

17

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE MEXICO

ESCUELA NACIONAL DE ESTUDIOS PROFESIONALES "ACATLAN"

ADQUISICION DE CONOCIMIENTO EXPERTO APLICANDO UN MODELO DE RED NEURONAL ART-2



T E S QUE PARA OBTENER EL TITULO DE LICENCIADO EN MATEMATICAS APLICADAS Y COMPUTACION PRESENTA: LIDIA JARAMILLO RUIZ

ASESOR: LIC. JUAN CARLOS RENDON AGUILAR

280936

JULIO DE 2000





Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

JURADO ASIGNADO

Presidente: Ing. Silvia Larraza Hernández

Vocal: Lic. Sara Camacho Cancino

Secretario: Lic. Juan Carlos Rendón Aguilar

1er. Suplente: Lic. Ivar González Juárez

2 do. Suplente: Ocean. Antonio Gama Campillo.

Lugar donde se desarrollo el trabajo: Instituto Mexicano del Petróleo



Asesorado por Lic. Juan Carlos Rendón Aguilar

Sustentante: Lidia Jaramillo Ruíz.

INDICE

	Página
INTRODUCCIÓN	1
CAPITULO I:	
Introducción a la Inteligencia Artificial.	
1.1.- ¿Que es inteligencia?	3
1.2.- Definición de la inteligencia artificial.	3
1.3.- Historia de la inteligencia artificial.	5
1.3.1.- Algunas ideas precursoras	5
1.3.2.- El nacimiento de la inteligencia artificial	7
1.4.- Principales áreas de estudio en la inteligencia artificial	9
1.5.- Lenguajes de programación utilizados en inteligencia artificial.	10
CAPITULO II:	
Adquisición del conocimiento.	
2.1 - Introducción.	12
2.2.- ¿Qué es el conocimiento?.	13
2.3.- Principales componentes de un Sistema Experto.	14
2.4.- Métodos de adquisición del conocimiento.	17
2.5.- Métodos manuales.	20
2.5.1.- La entrevista.	20
2.5.1.1.-Entrevista no estructurada.	22
2.5.1.2.-Entrevista estructurada.	23
2.5.2.- Método tracking.	25
2.5.3.- La observación.	27
2.6.- Métodos semiautomáticos	27
2.6.1.- Métodos expert-driven.	27
2.6.2.- Métodos manuales: (self-report) auto-reportes.	28
2.6.3.- Computer-aided.	28
2.6.4.- Apoyando al ingeniero del conocimiento.	28
2.7.- Métodos automáticos.	30
2.7.1.- Inducción.	31

INDICE

Página

CAPITULO III: Redes Neuronales Artificiales.

3.1.-	Introducción.	34
3.2.-	Historia de las redes neuronales.	34
3.3 -.	La neurona biológica.	36
3.3.1.-	Estructura de una neurona biologica.	36
3.4.-	Elementos de una red neuronal artificial.	37
3.4.1.-	Unidades de proceso: la neurona artificial.	39
3.4.2.-	Estado de activación.	39
3.4.3.-	Función de salida o de transferencia.	40
3.4.4.-	Conexiones entre neuronas	40
3.4.5.-	Función o regla de activación.	41
3.4.6.-	Regla de aprendizaje.	41
3.4.7.-	Niveles o capas de neuronas.	41
3.4.8.-	Formas de conexión entre las neuronas.	42
3.5.-	Características de las redes neuronales.	45
3.6 -.	Primeros algoritmos de aprendizaje.	53
3.6.1.-	La regla de hebb.	55
3.6.2.-	La regla delta	56
3.6.3.-	Perceptron.	56
3.7 -.	El algoritmo de retropropagación clásico.	58

CAPITULO IV: El Modelo de Resonancia Adaptativa (ART)

4.1.-	Introducción.	65
4.2.-	La red hamnig y maxnet.	65
4.3.-	Categorización y medidas de similitud.	79
4.4.-	El modelo de resonancia adaptativa (ART1).	80

INDICE

	Página
CAPITULO V:	
APLICACION DEL MODELO DE	
RED NEURONAL ART-2 EN UNA	
BASE DE DATOS DE LA INDUSTRIA	
PETROLERA	
5.1-. Introducción.	87
5.2-. Planteamiento del problema y aplicación de un caso práctico	89
CONCLUSIONES	119
Apéndice A	121
Apéndice B	127
Apéndice C	129
Apéndice D	134
Bibliografía	151

El avance de la Inteligencia Artificial en las últimas décadas, ha traído consigo su difusión en los más diversos ámbitos. Lo que hace unas pocas décadas era solo objeto restringido de investigación y fuente de inspiración para la ficción científica, se ha transformado en una sólida disciplina que cuenta con diversas áreas de estudio y sobre todo en una potente tecnología que soluciona problemas en campos cada vez más amplios.

Dentro de sus principales áreas de estudio se encuentran los sistemas expertos, que son un tipo de software que imita a un experto humano al solucionar un determinado problema, estos sistemas reúnen los conocimientos de uno o más especialistas o expertos de un campo específico de conocimiento en uno de sus principales componentes denominado base de conocimiento.

Los expertos adquieren sus conocimientos mediante bases de datos, manuales, libros, y también generalmente de experiencias que han almacenado haciendo una misma cosa una y otra vez, además de que han logrado conseguir tener cierta intuición y capacidad para resolver problemas de forma rápida, sabiendo a que reglas han de atenerse y cuales han de rechazarse bajo determinadas circunstancias, al mismo tiempo de que han podido adquirir la habilidad de interpretar información que llega a sus manos la cual hoy en día se incrementa conforme pasa el tiempo y que comúnmente contiene conocimiento que los expertos van descubriendo como perlas una a una con mucho cuidado y esfuerzo.

Para reunir todo su conocimiento en una base de conocimiento, es necesario primeramente adquirirlo, por lo que se realizan generalmente una serie de entrevistas al experto sobre algún tema del cual se desea indagar con el fin de conocer como desempeña una tarea o toma una decisión ante algún problema, sin embargo, existen algunas dificultades, ya que el experto generalmente no posee el tiempo suficiente para la entrevista, le resulta difícil expresar su conocimiento y experiencia o por lo regular no desea compartirlos, y cuando esto sucede, a menudo se emplean otros métodos de adquisición de conocimiento como los que se basan en algoritmos inductivos que extraen conocimiento a partir de una base de datos que los expertos analizan y utilizan para tomar sus decisiones ante algún determinado problema.

El análisis e interpretación de las bases de datos que provienen de un escenario altamente técnico como es el caso de la Industria del Petróleo puede ser complicada, si no se cuenta con uno o varios expertos en el área que sepan extraer el verdadero significado de la tendencia reflejada por dichos datos, lo anterior es muy común pues los expertos en esta área no disponen de tiempo suficiente para realizar análisis detallados en las bases de datos y por lo regular no son explotadas en su totalidad, sin embargo el presente trabajo desarrollado en el Instituto Mexicano del Petróleo propone la utilización de un algoritmo inductivo basado en un modelo de red neuronal para la adquisición de conocimiento de una base de datos que contiene información de registros geofísicos petroleros con

el fin de obtener información si un determinado pozo puede ser productivo de acuerdo a ciertas características físicas del suelo y apoyar a los expertos en el área para la toma de decisiones.

Para llevar a cabo dicha propuesta se desarrollaron cinco capítulos los cuales se describen a continuación:

El primero trata de familiarizar al lector con la historia, áreas de estudio y lenguajes de programación de la Inteligencia Artificial.

El segundo ofrece una descripción de los métodos más importantes de Adquisición del Conocimiento para la formación de una base de conocimiento, mientras que en el tercero se da una breve panorámica histórica de la evolución de otra área de estudio de la Inteligencia Artificial, conocida como Redes Neuronales Artificiales cuya historia y modelado está inspirada en la estructura y funcionamiento de los sistemas nerviosos donde la neurona es el elemento fundamental, además se analizan los fundamentos de las redes neuronales artificiales partiendo del modelo biológico de una neurona hasta llegar a la descripción de la estructura de las redes neuronales artificiales, mostrando además las características que diferencian los distintos modelos de redes neuronales: su topología, mecanismo de aprendizaje y naturaleza de información aprendida. Por último se explica algunos de los modelos más importantes de redes neuronales como el Perceptrón y la red de Retropropagación.

En el cuarto capítulo se describe un nuevo tipo de redes neuronales que “aprenden” de la experiencia mientras que funcionan sin necesidad de supervisión, que además, están compuestas de unas neuronas entre las que se establece cierta competición por conseguir activarse. El objetivo de este capítulo es explicar los modelos de red neuronal conocidos como red de Resonancia Adaptativa ART1 que trabaja con valores de datos binarios y la red ART2 que procesa números entre $[0,1]$.

En el quinto capítulo se presenta una aplicación de una herramienta de adquisición de conocimiento en la industria Petrolera Mexicana basada en el modelo de Red Neuronal denominado ART2 para la construcción de una base de conocimiento.

“Las computadoras pueden disponer de algunas formas de inteligencia, pero sólo las personas pueden tener sabiduría.”[9]

CAPITULO I INTRODUCCION A LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL

1.1-. ¿QUE ES INTELIGENCIA?

El tratar de incorporar inteligencia¹ a las máquinas, parece pensar que tenemos un claro concepto de lo que es inteligencia natural así como también de las habilidades mentales y pautas de conducta de los seres humanos e incluso de otros animales, pero en realidad nuestro concepto de inteligencia natural esta cambiando continuamente, en función, no sólo de nuevos conocimientos biológicos, sino también por nuestras experiencias con los recientes sistemas artificiales.

En nuestro lenguaje diario inteligencia y sus sinónimos son términos frecuentes. No se considera ambiguo declarar que ésta o aquella persona es inteligente, o que la inteligencia es una cualidad humana deseable, pero cuando tratamos de definir la inteligencia encontramos que tal concepto es esquivo ¿Está relacionado con el manejo de números, palabras u otros símbolos? ¿Está relacionado con el modo en que nos desenvolvemos en el mundo? ¿Guarda estrecha relación con la creatividad y la invención? ¿La inteligencia se manifiesta en la actividad mental o en la conducta? ¿Y qué relación existe entre la inteligencia y fenómenos tales como el deseo, el aprendizaje, el recuerdo, y la emoción?. Se ha descubierto que se puede incorporar cierto grado de inteligencia a las máquinas sin necesidad de comprender totalmente la naturaleza de la inteligencia artificial, sin embargo, ser consciente de lo que significa la inteligencia en los seres humanos nos da una idea de las posibilidades y limitaciones de tales máquinas. [26]

1.2-. DEFINICION DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

Pues bien, si entramos en su definición, la inteligencia artificial (IA) no es más que una determinada forma de programar las computadoras², es decir, de utilizarlas como herramientas para realizar tareas y resolver problemas,

¹ La inteligencia es la capacidad de adquirir conocimientos y de aplicarlos. Los humanos tienen inteligencia innata y pueden aumentarla y mejorarla. Las máquinas también pueden tener inteligencia, sin embargo, la reciben de los humanos y su calidad depende de cómo se represente en la máquina y como ésta se utilice.

² Las computadoras son cajas de componentes electrónicos de propósito general diseñadas para procesar alguna forma de información, por si mismos son inútiles pero con un software apropiado, las computadoras se convierten en poderosas herramientas. La mayoría de las computadoras usan lo que se denomina software convencional, que son los programas que resuelven ecuaciones matemáticas, manipulan bases de datos, hojas de calculo y comprueban la ortografía de un documento entre otras cosas.

más específicamente, la inteligencia artificial se compone de un conjunto de técnicas que permiten a las computadoras imitar la mente humana.

La IA se considera como una rama, o parte de la informática convencional tanto por el tipo de problemas que aborda como por la forma en que lo hace, lo que hoy en día entendemos por informática convencional hace referencia al uso de computadoras para procesar algoritmos lógico-matemáticos capaces de realizar tareas procedimentalmente definidas, o problemas formalmente planteados, dicho de otra forma para que los problemas o tareas puedan ser tratados con la ayuda de las aplicaciones que suelen tener las computadoras al uso, es necesario que anteriormente hayan sido analizados y descritos en términos de un procedimiento secuencial, sistemático y exhaustivo, capaz de alcanzar la salida correcta a partir de los datos de entrada.

Esto no implica que una computadora no pueda ser nada para lo que no esté programado, sino que para programarlo se necesita describir, exacta y exhaustivamente, todos los pasos a realizar para alcanzar el resultado deseado, sin embargo, existen muchas tareas y problemas que no pueden ser abordados con esa aproximación algorítmica, porque no es posible reducir el problema a dimensiones razonables o bien porque no se sabe cómo describir su tratamiento de manera exacta y exhaustiva. Un ejemplo es el juego del ajedrez [26], si se intenta programar algorítmicamente una computadora para que calcule sistemáticamente todas las posibles jugadas a partir del inicio del juego, nos encontramos con que muy pronto se desborda la capacidad de cualquiera computadora existente o imaginable, otro ejemplo es el diagnóstico médico que es una tarea cuyo algoritmo se desconoce, pues no existe una forma lógico-matemática que nos permita obtener automáticamente un diagnóstico a partir de un subconjunto de todos los síntomas posibles, los seres humanos son capaces de realizar todas estas tareas como jugar ajedrez y realizar diagnósticos médicos con un gran éxito, además la mente humana es capaz de ejecutar cálculos y operar con otro tipo de estrategias, mantener una conversación, identificar los obstáculos, coordinar los movimientos al conducir y practicar un deporte, etc, todas estas actividades que realiza el ser humano requieren un cierto grado de inteligencia y no parecen ser abordables mediante métodos algorítmicos, la cuestión entonces es: ¿Sería posible programar las computadoras de esa otra forma para que pudiesen enfrentarse a ese tipo de tareas y problemas?. Pues bien, el intento por responder esa pregunta dio origen a la IA.

Las investigaciones en esta área intentan descubrir la forma de hacer pensar y razonar a una computadora como una persona, en general, la IA tiene como meta conseguir que las computadoras sean más potentes y útiles, logrando que éstas puedan imitar las funciones del cerebro humano, muchas veces nos hemos preguntado si realmente una computadora puede pensar y si es posible construir una máquina electrónica que comprenda y razona como un ser humano, la respuestas a estas preguntas es un sí condicionado, las computadoras se pueden programar para pensar de una forma limitada y hacer razonamientos que habitualmente realizan los humanos, por otra parte, nunca será posible duplicar perfectamente la increíble complejidad del cerebro humano, además, es dudoso que se llegue a construir una máquina con una inteligencia que se aproxime a la de un ser humano.

Aun cuando la IA es un campo relativamente joven y no existen definiciones estrictas sobre lo que es o representa, he aquí como la definen algunos expertos:

Para Marvin Minsky Profesor del MIT(Instituto Tecnológico de Massachusetts) :

“La inteligencia artificial es la ciencia de hacer máquinas que hacen cosas, que realizadas por el hombre requieren uso de inteligencia”.

No obstante: P.H. Wiston director del Laboratorio de la IA del MIT escribe:

“El objetivo de la inteligencia artificial se puede definir, como conseguir hacer los ordenadores más útiles para comprender los principios que hacen posible la inteligencia”

Tanto B.G. Buchanan (profesor adjunto e investigador de ciencia de ordenadores) como E.A Feigenbaun investigador principal del proyecto de Investigación sobre heurística), ambos de la Universidad de Stranford, escriben:

“ La investigación sobre la inteligencia artificial es la parte de la ciencia de ordenadores que investiga procesos simbólicos, razonamientos no algorítmicos y representaciones simbólicas de conocimiento usados en máquinas inteligentes”

La dificultad de llegar a una definición de IA se deriva de los factores principales: primero, la inteligencia es un concepto mal definido y poco comprendido. Segundo, el arraigado prejuicio de los seres humanos a admitir que una máquina pueda incorporar atributos mentales. Este segundo motivo inevitablemente enturbia cualquier definición ante cualquier logro de la informática, los escépticos arguyen aquellas facetas no conseguidas y que caracterizan la auténtica inteligencia, Sin embargo, conforme las computadoras se aproximan cada vez más a las capacidades genuinamente humanas, resulta más difícil sostener que no tienen un comportamiento realmente inteligente.

1.3-. HISTORIA DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

1.3.1-. ALGUNAS IDEAS PRECURSORAS

La idea de lo que es inteligencia artificial apareció por primera vez, en la Grecia Clásica aproximadamente unos 800 años A.C, desde entonces, se han diseñado artefactos mecánicos como estatuas animadas, robots, juguetes, etc, para simular sistemas inteligentes, sin embargo, en ningún sentido estos eran realmente inteligentes, pero con el transcurso del tiempo y gracias al desarrollo de la electrónica pudo incorporarse un potencial inteligente a un sistema artificial. Los sistemas mecánicos, eléctricos y electromecánicos, eran únicamente capaces de realizar

cierta mímica, pero la tecnología electrónica dio paso a la fabricación de artilugios capaces de efectuar muchas actividades características de las criaturas inteligentes.

Al principio de su historia, los primeros tipos de máquinas de calcular fueron las diferentes versiones del ábaco, las cuales fueron muy utilizadas en el milenario Japón y en la antigua China, por los ingenieros, matemáticos y comerciantes, no obstante, nunca fueron considerados computadoras porque no tenían ningún medio para almacenar internamente un programa de instrucciones.

A principios del siglo XIX Charles Babbage logra construir su máquina analítica, que ya se considera como la primera calculadora artificial, el sentido actual del término, se trataba de un artefacto basado en engranajes y ruedas dentadas construidas de madera, lo que al parecer tenía un costo excesivo debido a la cantidad y precisión que exigía, sin embargo fue de gran ayuda para acotar una primera operativización de lo que podía considerarse como una máquina pensante sería una máquina capaz de realizar los cálculos numéricos para resolver problemas matemáticos.

Durante el primer tercio del siglo XX, y gracias al desarrollo de la ingeniería electrónica, aparecen las primeras computadoras digitales, que, sin ningún género de dudas, ya son máquinas capaces de realizar cálculos numéricos de manera automática. Por tanto, con la aparición y desarrollo de las computadoras se cierra definitivamente la discusión acerca de la posibilidad de construir máquinas capaces de realizar los cálculos numéricos que subyacen a la resolución de problemas matemáticos relativamente complejos. Sin embargo, este avance, lejos de zanjar la discusión acerca de la viabilidad de lo que hoy en día llamamos IA, abrió una nueva e interesante polémica respecto de lo que se puede considerar como pensamiento inteligente. La cuestión ahora sería la siguiente: Es indiscutible que una computadora es una máquina capaz de procesar información. Es decir, una computadora es capaz de retener símbolos en su memoria y manipularlos, según una secuencia predefinida que se denomina programa. A su vez, con esos ingredientes es posible programar las computadoras para que resuelvan cualquier problema que podamos plantear en términos de un algoritmo, o sea, como una sucesión predeterminada de cálculos numéricos exhaustivos. Finalmente, es indiscutible que si un sujeto humano realiza ese tipo de operaciones matemáticas algorítmicas, por ejemplo, el cálculo de una raíz cuadrada o el área de un polígono, asumimos que ese sujeto es inteligente. Sin embargo, eso no nos permite calificar automáticamente a las computadoras como máquinas inteligentes, por que la cuestión ahora es dilucidar si esos ingredientes son suficientes para producir el fenómeno que calificamos como inteligencia. Una cosa es llevar a cabo alguna de las tareas puntuales que realizan los seres inteligentes, y otra muy diferente ser inteligente.

En este contexto algunos autores de principios del presente siglo argumentaban que la inteligencia propiamente dicha era algo exclusivamente de los seres dotados del espíritu de vida y, por tanto, las computadoras jamás podrían llegar a ser inteligentes, por mucha capacidad de cálculo que llegaran a mostrar. Incluso hoy en día se pueden encontrar argumentaciones que le niegan a las computadoras la posibilidad de sustentar el pensamiento inteligente por razones tales como que no están constituidos evolutivamente, que no viven en un medio

sociocultural, o que carecen de grado de incertidumbre que caracteriza el funcionamiento de los cerebros neuronales que sustentan la inteligencia natural. Pues bien, frente a este tipo de actitudes negativas a priori, A.M. Turing propuso en 1950 una alternativa pragmática: . Definió un experimento hipotético en el cual una persona se comunicaría mediante un teletipo con dos interlocutores; uno de ellos sería un ser humano y el otro una computadora. A partir de aquí Turing postulaba que si una persona no era capaz de distinguir cuál era el interlocutor humano y cuál era el artificial, tendría que concluirse que la computadora se estaba comportando de manera inteligente, con lo que planteaba una definición a posteriori de la inteligencia. Este experimento ocurrió accidentalmente unos años más tarde con un programa llamado ELIZA, y hoy en día sería muy fácil de reproducir utilizando una máquina de jugar ajedrez. Pero lo realmente trascendente de la aportación de Turing es que rescata la cuestión del ámbito de las discusiones de ciencia ficción, y la ubica en el contexto de la investigación empírica. En efecto, para resolver la cuestión acerca más allá del cálculo algorítmico, no solo cabe argüir postulados filosóficos, sino que con ayuda de las computadoras también es posible ponerse manos a la obra. Pues bien, el resultado de esta segunda opción abrió una nueva forma de trabajar con las computadoras que se separan claramente de la línea construida por la informática convencional, dando lugar a un ingente volumen de nuevas ideas, herramientas y aplicaciones que, con independencia de que se quieran considerar como auténtica inteligencia artificial, o no, el hecho innegable es que son una gran trascendencia y, sobre todo, que ofrecen unas indiscutibles posibilidades futuras.

1.3.2.-EL NACIMIENTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Para entender el significado de esa nueva forma de programar computadoras que se denomina IA es necesario acotar lo que se ha venido haciendo con las computadoras hasta hoy en día, bajo el nombre de informática convencional, las primeras computadoras fueron construidas a mediados del año 50, tenían unas capacidades de manipulación simbólica muy limitadas, apenas si podían manejar unos cuantos números y algunas operaciones aritméticas elementales, tras la segunda guerra mundial permitió un espectacular aumento cuantitativo en la potencia del hardware de las computadoras digitales, a finales de los años 60, este aumento en la cantidad de información que podía manejarse permitió a su vez el desarrollo de software, pues aparecieron los lenguajes de programación de primera generación y otras herramientas de apoyo al desarrollo. Con ello se crearon las condiciones necesarias en los años 70 para la aparición de procesadores de texto, bases de datos, sistemas de procesamiento matemático, nóminas etc, en los años 80 se desarrollaron computadoras personales, que actualmente alcanzan potencias muy superiores a las pasadas, junto con nuevos avances cualitativos en el software, han generalizado y popularizado el uso de lo que se denomina informática convencional. La informática convencional, pese a su importante aumento cuantitativo o cualitativo, sigue limitándose a procesamientos algorítmicos de información, es decir, sólo resuelve tareas que pueden ser abordables en términos de algoritmos³ lógico-matemáticos que operan sobre bases de datos, pues, existen problemas y tareas que resultan prácticamente imposible abordar directamente mediante estrategias formales implementables en un procesamiento lógico-

³ Un algoritmo es un procedimiento de ordenación secuencial de una serie de fórmulas lógico-matemáticas totalmente explícitas, que operan de forma exhaustiva sobre cierto tipo de datos.

matemático de información, por ejemplo si deseamos calcular los plazos que hay que pagar por un préstamo de x pesos a n años, es necesario para resolver este tipo de problemas realizar un programa muy fácil con las herramientas de programación disponibles en cualquier computadora personal, no obstante, si utilizamos este tipo de problema, para saber los criterios por los que un empleado de una entidad bancaria debe decidir si se puede conceder o no un determinado préstamo a un cliente que lo solicita, cuestiones tales como la apariencia del cliente, la estimación de la probabilidad del cliente devuelva el préstamo, no son tratables mediante el tipo de análisis que habitualmente subyace a las fórmulas lógico-matemáticas al uso. La razón es que para este tipo de problemas y decisiones juegan un papel clave ciertos procesos de percepción, pensamiento, motivación y lenguaje que no son algorítmicos porque no se basan en razonamientos directamente cuantificables, si no que dependen de procesos aproximativos y difusos, basados en la experiencia, pensamiento, sentido común, intuición que van más allá de un simple cálculo.

Una de las primeras utilizaciones de las computadoras para realizar tareas que van más allá de un simple cálculo consistió en implementar modelos de simulación. La simulación, que es anterior a la aparición de la computadora, consiste básicamente en experimentar con modelos de algún fenómeno real, éstas técnicas también exigen una formulación estadística del problema con lo que dejan fuera una cantidad de tareas no formalizables que resuelve la inteligencia humana.

Otra aproximación en la utilización de la computadora para resolver problemas no fácilmente calculables, es la búsqueda en árboles de decisión, la idea es que los algoritmos no operen sobre bases de datos planas, sino con información estructurada en arboles de decisión construidos. Con esta aproximación, actualmente denominada programación lógica, que junto con la simulación, algunos autores las consideran dentro del ámbito de la inteligencia artificial, pero muchos otros consideran que no se puede hablar de auténtica inteligencia artificial hasta que no se trasciende al cálculo numérico formalizado y se pasa directamente a emular en las computadoras las estrategias no exhaustivas que se supone que utiliza la mente humana. Pues bien, el primer paso concreto en esta nueva línea de investigación se dio en la ya famosa conferencia de Dartmouth en el año de 1956.

En esta conferencia se reunieron grandes especialistas en computación,(entre ellos John McCarthy, que en esa época era profesor auxiliar de matemáticas del Dartmouth College en Hanover , Estados Unidos a quien se le debe el término Inteligencia Artificial) con el propósito de aprovechar las ideas que existían desde aquel entonces sobre computadoras, con la intención de construir una máquina de múltiple uso que fuera capaz de realizar funciones que cayeran fuera del puro cálculo numérico, que era el fin para el que habían sido construidas hasta entonces. Es decir, se pretendía sacar a las computadoras de uso exclusivo como calculadoras, para tratar de llevar a cabo acciones inteligentes.

El resultado de esta famosa conferencia fue el inicio de una nueva línea de explotación de las posibilidades de las computadoras que se denomina IA y que separa claramente lo que hoy en día conocemos como informática convencional.

