemas expertos dentro del área del IA tienen un gran campo de investigación y de exploración, pero haciendo un análisis de estos sistemas nos preguntamos ¿Cuáles son las ventajas y las aplicaciones de estos sistemas expertos?

Las aplicaciones de los sistemas expertos los más comunes son los siguientes.

- Gestión de la información.
- Hospitales e instalaciones médicas.
- Gestión de servicios de ayuda.
- Evaluación del desempeño de los empleados.
- Análisis de préstamos.
- Detección de virus.
- Útil para proyectos de reparación y mantenimiento.
- Optimización de almacenes.
- Planificación y programación.
- La configuración de objetos fabricados.
- Toma de decisiones financieras Publicación de conocimiento.
- Monitorización y control de procesos.
- Supervisar el funcionamiento de la planta y el controlador.
- Bolsa de comercio.
- Horarios de aerolínea y horarios de carga.

Las mayores ventajas que se tiene al implementar o con poseer uno de estos sistemas expertos es que se puede agilizar la toma de decisiones en los campos anteriormente mencionados.

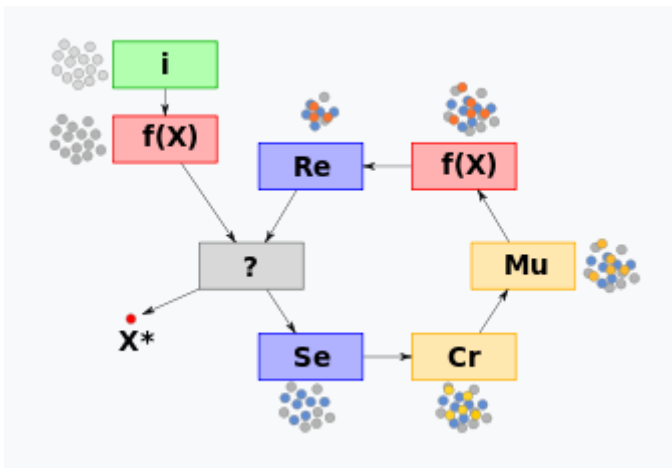
#### I.4 ALGORITMOS GENÉTICOS

Un algoritmo genético es cuando se realizan una serie de pasos que simulan la evolución de una especie, esta es una técnica muy utilizada en la inteligencia artificial debido a que tiene un concepto conocido que el que sobrevive es aquel que tiene los genes mas fuertes y es capaz de adaptarse a cualquier entorno.

Los algoritmos genéticos se enmarcan dentro de los algoritmos evolutivos, que incluyen también las estrategias evolutivas, la programación evolutiva y la programación genética. Como se menciona anteriormente los algoritmos genéticos enmarcan diferentes puntos ya sea biológicos o de programación, pero ¿Cómo funcionan los algoritmos genéticos?

### Funcionamiento

Un algoritmo genético puede presentar diversas variaciones, dependiendo de cómo se decide el reemplazo de los individuos para formar la nueva población. En general, el pseudocódigo consiste de los siguientes pasos:



- **Inicialización:** Se genera aleatoriamente la población inicial, que está constituida por un conjunto de cromosomas los cuales representan las posibles soluciones del problema. En caso de no hacerlo aleatoriamente, es importante garantizar que dentro de la población inicial, se tenga la diversidad estructural de estas soluciones para tener una representación de la mayor parte de la población posible o al menos evitar la convergencia prematura.
- **Evaluación:** A cada uno de los cromosomas de esta población se aplicará la función de aptitud para saber cómo de "buena" es la solución que se está codificando.
- **Condición de término:** El AG se deberá detener cuando se alcance la solución óptima, pero esta generalmente se desconoce, por lo que se deben utilizar otros criterios de detención. Normalmente se usan dos criterios: correr el AG un número máximo de iteraciones (generaciones) o detenerlo cuando no haya cambios en la población. Mientras no se cumpla la condición de término se hace lo siguiente:

- **Selección:** Después de saber la aptitud de cada cromosoma se procede a elegir los cromosomas que serán cruzados en la siguiente generación. Los cromosomas con mejor aptitud tienen mayor probabilidad de ser seleccionados.
- **Recombinación o cruzamiento:** La recombinación es el principal operador genético, representa la reproducción sexual, opera sobre dos cromosomas a la vez para generar dos descendientes donde se combinan las características de ambos cromosomas padres.
- **Mutación:** Modifica al azar parte del cromosoma de los individuos, y permite alcanzar zonas del espacio de búsqueda que no estaban cubiertas por los individuos de la población actual.
- **Reemplazo:** Una vez aplicados los operadores genéticos, se seleccionan los mejores individuos para conformar la población de la generación siguiente.