La IA, tal como quedo establecida de hecho en Dartmouth, no sólo pretende utilizar las computadoras para realizar tareas inteligentes si no que definitivamente se enfrenta con el reto de las computadoras aborden tareas mediante estrategias que imiten o, por lo menos, se asemejen a la mente humana. [1]

1.4- PRINCIPALES AREAS DE ESTUDIO EN LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

A partir de la famosa conferencia en Dartmouth se han desarrollado grandes áreas de estudio en este campo, de las cuales se pueden destacar las siguientes:

- a) **Los Sistemas Expertos**, también llamados sistemas basados en conocimiento, aplican técnicas de razonamiento de Inteligencia Artificial a la resolución de problemas en áreas específicas, para simular la aplicación de expertos humanos, el grado de efectividad de cada uno de estos sistemas depende de la cantidad de conocimiento que se le suministre.
- b) Después de los sistemas expertos, **los sistemas de procesamiento de Lenguaje Natural** son la aplicación más extendida de la inteligencia artificial, por lenguaje natural se entienden los distintos lenguajes humanos, escritos o hablados, cuando un usuario decide comunicar algo a un sistema informático es porque desea que éste haga algo. Para establecer esa comunicación, debe generar una declaración y transmitírsela a la computadora. El sistema debe entonces comprender la declaración, o sea, debe traducirla a un sistema de acciones apropiadas comprensibles por la computadora antes de ejecutar alguna cosa. Por eso la comprensión es un proceso de traducción, en donde una declaración es entendida solamente respecto a un lenguaje particular y a un conjunto de acciones.
- c) Muy relacionado con los sistemas de procesamiento de lenguaje natural, **los sistemas de reconocimiento de la voz**, presentan una nueva forma de usar las computadoras, los sistemas de procesamiento de lenguaje natural pueden interpretar textos que se tecleen en una terminal o que ya se encuentren en un formato adecuado, en el caso de estos sistemas de Reconocimiento de la voz, las computadoras son capaces de entender la voz humana, el sistema de datos de entrada es un micrófono que produce una señal analógica que será transformada en números binarios que pueden interpretar un programa de Inteligencia Artificial.
- d) **Los sistemas de visión por computadora** utilizan las técnicas de Inteligencia Artificial para analizar e interpretar información visual imitando la visión humana, típicamente, la información usual se recoge mediante una cámara de televisión y se codifica en señales binarias donde podrá ser manipulada mediante programas de Inteligencia Artificial.
- e) El campo de la Inteligencia Artificial trata de imitar las capacidades de la mente humana. El campo de la **Robótica** intenta imitar las capacidades físicas de los humanos, un robot es un dispositivo electromecánico que intenta duplicar algunas funciones de la anatomía humana.

1.5- LENGUAJES DE PROGRAMACION UTILIZADOS EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL.

Los investigadores en IA han desarrollado lenguajes especiales que facilitan la programación en esta área de los que se pueden destacar los siguientes:

- a) **El lenguaje LISP (LIST PROCESOR)** : LISP es el segundo lenguaje de alto nivel más antiguo que ha sobrevivido en la ciencia de la computación (solamente FORTRAN le precede a éste). Fue escrito por Jhon McCarthy entre 1958 y 1960 para representar funciones recursivas en la computadora, es un lenguaje dinámico de excepcional poder y flexibilidad y ha llegado a ser el lenguaje estándar de los Estados Unidos para resolver problemas de IA.

Durante la década de los 80, el LISP ha sido progresivamente sustituido por otro lenguaje, el C, como herramienta de desarrollo de programas de Inteligencia Artificial. **El Lenguaje C** fue inventado e implementado por primera vez por Dennis Ritchie en un DEC PDP-11 que utilizaba el sistema operativo UNIX. C es el resultado de un proceso de desarrollo que comenzó con un lenguaje anterior llamado BCPL, que aún se utiliza principalmente en Europa. El BCPL, desarrollado por Martín Richards en 1967, influyó a un lenguaje llamado B, inventado por Ken Thompson, y dio paso al desarrollo de C. Hoy en día, virtualmente todos los sistemas principales están escritos en C y/o en C++.

A lo largo de las dos décadas, C se ha hecho disponible para la mayor parte de las computadoras y se ha convertido en uno de los lenguajes más populares en uso, proporciona un esqueleto estructurado sin límite a la creatividad del programador; además los compiladores en C producen programas muy rápidos y eficientes al ejecutarlos.

Ya que hay más programadores que conocen C que los que conocen otros lenguajes normalmente usados en la investigación de IA, parece claro que si las técnicas de IA van a usarse en el mundo real necesitan ser codificadas en C. Mientras que los lenguajes para la investigación en IA son excelentes para la exploración, son difíciles de adaptar a una programación general. Por ejemplo, PROLOG carece de la capacidad de una programación de procedimientos- deficiencia ésta que hace que ciertas tareas, como lo es la suma de números de una lista, sea más difícil de lo que debería de ser en realidad - . Además, si su aplicación no requiere el retroseguimiento del PROLOG ni los recursos de una base de datos, se convierten en un "peso extra" que debe soportar su aplicación.

A pesar de todos los avances en IA, solamente unas pocas técnicas importantes se han abierto camino rápidamente en el mundo de la programación de computadoras. Hay dos principales razones para esto. Primero, la mayoría de los programadores no tienen más que los conocimientos básicos y formales sobre IA. En segundo lugar, mientras que la mayoría de las investigaciones en IA se hacen a base de los lenguajes específicos tales como el LISP y el PROLOG, la mayoría de las aplicaciones reales como paquetes de contabilidad, están escritos en lenguaje común, como es el caso de C. No ha sido fácil aplicar los conceptos de un lenguaje de investigación a uno de aplicación

común. Quizá sean las posteriores complicaciones de proceso lo que hace de la mayoría de los lenguajes de IA (incluyendo LISP y PROLOG) lenguajes declarativos mientras que los lenguajes comunes son de procedimiento. En un lenguaje declarativo, el programador le dice a la computadora lo que debe hacer; en un lenguaje de procedimiento, el programador le dice a la computadora cómo debe hacerlo. Por tanto, los lenguajes de IA y restantes tienden a convertirse en polos contrapuestos dentro del ámbito del lenguaje de programación.

Según [25], no hay ni una sola técnica de IA que no pueda ser desarrollada usando un lenguaje de procedimiento como lo es el C. De hecho, el desarrollo de ciertas rutinas es, en verdad, más claro en C que en un lenguaje de IA.

Aprender a desarrollar varios elementos de IA a través del C es importante porque estos elementos pueden adaptarse a un gran número de aplicaciones existentes, muchas de las cuales han sido, y continuarán siendo escritas en lenguaje C.

Otro lenguaje que está muy relacionado con la Inteligencia Artificial es el ya mencionado **PROLOG**, éste lenguaje originariamente fue desarrollado por A.Colmerauer y sus colegas como un lenguaje de **PRO**gramación en **LOG**ica.

Más recientemente ha surgido otro paradigma de programación denominado **PROGRAMACIÓN ORIENTADA A OBJETOS** este paradigma se caracteriza por representar el conocimiento en forma de unidades conceptuales (llamadas objetos) en lugar de operar en forma de datos. Las ideas básicas en que se apoya la IA señalan la necesidad de dotar a la computadora de una representación funcional del escenario en que se define la tarea o problema a abordar. Pues bien, una forma natural de describir un escenario es hacerlo en términos de los objetos y clases de objetos que lo constituyen, incluyendo la descripción del comportamiento propio de cada uno. Esto es precisamente lo que permiten este tipo de lenguajes. Con ellos es posible construir una jerarquía de clases de objetos, indicando el comportamiento y las características de cada uno, y con la posibilidad de que una sub-clase herede las características de su <<padre>>. Por ejemplo, si creamos la clase <<animal>>, incluyendo las características propias de todo animal (es un ser vivo, come, etc.), luego podemos asociar a la clase animales-domésticos en la que solo lo tendremos que indicar las características específicas de esta sub-clase (tiene dueño, tiene nombre, etc). Una vez constituida la jerarquía, el razonamiento se implementa a base de procedimientos asociados a cada objeto. Por ejemplo, podemos asociar a la clase animales-domésticos el procedimiento identificar-al-dueño, de manera que cuando lo apliquemos a cualquier elemento de esa clase nos devuelva el nombre concreto del dueño de ese animal.

Este tipo de paradigma de programación se ha mostrado muy útil, de hecho, algunos autores predicen que en un futuro inmediato todos los lenguajes de programación, sean o no de IA, incorporarán la posibilidad de crear este tipo de representaciones. [1]

El conocimiento tiene una propiedad importante: cuando lo proporcionas no lo pierdes.

Raj Reddy, Foundations and Grand Challenges of Artificial Intelligence (1988).

CAPITULO II ADQUISICION DE CONOCIMIENTO

2.1 -INTRODUCCION.

En la actualidad los sistemas expertos son considerablemente una parte central de la inteligencia artificial y ahora existen cientos de proyectos para aplicar esta clase de tecnología a docenas de campos. Parece probable que los sistemas expertos se convertirán dentro de poco en algo tan común como lo son ahora las hojas de cálculo y los sistemas administrativos de bases de datos.

Un sistema experto, reúne el conocimiento de uno o más especialistas en un campo específico de conocimiento, en un paquete de software que casi pueda funcionar en cualquier computadora. Cuando se necesite a un experto puede acceder a él mediante la computadora. Aunque el campo del conocimiento sea complejo, se pueden lograr los mismos resultados con un sistema experto que los que obtendría de un especialista para el mismo problema, los conocimientos que posee el especialista son un bien importante, en la mayoría de los casos, un especialista ha invertido una gran cantidad de tiempo y trabajo para lograr sus conocimientos. Es necesaria una educación formal y años de experiencia para formar un especialista. Aunque es difícil valorar los conocimientos de un especialista, es evidente que tienen un valor, principalmente para las empresas. Esos conocimientos son útiles para las tareas de cada día y se plantearían serios problemas sin ellos. Perder un especialista suele ser catastrófico.

Los sistemas expertos permiten conservar los valiosos conocimientos de un especialista. El especialista es la primera fuente para desarrollar un sistema experto que recoja sus conocimientos y, quizá los de otros, así, aunque el especialista desaparezca, sus conocimientos se podrán utilizar si se han incorporado adecuadamente en un sistema experto.

Los sistemas expertos proporcionan una nueva forma de conservar los conocimientos. Los especialistas a menudo escriben libros que ayudan a difundir sus conocimientos. Sin embargo, los libros suelen ser más teóricos que prácticos, y hay muchas ocasiones en las que no se puede enseñar en un libro cómo se aplican los conocimientos de forma práctica. Los sistemas expertos proporcionan un formato único para conservar ciertos tipos de conocimiento. En general para crear un sistema experto, se determina la esencia de los problemas que se pretenden resolver y se obtiene y programa en el sistema el conocimiento necesario para su resolución. El resultado es un software que resuelve directamente estos problemas.

Los sistemas expertos también sirven de ayuda a la hora de entender cómo un especialista resuelve un problema o cómo aplica sus conocimientos. Para crear un sistema experto, el diseñador debe de especificar cuales son los conocimientos necesarios y cómo se emplean. A menudo, los especialistas no saben exactamente cómo están resolviendo los problemas. Los especialistas dan por ciertos sus conocimientos y nunca analizan cómo los aplican. Pero para crear un sistema experto, el diseñador debe descubrir esos detalles, lo que conduce a una mejor comprensión del razonamiento de la mente humana.

Los sistemas expertos también ayudan a mejorar la capacidad de aprendizaje. Una persona que utiliza regularmente un sistema experto para resolver problemas se familiarizará bastante con la materia en cuestión. Si se obtiene la suficiente experiencia usando el sistema experto, la capacidad del usuario se aproximará a la del especialista.

Por lo anterior, se puede decir que la clave central de los sistemas expertos es el conocimiento. El conocimiento es el núcleo de los sistemas expertos y a menudo se les denomina sistemas basados en conocimiento o sistemas de conocimiento. El campo de los sistemas expertos trata de las formas de adquirir conocimiento de los especialistas humanos y de representar esos conocimientos en una forma compatible con una computadora. Las computadoras ejecutan una forma de tratamiento del conocimiento cuando los usuarios lo solicitan.

2.2.- ¿QUE ES EL CONOCIMIENTO?.

El conocimiento es la comprensión humana de un tema de interés que se adquiere por la educación y la experiencia. El conocimiento implica aprendizaje, entendimiento y familiaridad con una o más materias. El conocimiento se compone de ideas, conceptos, hechos, figuras, teorías, procedimientos y relaciones entre ellos, y formas de aplicar los procedimientos a la resolución práctica de problemas.

En algunas situaciones, el conocimiento de un sistema experto puede originarse directamente de un libro, de un manual de planificación y procedimientos, o de otra fuente cualquiera. Modificando el conocimiento contenido en la documentación disponible se puede crear un sistema experto.

Sin embargo, en la mayoría de las aplicaciones las clases de conocimiento que funciona mejor en un sistema experto, y que ha demostrado ser de valor, es el conocimiento heurístico. El conocimiento heurístico es la comprensión práctica del mundo real, incluye todos los trucos personales, métodos prácticos y procedimientos, más o menos generales que utilizan los especialistas para resolver los problemas. El conocimiento heurístico no se encuentra en los libros o en las aulas, sino que es el tipo de conocimiento que se adquiere tras largos años de experiencia, enfrentándose a una gran variedad de problemas rápidamente, porque saben lo que funciona y lo que no en una situación dada. El truco en el desarrollo de sistemas expertos consiste en identificar el conocimiento heurístico, obtenerlo de un especialista y representarlo en una computadora.

No se deben confundir información y conocimiento. Aunque los dos términos se suelen intercambiar, las diferencias son importantes. La información son fundamentalmente hechos e imágenes. En otras palabras, la información son los datos básicos que no han sido interpretados. El conocimiento, por otra parte, es la comprensión de la información mediante análisis y el entendimiento de su importancia y sus aplicaciones.

Figenbaum y McCorduck (1983) enfatizan esta diferencia mediante el siguiente ejemplo. Un médico trata a un paciente usando el conocimiento y datos. Los datos son el registro del paciente incluyendo su historial, medidas de sus signos vitales, medicamentos proporcionados, reacción a los medicamentos, y así sucesivamente, mientras que el conocimiento es lo que el médico ha aprendido en la escuela de medicina, en los años de internado, residencia, especialización y la práctica, además de su experiencia diaria es decir de hechos, prejuicios, creencias y lo más importante del conocimiento heurístico.

2.3-. PRINCIPALES COMPONENTES DE UN SISTEMA EXPERTO

Los componentes de un sistema experto pueden estar estructurados de forma muy variada, entre ellos están la **base de conocimiento**, la cual contiene el conocimiento de las reglas, hechos y de las experiencias de los expertos en un dominio determinado, otro es el **mecanismo de inferencia** de un sistema experto que puede simular la estrategia de solución de un experto, el **componente explicativo**, explica al usuario la estrategia de solución encontrada y el porqué de las decisiones tomadas y la interfaz del usuario sirve para que éste pueda realizar una consulta en lenguaje lo más natural posible, y por último el **componente de adquisición** que ofrece ayuda a la estructuración e implementación del conocimiento en la base de conocimiento.

Crear la base de conocimiento es un proceso difícil y esmerado. Las bases de conocimiento de la mayor parte de los sistemas expertos que se usan en la actualidad, han sido creadas eslabón por eslabón por los "ingenieros del conocimiento".

Según Chorafas y Dimitris en (27), definen la ingeniería del conocimiento como el arte de producir principios y herramientas de IA, con la finalidad de resolver problemas que requieren el conocimiento del experto para su solución. Las técnicas empleadas para adquirir, representar y usar el conocimiento resultan ser un problema en la fase de diseño del sistema experto.

Una de las principales tareas desempeñadas por el ingeniero del conocimiento, es el proceso de extracción, estructuración y organización del conocimiento de una o más fuentes, como lo puede ser de: un experto, libros, documentos, archivos de una computadora, etc, esta labor es conocida como **adquisición del conocimiento**.

El proceso general de la adquisición del conocimiento consta de 5 etapas como se describe a continuación:

1. **IDENTIFICACIÓN**-. En esta etapa, se identifica el problema que pretende resolver el sistema experto y sus características principales. El problema es subdividido en subproblemas (si es necesario), se determinan los participantes (expertos, usuarios, etc) y los procedimientos a seguir. El ingeniero del conocimiento adquiere conocimiento respecto a la situación, y todos están de acuerdo con el finalidad de la aplicación.
2. **CONCEPTUALIZACIÓN**-. En esta etapa se determina la fuente de información donde será extraído el conocimiento y la forma de representar el conocimiento en una base de conocimiento.
3. **FORMALIZACIÓN**-. Se adquiere el conocimiento para representarlo en una base de conocimientos. La forma en la cual el conocimiento es organizado y representado determina la metodología de adquisición, por ejemplo, en los sistemas basados en reglas, el conocimiento se organiza en forma de reglas. Esta etapa es muy difícil, porque incluye la extracción del conocimiento del experto.
4. **IMPLEMENTACIÓN**-. Esta etapa comprende lo que es la programación del conocimiento dentro de una computadora. Un prototipo del Sistema Experto se desarrolla en esta etapa.
5. **EVALUACIÓN**-. En la etapa final, el ingeniero del conocimiento, evalúa el sistema sometiéndolo a diversas situaciones . Los resultados son mostrados al experto y las reglas o “frames” se revisan si es necesario, en otras palabras, se valida el conocimiento.

Como se puede apreciar en la figura 2.1, cada etapa involucra un procedimiento circular de iteración y reiteración es decir, el ingeniero de conocimiento reformula, rediseña y refina el sistema constantemente, además, las reglas u otras representaciones del conocimiento se añaden o se borran periódicamente. En cada una de estas etapas, el ingeniero del conocimiento trabaja conjuntamente con el experto.

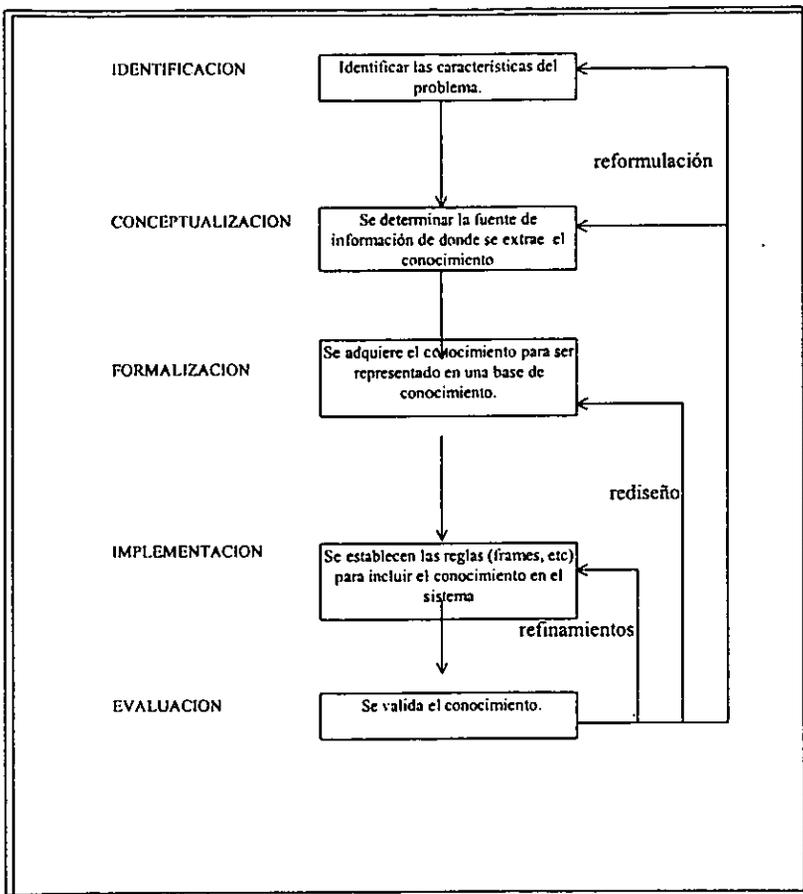


FIGURA 2.1.-

2.4-. METODOS DE ADQUISICION DEL CONOCIMIENTO.

UNA DESCRIPCION GENERAL

El modelo básico de la ingeniería del conocimiento, describe el trabajo en equipo en que el ingeniero del conocimiento actúa como mediador entre el experto y la base de conocimiento. El ingeniero extrae el conocimiento del experto, lo refina con este último, y lo representa en una base de conocimiento.

La extracción del conocimiento del experto puede ser manual o con ayuda de las computadoras. Los métodos de extracción del conocimiento en (27), son clasificados en tres categorías: manuales, semiautomáticos y automáticos. (Los principales métodos se muestran en la figura 2.2).

Los métodos manuales son básicamente estructurados en base a algún tipo de entrevista, el ingeniero del conocimiento extrae el conocimiento del experto y/o otras fuentes de información y lo codifica en una base de conocimiento, el proceso se muestra en la figura 2.3. Los principales métodos manuales son la entrevista (estructuradas y no estructuradas), el método tracking¹ y la observación; estos métodos son lentos, costosos y algunas veces proporcionan resultados erróneos.

Los métodos semiautomáticos, se dividen en dos categorías:

- Los que tienen el propósito de apoyar al experto con la finalidad de que éstos construyan la base de conocimiento, con mínima o nula ayuda del ingeniero del conocimiento, ver figura 2.4.
- Y los que tienen el propósito de ayudar al ingeniero del conocimiento a realizar las labores necesarias, en una forma eficiente y eficaz (algunas veces con una mínima ayuda del experto).

En los métodos automáticos, el papel que desempeña el experto y el ingeniero del conocimiento es escaso o nulo, por ejemplo un método inductivo como se representa en la figura 2.5 puede ser dirigido por algún constructor (por ejemplo, un analista de sistemas), el papel que desempeña el experto sólo se limita a la validación de la base de conocimiento y no es necesaria la ayuda del ingeniero del conocimiento.

¹ se refiere a almacenar el proceso de razonamiento del experto.

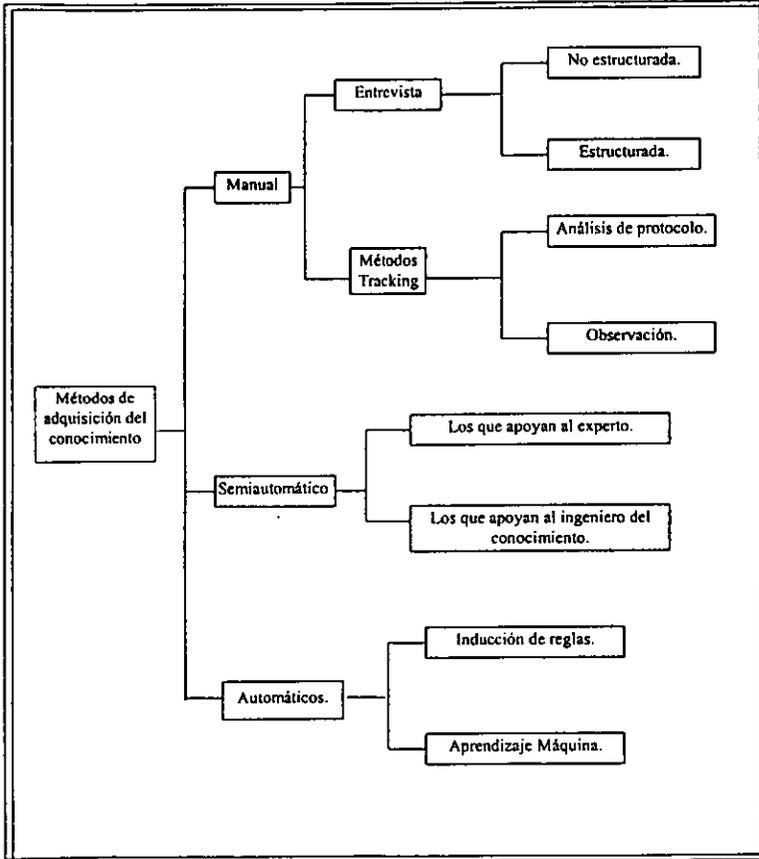


FIGURA 2.2.-

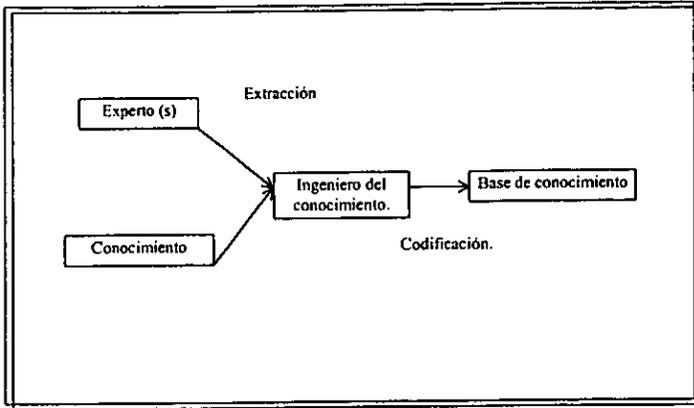


FIGURA 2.5.-

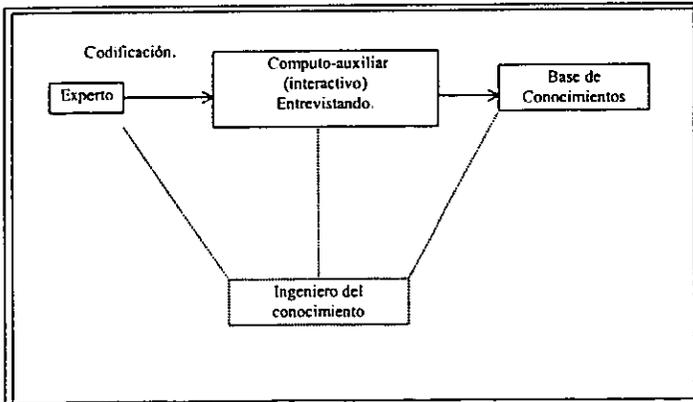


FIGURA 2.4.-

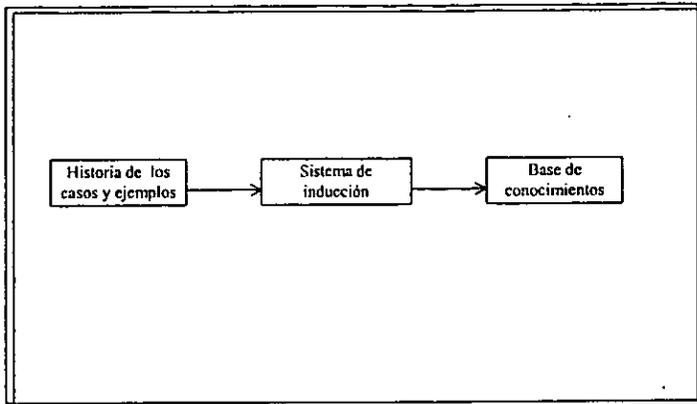


FIGURA 2.5.-

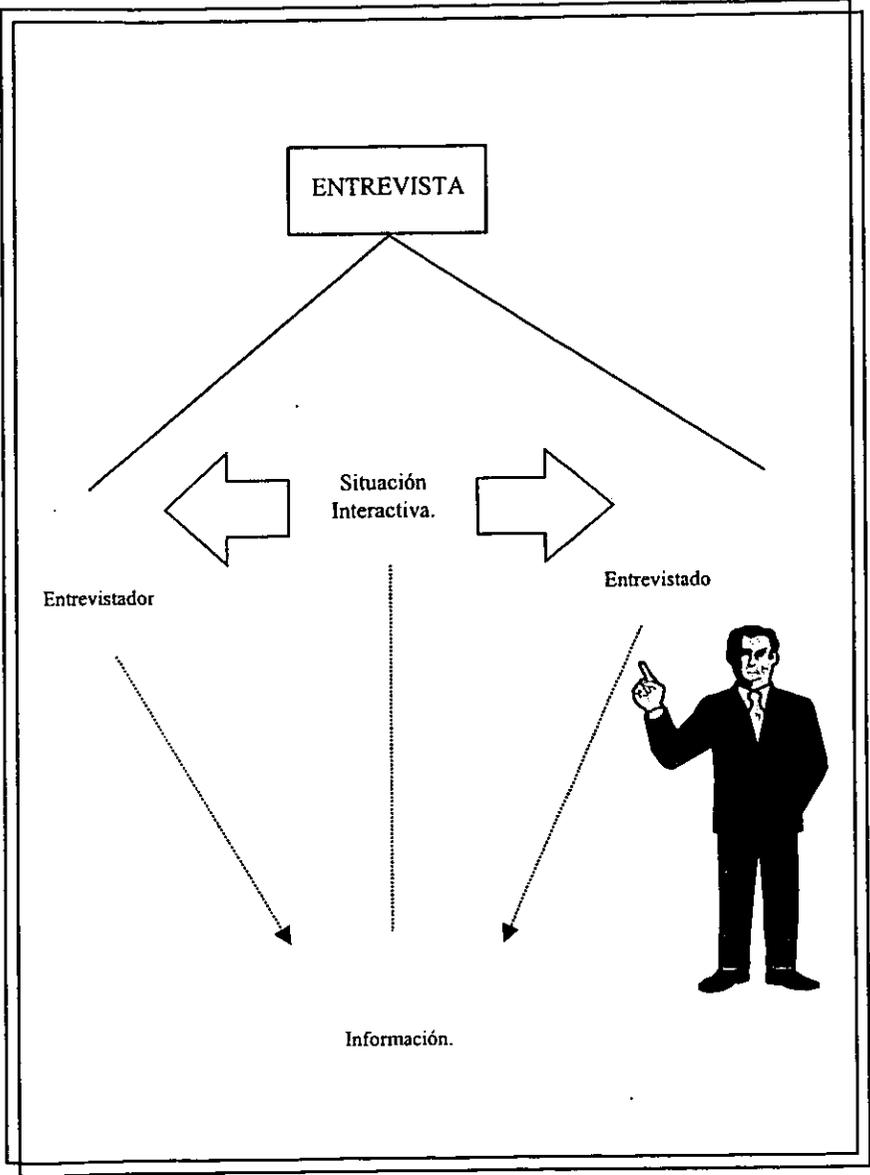
2.5.- METODOS MANUALES.-

2.5.1.- LA ENTREVISTA.

Según Márquez y Muñoz en (1), la define como instrumento de recogida de información, que tiene como objetivo precisa y exclusivamente la información; dicha información procede de un sujeto, pero es extraída por otro: así, entrevistador y entrevistado conforman un sistema dinámico que es la situación interactiva y producto de ella es la información resultante.

Esto quiere decir fundamentalmente que ningún tipo de preguntas o conjuntos de preguntas previamente establecidas, así como ningún conocimiento específico previamente adquirido por el entrevistador, explica en términos absolutos y de modo directo el producto final. De igual manera, los contenidos o el conocimiento que posee un entrevistado no permiten predecir la calidad o la bondad de la información obtenida a través de la entrevista, ambos elementos, entrevistador y entrevistado, se influyen o modifican mutua y continuamente, de ahí es necesario reorganizar la información acumulada sobre el mismo instrumento, tratando de identificar las características de cada uno de los elementos de la situación.

La entrevista es la forma más común de adquirir conocimiento, comprende un diálogo directo entre el experto (entrevistado) y el ingeniero del conocimiento (entrevistador), la información resultante es coleccionada con ayuda



de instrumentos convencionales, (como grabadoras, cuestionarios, etc) y posteriormente es transcrita, analizada y codificada.

En la entrevista, el experto es presentado con un caso simulado, o si es posible con el problema real del tipo de que el sistema experto espera resolver y se le pide al experto que hable con el ingeniero del conocimiento para encontrar una solución al problema.

El proceso de la entrevista puede ser tedioso, y requiere que el ingeniero del conocimiento posea un sinnúmero de habilidades como por ejemplo, comunicación, conceptualización, etc, además se necesita que el dominio del experto demuestre su experiencia y tenga facilidad de expresarla.

Algunas veces en la entrevista el experto puede falsear la información, ya sea porque no está dispuesto a transmitirla o porque no le resulta accesible o simplemente no tiene en su memoria los datos que se requieren (nunca les ha prestado atención o no los ha retenido), o bien porque el modo -formato- en el que queda referida la información en la pregunta no es coincidente o parecido al modo en el que el experto posee la información.

Por último, la entrevista pueden ser clasificada básicamente en dos tipos en estructuradas y no estructurada.

2.5.1.1.- ENTREVISTA NO ESTRUCTURADA.

Muchas entrevistas de adquisición del conocimiento, comienzan de una manera informal, formulando preguntas ambiguas y abiertas, que son apropiadas tanto establecer contacto entre el entrevistado y el entrevistador, como para establecer un conocimiento inicial sobre la naturaleza de un problema, de una tarea, de sus características, condicionantes, etc. Una vez establecidas todas estas aspectos, se introduce un formato estructurado, proponiéndolo al entrevistado como una tarea conjunta, para extraer una información detallada, fiable y válida.

Se puede pensar que la entrevista es simplemente el ingeniero hablando con el experto acerca de sus tareas y que el papel del ingeniero es únicamente formular preguntas espontáneas. Las entrevistas no estructuradas raramente son así de sencillas, ya que por lo general presentan al ingeniero del conocimiento algunos efectos problemáticos siguientes:

Según McGraw y Harbison-Briggs la entrevista no estructurada, raramente proporciona una completa, detallada y organizada información del proceso cognoscitivo del experto al ejecutar una tarea. Primero ellos observaron que el dominio del sistema experto es generalmente complejo, por esta razón, el ingeniero del conocimiento y el experto deben preparar las condiciones en las cuales se realizará la entrevista. La entrevista no estructurada carece de organización, lo que permitiría transmitir la entrevista eficazmente. Segundo, el experto generalmente encuentra que es muy difícil expresar algunos de los elementos más importantes de su conocimiento. Tercero, el experto podría interpretar la falta de estructura al hecho de que se requiere poca preparación previa a la entrevista. Cuatro, los datos adquiridos en la entrevista no estructurada, están a menudo no relacionados y es difícil para el ingeniero del conocimiento examinarlos, interpretarlos e integrarlos. Un quinto problema citado por McGraw y Harbison-

Briggs está relacionado con el entrenamiento. Debido al deficiente entrenamiento y experiencia pocos ingenieros del conocimiento pueden conducir eficientemente una entrevista no estructurada, así, el ingeniero del conocimiento parece desorganizado y puede permitir que el experto inconscientemente desconfíe del ingeniero del conocimiento disminuyendo el "rapport"² necesario para trabajar juntos.

A pesar de las dificultades descritas por McGraw y Harbison-Briggs en la entrevista, el ingeniero del conocimiento debe descubrir los atributos de un problema que el experto muestra interés y debe intentar hacer explícito el proceso de pensamiento que el experto usa para interpretar esos atributos (generalmente expresados como reglas), así, el ingeniero del conocimiento **aprende** paso a paso como el experto desempeña una tarea o resuelve un problema y **logra extraer el conocimiento** del experto para posteriormente representarlo en forma de reglas o "frames", etc, en una base de conocimiento.

Finalmente, este tipo de entrevista también es conocida como "talkthroug", es la más común y se presenta de diversas maneras como "teachthroug" o "readthroug", en el "teachthroug" el experto actúa como un instructor y el ingeniero del conocimiento como un estudiante, el experto no solamente dice lo que hace, si no también explica porque lo hace, además de instruir al ingeniero del conocimiento en las estrategias y habilidades necesarias para ejecutar una tarea, en el "readthroug", el ingeniero del conocimiento pide al experto que le enseñe a leer e interpretar sus documentos utilizados para desempeñar una tarea.

2.5.1.2-. ENTREVISTA ESTRUCTURADA.

La entrevista estructurada, es un proceso orientado hacia una meta, lo que obliga establecer una comunicación detallada entre el ingeniero de conocimiento y el experto.

La estructura reduce los problemas en la entrevista no estructurada y esto permite que el ingeniero del conocimiento evite las distorsiones causadas por la subjetividad del experto.

Al estructurar una entrevista es necesario poner atención a los siguientes puntos resumidos en la tabla 2.6

Debido a la naturaleza específica de cada entrevista, es difícil proporcionar buenos principios o pautas necesarias para el proceso completo de la entrevista, por esta razón, es necesario la comunicación interpersonal y una serie de habilidades. No obstante, existen varios principios e instrumentos que son claramente genéricos por naturaleza. Un ejemplo se da en la tabla 2.7.

² La palabra rapport se refiere a la armonía necesaria que debería existir entre el ingeniero de conocimiento y el experto en la entrevista, para darse lo anterior es esencial que el ingeniero del conocimiento trate de entender lo que habla el experto, los tipos de problema, como se siente respecto al él, las condicionantes, niveles de dificultad al tratar de resolver un problema, etc.

-
- Antes de la entrevista, se le informa al experto que se tomarán notas y como se espera hacer uso de ellas, esto proporciona la oportunidad al experto a difundir sus dudas acerca de cómo serán anotadas sus ideas.
 - Mantener contacto visual, tanto como sea posible durante intervalos de tiempo cuando se toma nota.
 - No apuntar rápido cuando el experto responde a una pregunta que se considera o no importante. Es necesario mantener un nivel constante al tomar nota durante la entrevista.
 - Para hacer sentir cómodo al experto, se le permite examinar las notas tomadas durante la entrevista, nunca tratar de ocultarlas.
 - Revisar las notas en secciones de la entrevista (dentro de 24 a 48 horas) después de la entrevista ayuda a recordar algunos puntos importantes en la entrevista.
 - Codificar las notas en las fases o secciones de la entrevista, ayuda a reestructurar la entrevista y a perfeccionar las notas.
-

TABLA 2.6.-

-
- El ingeniero del conocimiento estudia el material obtenido del campo del trabajo del experto, con el fin de identificar las principales demarcaciones del conocimiento relevante.
 - El ingeniero del conocimiento revisa las capacidades planeadas para el sistema experto y a partir de éstas identifica los objetivos que tendrán las preguntas las cuales serán formuladas durante la sesión de adquisición del conocimiento.
 - El ingeniero del conocimiento formalmente fija un horario y planea la entrevista estructurada. La planeación incluye el asistir a citas, definir la adquisición del conocimiento, los objetivos y la agenda de las secciones e identifica los temas para formular las preguntas.
 - El ingeniero puede escribir modelos de preguntas y enfocarlas a un tipo de cuestión y nivel.
 - El ingeniero del conocimiento asegura que el experto comprenda el propósito y metas de la sesión e incita al experto a prepararse previamente a la entrevista.
 - Durante la entrevista el ingeniero del conocimiento sigue las pautas necesarias para conducir la entrevista.
-

TABLA 2.7.-

Las técnicas de entrevista aunque son muy populares poseen muchas desventajas ya que se cometen errores al coleccionar la información o la información obtenida durante la entrevista es influenciada por el entrevistador.

Brevemente, la entrevistas son técnicas importantes que deberían ser planeadas cuidadosamente y los resultados obtenidos de ésta deberían ser sometidas a detalladas metodologías de verificación y validación. Las entrevistas algunas veces son reemplazadas por el método denominado "tracking". Alternativamente, pueden ser utilizadas para complementar el tracking u otros métodos de adquisición del conocimiento.

2.5.2-. MÉTODO TRACKING.

El método "Tracking" se refiere a un conjunto de técnicas que tratan de almacenar el proceso de razonamiento de un experto, una de las más usuales se denomina **análisis de protocolo verbal**.

El análisis de protocolo³ verbal (similar a la entrevista pero es más formal y sistemático), es una técnica en la cual el ingeniero del conocimiento adquiere conocimiento detallado de un experto. En esta técnica, el experto es cuestionado por el ingeniero del conocimiento para "think aloud" (pensar en voz alta), mientras desempeña una tarea o resuelve un problema bajo observación, generalmente, se graba el experto cuando habla en voz alta. esto describe muchos aspectos del procesamiento de su razonamiento y de su comportamiento al tomar una decisión, después la grabación es analizada y codificada por el ingeniero del conocimiento.

En contraste con los métodos interactivos de entrevista, el análisis de protocolo verbal implica principalmente una comunicación unilateral, ya que durante la sesión, el experto sólo explica como interactúa con sus conocimientos y experiencias al resolver un problema, concurrentemente, el ingeniero del conocimiento escucha y graba la sesión, después el debe ser capaz de analizar, interpretar y estructurar el protocolo en una representación del conocimiento para que posteriormente sea analizada por el experto.

El proceso de análisis de protocolo se resume en la tabla 2.8 y sus ventajas y limitaciones se presentan en la tabla 2.9.

³ Un protocolo, es una grabación o un documento que contiene información acerca del proceso de razonamiento y del comportamiento del experto al tomar una decisión.

- Se proporciona al experto información completa y detallada acerca de una tarea a realizar.
- Normalmente, se le pide al experto que verbalize su proceso de pensamiento y decisión al cumplir con la tarea de la misma manera que lo haría normalmente, mientras su verbalización se graba en una cinta de audio.
- Se crean hechos, principios a partir de los protocolos verbales.
- Se recolectan los hechos, principios que parecen tener un alto contenido de información.
- Se simplifica y se reescribe los principios seleccionados y se construye una tabla de las reglas de producción a partir de los hechos coleccionados.
- Se produce una serie de modelos en base a las reglas de producción.

TABLA 2.8.-

VENTAJAS	LIMITACIONES
El experto considera conscientemente las tomas de decisión heurísticas.	Requiere que el experto este enterado del porque toma una decisión.
El experto considera conscientemente alternativas de decisión, atributos y valores.	Requiere que el experto sea capaz de clasificar las principales alternativas de decisión.
El ingeniero del conocimiento puede observar y analizar la conducta del experto al tomar una decisión.	Requiere que el experto sea capaz de verbalizar los atributos que toma en cuenta para resolver un problema.
El ingeniero del conocimiento puede anotar y después analizar con el experto, puntos de decisión claves.	Opinión subjetiva al tomar una decisión.

TABLA 2.9.-

2.5.3-. LA OBSERVACION.

La observación constituye una de las formas más clara y fácil de adquirir conocimiento del experto, en algunos casos es posible observar al experto desempeñando una tarea en su campo de trabajo, por ejemplo, se puede descubrir que muchos expertos recomiendan a varias personas simultáneamente, así, por medio de la observación se puede realizar éstas y otras actividades más, además de que se obtienen grandes cantidades de información de la que sólo una pequeña cantidad es útil y relevante.

Las observaciones se clasifican en dos tipos: motor y el movimiento ocular, el primer tipo se refiere a las tareas corporales del experto como: caminar, capacidad de comunicarse, hablar, etc, las cuales están documentadas, en el segundo tipo se videografa los lugares, objetos, etc, donde el experto fija su mirada.

Las observaciones pueden ser usadas principalmente como un apoyo a los protocolos verbales, son generalmente costosas al transferir grandes cantidades de cinta o vídeo, y al realizarlas exigen mucho tiempo.

2.6-. METODOS SEMIAUTOMATICOS

2.6.1-. METODOS EXPERT-DRIVEN.

En los métodos descritos con anterioridad, el papel principal de adquisición del conocimiento lo desempeña el ingeniero del conocimiento cuyas habilidades determinan la calidad de la base de conocimiento, sin embargo, los ingenieros no conocen el campo de trabajo del experto, sus servicios son caros y algunas veces tienen problemas de comunicación con los expertos. Debido a lo anterior, la adquisición del conocimiento puede ser un proceso iterativo⁴, lento, costoso, y poco confiable, por lo tanto los expertos afirman que es difícil colaborar con su conocimiento por medio de la ingeniería del conocimiento, esto origina que los expertos se conviertan en sus propios ingenieros del conocimiento reuniendo sus propias experiencias dentro de una computadora.

Los métodos "expert-driven"⁵ podrían resolver algunas dificultades descritas anteriormente, además los resultados obtenidos con éstos métodos se introducen con menor "ruido" a la base de conocimiento.

Existen dos tipos de métodos expert-driven: manuales y semiautomáticos (los que son apoyados por computadora).

2.6.2-. METODOS MANUALES: (SELF-REPORT) AUTO-REPORTES.

Los auto-reportes son documentos en donde los expertos muestran sus experiencias, conocimientos y decisiones al realizar una tarea, según Wolgram presentan varios problemas algunos de éstos son:

Los reportes tienden a presentar un cierto grado de influencia, lo que quiere decir que los expertos reflejan su opinión sobre "como se debe hacer una tarea" y no "como realmente se realiza".

⁴ Para propósitos de verificación y aprendizaje

⁵ Este término se refiere a los métodos que son manejados por los expertos.

Los expertos describirán nuevas ideas no experimentadas y estrategias las cuales han estado contemplando, pero no las han incluido en su comportamiento al tomar un decisión, por lo tanto existe una mezcla de experiencias pasadas de su comportamiento real y de su comportamiento "ideal futuro".

Se consume mucho tiempo en la elaboración de los auto-reportes y los expertos pierden interés rápidamente.

Los expertos pueden olvidar específicamente ciertas partes de su conocimiento, lo cual puede terminar en una confusión.

2.6.3-. COMPUTER-AIDED.

El propósito de apoyar a los expertos por medio de herramientas de adquisición de conocimiento, es reducir o eliminar la mayoría de problemas, especialmente los problemas de influencia y ambigüedad discutidos anteriormente, los cuales imperan en la creación, estructuración y perfeccionamiento de la base de conocimiento.

En la actualidad, existen una gran variedad de herramientas de adquisición de conocimiento que son usadas por los expertos las cuales le ayudan a construir, incrementar, perfeccionar o corregir la base de conocimiento, algunas son: KRITON y AQUINAS.

2.6.4-. APOYANDO AL INGENIERO DEL CONOCIMIENTO.

Asimismo, hay un gran número de herramientas de adquisición y de codificación de conocimiento⁶, que reducen grandemente la necesidad de tiempo y/o o grado de capacidad del ingeniero del conocimiento, sin embargo, el ingeniero del conocimiento aún juega un papel importante en el proceso de adquisición del conocimiento, como se ilustra en la figura 2.10. La figura describe las siguientes tareas principales del ingeniero del conocimiento:

Informan a los expertos sobre el proceso de extracción del conocimiento.

Manejan las herramientas de adquisición del conocimiento, que ellos establecen apropiadamente.

Edita la base de conocimiento codificada y no codificada en colaboración con el experto.

Manejan las herramientas de codificación del conocimiento, que ellos establecen apropiadamente.

Validan la aplicación de la base de conocimiento en colaboración con el experto.

⁶ Son herramientas que ayudan a estructurar el conocimiento dentro de la base de conocimiento

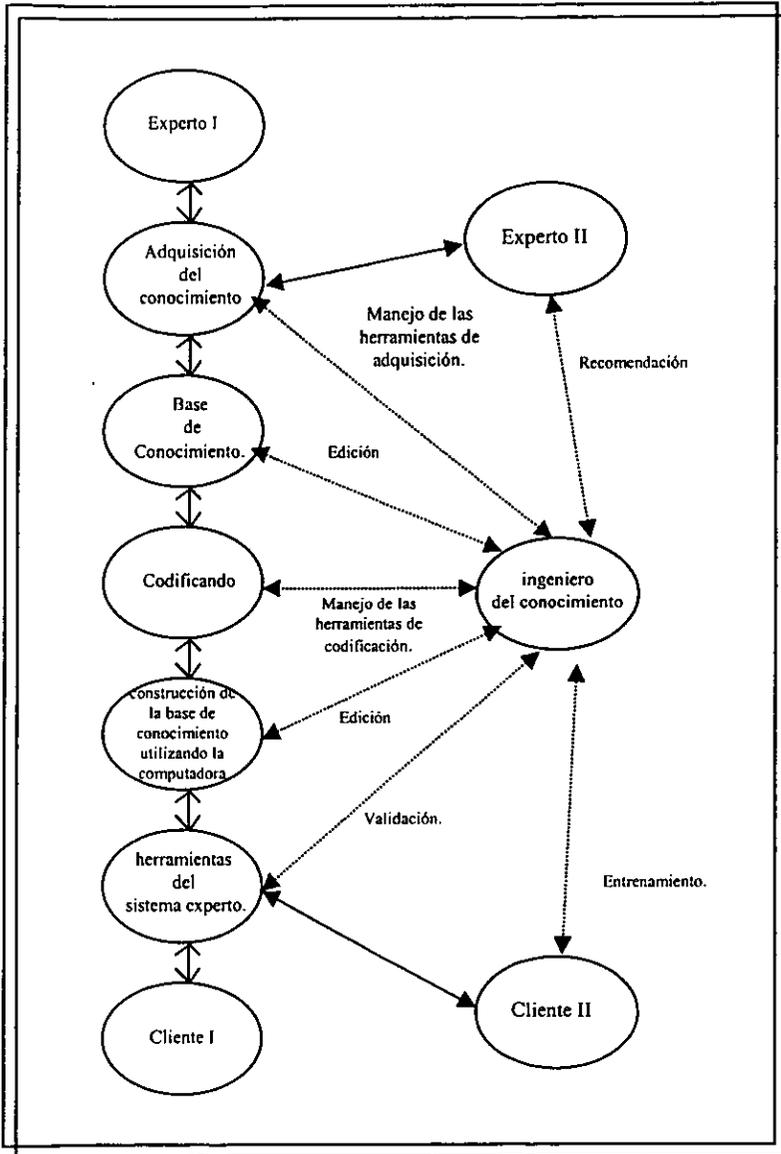


Figura 2.10.

En colaboración con el experto entrenan a los clientes con el fin de utilizar eficientemente la base de conocimiento, desarrollando para ello procedimientos de entrenamiento.

Los ingenieros del conocimiento pueden usar métodos manuales o herramientas de adquisición de conocimiento para extraer el conocimiento del experto, posteriormente con el conocimiento obtenido se hace uso de otras herramientas de codificación apropiadas para la construcción de la base de conocimiento, algunos ejemplos representativos de las herramientas son: Editors and interfaces, Explanation Facility, Revision of the Knowledge Base, Knowledge Adquisition and Documentation System (KADS), NEXTRA, EMYCIN, EXPERT, ROSIE, TEIRESIAS.

2.7.- METODOS AUTOMATICOS.

Los métodos manuales y semiautomáticos, presentados en este capítulo, generalmente son lentos, costosos y de gran labor intensivo, además de que presentan algunas otras deficiencias:

Es difícil validar el conocimiento adquirido.

Frecuentemente, existe muy poca correlación entre los protocolos verbales y el comportamiento mental del experto.

En ciertas ocasiones los expertos, son incapaces de proporcionar una descripción completa de sus decisiones al resolver un problema.

La calidad del sistema depende mucho de la calidad del ingeniero del conocimiento y del experto.

Los expertos no entienden la tecnología de la IA, además, usualmente disponen de poco tiempo y por lo regular no cooperan.

El ingeniero del conocimiento no es especialista del tema que trata de adquirir, por lo que frecuentemente ocurren malinterpretaciones de las explicaciones dadas.

Debido a las deficiencias y limitaciones presentadas, surge la necesidad de desarrollar otros métodos de adquisición que incrementen la calidad del conocimiento adquirido y que minimicen la necesidad de un ingeniero del conocimiento y de un experto, dichos métodos se denominan métodos de adquisición de conocimiento automáticos, los cuales se clasifican en dos tipos: el aprendizaje máquina⁷ y la inducción.

⁷ Es la capacidad que tiene una máquina para adquirir conocimiento de forma independiente al igual que el ser humano.

2.7.1.- INDUCCION.

La **inducción**, es un proceso de razonamiento que se da a partir de un conjunto de **hechos** con el fin de proporcionar **principios o reglas**, por lo tanto, la inducción es posible si existen **ejemplos** que permiten crear **patrones** de decisión. Así, un **ejemplo**, es sencillamente una relación de un **hecho pasado**, el cual, relaciona valores de un conjunto de **factores de decisión** (atributos) con algunos resultados observados. Un **resultado** es una posible consecuencia de un ejemplo pasado.