### Aplicaciones

- Diseño automatizado de equipamiento industrial.
- Diseño automatizado de sistemas de comercio en el sector financiero.
- Construcción de árboles filogenéticos.
- Optimización de carga de contenedores.
- Diseño de sistemas de distribución de aguas.
- Diseño de topologías de circuitos impresos.
- Diseño de topologías de redes computacionales.
- En teoría de juegos, resolución de equilibrios.
- Análisis de expresión de genes.
- Aprendizaje de comportamiento de robots.

Estas son algunos puntos donde se puede aplicar los algoritmos genéticos.

## I.5 DEEP LEARNING

¿Qué es Deep learning? estas son redes neuronales profundas las cuales llevan a cabo procesos de Machine Learning usando redes neuronales artificiales, que intenta modelar abstracciones de alto nivel de datos usando arquitecturas computacionales de varios niveles (que no son lineales), intentan aproximarse a la percepción humana como estos seres ven el mundo. La disciplina del aprendizaje automático está en plena ebullición gracias a su aplicación en el mundo del Big Data y el IoT. No dejan de aparecer avances y mejoras de los algoritmos más tradicionales, desde los conjuntos de clasificadores (ensemble learning) hasta el Deep Learning, que está muy de moda en la actualidad por sus capacidades de acercarse cada vez más a la potencia perceptiva humana. El aprendizaje profundo es parte de un conjunto más amplio de métodos de aprendizaje automático basados en asimilar representaciones de datos. Una observación (por ejemplo, una imagen) puede ser representada en muchas formas (por ejemplo, un vector de píxeles), pero

algunas representaciones hacen más fácil aprender tareas de interés (por ejemplo, "¿es esta imagen una cara humana?") sobre la base de ejemplos, y la investigación en esta área intenta definir qué representaciones son mejores y cómo crear modelos para reconocer estas representaciones. Los algoritmos que componen un sistema de aprendizaje profundo se encuentran en diferentes capas neuronales compuestas por pesos (números). El sistema está dividido principalmente en 3 capas:

**Capa de entrada (Input Layer):** Está compuesto por las neuronas que asimilan los datos de entrada, como por ejemplo imagen o una tabla de datos.

**Capa oculta (Hidden Layer):** Es la red que realiza el procesamiento de información y hacen los cálculos intermedios. Cada más neurona en esta capa haya, más complejos son los cálculos que se efectúan.

**Salida (Output Layer):** Es el último eslabón de la cadena, y es la red que toma la decisión o realiza alguna conclusión aportando datos de salida.

**Para la entrada de datos,** tendríamos que crear una capa que asimile la información introducida. En este caso, necesitaríamos que las neuronas desmembraran la imagen en píxeles, así, cada trozo de imagen se envía a las diferentes neuronas de la segunda capa.

Después, **la capa de segundo nivel** tiene como objetivo procesar cada uno de los píxeles delimitando los bordes dentro de los píxeles (separando los vectores dentro de los píxeles). En el tercer nivel se combinarían los bordes para diseñar las formas, y constituir cada uno de los objetos de la imagen.

En la capa de cuarto nivel, se utilizan los filtros del sistema para reconocer qué objetos son perros, y cuáles no, como pueden ser tener cuatro patas, tener una cola y un hocico. Como último paso, la capa 4 traspasa los datos a la última capa, el cual combina las características identificadas para reconocerse si es un «perro» o no por medio de conclusiones parciales, es decir, este fragmento es una cola de un animal, por tanto, sí puede ser un perro. Si tiene cuatro patas, sí tiene características de perro... así hasta entregar todos los fragmentos de información a la capa de salida y que este ofrezca una conclusión.

A groso modo, puede decirse que el Deep Learning funciona reduciendo errores, y tratando de aumentar el intervalo de confianza. Si tuviéramos que basarnos solo en la segunda capa, se puede decir que el intervalo de confianza de que haya un perro es de 70%, luego, si lo procesa la tercera capa aumentaría hasta el 77%... Así hasta reducir el margen de error casi a 0.

Cabe destacar, que para que la máquina aprenda, tiene que pasar por un proceso didáctico el cual combina un aprendizaje supervisado (un humano etiqueta en la imagen que es un perro), y un aprendizaje no supervisado (la máquina encuentra sus propios patrones para establecer relaciones a partir de los datos aportados).

Cada más cerca esté la neurona de la capa de salida, más entrenamiento supervisado requerirá para perfeccionarse. Esto ocurre debido a que las primeras capas tratan de procesar los datos de modo que se puedan reconocer objetos complejos, en cambio, las capas más profundas requieren de mayor atención humana, ya que los cálculos son cada vez más complejos.