Para ilustrar la definición anterior, suponga el siguiente ejemplo:

En el área de préstamos de un Banco, ha llegado una solicitud en tan sólo 4 horas de trabajo normal, en ésta se aprecian ciertas características del cliente (**factores de decisión**) como su nombre, edad, propiedades, ingreso anual y dependientes, éstos datos se muestran en la tabla 2.11. Las características del cliente determinarán si el banco le concede el préstamo (**resultado**).

Características				
Solicitante	Ingreso anual	Propiedades	Edad	Número de dependientes
Sr. Pérez	\$ 60,000	\$ 70,000	42	2

Tabla 2.12.-

Para tomar una decisión, los trabajadores del banco necesitan conocer **ejemplos** pasados, es decir, necesitan datos de sus antiguos clientes a quienes el banco les proporcionó el resultado de su solicitud, la tabla 2.12, lista los ejemplos de **hechos pasados**, los cuales, relacionan los valores de los **factores de decisión** con la decisión tomada por el banco. Los trabajadores pueden emplear dicho conjunto de ejemplos para decidir si se concede el préstamo al cliente, por lo tanto, ellos opinan que: si la situación del cliente es similar a la situación de alguno de los clientes de la tabla 2.12, entonces, la decisión con respecto al préstamo del cliente de la tabla 2.11 será igual a la decisión tomada por el banco del cliente de la tabla 2.12 que resulto tener la situación más similar.

Características					
Solicitante	Ingreso anual	Propiedades	Edad	Número de dependientes	Decisión del préstamo
Sr. Gómez	\$ 50,000	\$ 100,000	30	3	Si
Sr. Morales	\$ 70,000	Ninguna	35	1	Si
Sr. Flores.	\$ 40,000	Ninguna	33	2	No
Ing, Ramírez.	\$ 30,000	\$ 250,000	42	0	Si

Tabla 2.11.-

De esta manera, se continua trabajando con las siguientes solicitudes que llegan al transcurso del día, sin embargo, este modo de proceder no proporciona resultados óptimos, ya que por lo regular en un banco llegan más de dos solicitudes al día y se tiene que comparar cada uno de ellos con un gran conjunto de datos de sus antiguos clientes, por lo tanto, si se tiene un problema con una gran cantidad de factores de decisión o un gran conjunto de ejemplos, es necesario emplear un algoritmo inductivo para formar un árbol de decisión o un conjunto de reglas.

Actualmente se han desarrollado e implementado algoritmos inductivos, uno de ellos se denomina Modelo de Resonancia Adaptativa ART-2, este modelo es una red neuronal que extrae conocimiento a partir de una base de datos la cual contiene información de un campo de trabajo en el que se desea indagar.

Brevemente, este algoritmo trabaja de la siguiente manera, cada registro representa un vector que es presentado a la red, el cual se compara con los grupos anteriormente formados, (si no hay ningún grupo el vector se clasifica automáticamente en el primer grupo) y se une al grupo que más se parezca (siempre y cuando el vector satisfaga el valor de umbral, o factor de vigilancia, que es un parámetro que dicta la tolerancia de diferencia que puede existir entre dos vectores para que se consideren pertenecientes al mismo grupo), si no encuentra alguno que se asemeje a él, la red formará un nuevo grupo con el vector de entrada, este proceso se repite hasta terminar con todos los vectores (registros de la base de datos).

Este algoritmo utiliza “ejemplos pasados”⁸, con la finalidad de clasificar todos los vectores que se presentan a la red, así la red genera grupos de vectores los cuales son el conocimiento extraído por la red, dicho conocimiento es estructurado utilizando reglas de producción⁹ y reunido en una base de conocimiento.

En los siguientes capítulos se describirá detalladamente este algoritmo, y se mostrará su aplicación a una base de datos de registros geofísicos de pozos petroleros y se explicará como a partir del conocimiento obtenido se estructuran las reglas de producción para formar una base de conocimiento.

Los métodos inductivos presentan muchas ventajas:

- **La inducción permite extraer conocimiento del experto cuando el campo de conocimiento del experto es muy extenso y complicado**, ya que por lo general cuando el campo de conocimiento del experto presenta dichas características, el experto es incapaz de explicar como trabaja cuando resuelve un problema y es difícil extraer su conocimiento por medio de métodos manuales como la entrevista, por consiguiente, en estos casos es aconsejable emplear la inducción.
- **Se ahorra tiempo y dinero con los métodos inductivos**, ya que al llevarse a cabo éstos métodos no es necesaria la ayuda del ingeniero del conocimiento para extraer el conocimiento del experto y el papel del experto sólo se limita a la validación de las reglas generadas por el método.

⁸ Es decir, grupos de vectores formados antes de ser presentado un nuevo vector a la red neuronal.

⁹ Las reglas de producción, son una forma de representar el conocimiento extraído, en una base de conocimiento.

- **La inducción ofrece la posibilidad de deducir nuevo conocimiento**, lo cual es posible si se especifican todos los factores de decisión que influyen al tomar una decisión y que muchas veces los expertos no conocen sus posibles consecuencias, de esta manera se inducen nuevas reglas que son de gran utilidad.
- Cada vez que una regla es generada **ofrece la posibilidad de que el experto las revise y las modifique** si es necesario.
- La inducción **enfatisa el proceso del razonamiento del experto**.

Dificultades en la implementación:

Una vez explicado las ventajas, existen varias dificultades en la implementación de los algoritmos inductivos :

- **Algunos programas inductivos pueden generar reglas que son muy difíciles de comprender**, porque la forma de clasificar ciertos atributos y propiedades de un problema no coincide como los humanos lo harían.
- **Los programas inductivos, no seleccionan los atributos que son necesarios para resolver un problema** lo que puede ocasionar tendencias y reglas incorrectas, por eso es necesaria la ayuda del experto para que especifique que atributos son los más importantes., ya que los sistemas inductivos no pueden ayudar a descubrir que dos o más atributos están relacionados causalmente y que son dependientes uno del otro.
- **El número de atributos debe ser limitado**, con más de 50 atributos es necesario usar una gran computadora.
- **El número “suficiente” de ejemplos puede ser muy grande.**
- **El algoritmo se limita a situaciones bajo certeza.** (determinísticas)
- **Uno de los principales problemas del método consiste en que el constructor desconoce si el número de ejemplos es suficiente o si el algoritmo es eficaz**, por lo tanto, es necesario que el constructor tenga alguna idea de la “solución” del problema, aunque el constructor utiliza la inducción porque no conoce la solución y quiere descubrirla usando las reglas.

Existen en la actualidad gran variedad de paquetes inductivos que no únicamente generan reglas si no también las revisan si tienen algún conflicto lógico, algunos de ellos son:

1st-CLASS, TIMM, Rule Master, EX-Tran 7, Knowledgeshaper, BEAGLE, Level5, VPExpert.

CAPITULO III

LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

3.1.- INTRODUCCION.

Desde los orígenes de la humanidad, se ha tratado de aplicar los principios físicos que rigen en la naturaleza para obtener máquinas que realizaran los trabajos pesados en nuestro lugar. Como por ejemplo, los motores de vapor, éstos emplean un tipo de combustión para obtener la energía que necesitan, al igual que lo hacen los seres vivos. De la misma manera, se puede pensar respecto a la forma y capacidad de razonamiento del ser humano, se puede intentar obtener máquinas con esta capacidad basadas en el mismo principio de funcionamiento (o algo que tenga cierta similitud con dicho principio). Pues bien, las redes neuronales artificiales, son producto de ese intento, que como se explica en este capítulo, son capaces de imitar el funcionamiento de las redes neuronales del cerebro humano, con el fin de construir una máquina que sea capaz de realizar tareas sencillas para un niño; por ejemplo, el reconocimiento de figuras y formas, que una computadora normal no puede hacer. No se trata con esto de que estas máquinas compitan con los seres humanos, sino que realicen ciertas tareas de rango intelectual con que ayudarle, lo que supone un principio básico de la inteligencia artificial.

3.2.- HISTORIA DE LAS REDES NEURONALES.

A través de los años, se han desarrollado por científicos modelos de redes neuronales artificiales, teniendo cada uno de ellos sus características y algunos sus limitaciones, como se describe a continuación:

Alan Turing, en 1936, fue el primero en estudiar el cerebro como una forma de ver el mundo de la computación; sin embargo, los primeros teóricos que concibieron los fundamentos de la computación neuronal fueron Warren McCulloch, un neurofisiólogo, y Walter Pitts, un matemático, quienes en 1943, lanzaron una teoría acerca de la forma de trabajar de las neuronas. Ellos modelaron una red neuronal simple mediante circuitos eléctricos. Otro importante libro en los inicios de la teoría de redes neuronales fue escrito en 1949 por Donald Hebb, La organización del comportamiento, en el que se establece una conexión entre la psicología y fisiología.

En 1957, Frank Rosenblatt comenzó el desarrollo del Perceptrón, que es la más antigua red neuronal, y se usa hoy en día de varias formas para la aplicación como reconocedor de patrones. Este modelo era capaz de generalizar; es decir, después de haber aprendido una serie de patrones era capaz de reconocer otros similares, aunque no se le hubieran presentado anteriormente. Sin embargo, tenía una serie de limitaciones, quizá la más conocida era su incapacidad para resolver el problema de la función XOR exclusiva y, en general, no era capaz de clasificar clases no separables linealmente.

En 1959, Bernard Widrow y Marcial Hoff, de Stanford, desarrollaron el modelo ADALINE (ADAPtive LINear Elements). Esta fue la primera red neuronal aplicada a un problema real (filtros adaptativos para eliminar ecos en las líneas telefónicas) y se han usado comercialmente durante décadas.

Uno de los mayores investigadores de las redes neuronales desde los años 60 hasta nuestros días es Stephen Grossberg (Universidad de Boston). A partir de su extremo conocimiento fisiológico, ha escrito numerosos libros y desarrollado modelos de redes neuronales. Estudió los mecanismos de la percepción y la memoria. Grossberg realizó en 1967 una red, Avalancha, que consistía en elementos discretos con actividad que varía con el tiempo que satisface ecuaciones diferenciales continuas, para resolver actividades tales como reconocimiento de continuo del habla y aprendizaje del movimiento de los brazos de un robot.

En 1969 surgieron numerosas críticas que frenaron, hasta 1982, el crecimiento que estaban experimentando las investigaciones sobre redes neuronales. Marvin Minsky y Seymour Papert, del Instituto Tecnológico de Massachusetts (MIT) publicaron un libro, Perceptrons que además de contener un análisis matemático detallado del Perceptrón, consideraban que la extensión a Perceptrones multinivel (el Perceptrón original sólo poseía una capa) era completamente estéril. Las limitaciones del Perceptrón eran importantes, sobre todo su incapacidad para resolver muchos problemas interesantes. Muchas de las investigaciones dieron un giro hacia la inteligencia artificial, que prometía más por aquel entonces.

A pesar del libro Perceptrons, algunos investigadores continuaron su trabajo. Tal fue el caso de James Anderson, que desarrolló un modelo lineal, llamado Asociador Lineal, que consistía en unos elementos investigadores lineales (neuronas) que sumaban sus entradas. Este modelo se basa en principio de que las conexiones entre neuronas son reforzadas cada vez que están activadas. Anderson diseñó una potente extensión del Asociador Lineal, llamada Brain-State-in-Box.

En Europa y Japón, las investigaciones también continuaron. Kunihiko Fukushima desarrolló el Neocognitrón, un modelo de red neuronal para el reconocimiento de patrones visuales. Tuevo Kohonen, un ingeniero electrónico de la universidad de Helsinki, desarrolló un modelo similar al Anderson, pero independiente.

En 1982, coincidieron numerosos eventos que hicieron resurgir el interés en redes neuronales. John Hopfield presentó su trabajo sobre redes neuronales en la Academia Nacional de las Ciencias. En el trabajo, describe con claridad y rigor matemático una red a la que fue dado su nombre, que es una variación del Asociador Lineal, pero, además, mostró cómo tales redes pueden trabajar y qué pueden hacer. A partir de ese año hasta nuestros días, se han estado dando una serie de conferencias sobre las redes neuronales y se han desarrollado productos que se han lanzado al mercado algunos en Estados Unidos de América, Japón, incluso en México.

3.3 -. LA NEURONA BIOLÓGICA.

3.3.1-. ESTRUCTURA DE UNA NEURONA BIOLÓGICA.

La teoría y modelado de las redes neuronales artificiales, esta inspirada en la estructura y funcionamiento de los sistemas nerviosos. Cada neurona que conforma una red en el sistema nervioso humano es una célula viva, y como tal contiene los mismos elementos de todas las células biológicas.

Una neurona esta capacitada para reaccionar a los estímulos¹, conducir rápidamente la excitación resultante a otras porciones de la célula e influenciar rápidamente a otras neuronas, células musculares o células glandulares. Las neuronas son incapaces de reproducirse, son sensibles a la deficiencia de oxígeno y a la fatiga.

Exhiben gran diversidad de formas y tamaños, generalmente cada neurona consta de un **cuerpo celular o soma** de aproximadamente de 5 a 10 micras de diámetro, del cual salen una rama principal llamada axón, y varias ramas más cortas llamadas **dendritas**, cada axón termina en subdividirse en muchos filamentos llamados telodendrones; así mismo, cada telodendron termina en un engrosamiento llamado botón terminal, el cual es sitio de **contacto sináptico** con otra neurona.

En términos generales, la función de las dendritas y del cuerpo celular es recibir señales de entrada, el cuerpo celular se encarga de combinar e integrar las señales y emitir el resultado obtenido en forma de señales de salida. El axón transporta esas señales a los terminales axónicos, que son los encargados de distribuir la información a miles de neuronas más. Por lo general, las neuronas reciben información de miles de neuronas y éstas a su vez envían información a miles de neuronas más. Se calcula que en el cerebro humano existen del orden de 10^{15} conexiones.

Para establecer una similitud directa entre la actividad sináptica y la analogía con las redes neuronales artificiales, se van a fijar los siguientes aspectos [12]: La señales que llegan a la sinapsis son las entradas a la neurona; éstas son ponderadas (atenuadas o amplificadas) a través de un parámetro, denominado peso, asociado a la sinapsis correspondiente. Estas señales de entrada pueden excitar a la neurona (sinapsis con peso positivo) o inhibirla (peso negativo). El efecto es la suma de las entradas ponderadas. Si la suma es igual o mayor que el umbral de la neurona, entonces la neurona se activa (da salida). Esta es una situación todo o nada; cada neurona se activa o no se activa.

¹ Un estímulo puede ser cualquier cambio en el medio externo o interno capaz de producir una respuesta.

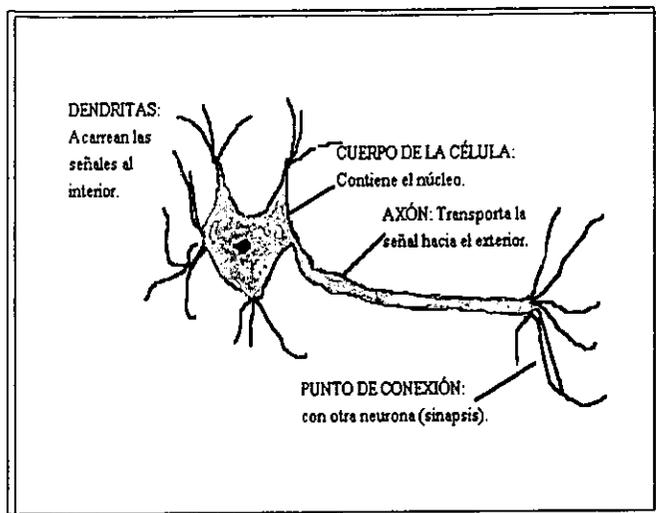


FIGURA 3.1-.
Forma general de una neurona biológica.

3.4-. ELEMENTOS DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL.

Las redes neuronales son modelos que intentan reproducir el comportamiento del cerebro, cualquiera de estos modelos consta de dispositivos elementales de proceso que suelen denominarse neuronas artificiales, nodos, unidades o elementos de procesamiento, las cuales pretenden mimetizar las características más importantes de la neurona biológica.

En la figura 3.2, se muestra un modelo general de un nodo. Cada nodo está numerado, siendo el i -ésimo el que aparece en la figura. Al igual que una neurona biológica, el **nodo** tiene muchas entradas pero tiene una sola salida, que se puede aplicar a muchos otros nodos de la red. La entrada que recibe el i -ésimo nodo procedente del j -ésimo nodo se puede indicar de la forma x_j . Se debe observar que este valor es también la salida del j -ésimo nodo, del mismo modo que la salida del i -ésimo nodo se denota por x_i . Cada conexión con el i -ésimo nodo tiene asociado a él una magnitud llamada **peso** o intensidad de conexión. El peso de la conexión procedente del j -ésimo nodo se denomina mediante w_{ji} . Todas estas cantidades se van a representar por números reales.

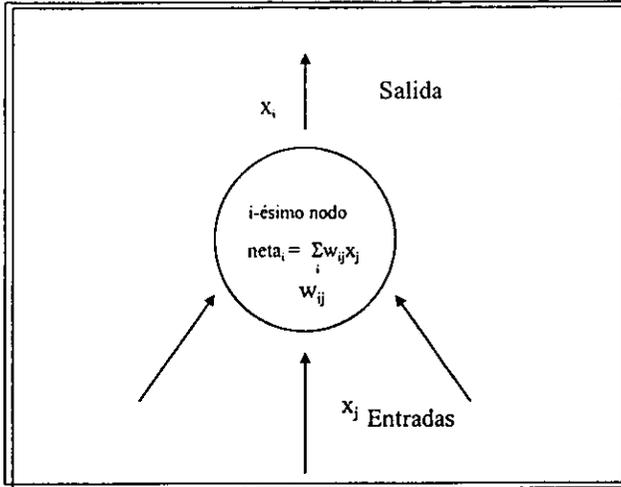


FIGURA 3.2.-

Esta estructura representa un único nodo de una red. Las conexiones de entrada se representan en forma de flechas procedentes de otros elementos de procesamiento. Cada conexión de entrada tiene asociada una cantidad w_{ij} , que se denomina peso. Hay un único valor de salida, que se puede aplicar a otras unidades.

Cada nodo i -ésimo está caracterizado en cualquier instante por un valor numérico denominado valor o estado de activación $a_i(t)$; asociado a cada unidad, existe una función de salida f_i , que transforma el estado actual de activación en una señal de salida x_i . Dicha señal es enviada a través de los canales de comunicación unidireccionales a otras unidades de la red; en estos canales la señal se modifica de acuerdo con la sinapsis (el peso w_{ji}) asociado a cada uno de ellos según una determinada regla. Las señales moduladas que han llegado a la unidad j -ésima se combinan entre ellas, generando así la entrada total, Net_j .

$$Net_j = \sum_i^n x_i w_{ji} \dots\dots\dots(3.1)$$

Una función de activación F , determina el nuevo estado de activación $a_j(t+1)$ del nodo, teniendo en cuenta la entrada total $neta$ calculada y el anterior estado de activación. Se puede escribir ese valor de activación en la forma:

$$a_j(t+1) = F_j(a_j(t), Net_j(t)) \dots\dots\dots(3.2)$$

En las siguientes secciones, se describen los conceptos básicos de los distintos componentes de un modelo de red neuronal artificial, tipos de unidades de proceso, su estado de activación, su función de salida y de activación, su conexión con otras neuronas y el concepto de aprendizaje.

3.4.1-. UNIDADES DE PROCESO: LA NEURONA ARTIFICIAL.

En el cuerpo humano, cuando un estímulo es recibido por un órgano sensorial, es transmitido como una serie de impulsos nerviosos a lo largo de las neuronas sensoriales hasta el cerebro, éste analiza los impulsos y entonces envía mensajes (nuevamente impulsos nerviosos) a través de neuronas motoras a aquellas partes del cuerpo encargadas de responder: los músculos o las glándulas. El trabajo de las neuronas es: recibir y responder a un estímulo, similarmente, la labor de las unidades de proceso es muy simple y único, pues consiste en recibir las entradas de las células vecinas y calcular un valor de salida, el cual es enviado a todas las células restantes.

En el cuerpo humano existen tres tipos diferentes de neuronas; así también, en una red neuronal podemos encontrar tres tipos de unidades: entradas, salidas y ocultas.

Las unidades de entrada reciben señales desde su entorno, cada entrada corresponde a un atributo de un patrón u otro dato del mundo externo. La red puede ser diseñada para aceptar conjuntos de valores que pueden ser binarios o valores continuos, por ejemplo: si el problema es decidir si se aprueba o no un préstamo en un banco, un atributo, puede ser el nivel de ingreso, edad, etc. (Debe notarse que la neurocomputación, puede solamente procesar números, por lo tanto, si el problema involucra atributos cualitativos o gráficos, la información puede ser procesada a un equivalente numérico antes de que sea interpretada por una red neuronal.)

Por otra parte, las unidades de salida envían la señal fuera del sistema (salidas de la red); estas salidas son la solución al problema, por ejemplo, en el caso del préstamo esto puede ser un si o un no, la red neuronal asignará valores numéricos (es decir 1 significa un si y un 0 significa un no). El objetivo que tiene la red es calcular el valor de salida. Por último las unidades ocultas son aquellas cuyas entradas y salidas se encuentran dentro del sistema, es decir, no tienen contacto con el exterior.

3.4.2-. ESTADO DE ACTIVACION.

Todas las neuronas que componen una red neuronal se hallan en cierto estado. En una visión simplificada, podemos decir que hay dos posibles estados: reposo y excitado, a los que denominan estados de activación, y a cada uno de los cuales se les asigna un valor que pueden ser continuo o discreto.

Si son discretos, pueden tomar valores pequeños o bien valores binarios. En notación binaria, un estado activo se indicaría por un 1, esto representa la emisión de un impulso por parte de una neurona (potencial de acción), mientras que un estado pasivo se indicaría por un 0, y significaría que la neurona se encuentra en reposo. En algunos modelos neuronales se considera un conjunto continuo de estados de activación, en lugar de sólo dos estados, en cuyo caso se les asigna un valor entre $[0,1]$ o en el intervalo de $[-1,1]$.

Las reglas o criterios que siguen las neuronas para alcanzar tales estados de activación, en principio, va a depender de dos factores como lo indica la referencia [12]:

- a) Primero se debe de tener en cuenta que las redes no son producto de actuación de elementos individuales, sino del conjunto como un todo, es necesario tener conocimiento acerca del mecanismo de interacción entre las neuronas. El estado de activación estará fuertemente influenciado por tales interacciones, ya que el efecto que producirá una neurona sobre otra será proporcional a la fuerza, peso o magnitud de la conexión entre ambas.
- b) Por otro lado, la señal que envía una neurona a otras dependerá de su propio estado de activación.

3.4.3.- FUNCION DE SALIDA O DE TRANSFERENCIA.

Entre las unidades que forman una red neuronal artificial existe un conjunto de conexiones que unen unas a otras. Cada unidad transmite señales a aquellas que están conectadas con su salida; como se ha comentado anteriormente asociada a cada unidad i existe una función de salida $f_i(a_i(t))$, que transforma el estado actual de activación $a_i(t)$ en una señal de salida $x_i(t)$; es decir:

$$x_i(t) = f_i(a_i(t)) \dots\dots\dots(3.3)$$

3.4.4.- CONEXIONES ENTRE NEURONAS.-

Las conexiones que unen a las neuronas que forman una red neuronal artificial tienen asociado un peso, que es el que hace que la red adquiera conocimiento.

Una neurona recibe un conjunto de señales que le dan información del estado de activación de todas las neuronas con la que se encuentra conectada. Cada conexión entre la neurona i y la neurona j está ponderada por un peso w_{ji} .

Si el valor de w_{ji} es positivo, indica que la interacción entre la neurona i y la neurona j es excitadora; es decir, siempre que la neurona i está activada, la neurona j recibirá una señal de i que tenderá a activarla.

Si w_{ji} es negativo, indica que la sinapsis es inhibitoria, en este caso, si i está activada, enviará una señal a j que tenderá a desactivar a ésta. Finalmente, si $w_{ji} = 0$, se supone que no hay conexión entre ambas.

3.4.5-. FUNCION O REGLA DE ACTIVACIÓN.

Así como es necesario una regla que combine las entradas a una neurona con los pesos de las conexiones, también se necesita una regla que combine las entradas con el estado actual de la neurona, para obtener un nuevo estado de activación. La función F produce un nuevo estado de activación en una neurona a partir del estado (a_i) que existía y la combinación de las entradas con los pesos de las conexiones (net_i).

Dado el estado actual de activación $a_i(t)$ del nodo i , y la entrada total que llega a ella, Net_i , el estado de activación siguiente, $a_i(t+1)$, se obtiene aplicando una función F , llamada función de activación, la cual esta dada por la ecuación 3.3.

3.4.6-.REGLA DE APRENDIZAJE.

En la actualidad, existen varias definiciones del concepto general de aprendizaje, una de ellas podría ser [12] : La modificación del comportamiento inducido por la interacción con el entorno y como resultado de experiencias conducente al establecimiento de nuevos modelos de respuesta a estímulos externos. Esta definición fue enunciada por muchos años antes de que surgieran las redes neuronales, sin embargo puede ser aplicada también a los procesos de aprendizaje de estos sistemas.

Biológicamente, se cree que la información memorizada en el cerebro está más relacionada con los valores sinápticos de las conexiones entre neuronas que con ellas mismas; es decir, el conocimiento se encuentra en las sinapsis. En el caso de las redes neuronales artificiales, se puede considerar que el conocimiento se encuentra representado en los pesos de las conexiones entre las neuronas. **Todo proceso de aprendizaje implica cierto número de cambios en estas conexiones.** En realidad, puede decirse que se aprende modificando los valores de los pesos de la red.

Al igual que el funcionamiento de una red depende del número de neuronas que se disponga y de como están conectadas entre sí, cada modelo dispone de sus propias técnicas de aprendizaje, esto se verifica en algunos de los modelos mostrados en este capítulo.

Una vez presentados los componentes más importantes de la red neuronal, una red está organizada en función del número de niveles o capas, número de neuronas por nivel, y las formas de conexión entre neuronas .

3.4.7-. NIVELES O CAPAS DE NEURONAS.

Un nivel es un conjunto de neuronas cuyas entradas provienen de la misma fuente (que puede ser otra capa de neuronas) y cuyas salidas se dirigen al mismo destino (que puede ser otra capa de neuronas). A partir de su situación dentro de la red, se pueden distinguir tres tipos de capas, de entrada, ocultas y de salida.

3.4.8-. FORMAS DE CONEXION ENTRE LAS NEURONAS.

La conectividad entre las neuronas de la red, está muy relacionada con la manera en que las salidas están canalizadas para convertirse en entradas de otras neuronas. La señal de salida de un nodo puede ser una entrada a otra neurona, o incluso ser una entrada de sí mismo (conexión autorrecurrente).

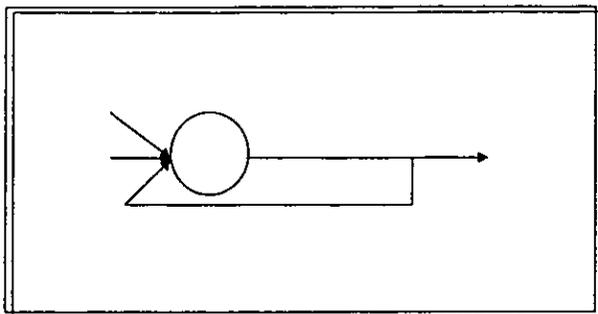


FIGURA 3.3-.
Nodo con propagación hacia atrás sobre si mismo.

Cuando ninguna salida de las neuronas es entrada de neuronas del mismo nivel o de niveles precedentes, la red se describe como propagación hacia adelante.

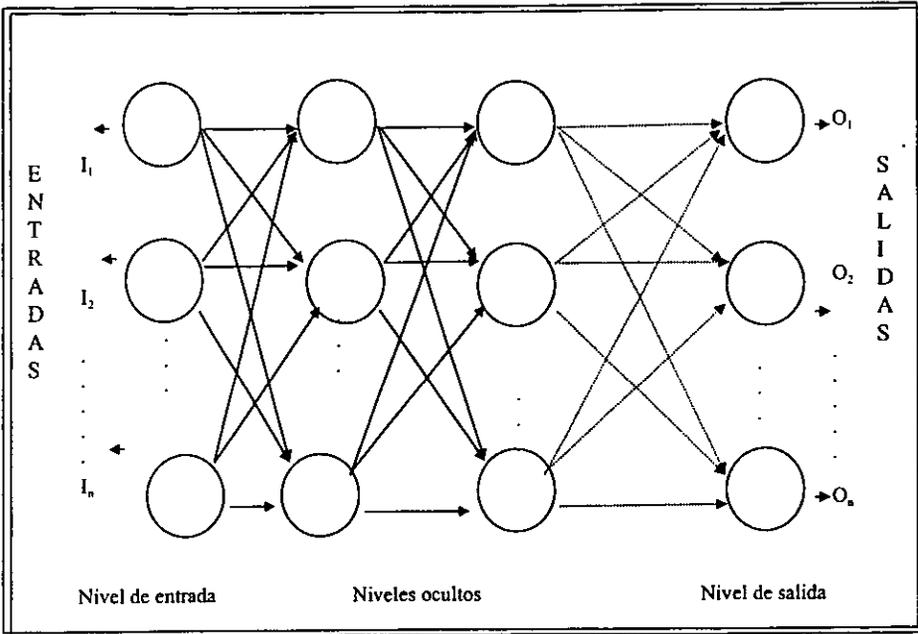


FIGURA 3.4-..
Estructura de una red con todas las conexiones hacia adelante.

Cuando las salidas de los nodos pueden ser conectados como entradas de nodos de niveles previos o del mismo nivel, incluyéndose ellos mismos, la red es de propagación hacia atrás.

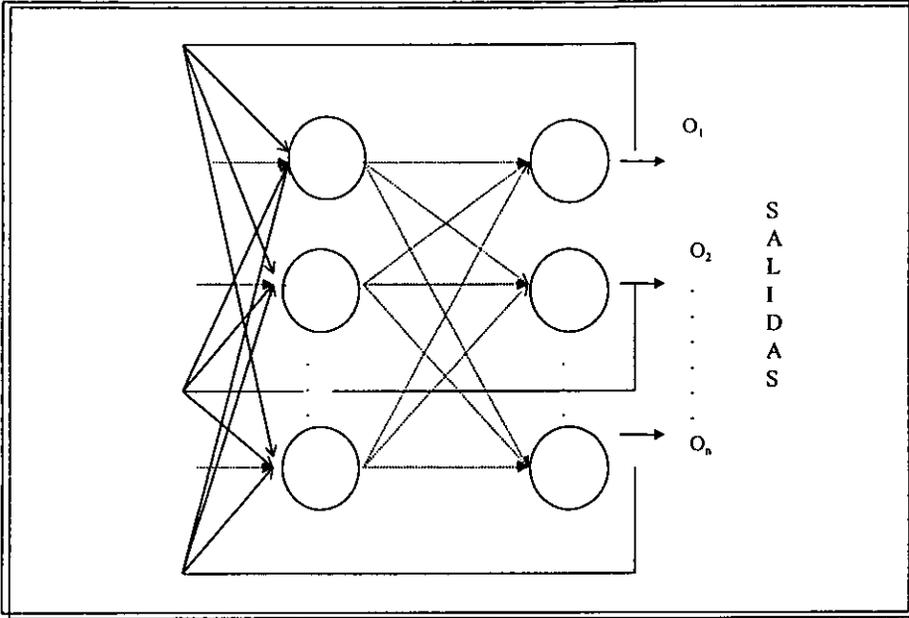


FIGURA 3.5-
Red con propagación hacia atrás a nodos de niveles anteriores.

3.5-. CARACTERISTICAS DE LAS REDES NEURONALES.

Existen cuatro aspectos que caracterizan a una red neuronal: su topología o arquitectura, mecanismo de aprendizaje, tipo de asociación realizada entre la información de entrada y la de salida, y por último la forma de representación de éstas informaciones. [12]

La topología de las redes neuronales consiste en la organización y disposición de las neuronas en la red formando capas o agrupaciones más o menos alejadas de la entrada y salida de la red.

Se suelen distinguir redes con una sola capa o nivel de neuronas llamadas redes monocapa y las redes con más de dos capas llamadas redes multicapa. Normalmente, en las redes multicapa, todas las neuronas de una capa reciben señales de entrada de otra capa anterior, más cercana a las entradas de la red, y envían las señales de salida a una capa posterior, más cercana a la salida de la red. A estas conexiones se les denomina conexiones hacia adelante o feedforward.

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

Estas dos posibilidades permiten distinguir entre dos tipos de redes con múltiples capas: Las redes con conexiones hacia adelante o redes feedforward, y las redes que disponen de conexiones tanto hacia adelante como hacia atrás o redes feedforward/feedback.

En las redes feedforward, todas las señales neuronales se propagan hacia adelante a través de las capas de la red, no existen conexiones hacia atrás y normalmente tampoco autorrecurrentes (salida de una neurona aplicada a su propia entrada) , ni laterales (salida de una neurona aplicada a la entrada de neurona de la misma capa), como se puede observar en la figura 3.6.

En las redes feedforward/feedback, circula información tanto hacia adelante como hacia atrás durante el funcionamiento de la red. Para que esto sea posible existe conexiones feedforward y feedback entre las conexiones de las neuronas, como se ilustra en la figura 3.7

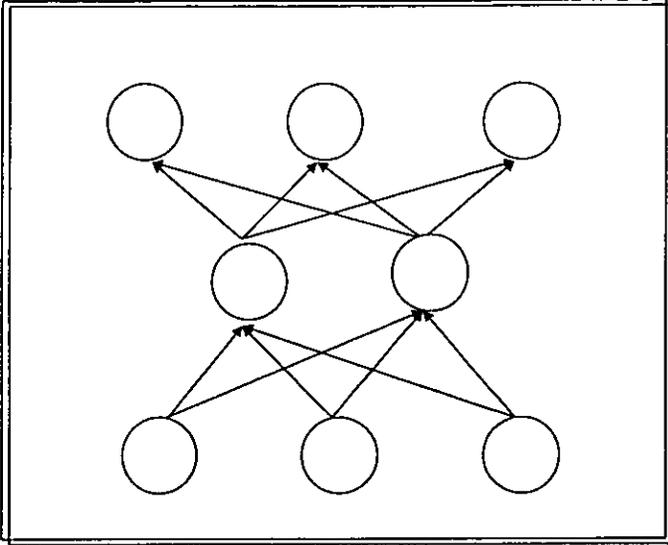


FIGURA 3.6 -.

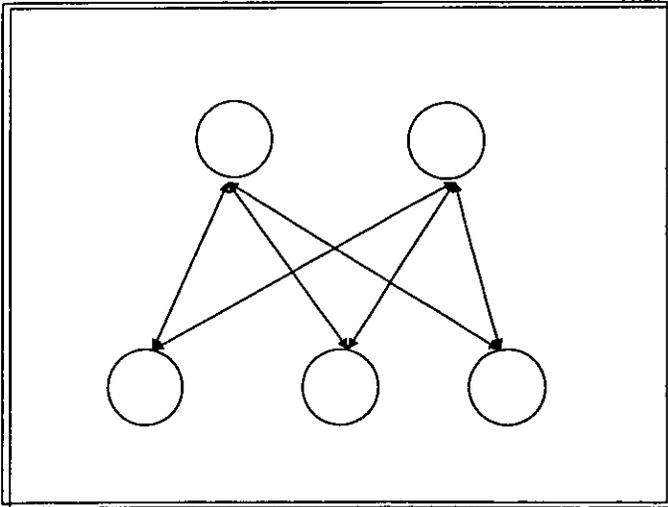


FIGURA 3.7 -.

Otro aspecto que caracteriza a un red neuronal es el mecanismo de aprendizaje, como se sabe, el aprendizaje es el proceso mediante el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Los cambios que se producen en el proceso se simplifican a la destrucción, modificación y creación de las conexiones entre las neuronas. En los sistemas biológicos existe una continua creación y destrucción de conexiones. En una red neuronal, la creación implica que el peso de la misma pasa a tener un valor distinto de cero. De la misma forma, una conexión se destruye cuando su peso pasa a ser cero.

Un aspecto importante respecto al aprendizaje en las redes neuronales artificiales es saber como se modifican los valores de los pesos; es decir, cuales son las normas que se siguen para cambiar el valor asignado a las conexiones cuando se intenta que la red aprenda una nueva información importante.

Estas normas determinan lo que se conoce como regla de aprendizaje de la red. De la forma general, se suelen considerar dos tipos de reglas: las que responden a lo que habitualmente se conoce como **aprendizaje supervisado**, y las correspondientes a un **aprendizaje no supervisado**, la diferencia fundamental entre ambos tipos consiste en la existencia o no de un agente externo (supervisor o maestro) que controle el proceso de aprendizaje de la red.

El aprendizaje supervisado se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor, maestro), durante el entrenamiento, se presenta a la red una entrada x , la respuesta deseada d se da por el maestro, como se ilustra en la figura 3.8. El supervisor comprueba si la salida de la red coincide con la respuesta esperada, en caso contrario, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, hasta que se obtenga la salida aproximada. La diferencia señalada por $p(d,o)$ entre la salida o de la red y la respuesta pretendida se le llama delta, la cual mide el error que existe entre ambas, el objetivo es minimizar delta y usarla para corregir los pesos en la red, que como se verá más adelante esta diferencia se usará en algunos algoritmos de aprendizaje como el perceptrón y en el algoritmo de retropropagación.

En el aprendizaje no supervisado (también conocido como autosupervisado) no se requiere influencia externa, como un supervisor o un maestro, para ajustar los pesos de las conexiones entre neuronas como se puede observar en la figura 3.9. La red no recibe ninguna información por parte del entorno que le indique si la salida generada en respuesta a una determinada entrada es o no correcta; por ello, suele decirse que estas redes son capaces de autoorganizarse.

Estas redes deben encontrar las características, regularidades, correlaciones o categorías que se puedan establecer entre los datos que se presenten en su entrada. Puesto que no hay un supervisor que indique a la red la respuesta que debe generar ante una entrada concreta, cabría preguntarse precisamente por lo que la red genera en estos casos. Existen varias posibilidades en cuanto a la interpretación de la salida de estas redes, que dependen de su estructura y del algoritmo de aprendizaje empleado.

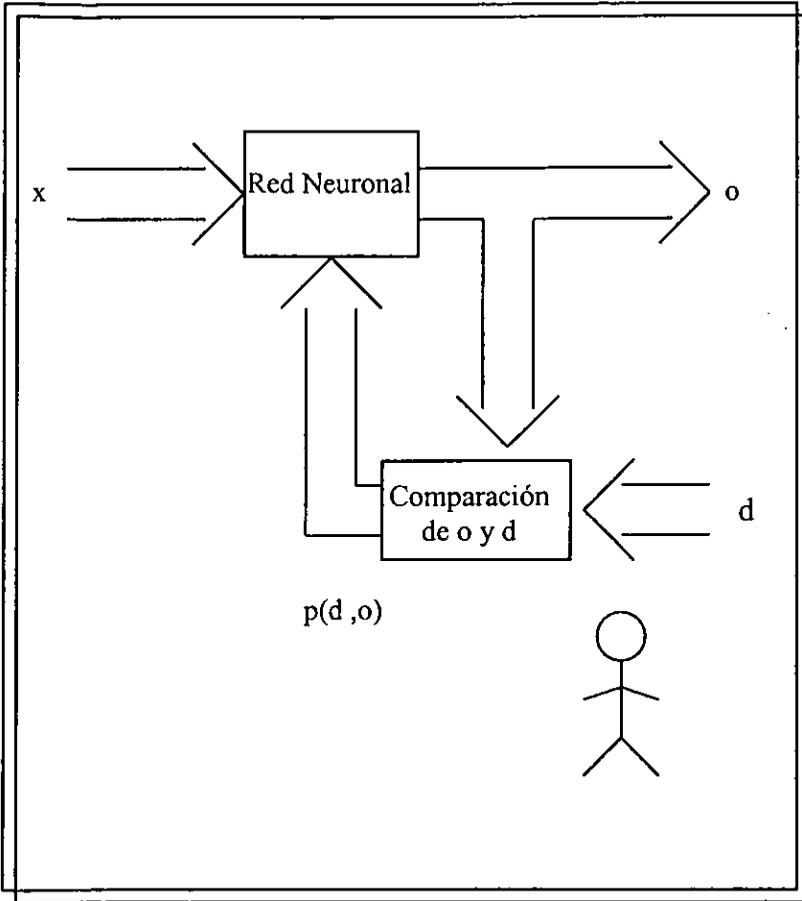


FIGURA 3.8.-

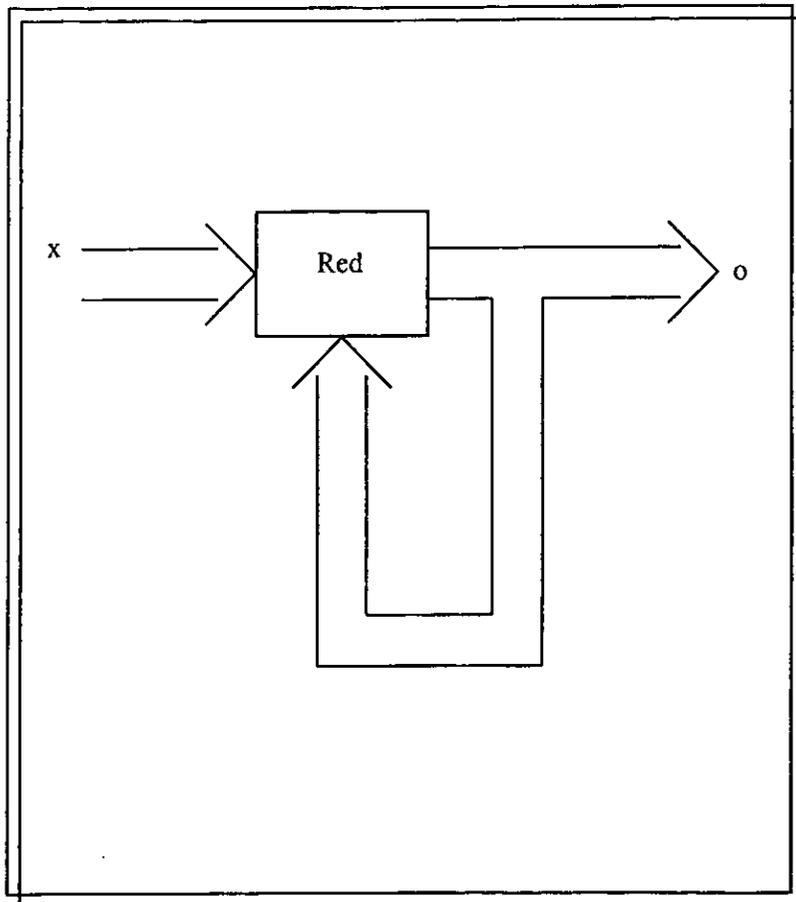


FIGURA 3.9.-

En algunos casos, la salida representa el grado de familiaridad o similitud entre la informaciones que se le han mostrado hasta entonces (en el pasado). En otro caso, podría realizar una clusterización o establecimiento de categorías como se puede observar en la gráfica 3.10 (a), indicando la red a la salida a qué categoría pertenece la información presentada a la entrada, siendo la propia red quien debe de encontrar las categorías apropiadas a partir de correlaciones entre las informaciones presentadas.

Algunas veces no es posible el aprendizaje sin supervisión, puesto que las categorías que establece la red no son fácilmente discernibles para un humano, como se puede apreciar en la gráfica 3.10 (b).

De acuerdo con estos dos tipos de aprendizaje, se puede efectuar la siguiente analogía: el aprendizaje supervisado corresponde a aprender en un salón de clases, cuando las preguntas de un maestro son contestadas por los alumnos, y éste las corrige, mientras que el aprendizaje no supervisado, corresponde al aprendizaje por medio de videos cubriendo el material del curso, pero sin incluir a ningún maestro. Por lo tanto, el estudiante no puede exponer sus dudas, ni confirmar sus respuestas .

Como se puede observar en lo anterior, las redes neuronales son sistemas que almacenan cierta información aprendida; ésta información se registra de forma distribuida en los pesos asociados a las conexiones entre neuronas. Por tanto, puede imaginarse una red como cierto tipo de memoria que almacena unos datos de forma estable, datos que se grabarán en dicha memoria como consecuencia del aprendizaje de la red y podrán ser leídos a la salida como respuesta a cierta información de entrada, comportándose entonces la red como lo que habitualmente se conoce como memoria asociativa; es decir, cuando se aplica un estímulo (dato de entrada) la red responde con una salida asociada a dicha información de entrada. [12]

Existen dos formas elementales de realizar esta asociación entre entrada/salida que se corresponden con la naturaleza de la información almacenada en la red:

La primera sería la denominada heteroasociación , que se refiere al caso en que la red aprende parejas asociadas de patrones, de tal modo que cuando se le presente cierta información de entrada la red deberá responder generando la correspondiente salida asociada a la presentada. Esto se muestra en la figura 3.11, donde se puede observar que un cuadrado es presentado a la red y resulta ser un romboide a la salida, de esto, se deduce que un romboide y un cuadrado constituyen una pareja de patrones guardada en la red. Un patrón distorsionado en la entrada también puede causar heteroasociaciones de salidas correctas, esto se muestra por una línea punteada.

La segunda se conoce como autoasociación, donde la red aprende un conjunto de patrones, de tal forma que cuando se le presenta cierta información de entrada similar a un miembro del conjunto almacenado, la red asocia a ésta el patrón más parecido. Generalmente, un patrón de entrada incompleto sirve como una indicación para recordar su forma original. Esto se ilustra en la figura 3.12, la figura muestra un cuadrado distorsionado recuerdo de un cuadrado codificado anteriormente.

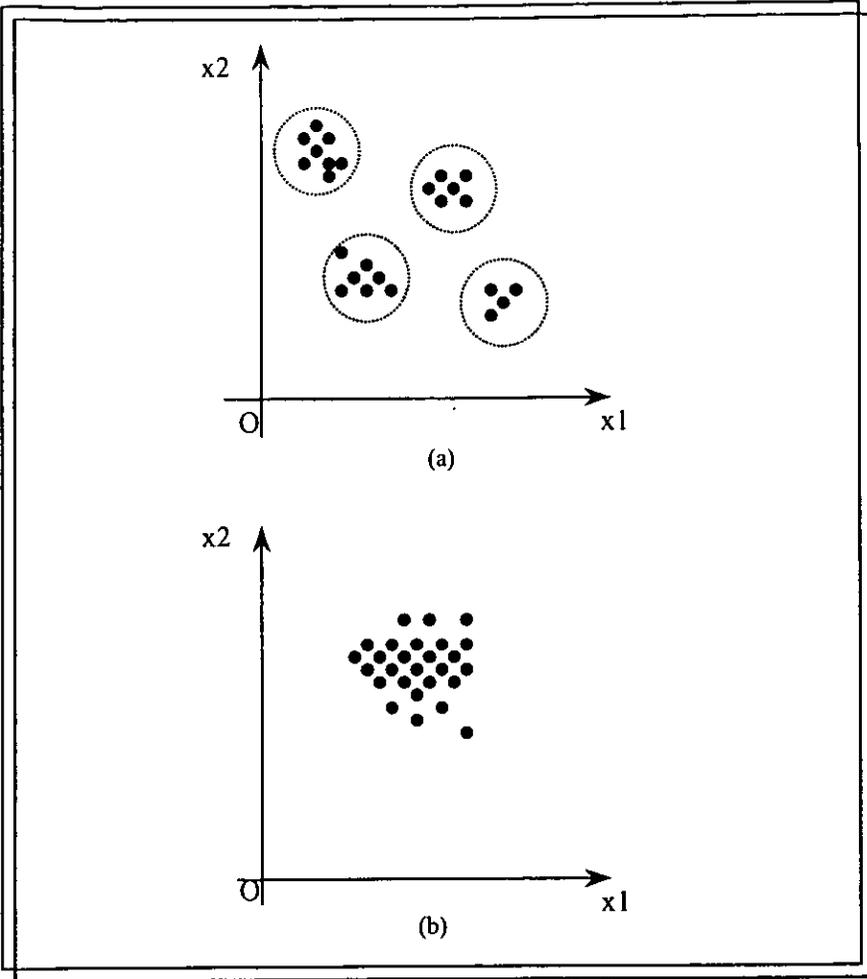


FIGURA 3.10-

En la gráfica 3.10 (a), las salidas generadas por la red, son representadas en la gráfica como puntos en el espacio bidimensional, cada categoría se representa por una circunferencia punteada.

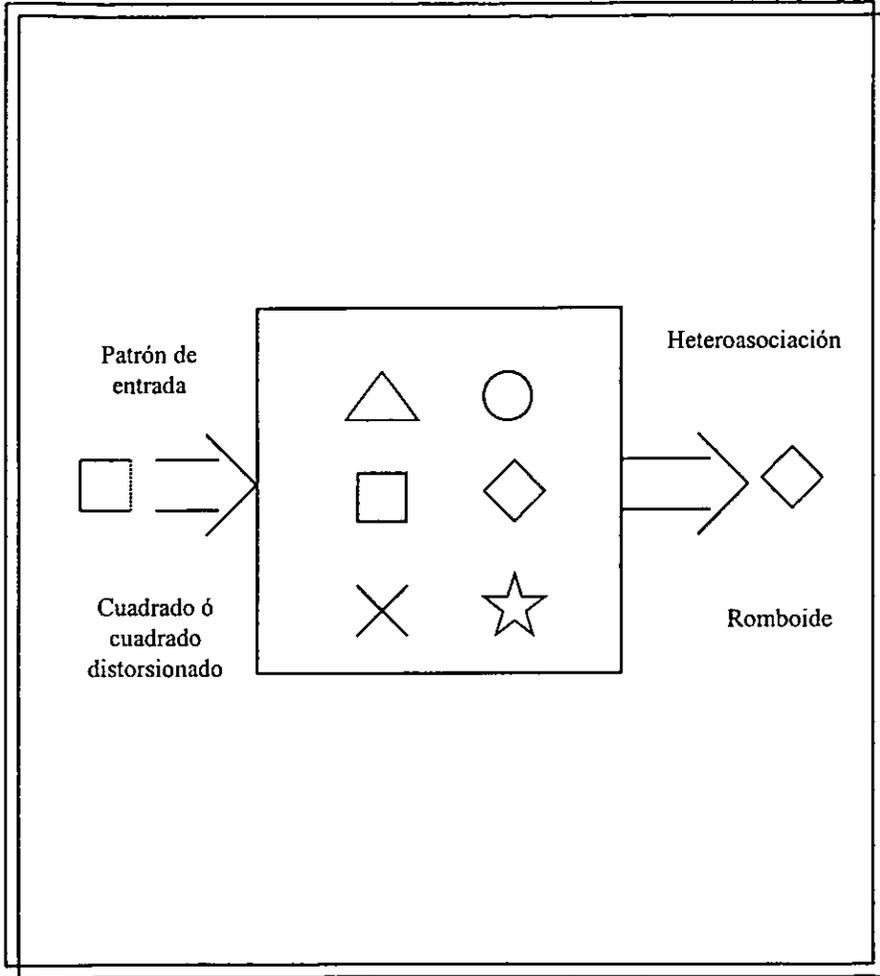


FIGURA 3.11.-

Estos dos mecanismos de asociación dan lugar a dos tipos de redes neuronales: las redes heterosociativas y autoasociativas. Una red heteroasociativa podría considerarse aquella que computa cierta función, que en la mayoría de los casos no podrá expresarse analíticamente, entre un conjunto de entradas y un conjunto de salidas, correspondiendo a cada posible entrada una determinada salida. Por otra parte, una red autoasociativa es una red cuya principal misión es reconstruir una determinada información de entrada que se presenta incompleta o distorsionada (le asocia el dato más parecido).[12]

Por último, otra clasificación de las redes neuronales, esta en función de la forma en que se representan las informaciones de entrada y la salida de los datos.