A primera vista, tanto Machine Learning y Deep Learning son ramas tremendamente parecidas, y no es de extrañar, ya que el aprendizaje profundo forma parte del aprendizaje automático. La principal distinción del Deep Learning se establece por su estructura y procesamiento de la información el cual imita las redes neuronales del cerebro humano, donde una señal de entrada es procesada y tramitada por cientos de neuronas entrelazadas entre capas para extraer una conclusión.

### Aplicaciones del Deep Learning:

en la actualidad es muy utilizada en diferentes ámbitos, es una moda muy utilizada la cual es eficiente, rápida y de calidad, aquí unos ejemplos en la industria.

**Traductores inteligentes:** El servicio de Google Translate se aprovecha de esta tecnología para obtener características del comportamiento humano. Así, el sistema aprende de las traducciones corregidas para aplicarla en futuras consultas.

**Lenguaje natural hablado y escrito:** Uno de los ejemplos más utilizados son Siri (asistente de Apple) o Cortana (asistente de Windows). A título de ejemplo, si a alguno de estos sistemas le dices que te cuente un chiste, este responderá con un chiste. Si le preguntas dónde puedes comer, te aparecerá en Google Maps todos los lugares cercanos según tus preferencias.

**Reconocimiento facial:** Uno de los usos más típicos es el uso de softwares que puedan reconocer la cara y los gestos de una persona. En los móviles de ahora, la cámara es capaz de identificar cuando sonríes y cuando no, además, también puede utilizarse tu rostro como llave de seguridad para desbloquear el móvil. Baidu, uno de los gigantes de Internet está trabajando en una aplicación que ya reconoce hasta 70 rasgos faciales.

**Visión computacional:** ¿Has probado en subir una imagen a Google Images? El propio buscador es capaz de identificar imágenes semejantes a esa, lo que utiliza un Deep Learning semejante al del ejemplo mencionado anteriormente: Desmembra la imagen y la procesa para sacar resultados semejantes



## INFORMACION ACADEMICA



**Orfilia castillo Maturana**, nació el

24 julio en Tado Colombia 1998, graduada del bachillerato en el 2015 de la institución educativa el dorado con mención de honor por ser una de las estudiantes más disciplinadas, en el 2015 obtuvo también el título de tecnóloga en programación del software de la institución de educación SENA de la ciudad de Pereira.

Becada por la Alcaldía de Pereira, y actualmente estudiante de ingeniería en sistemas y computación en la universidad tecnológica de Pereira y cursando el sexto semestre, estudiante también de contabilidad y finanzas de manera virtual en la institución a Distancia SENA, y trabaja en la floristería ml detalles de la ciudad de Pereira ubicada en el sector del poblado etapa 1.

[10][https://es.wikipedia.org/wiki/Algoritmo\\_gen%C3%A9tico#Funcionamiento](https://es.wikipedia.org/wiki/Algoritmo_gen%C3%A9tico#Funcionamiento)

[11] <https://www.tecnologias-informacion.com/sistemas-expertos.html#:~:text=La%20IA%20simula%20estos%20procesos,un%20experto%20humano%20podr%C3%ADa%20resolver.>

[12]

<https://github.com/orfilia/COMPUTACION-BLANDA-2020-UTP-CUBA>

## REFERENCIAS

Referencias en la Web:

[1]

<https://computerhoy.com/reportajes/tecnologia/inteligencia-artificial-469917>

[2] <https://www.xeridia.com/blog/redes-neuronales-artificiales-que-son-y-como-se-entrenan-parte-i>

[3]<https://es.scribd.com/document/331563768/mati-ch-redesneuronales>

[4]<https://www.diegocalvo.es/clasificacion-de-redes-neuronales-artificiales/>

[5][https://www.ecured.cu/L%C3%B3gica\\_difusa#Aplicaciones](https://www.ecured.cu/L%C3%B3gica_difusa#Aplicaciones)

[6] <file:///C:/Users/usuario/Downloads/logica.pdf>

[7]<https://www.tecnologiasinformacion.com/sistemas-expertos.html#:~:text=La%20IA%20simula%20estos%20procesos,un%20experto%20humano%20podr%C3%ADa%20resolver.>

[8][https://www.palermo.edu/ingenieria/pdf2014/13/CyT\\_13\\_24.pdf](https://www.palermo.edu/ingenieria/pdf2014/13/CyT_13_24.pdf)

[9][https://elpais.com/elpais/2019/01/31/ciencia/1548933080\\_909466.html](https://elpais.com/elpais/2019/01/31/ciencia/1548933080_909466.html)