En una gran mayoría de redes neuronales, los datos de entrada como de salida son de naturaleza analógica; es decir, son valores reales continuos que están normalizados y su valor absoluto será menor que la unidad, otro tipo de redes, por el contrario solo aceptan valores discretos o binarios [0,1] a su entrada, generando salidas de tipo binario, por último otro tipo de redes que podrían denominarse híbridas, las informaciones de entrada pueden ser valores continuos, aunque la salidas de la red son discretas.

3.6 -. PRIMEROS ALGORITMOS DE APRENDIZAJE.

Los primeros trabajos que se realizaron en el campo de las reglas del aprendizaje, se deben, como anteriormente se mencionó, a McCulloch y Walter Pitts en 1943, quienes propusieron una teoría general de procesamiento de información basada en redes binarias o elementos de decisión, los cuales fueron llamados "neuronas", aunque son muy simples a su contraparte real biológica. Cada uno de estos elementos $n_i = 1, 2, \dots, n$, pueden tomar sólo dos valores de salida $n_i = 0, 1$ donde $n_i = 0$ representa el estado de reposo o inhibición de la unidad y $n_i = 1$ el estado activo.

A fin de simular el periodo finito regenerativo de las neuronas reales, se suponen que ocurren cambios en los estados de la red en tiempos discretos $t = 1, 2, 3, \dots$. El nuevo estado de una unidad se determina por la influencia de todas las demás neuronas, establecido matemáticamente, esto se puede expresar por la combinación lineal de sus valores de salida como se puede ver en la ecuación.

$$h_i(t) = \sum_j w_{ij} n_j(t) \dots \dots \dots (3.6)$$

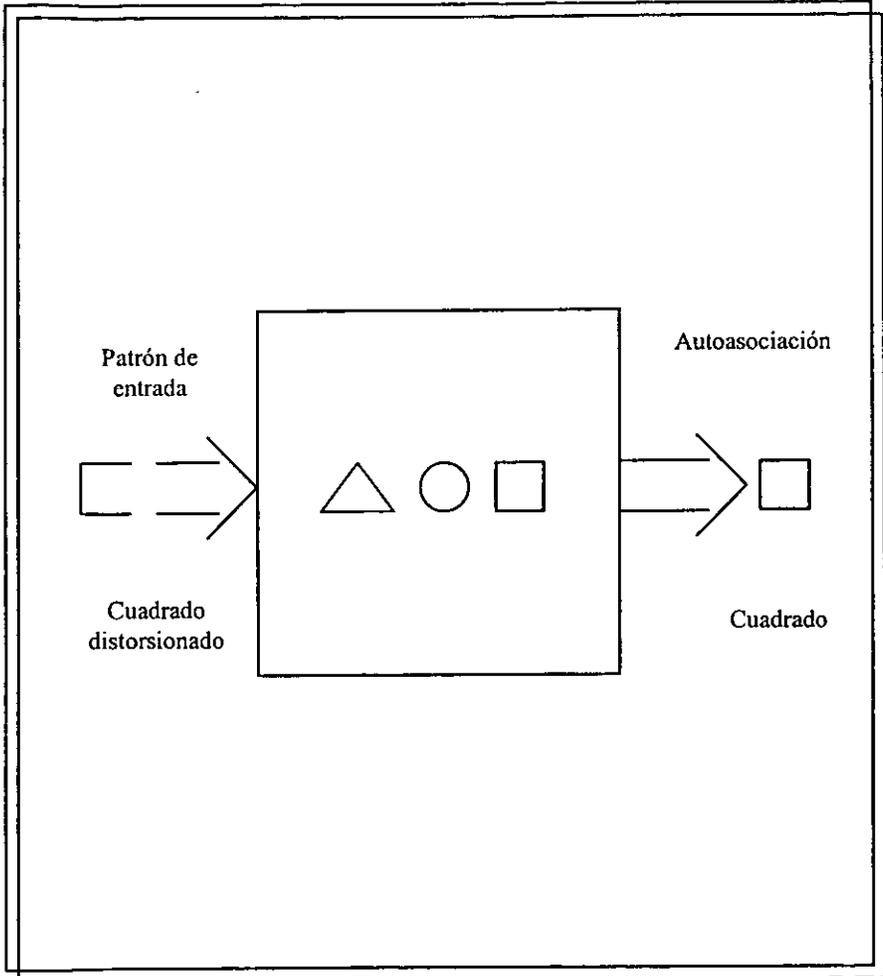


FIGURA 3.12.-

La entrada $h_i(t)$, se compara luego con un determinado umbral, que actúa como un moderador de la señal; si este resulta ser mayor o igual que el umbral, entonces la salida x_i se considera un 1, si por el contrario, la h_i resulta ser menor al umbral, entonces la salida de la unidad es 0.

El modelo de McCulloch y Walter Pitts como podemos apreciar, dio los principios de los cuales se basa el modelo general descrito en la sección 3.4. Su proceso de aprendizaje consiste en que, una vez que se obtiene una salida de una unidad, ésta se puede “retroalimentar” mediante un ciclo de control, hacia la misma unidad; si el proceso de control logra hacer variar el valor de los pesos que llegan a la unidad, entonces se podrá intentar modificar la salida de la red con respecto a la que proporcionó anteriormente, y por el contrario si sólo se retroalimenta la salida (sin variar los pesos), entonces las salidas logradas en posteriores pasos no variarán; en otras palabras, se puede considerar que, si una unidad “se activa” bajo ciertas condiciones, se puede lograr que el siguiente paso este en “reposo”, si se hacen los cambios apropiados a los pesos que permiten calcular el Net_i ; si después de ésta salida inhibida se vuelven a cambiar las condiciones de entrada, se puede lograr que la salida nuevamente se “active”. Por lo tanto, se puede concluir que la neurona conserva cierta memoria primitiva, al menos con respecto a la salida anterior que se produjo.

3.6.1- LA REGLA DE HEBB.

En 1949, Donald O. Hebb, estableció una de las primeras reglas de aprendizaje, que se basa en el siguiente postulado [8]: *Cuando un axón de la célula A está suficientemente próximo para excitar a una célula B o toma parte en su disparo de forma persistente, tiene lugar algún proceso de crecimiento o algún cambio metabólico en una de las dos células o en las dos, de tal modo que la eficiencia de A como una de las células que desencadena el disparo de B, se ve incrementada.* La eficiencia podría identificarse con la intensidad o magnitud de la conexión, es decir, con el peso.

Se puede decir, por tanto, que el aprendizaje consiste básicamente como se puede apreciar en la referencia [23] en el ajuste de los pesos de las conexiones de acuerdo con la correlación (multiplicación en el caso de valores binarios 0 y 1) de los valores de activación (salidas) de las dos unidades conectadas.

$$\Delta w_{ij} = s_i s_j \dots \dots \dots (3.4)$$

Esta expresión responde a la idea de Hebb, puesto que, si las dos unidades u_i y u_j son activas, es decir, si la salida $s_i = 1$ y la salida $s_j = 1$, se produce un reforzamiento de la conexión. Por el contrario, cuando una es activa y la otra pasiva, es decir la salida $s_i = 0$ y la salida $s_j = 1$ ó si $s_i = 1$ y $s_j = 0$, se produce un debilitamiento de la conexión. Se trata de una regla de aprendizaje no supervisado, pues la modificación de los pesos se realiza en función de los estados (salidas) de las unidades obtenidas tras la presentación de cierto estímulo (información de entrada a la red), sin tener en cuenta si se deseaba obtener o no esos estados de activación.

3.6.2- LA REGLA DELTA

Esta regla consiste como lo indica la referencia [23] en emplear un “blanco” u “objetivo” d_i , que se espera que sea la respuesta proporcionada por la unidad u_j a los estímulos que recibe, y que se utiliza en cada etapa del aprendizaje, el error, e_j , denotado por:

$$e_j = (d_j - s_j) \dots\dots\dots(3.5)$$

que es el resultado de comparar la respuesta esperada, d_j con la respuesta s_j ; la diferencia entre ambas determina la magnitud del error, en ése momento del proceso.

La obtención del error modifica la ecuación de Hebb al cambiar el error e_j directamente, de tal manera que se tome en cuenta el monto de la desviación; así, se tiene que:

$$\Delta w_{ij} = e_j s_j \dots\dots\dots(3.6)$$

Así, que en la Regla Delta llamada así porque el proceso es guiado por diferencias, lo que intenta en cada paso o iteración es reducir el error total, e_j , de la salida dada por la unidad u_j con respecto al objetivo buscado.

3.6.3- PERCEPTRON.

Este fue el primer modelo de red neuronal desarrollado por Rosenblatt en 1958, el cual despertó un enorme interés en los años 60, debido a su capacidad de aprender a reconocer patrones sencillos, uno de los primeros teoremas probados a partir de este modelo como lo podemos ver en la referencia [23] es llamado Teorema de Convergencia y básicamente tiene que ver con la clasificación de patrones (es decir, como el perceptrón, debe distinguir de diferentes entradas para producir la salida correcta o clasificada en cada caso); el teorema establece que se tiene una serie de vectores de entrada $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ binarios, cada uno de los cuales se consideran que pertenecen a una de dos clases posibles. El sistema debe aprender un conjunto de fuerzas de interconexión $W(w_1, w_2, \dots, w_n)$, así como un valor de umbral Θ , de tal manera que pueda clasificar o categorizar de manera apropiada cada uno de los vectores de entrada que se le han dado. Entonces, el procedimiento de aprendizaje se establece de la siguiente manera:

Se presenta uno de los vectores de entrada al sistema (esto es, a la unidad de entrada se le da un estímulo o activación de 1 si el valor correspondiente de entrada es 1, y se le da 0 en caso contrario).

La entrada total a la unidad de salida u_i proveniente de la unidad de entrada u_j se calcula por medio de la ecuación 3.1:

Si Net_j resulta ser mayor o igual que al umbral Θ dado, entonces la unidad de salida es disparada, y de otra manera es inhibida. Matemáticamente este principio se establece como:

$$\text{Unidad de salida} = \begin{cases} 1 & \text{si } Net_j > \Theta \\ 0 & \text{de otra manera.} \end{cases}$$

Después, la respuesta es comparada con la categoría (es decir la clase) del vector de entrada. Si el vector fue categorizado de manera correcta, entonces no se le hacen cambios a los pesos w_{ij} , si por el contrario, sucede por ejemplo, si la unidad receptora dispara cuando el vector de entrada pertenece a la clase 0 entonces se debe hacer modificación tanto a los pesos como al umbral de la siguiente manera:

El umbral se incrementa en 1 (para lograr hacer que la unidad receptora dispare al presentarle un nuevo vector de entrada que debe inhibirla).

Si la entrada x_i es 0, no se realiza cambio alguno al peso w_{ij} (puesto que no pudo haber contribuido a que la unidad receptora se excitara), sin embargo, si la entrada x_i es 1, entonces w_{ij} es decrementado en 1. De ésta manera, combinando estados de Θ y w_{ij} , se logra hacer menos deseable que la unidad de salida dispare la siguiente ocasión que se le presente el vector de entrada citado.

Por supuesto que cuando la unidad de salida no dispara cuando se le presenta un vector de entrada que debería lograr que eso sucediera, se realizan los ajustes exactamente en la forma opuesta, es decir, el umbral es decrementado, y aquéllos pesos que conectan a la unidad de salida con las unidades de entrada que están prendidas son incrementados.

El cambio del umbral $\Delta\Theta$ viene dado por:

$$\Delta\Theta = - (t_p - s_p) = - \delta_p \dots \dots \dots (3.7)$$

Aquí p corre sobre el patrón en particular que se ha presentado (es decir, el correspondiente vector de entrada), t_p es el blanco u objetivo que indica la salida correcta requerida para ese patrón (vector de entrada), y δ_p es la diferencia entre la salida correcta y la que produce la unidad de salida.

Por último los cambios en los pesos, Δw_{ij} están dados por:

$$\Delta w_{ij} = (t_p - s_p) x_{ip} = \delta_p x_{ip} \dots \dots \dots (3.8)$$

Que es la diferencia entre el objetivo y la salida i , multiplicada por el valor i del vector de entrada x .

3.7 - EL ALGORITMO DE RETROPROPAGACION CLASICO.

En 1986, Rumelhart, Hinton y Williams, basándose en los trabajos de otros investigadores formalizaron un método para que una red neuronal aprendiera la asociación que existe entre los patrones de entrada a la misma y las clases correspondientes, utilizando más niveles de neuronas que las que utilizó Rosenblatt para desarrollar el Perceptron. Este método, esta basado en la generalización de la regla delta y a pesar de sus limitaciones, ha ampliado de forma considerable el rango de aplicaciones de las redes neuronales.

En la referencia [23], se amplia la explicación del algoritmo, el cual es una regla de aprendizaje que se puede aplicar en modelos de redes con más de dos capas de neuronas. Una de las características más importantes del algoritmo es la representación interna del conocimiento que es capaz de organizar en la capa intermedia de las neuronas para conseguir cualquier correspondencia entre la entrada y salida de la red.

El algoritmo de retropropagación se describe como un algoritmo para la utilización de redes multicapa. La figura 3.13, muestra un esquema de la arquitectura fundamental del primer bloque de una red en retropropagación.

Un conjunto de entrada consistente en una serie de vectores es aplicado a la red en una cierta capa. Este conjunto puede provenir de dos fuentes: del exterior de la red, en este cuyo caso se trata de la primera capa neuronal o bien una capa anterior a la actual, en cuyo caso se trataría de una capa intermedia o final (de salida) de la red. Los vectores son presentados uno a la vez y cada elemento del vector es multiplicado por el peso que le corresponde; todo el flujo inicial consiste en la multiplicación de los pesos por los respectivos elementos del vector a los cuales corresponden. La suma de todos estos productos proporcionan el ingreso total a la siguiente capa de la red, como la primera parte de la figura, a esta suma se le denomina NET y debe ser calculada para cada neurona, en cada capa, de la red. Después de que se ha calculado NET, se le aplica una función de activación F para modificarla, produciendo así la señal de salida o "disparo" de la neurona en cuestión. A esta señal de salida se le denomina OUT:

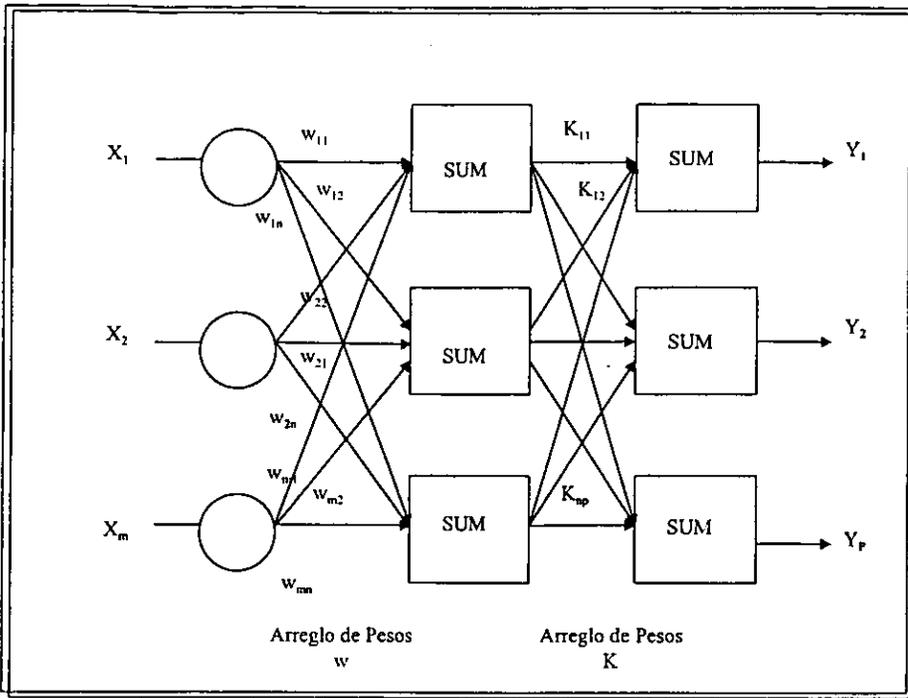


FIGURA 3.13.

$$\text{OUT: } K * \text{NET} \dots (3.9)$$

En donde K es una constante, existiendo también un umbral T , que es un valor constante, tal que:

$$\begin{aligned} \text{OUT} &= 1 && \text{NET} > T \\ \text{OUT} &= 0 && \text{de otra manera.} \end{aligned}$$

Normalmente este algoritmo utiliza como función de activación, la función sigmoideal la cual se establece como:

En esta ecuación, x es sustituida por el valor de NET, produciendo así la ecuación de OUT, que se establece como:

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \dots (3.10)$$

$$OUT = 1 / (1 + e^{-NET}) \dots (3.11)$$

Esta es la función de activación generalmente utilizada en este algoritmo. La primera derivada de la función se establece como:

$$f'(OUT) = OUT(1 - OUT) \dots (3.12)$$

La función sigmoideal, como se puede observar en la figura 3.14, comprime el rango de NET de tal manera que OUT siempre tenga un valor entre 0 y 1.

La red multicapa debe de consistir por lo menos de 3 niveles o capas, la capa inicial o de entrada recibe los vectores iniciales y se encarga de propagarlos a través de la red, la capa oculta, recibe los valores (salida) generados por las neuronas de entrada, y se encarga a su vez de hacerlos llegar a capas superiores, por último se tiene la capa de salida o final, la cual se encarga de generar su propia salida y compararla con el objetivo o patrón que se le indique en un aprendizaje supervisado.

El objetivo de este tipo de redes multicapa es el ajustar los pesos inherentes a los elementos de los vectores presentados, con la finalidad de que la presentación de éstos o de unos muy parecidos, se obtenga la salida deseada a partir de la red.

El aprendizaje consiste en que cada vector de entrada sea combinado con un vector de salida, que represente el objetivo a lograr; éstos dos vectores combinados se les denomina par de entrenamiento, generalmente, una red neuronal es entrenada por medio de un conjunto de pares de entrenamiento.

Antes de comenzar el proceso de aprendizaje o entrenamiento de la red se deben de inicializar los pesos de la red, generalmente son inicializados con valores aleatorios pequeños, una vez escogidos los pesos iniciales, se aplica el vector de entrada y se calcula la salida de cada capa, que a su vez, se convierte en entrada de la siguiente capa (exceptuando la última); dependiendo de la cantidad de neuronas en la última capa, se tendrá un número equivalente de salidas ó respuestas de la red, (señales OUT). Cada una de éstas salidas, será comparada con su correspondiente componente ó elemento del vector patrón u objetivo que la neurona debe proporcionar. La diferencia entre el valor obtenido de la última neurona, produce el error de aproximación. Este error será después utilizado para ajustar los pesos de todas las neuronas que conectan con la neurona de salida en cuestión.

Después de que se haya calculado la magnitud del error correspondiente a la respuesta de la neurona de salida, se ha terminado la primera fase del algoritmo, llamado "propagación", lo que le da el nombre al

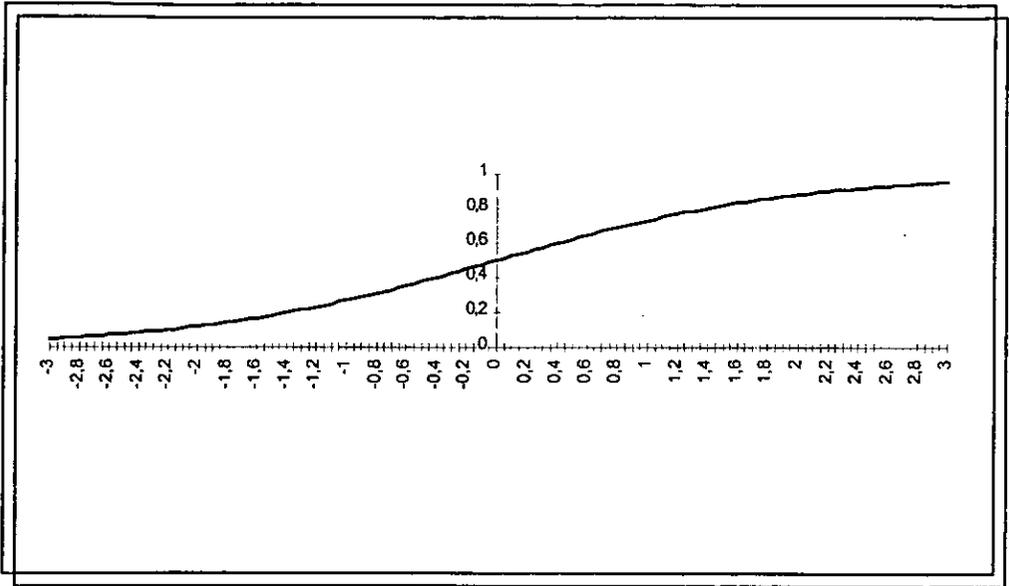


FIGURA 3.14-

Gráfica de una Función Sigmoideal.

algoritmo es la segunda fase, que consiste en utilizar los resultados obtenidos por la red para “retropropagar” la magnitud del error a fin de distribuirla entre todas las capas inferiores, y que se modifiquen los pesos asociados a tales capas. La idea de distribuir la magnitud del error hacia las capas inferiores es penalizar a las respectivas neuronas para que entre todas “paguen” las consecuencias del error provocado. La consecuencias del algoritmo entonces, incluye dos fases: Propagación y retropropagación.

La propagación se puede expresar de la siguiente manera: Un vector de entrada X se aplica a la red, por medio de las neuronas de la capa de entrada de la red, y se produce una salida Y en las neuronas de la capa de salida de la red, se tiene un patrón u objetivo T, con el cual es calculado el vector de error E.

El valor NET es calculado en cada una de las neuronas de las capas y luego es modificado por la función de activación para producir así la salida OUT para cada neuronas, una vez que se ha encontrado el conjunto de salidas de todas las neuronas de las capa, (que es el vector de OUTS), se suman entre sí y constituyen la entrada hacia las neuronas de las capas superior. A esta sumatoria se le denomina vector N.

Los pesos forman una matriz W, para poder denominar al peso que va del nodo y a la neurona j, que se denota por W_{ij} . Entonces

$$N = XW \dots\dots\dots(3.13)$$

Al aplicar la función F de activación al vector N (componente a componente), se produce el vector de salida O, es decir:

$$O = F(XW) \dots\dots\dots(3.14)$$

El vector de salida de una capa, es el vector de entrada para la siguiente. El paso de retropropagación, consiste en partir de la capa final y regresar la magnitud del error hacia las demás capas (inferiores). Como se tiene el valor del objetivo que se desea obtener para cada neurona en la capa de salida o final, lo que se procede hacer es ajustar los pesos asociados a esta capa. Para ajustarlos, se calcula el error para las neuronas en cuestión, de acuerdo con:

$$\text{error} = \text{objetivo} - \text{respuesta} \dots\dots\dots(3.15)$$

Si lo que pretende es modificar los pesos asociados a la neurona q de la capa de salida k conectada a la neurona p de la capa de oculta j, es necesario aplicar la ecuación anterior del error y multiplicar el error obtenido por la derivada de la función de activación, hay que recordar que la función sigmoideal, se utiliza para este algoritmo, y se puede demostrar fácilmente que su derivada esta dada por la ecuación (3.12).

Por lo que se desea calcular el valor de δ , que esta dado por:

$$\begin{aligned} \delta &= \text{OUT}(1 - \text{OUT})(\text{error}) \\ \delta &= \text{OUT}(1 - \text{OUT})(\text{Objetivo} - \text{OUT}) \dots\dots\dots(3.16) \end{aligned}$$

El valor de δ , es parte de la ecuación que cambia los pesos para las neuronas de salida es decir de:

$$\Delta W_{pq,k} = \alpha \delta_{qk} \text{OUT}_{pj} \dots\dots\dots(3.17)$$

y el nuevo valor de los pesos es:

$$W_{pq,k} (n+1) = W_{pq,k} (n) + \Delta W_{pq,k} \dots\dots\dots(3.18)$$

en donde:

las salidas p,q se refieren a una neurona y j,k se refieren a una capa.

$W_{pq,k} (n)$ = Valor del peso que conecta a la neurona p en la capa oculta con la neurona q en la capa de salida, en el paso n del algoritmo, y antes del ajuste; el subíndice k indica que el peso está asociado con su capa destino.

$W_{pq,k} (n+1)$ = Valor del peso, en las mismas condiciones, pero en el paso n+1 del algoritmo esto es, después de efectuará el ajuste.

δ_{qk} = Valor del término δ para la neurona q en la capa de salida k.

OUT_{pj} = Valor de OUT (salida) de la neurona p en la capa oculta j.

Ya que se ha calculado (ajustados) los pesos para las neuronas de salida, se procede hacer lo mismo con la capa(s) de las neuronas ocultas. Se debe notar que el problema consiste en que las neuronas no tienen un vector patrón con el cual estar comparando su salida, de tal manera que la ecuación (3.18) para modificar los pesos de la neurona de salida no funciona para este caso.

Lo que se hace en este caso, básicamente es, utilizar en esencia la misma ecuación para las neuronas ocultas que la que se usa para las neuronas de salida; sin embargo, el valor de δ para las neuronas ocultas deberá generarse sin la ayuda de un patrón, lo que se hace primero, es calcular el valor de δ para las neuronas de salida, utilizando la ecuación (3.16), después se usa este valor para retropropagarlo, hacia la capa inmediata inferior, con el objeto de calcular un valor de δ para cada neurona de esta capa de acuerdo con la ecuación:

$$\delta_{pj} = \text{OUT}_{pj} (1 - \text{OUT}_{pj}) (\sum \delta_{qk} W_{pq,k}) \dots\dots\dots(3.19)$$

Para explicar esta ecuación, veamos la figura 3.15, en la cual se muestra una parte de red que abarca a la capa final y a la neurona p de la capa inmediata inferior. Lo que la ecuación dice es que se deben calcular los valores de δ para cada una de las neuronas de salida, multiplicar cada uno de estos valores por los correspondientes pesos que las interconectan con la neurona p de la capa inferior y sumar los valores obtenidos entre sí; después este valor multiplicado por la derivada de la función de activación sigmoideal para la neurona p.

Brevemente, considérese que la neurona p en la capa oculta está conectada con las neuronas de salida; entonces, en una primera fase, ésta neurona “propaga” su valor de salida hacia las neuronas de la capa final, a través de los diferentes pesos que sirven de interconexión. Durante el entrenamiento de la red, éstos pesos, en una segunda fase,

operan en reversa, "retropropagando" el valor de δ obtenido a partir de la ecuación (3.19) para las diferentes neuronas de salida, hacia la capa de la neurona p , y el proceso involucra multiplicarlo por el valor del peso asociado con la neurona p en la capa de salida, y tomando la sumatoria.

Una vez obtenidos los valores nuevos de δ , se ajustan los pesos que interconectan una capa de neuronas inferior a la de p , usando las ecuaciones (3.17) y (3.18).

El proceso así declarado, es claramente convergente; una vez que los valores obtenidos por las neuronas de salida proporcionan un error dentro de los límites aceptables, (en la práctica se emplea un valor pequeño ϵ para detener el proceso de aprendizaje), se puede decir que se han ajustado k los pesos de todas las capas en esta arquitectura multicapa, y en consecuencia, se está listo para utilizar la red así ajustada, que solo necesita trabajar propagando las entradas que se le proporcionen. Por supuesto, ya no se efectúa retropropagación.

La importancia de esta red, consiste en su capacidad de autoadaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para poder aprender la relación que existe entre un conjunto de patrones dados como ejemplo y sus salidas correspondientes. Para poder así aplicar esta misma relación, después del aprendizaje, a nuevos vectores de entrada con ruido o incompletas, dando una salida activa si la neurona de entrada es parecida a las presentadas durante el aprendizaje.

La capacidad que tiene la red de dar salidas satisfactorias a entradas que el sistema no ha visto nunca durante el aprendizaje, es una de las características más importantes de esta red.

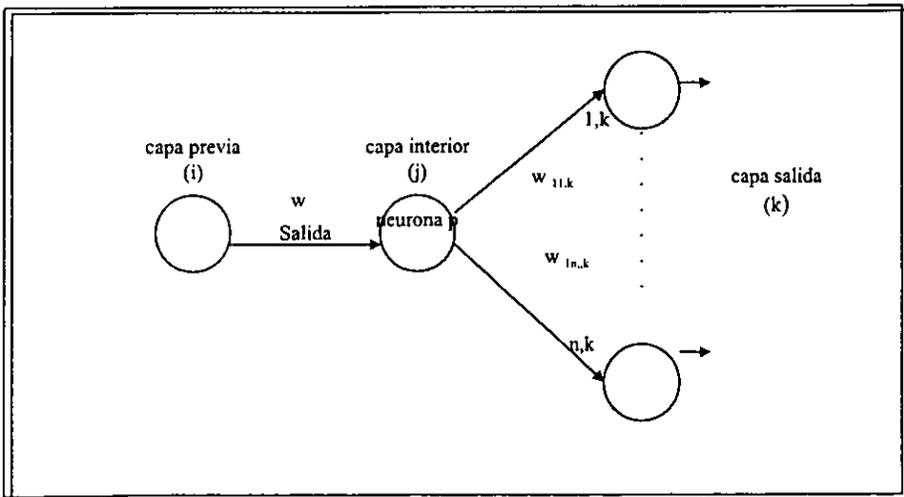


FIGURA 3.15

CAPITULO IV EL MODELO DE RESONANCIA ADAPTATIVA (ART)

4.1.- INTRODUCCION.-

Las redes neuronales que se describen en este capítulo, descubren por sí mismas relaciones, características y regularidades interesantes que pueden existir entre los datos que son presentados a su entrada, sin la ayuda de un maestro o supervisor como en el caso de las redes que aprenden bajo supervisión.

Las redes aprenden usando ciertos criterios de familiaridad entre los datos, esto se lleva a cabo comparando y evaluando por "similitud" el patrón presentado a la red con los patrones conocidos anteriormente. Una importante medida de similitud es el producto escalar máximo entre los pesos y el vector de entrada, empleando esta medida, los pesos se ajustan, asemejándose a los patrones de entrada o a los grupos ya formados.

El aprendizaje no supervisado de la red, puede parecer imposible de realizarse, ya que al comienzo del proceso de aprendizaje sus respuestas son improbables. La falta de un maestro, provoca que la red aprenda por sí misma características que considera para clasificar y reconocer patrones.

Algunas de las redes que poseen estas habilidades son: el modelo de resonancia adaptativa ART1 que clasifica vectores binarios y la red de resonancia adaptativa ART2 que trabaja con vectores de entrada entre el intervalo $[0,1]$, las cuales son descritas en este capítulo.

A continuación, se presenta una explicación de una red neuronal denominada clasificador de distancias mínimas Hamming, que como su nombre lo dice, clasifica vectores bipolares binarios. Se expone esta red porque su funcionamiento es análogo al funcionamiento de las redes ART1 y ART2.

4.2.- LA RED HAMMING Y MAXNET.

En esta sección, se ilustra una red neuronal con 2 capas de neuronas, que como se comentó funciona como un clasificador de vectores bipolares binarios¹. El diagrama de la red se muestra en la figura 4.1. La red utiliza la distancia de Hamming para seleccionar de las clases² almacenadas en la red, una que se encuentre a menor distancia del patrón presentado a su entrada.

Esta selección es realizada únicamente por la red Hamming, que es de tipo feedforward y constituye la primera capa de neuronas del clasificador, esta red tiene p neuronas de salida lo que indica que existen p -clases almacenadas en la red. La respuesta "más fuerte" por parte de la neurona p , señala que existe una mínima distancia

¹ Los vectores bipolares binarios se denominan así porque sólo constan de dos valores que pueden ser 1 y -1.

² una clase es un grupo de patrones que presentan cierto similitud.

entre la entrada y la categoría representante de la neurona p. La segunda capa del clasificador se denomina MAXNET, su función es inhibir valores de los nodos de salida excepto la máxima salida inicial del nodo de la primera capa.

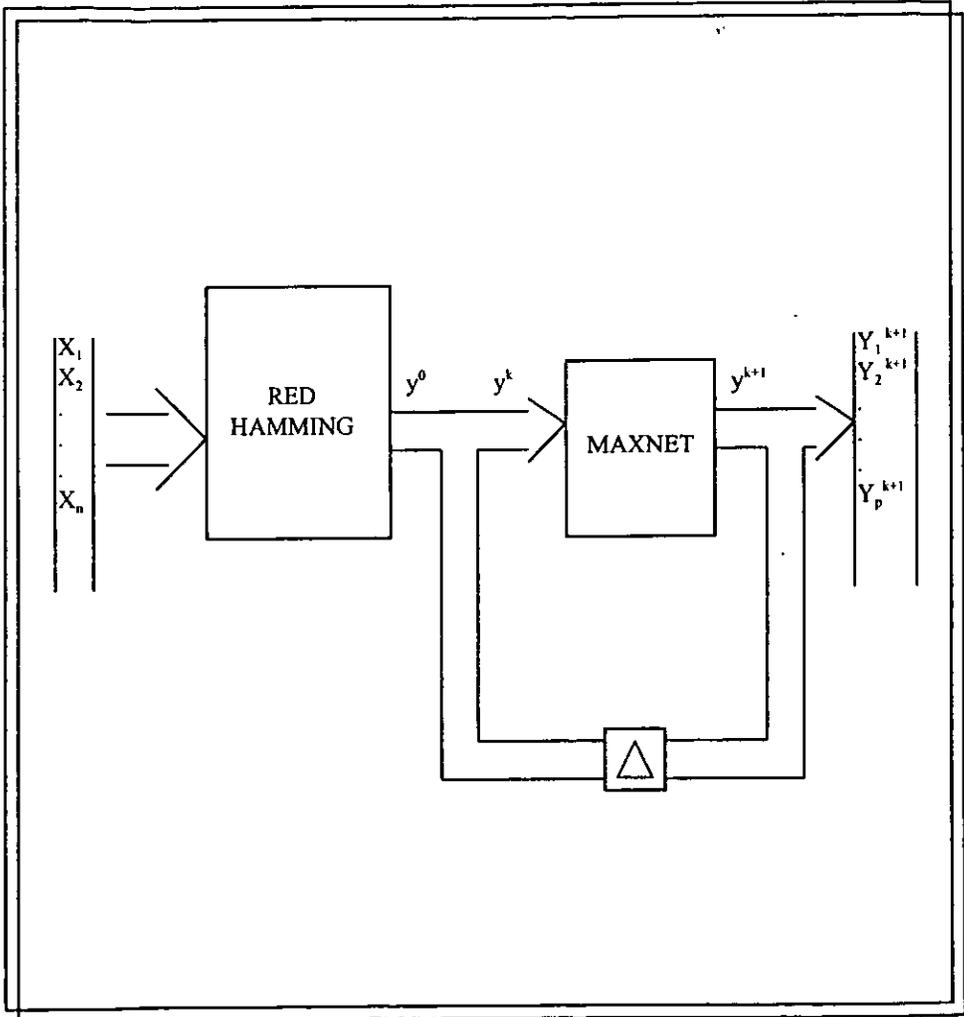


FIGURA 4.1.-
Diagrama del Clasificador de distancias Mínimas Hamming.

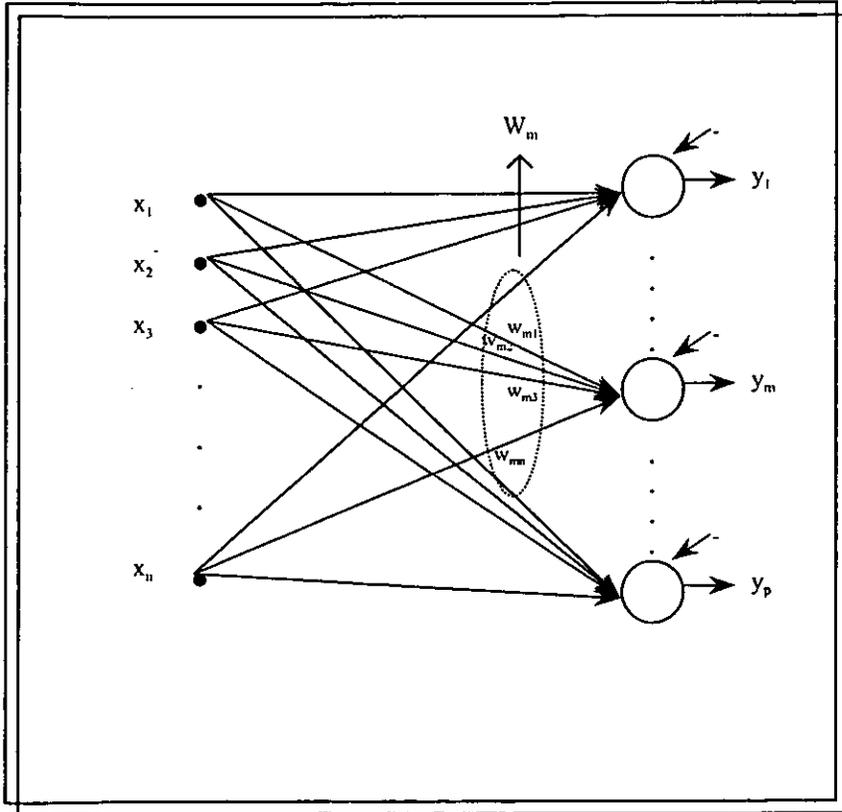


FIGURA 4.2-. La red Hamming

La parte distintiva del clasificador es la red Hamming, responsable de relacionar el vector de entrada con los vectores almacenados. La arquitectura de la red se muestra en la figura 4.2. Su objetivo es calcular, de forma instantánea el valor de $(n - HD)$, donde HD es la distancia de Hamming entre el vector de entrada y el vector prototipo³ de la clase. Se asume que el vector prototipo con n componentes de la m -ésima clase es $s^{(m)}$, para $m = 1, 2, \dots, p$ y el vector de entrada con n componentes es x . Note que el vector de los pesos se define como w_m :

$$w_m = [w_{m1} \ w_{m2} \ \dots \ w_{mn}]^T \text{ para } m = 1, 2, \dots, p$$

que une las entradas con la m -ésima neurona, (m es el índice para la clase de la m -ésima neurona).

Se expresa el valor de la distancia de Hamming por medio del producto escalar de x y $s^{(m)}$. Formalmente, un vector clasificador con p salidas, uno para cada clase, puede ser expresado de tal forma que la m -ésima salida es 1 si $x^{(i)} = s^{(i)}$. Esto requiere que los pesos sean $w_m = s^{(m)}$, siempre que las clases difieran mutuamente entre sí y suponiendo que los valores de los elementos del vector de entrada x son ± 1 . El producto escalar de dos vectores se usará como una medida de similitud para poder relacionar vectores.

El producto escalar $x^{(i)} s^{(i)}$ de dos vectores bipolares binarios, puede expresarse como el total del número de posiciones en los cuales los valores de los componentes de los dos vectores coinciden, menos el número de posiciones en los cuales difieren, notar que el número de posiciones en los cuales los componentes de los vectores difieren es el valor de la distancia de Hamming. Lógicamente, el número de posiciones en los cuales los valores de los elementos de dos vectores son iguales es $n - HD$. La igualdad se expresa como:

$$x^{(i)} s^{(i)} = (n - HD(x^{(i)}, s^{(i)})) - HD(x^{(i)}, s^{(i)}) \quad (4.1a)$$

Que es equivalente a:

$$\frac{1}{2} x^{(i)} s^{(i)} = \frac{n}{2} - HD(x^{(i)}, s^{(i)}) \quad (4.1b)$$

La matriz de pesos W_H de la red de Hamming esta compuesta por los vectores prototipo que representa a cada una de las clases, cada uno de estos vectores forma un renglón de la matriz W_H como se aprecia a continuación:

³ El vector prototipo es el vector que mejor representa al grupo de patrones que forman una clase.

$$W_{11} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} s_1^{(1)} & s_2^{(1)} & \dots & s_n^{(1)} \\ s_1^{(2)} & s_2^{(2)} & \dots & s_n^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ s_1^{(p)} & s_2^{(p)} & \dots & s_n^{(p)} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Donde el factor $\frac{1}{2}$ se recomienda para propósitos de escalamiento [29]. Ahora, la red con vectores de entrada x , produce el valor de $(1/2) \sum x^{(t)} s^{(m)}$ de entrada hacia el nodo m , para $m = 1, 2, \dots, p$. Añadiendo un valor de refuerzo fijo con valor de $n/2$ a la entrada para cada neurona, resulta un total de entrada net_m de:

$$net_m = \frac{1}{2} \sum x^{(t)} s^{(m)} + \frac{n}{2} \quad \text{para } m = 1, 2, \dots, p \quad (4.3 a)$$

Usando la identidad (4.1 b) net_m puede ser expresado como:

$$net_m = n - HD(x^{(t)}, s^{(m)}) \quad (4.3 b)$$

Se aplica a todas las neuronas de la red Hamming, la función de activación mostrada en la figura 4.4 (a). Las neuronas para responder necesitan el escalado lineal de la ecuación 4.3 (b), tal que $f(net_m) = \frac{1}{n} (net_m)$ para $m = 1, 2, \dots, p$. Las entradas que llegan a las neuronas se encuentran entre 0 y n y sus salidas para cada nodo se encuentran entre 0 y 1. Además el p -ésimo nodo con salida "alta" indica que la p -ésima clase se encuentra a menor distancia del vector de entrada x en comparación con las demás clases.

Una perfecta relación del vector con la clase m , es equivalente a la condición $HD = 0$, esto es indicado por la función de activación $f(net_m) = 1$, por lo contrario, cuando no existe ninguna relación entre el vector de entrada y el prototipo de la clase m , la función tendría el valor de $f(net_m) = 0$. Las respuestas de la red Hamming finalizan la clasificación únicamente cuando la primera capa del clasificador calcula los valores de relación entre el vector de entrada y las clases almacenadas por el clasificador.

Se emplea la segunda capa denominada MAXNET únicamente en los casos en los que existe una "intensificación o realce" en la respuesta inicial del m -ésimo nodo. Como resultado de un recurrente procesamiento en las neuronas de MAXNET, la m -ésima neurona responde positivamente (se excita), por el contrario las respuestas de los nodos restantes decaen a cero (se inhiben). Como se muestra en la figura 4.3, MAXNET es una red recurrente⁴ con conexiones excitatorias e inhibitorias, la conexión excitatoria se muestra en la red como un loop con peso igual a 1, todas las demás conexiones de la red son

⁴ La red es recurrente cuando las respuestas de los nodos se salda en el instante $k+1$, depende de la historia total de la red, iniciando desde el instante $k = 0$.

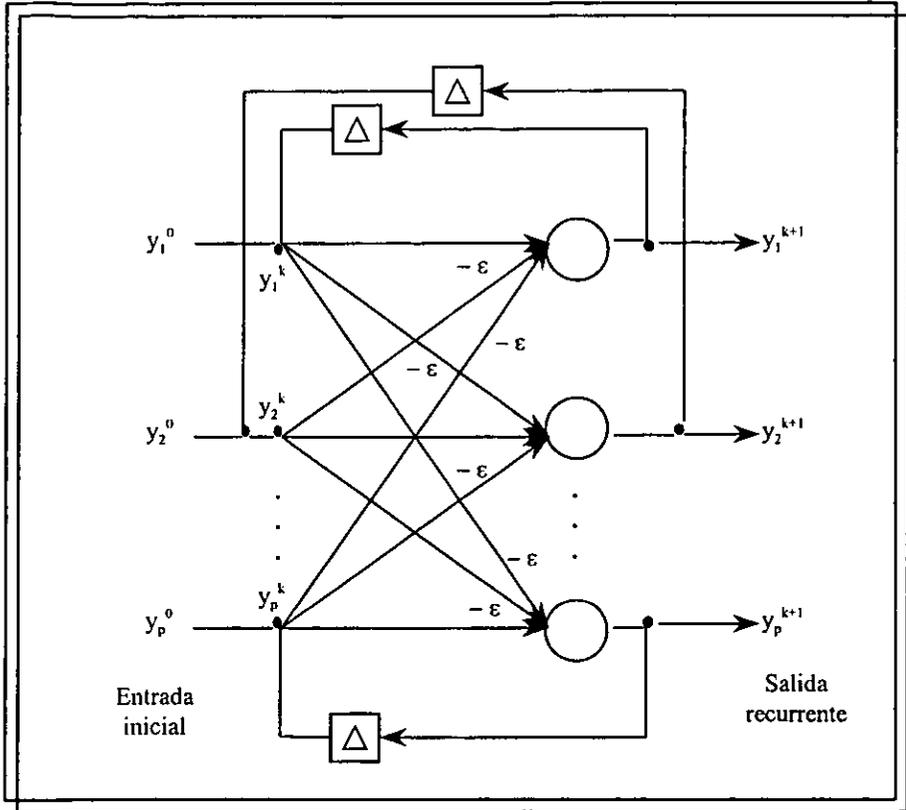


FIGURA 4.3-. MAXNET.

El símbolo delta que aparece en la red, indica el tiempo que transcurre entre la salida y_p^k y la salida y_p^{k+1} . El tiempo delta es análogo al periodo refractario¹ que ocurre en una neurona biológica.

¹ El periodo refractario es el tiempo de no-excitabilidad del axón de una neurona después de haber sido excitada al recibir un estímulo del exterior, en este intervalo de tiempo el axón no transporta señales, independientemente del estímulo recibido.

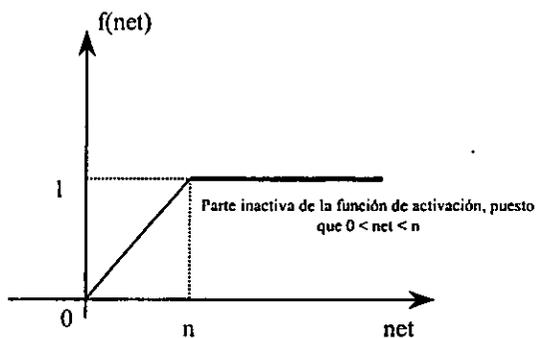


Figura 4.4-. (a)

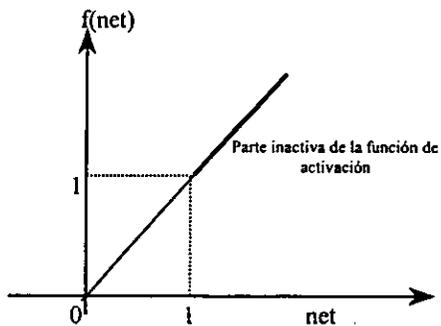


Figura 4.4-. (b)

inhibitorias con peso igual a $-\epsilon$ para cada neurona de salida. La matriz de pesos de la segunda capa es W_M de tamaño de $p \times p$ de la forma:

$$W_M = \begin{bmatrix} 1 & -\epsilon & -\epsilon & \dots & -\epsilon \\ -\epsilon & 1 & -\epsilon & \dots & -\epsilon \\ -\epsilon & -\epsilon & 1 & -\epsilon & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -\epsilon & -\epsilon & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Donde ϵ debe estar entre $0 < \epsilon < 1/p$. La cantidad ϵ se denomina coeficiente lateral de interacción. Con la función de activación como se muestra en la figura 4.4 (b) y las entradas iniciales satisfacen las condiciones de $0 \leq y_i^0 \leq 1$ para $i = 1, 2, \dots, p$, MAXNET gradualmente inhibe todas sus neuronas de salida excepto la gran red de excitación inicial.

Cuando se inicializa con el vector de entrada y^0 , la red comienza su procesamiento a través sus nodos y sus conexiones, como resultado de un cierto número de recurrencias, el único nodo no inhibido será aquel que haya tenido la máxima entrada inicial y_m^0 . Esto significa que la única respuesta no-cero de salida del nodo, es el nodo que se encuentra más cercano (a menor distancia) del vector de entrada.

Las respuestas del recurrente procesamiento de MAXNET están dadas por:

$$y^{k+1} = \Gamma(W_M y^k) \quad (4.5 a)$$

Donde Γ es el operador matricial no lineal, con entradas $f(\cdot)$ como:

$$f(\text{net}) = \begin{cases} 0 & \text{net} < 0 \\ \text{net} & \text{net} \geq 0 \end{cases} \quad (4.5 b)$$

Cada entrada (elemento) del vector y^{k+1} , decrece en la k -ésima recursión bajo el algoritmo de MAXNET, para la mayor entrada (mayor valor de los elementos del vector) decrece más lento, esto se debe a los valores de los elementos de la matriz W_M y a la condición $0 < \epsilon < 1/p$.

Asumiendo que $y_m^0 > y_i^0$, donde $i = 1, 2, \dots, p$, siendo $i \neq m$, durante la primera iteración, todas las entradas de y^i son calculadas bajo la función $f(\text{net})$. La menor de todas las entradas y^0 será la primera que alcance un nivel de $f(\text{net}) = 0$, en el k -ésimo paso, luego en el paso $k+1$, la segunda entrada y^0 menor, alcanza un nivel de $f(\text{net}) = 0$. El proceso se repite por si solo, hasta que todos los valores excepto para uno, la salida del m -ésimo nodo permanece con valor mayor que cero (permanece excitado).

Para entender el funcionamiento del algoritmo del clasificador de distancias mínimas Hamming, a continuación se da un ejemplo, en el cual se pretende que la red reconozca por sí misma letras que le son presentadas en su entrada. En este ejemplo, se diseña la red de tal manera que pueda reconocer la letra A. Para representar la letra A, en forma de un vector bipolar binario, se divide el área que comprende la figura de la letra en 16 cuadrados (todos del mismo tamaño) como se puede apreciar en la figura 4.5 A

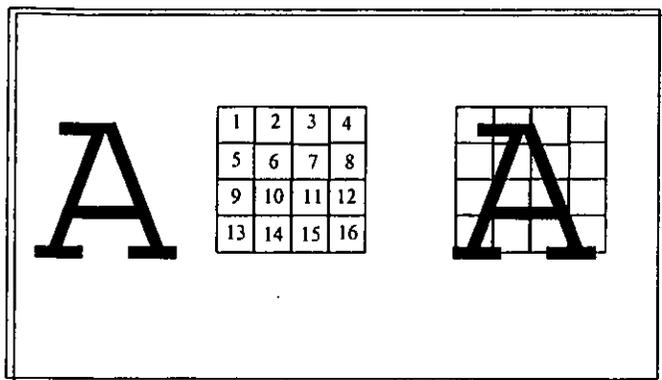


FIGURA 4.5.-

Cada cuadrado divide el área que encierra a la figura de la letra A, cada cuadrado simula ser un pixel.

El vector de entrada al clasificador, se establece de la siguiente manera, si un cuadrado de posición n, donde n es igual a 1,2,3,416 cuadrados que conforman el área de la figura de la letra A, contiene en su interior un segmento de línea que forma la figura, entonces, el valor del n-ésimo elemento del vector de entrada X es 1, de lo contrario, su valor es -1; obteniéndose el vector, de la siguiente forma:

$$X = [1 \ 1 \ 1 \ -1 \ -1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \tag{4.6}$$

Además, se supone, que la red tiene almacenada 5 clases, los vectores prototipo para cada una de las clases son:

$$\begin{aligned} s^1 &= [-1 \ 1 \ 1 \ -1 \ -1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \\ s^2 &= [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \\ s^3 &= [-1 \ 1 \ 1 \ -1 \ -1 \ 1 \ 1 \ -1 \ -1 \ 1 \ 1 \ -1 \ -1 \ 1 \ -1] \\ s^4 &= [-1 \ 1 \ 1 \ 1 \ -1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \\ s^5 &= [-1 \ -1 \ -1 \ -1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \end{aligned} \tag{4.7}$$

Cada uno de estos vectores representan las letras de las vocales, las cuales se pueden apreciar en la figura 4.6, siendo el primer vector representante de la letra A, el segundo de la letra E y así sucesivamente.

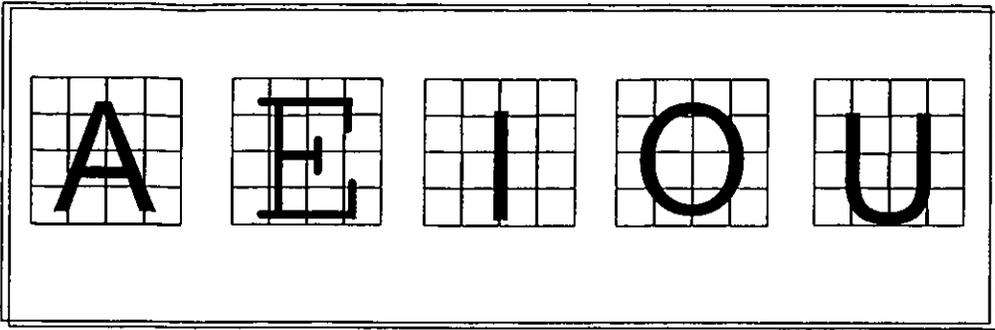


FIGURA 4.6

La arquitectura del clasificador, puede apreciarse en la figura 4.7, el cual consta de 2 capas con 5 neuronas cada una; la finalidad de su funcionamiento es seleccionar una de las clases almacenadas por la red, que tenga semejanza con el dato presentado en su entrada.

Brevemente, su funcionamiento es el siguiente: inicialmente, se presenta al clasificador el patrón de entrada X . Las entradas para cada neurona de la primera capa, se representan por el vector Net , de la siguiente manera:

$$Net = \frac{1}{2} W_H X + \begin{bmatrix} 8 \\ 8 \\ 8 \\ 8 \\ 8 \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

Donde W_H , es la matriz de los pesos de la red de Hamming obtenida de 4.7:

$$W_H = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 & -1 & 1 & 1 & -1 & 1 & 1 & -1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & -1 & 1 & 1 & 1 & -1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 & -1 & -1 & 1 & -1 & -1 & 1 & 1 & -1 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & 1 & -1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

y el vector de 5×1 de la fórmula (4.8), representa el refuerzo añadido en la entrada para cada neurona de la primera capa del clasificador con valor de $n/2$.

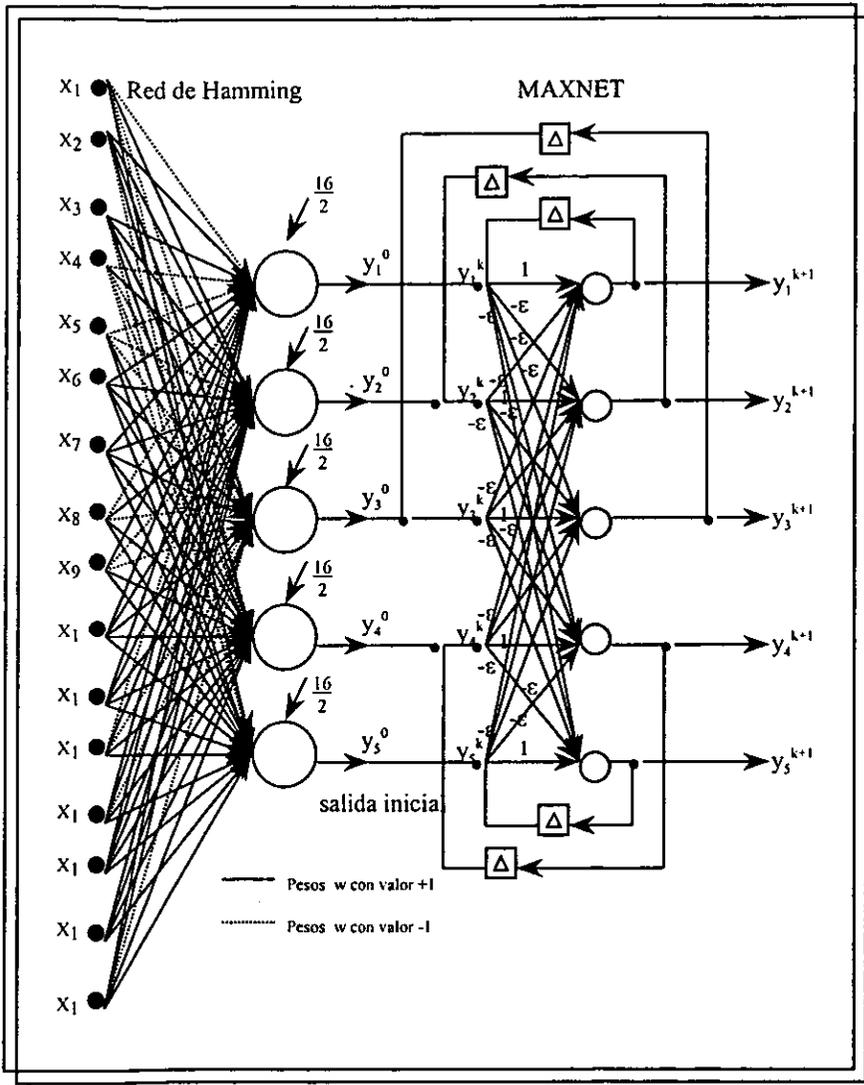


FIGURA 4.7-.
Red Hamming y MAXNET para el ejemplo de la sección IV.2.

El valor de las entradas para cada neurona de la primera capa esta dado por:

$$\text{Net} = \begin{bmatrix} 14 \\ 13 \\ 11 \\ 13 \\ 11 \end{bmatrix}$$

Como respuesta al estímulo recibido en las neuronas de la primer capa, producen una salida, la cual esta dada por :

$$\Gamma(\text{Net}) = \begin{bmatrix} 14 \\ 16 \\ 13 \\ 16 \\ 11 \\ 16 \\ 13 \\ 16 \\ 11 \\ 16 \end{bmatrix}$$

Una vez obtenidas las salidas de las neuronas de la red de Hamming, $\Gamma(\text{net})$, es el vector de entrada a las neuronas de la segunda capa, teniendo así que $\Gamma(\text{net}) = y^0$. La red MAXNET comienza su procesamiento inicializando con el vector de entrada y^0 , a través de sus nodos y sus conexiones.

Para la iteración $k = 0, 1, 2, \dots, 1$.

Las entradas a las neuronas de la segunda capa están dadas por:

$$\text{Net}^k = W_M \begin{bmatrix} y_1^k \\ y_2^k \\ y_3^k \\ y_4^k \\ y_5^k \end{bmatrix}$$

W_M es la matriz de la forma (4.4), que contiene en todos sus elementos menos en la diagonal, el valor de ϵ que se ha seleccionado igual a 0.17 y que debe ser menor que $1/p$, donde p es el número de clases almacenadas en la red:

$$W_M = \begin{bmatrix} 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 \end{bmatrix}$$

Y las salidas de las neuronas de MAXNET, están dadas por (4.5 b):

$$y^{k+1} = \begin{bmatrix} f(\text{net}_1^k) \\ f(\text{net}_2^k) \\ f(\text{net}_3^k) \\ f(\text{net}_4^k) \\ f(\text{net}_5^k) \end{bmatrix}$$

Para la iteración $k = 0, 1, 2, 3, 4$ la red producen las siguientes entradas y salidas:

Para $k=0$;

$$\text{Net}^0 = \begin{bmatrix} 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.88 \\ 0.81 \\ 0.69 \\ 0.81 \\ 0.69 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.3700 \\ 0.2881 \\ 0.1477 \\ 0.2881 \\ 0.1477 \end{bmatrix}$$

$$Y^1 = \begin{bmatrix} 0.3700 \\ 0.2881 \\ 0.1477 \\ 0.2881 \\ 0.1477 \end{bmatrix}$$

Para $k=1$;

$$\text{Net}^1 = \begin{bmatrix} 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.3700 \\ 0.2881 \\ 0.1477 \\ 0.2881 \\ 0.1477 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2218 \\ 0.1260 \\ -0.0383 \\ 0.1260 \\ -0.0383 \end{bmatrix}$$

$$Y^2 = \begin{bmatrix} 0.2218 \\ 0.1260 \\ 0 \\ 0.1260 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Para $k = 2$;

$$\text{Net}^1 = \begin{bmatrix} 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.2218 \\ 0.1260 \\ 0 \\ 0.1260 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.1790 \\ 0.0669 \\ -0.0806 \\ 0.0669 \\ -0.0806 \end{bmatrix}$$

$$Y^3 = \begin{bmatrix} 0.1790 \\ 0.0669 \\ 0 \\ 0.0669 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Para $k=3$;

$$\text{Net}^2 = \begin{bmatrix} 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.1790 \\ 0.0669 \\ 0 \\ 0.0669 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.1562 \\ 0.0251 \\ -0.0532 \\ 0.0251 \\ -0.0532 \end{bmatrix}$$

$$Y^4 = \begin{bmatrix} 0.1562 \\ 0.0251 \\ 0 \\ 0.0251 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Para $k=4$;

$$\text{Net}^3 = \begin{bmatrix} 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 & -0.17 \\ -0.17 & -0.17 & -0.17 & -0.17 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.1562 \\ 0.0251 \\ 0 \\ 0.0251 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.1470 \\ -0.0057 \\ -0.0351 \\ -0.0057 \\ -0.0351 \end{bmatrix}$$

$$Y^5 = \begin{bmatrix} 0.1470 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Note que en la segunda iteración, las salidas de las neuronas 3 y 5 de MAXNET son cero (se inhiben); en la iteración 5, las neuronas 2,3,4,5 se inhiben excepto la primera neurona de la segunda capa; cuando el número de iteraciones k es mayor que 4, la salida $y^{k+1} = y^5$, lo que indica que usando el clasificador de mínima distancia Hamming, el patrón de entrada X se asemeja al vector prototipo representante de la primer clase, lo que quiere decir que la red reconoce la letra A, dentro de las clases almacenadas en la red.

Para el desarrollo del ejemplo, se implementó el algoritmo del clasificador en lenguaje de programación C como se muestra en el apéndice A, utilizando como datos de entrada al programa, el vector X y las clases del ejemplo, obteniéndose como se puede apreciar en el apéndice A, los resultados previamente descritos.

El tipo de aprendizaje en el que se basa el clasificador, es de tipo supervisado, puesto que se conoce las respuestas que debe dar la red ante un determinado patrón de entrada, sin embargo, cuando no es posible conocerlas, la red aprende de una manera no supervisada, es decir su aprendizaje consiste en agrupar los datos que le son presentados a su entrada de acuerdo a un cierto criterio.

4.3.- CATEGORIZACIÓN Y MEDIDAS DE SIMILITUD.

El aprendizaje no supervisado o categorización, consiste en agrupar los objetos similares y separar a los que son diferentes. Suponga, un conjunto de patrones dado sin ninguna información, como por ejemplo el número de clases que podría presentarse dentro del conjunto. El problema de clusterizar en este caso es identificar el número de clases conforme un cierto criterio, y de indicar el número de miembros de los patrones en las clases. La técnica de clusterización presentada a continuación, asume que el número de clases es conocida a priori. El conjunto de patrones $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ se presentan a la red para determinar criterios de decisión necesarios para la identificación de posibles formaciones de clases o categorías entre ellos.

Ya que no hay información obtenida por un maestro, ni tampoco una respuesta deseada clasificada, se usará la similitud de patrones que entren a la red, como un criterio de categorización.

Para definir una categoría, necesitamos establecer fundamentos para asignar patrones a un dominio de una categoría particular. La regla más común de similitud, es la distancia euclidiana entre dos patrones x y x_i , definida como:

$$\|x - x_i\| = ((x-x_i)^t(x-x_i))^{1/2} \quad (4.10)$$

Usando esta fórmula se calcula la distancia euclidiana entre los patrones que entran a al red y los patrones que se encuentren cercanos formarán un grupo o clase, como se puede apreciar en la figura 4.8(a).

Otra regla o medida de similitud es el coseno del ángulo entre x y x_i :

$$\text{Cos } \varphi = \frac{x^t x_i}{\|x\| \|x_i\|} \quad (4.11)$$

Podemos observar en la figura 4.8 (b), las categorías formadas a lo largo del eje principal y de los diferentes ejes. Para el $\text{cos } \varphi_1 < \text{cos } \varphi_2$, el patrón x es más similar a x_2 que a x_1 . Por lo tanto sería natural agruparlo con la segunda de ambas categorías.

Para facilitar esta decisión, el ángulo umbral φ_T puede ser elegido para definir la distancia mínima angular de una categoría.

4.4-. EL MODELO DE RESONANCIA ADAPTATIVA (ART1).

Una de las redes que utilizan el tipo de aprendizaje no supervisado es el modelo de resonancia adaptativa (ART1); desarrollada por Carpenter y Grossberg (1987, 1988) y tiene la finalidad de descubrir clases o categorías entre los datos que le son presentados. La característica principal de la red es el descubrimiento controlado de las clases, además de que tiene la facultad de formar nuevas clases y agrupar patrones a las clases ya formadas sin afectar a las almacenadas o a la capacidad de recordar las aprendidas.

La red genera clases por sí misma, ya que toda la información que se le presenta, la clasifica y la almacena de acuerdo a sus características en común, sin conocimiento a priori del número y tipo de clases posibles que se forman. Esencialmente su funcionamiento es el siguiente: Inicialmente, la red crea el primer grupo con el primer patrón recibido, posteriormente forma la segunda clase si la distancia del segundo patrón al primer grupo excede a un cierto umbral, de lo contrario, el patrón lo asocia o lo agrega al primer grupo; el proceso de agrupar los patrones a los grupos ya existentes o de formar nuevas clases es continuado por la red con todos los patrones que le son presentados.

La función principal de la red ART1, es calcular los valores de relación que reflejan la similitud de la actual entrada con los grupos ya formados, esto lo lleva a cabo la capa más alta de la red mostrada en la figura 4.8

ejecutando un procesamiento de abajo hacia arriba en la red. Esta parte de la red es funcionalmente idéntica a la red Hamming y MAXNET. La entrada inicial del m-ésimo nodo a MAXNET es el ya conocido producto escalar (medida de similitud) entre la entrada x y el vector w_m . Así tenemos los valores iniciales de relación dados por:

$$Y_m^0 = W_m^t x \quad \text{Para } m = 1, 2, \dots, M \quad (4.12)$$

Donde $W_m = [w_{1m}, w_{2m}, \dots, w_{nm}]^t$

Las entradas a las neuronas de la capa más alta se inicializan con el vector y^0 . Las cuales son calculadas como valores de relación por (4.12), después la capa experimenta actualizaciones recurrentes como se expresa en 4.5 (a). Así, se tiene para esta parte de la red:

$$y^{k+1} = \Gamma(W_M y^k) \quad (4.13)$$

donde la matriz W es definida como en (4.4) y cumple con las condiciones establecidas por la matriz de pesos en MAXNET.

El vector inicial de los valores de relación $y^0 = \text{net}^0$ para 4.12 y para las iteraciones de la capa más alta se da por la simple multiplicación de los pesos con el vector de entrada:

$$Y^0 = Wx \quad (4.14)$$

Donde W , es la matriz de pesos como se indica a continuación:

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{21} & \dots & w_{n1} \\ w_{12} & w_{22} & \dots & w_{n2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{1M} & w_{2M} & \dots & w_{nM} \end{bmatrix}$$

Como para la red MAXNET, la única salida no-cero para la recursión k , y_j^{k+1} es producida por la j -ésima neurona de la capa más alta. Para esta neurona ganadora se tiene :

$$Y_j^0 = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i = \max_{m=1,2,\dots,M} \left(\sum_{i=1}^n w_{im} x_i \right) \quad (4.15)$$

La discusión anterior, es pertinente para el cálculo de los valores de relación de la clase descubierta por el algoritmo que mejor se asemeja con el patrón de entrada. Las fórmulas (4.13) (4.14) y (4.15) son usadas para calcular el subíndice asociado con el mayor valor de los elementos del vector y_m^0 , para $n=1,2,\dots, M$. Esto es equivalente a buscar el nodo ganador de la capa más alta. Después de recursiones en la capa más alta, esta se estabiliza, el número del nodo con salida no-cero expresado como j , es el número de la clase potencial. Como se comprende por ahora, estos cálculos también proveen la identificación del vector de los pesos w_j , de todos los

vectores w_1, w_2, \dots, w_M , que mejor se relaciona con el vector de entrada, usando como medida de similitud, el producto escalar.

Los pesos w_j y v_{ij} de la red ART1 sirven para diferentes propósitos. Por ejemplo, después de que los grupos se han formado, la función de w_j es determinar al ejemplar que más se relaciona con la entrada x , sin embargo, este no garantiza que el patrón de entrada x sea considerado como integrante de un grupo o clase.

Para verificar si el patrón pertenece o no a un grupo, se usan los pesos v_{ij} de la parte de arriba a abajo de

la red. La cantidad $\sum_{i=1}^n v_{ij} x_i$, es esencialmente el número de componentes binarios (0 y 1) con valor 1 que

coinciden entre los vectores v_{ij} y x_i . La relación de semejanza :

$$\frac{\sum_{i=1}^n v_{ij} x_i}{\sum_{i=1}^n |x_i|} \quad (4.16) \quad \text{Donde la cantidad } \sum_{i=1}^n |x_i|, \text{ es el número de elementos con valor a la unidad en el vector de entrada.}$$

es siempre menor o igual a la unidad, y da una expectativa de que tan similar es el vector de entrada con respecto al prototipo de la clase j .

Se compara la relación de semejanza entre ambas informaciones con un parámetro de vigilancia o umbral δ que se encuentra dentro del intervalo $0 < \delta < 1$ y fija la coincidencia de similitud necesaria entre la clase o el patrón ya almacenado en ART1 y la entrada actual, de tal manera que el nuevo patrón entre en resonancia con alguno de las clases o patrones almacenados por la red. Si encuentra una similitud entre el vector de entrada y la j -ésima clase, se dice que la red esta en resonancia.

A continuación se analizan los pasos del algoritmo de aprendizaje para descubrir clases. En el diagrama 4.9, se aprecian los pasos a seguir:

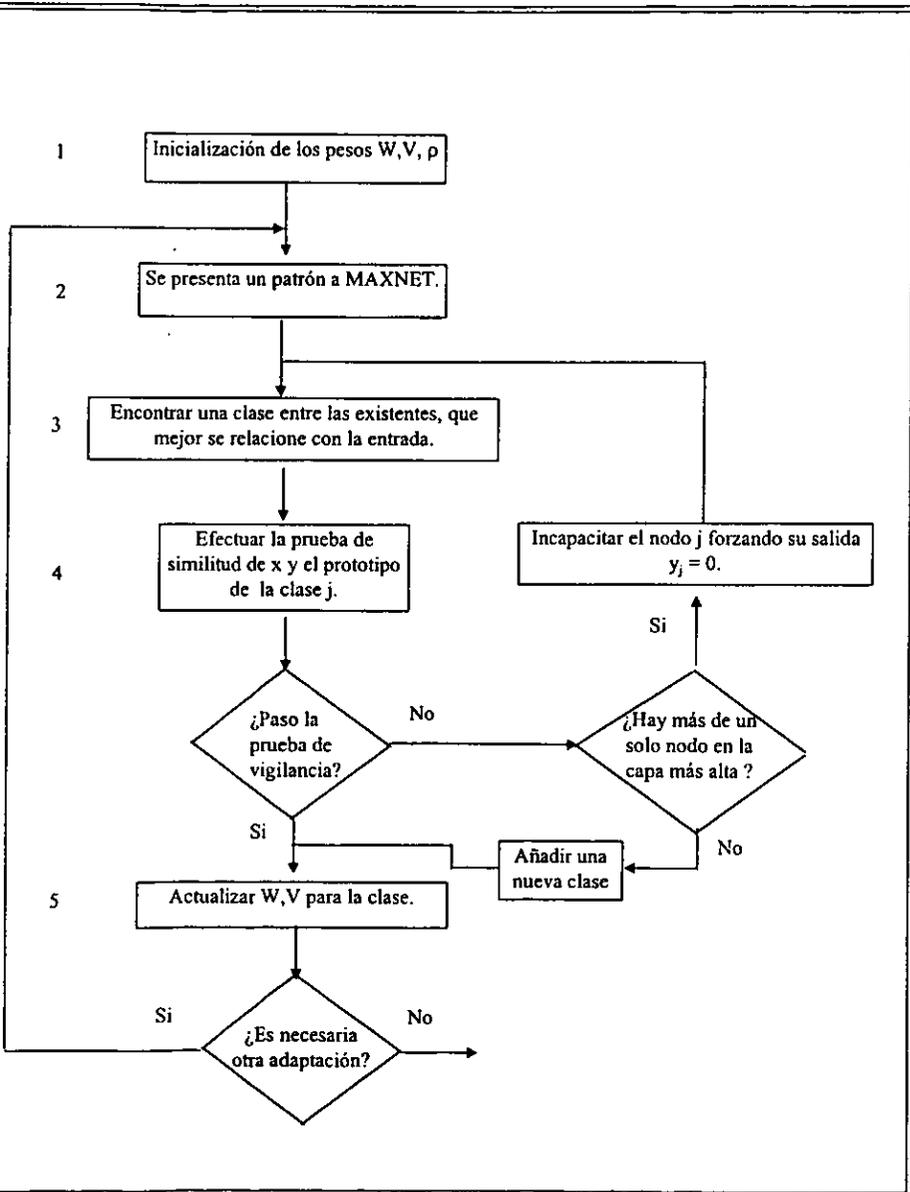


FIGURA 4.9-
RESUMEN DEL ALGORITMO DE LA RED DE RESONANCIA ADAPTATIVA ART1.

PASO 1- Se fija un umbral de vigilancia, el vector de entrada con n elementos y los pesos que conectan las M neuronas de la capa más alta. La matrices M y V son de $(M \times n)$ y cada uno es inicializando con los siguientes valores:

$$W = \left[\frac{1}{1+n} \right] \quad V = [1] \quad 0 < \rho < 1$$

PASO 2- El vector unipolar binario de entrada X , es presentado a los nodos de entrada, donde $x_i = 0, 1$ para $i = 1, 2, \dots, n$

PASO 3- Todos los valores de relación son calculados de (4.12) o (4.14) como sigue:

$$y_m^0 = \sum_{i=1}^n W_{im} x_i, \text{ para } m = 1, 2, \dots, M$$

Para este paso, se efectúa la selección de la clase j , que mejor se relaciona con el vector de entrada, conforme a un cierto criterio (4.15) como sigue:

$$y_j^0 = \max(y_m^0)$$

PASO 4- La prueba de similitud de la neurona ganadora j se efectúa como sigue:

$$\frac{1}{\|x\|} \sum_{i=1}^n v_{ij} x_i > \rho \quad (4.17)$$

Donde ρ es el parámetro de vigilancia y la norma $\|x\|$ es definida para propósitos del algoritmo como sigue:

$$\|x\| = \sum_{i=1}^n |x_i|$$

Si la prueba de similitud falla el algoritmo va al paso 6 únicamente si existe en la capa más alta más de un nodo por competir en la búsqueda de una clase que mejor se relacione con el vector de entrada de otra manera continua con el paso 5.

PASO 5- Los pesos son actualizados para el índice j pasando la prueba del paso 4. La actualización es únicamente para las entradas (i, j) donde $i= 1,2 \dots M$ y son calculadas como sigue:

$$w_{ij}(t+1) = \frac{v_j(t) x_i}{0.5 + \sum_{i=1}^n v_j(t) x_i} \quad v_j(t+1) = x_i v_j(t)$$

Esto actualiza los pesos para la j -ésima clase (recientemente formada o una ya existente). El algoritmo va al paso 2.

PASO 6- EL nodo j es desactivado, al hacer su respuesta $y_j = 0$. Así, de este modo no participa en la búsqueda para encontrar una clase que mejor se relacione con el vector de entrada, de acuerdo con valor del umbral. El algoritmo va al paso 3 y se intenta establecer una nueva clase diferente de j para el patrón bajo prueba.

En el paso 4, la prueba de vigilancia se lleva a cabo sobre el vector de entrada por la comparación del producto escalar de los pesos v_j que mejor se relaciona con el vector de entrada dividido por el número de elementos igual a 1 del vector de entrada. Si el porcentaje de la relación, es menor que el umbral, la entrada es considerada diferente de la clase almacenada. Si al mismo tiempo, no hay nodos por inhabilitar se añade una nueva clase, además de la nueva clase, se requiere añadir un nuevo nodo y $2n$ nuevas conexiones en la capa más alta.

El umbral de vigilancia generalmente es una fracción indicando que tan cerca debe encontrarse el vector de entrada del vector prototipo representante de la clase almacenada j , que es usado para lograr una relación deseable entre ambos vectores. Un valor próximo a 1, indica a la red que discrimine con mayor precisión, de tal forma que si el umbral es igual a 1, se está indicando que a una sola clase pueden pertenecer patrones que sean exactamente iguales, así mismo, un valor pequeño del umbral, indica que se acepta que exista muy poca relación entre el prototipo representante de la clase j y el vector de entrada, originando un menor número de clases formadas con los vectores de entrada presentados a la red.

La clase j es almacenada en forma de vector⁵ que contiene como elementos los pesos w_j como se define en (4.12). Estos vectores constituyen lo que se llama memoria a largo plazo de la red, en comparación, los pesos v_{ij} usados para verificar la proximidad de la clase ejemplar con el vector de entrada puede ser considerada como la memoria a corto plazo de la red. En resumen la red básicamente realiza una búsqueda a través de los prototipos de las clases almacenadas y los prueba para encontrar el que se relaciona lo suficiente con el vector de entrada, si no encuentra uno que lo relacione crea una nueva clase.

En el caso de que los valores de los elementos del vector de entrada se encuentren dentro del intervalo $[0,1]$, en lugar de elementos binarios; el criterio para medir la similaridad del vector de entrada y el prototipo de la clase j , es diferente al utilizado en ART1. Es decir, si w_{ij} constituye la memoria a largo plazo de la red, entonces la similaridad

entre w_{ij} y x_i no es necesariamente mejor medido por $\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i$ como en el caso de ART1. De igual forma,

el procedimiento para inicializar y actualizar v_{ij} y w_{ij} , también es diferente. Carpenter y Grossberg han descrito ART2, que adapta de forma análoga patrones, y su arquitectura es idéntica a la de ART1[12]; excepto se debe tomar en cuenta que existe una gran libertad para la selección de la métrica de similitud.

En este modelo, se emplea la distancia euclidiana entre el patrón de entrada y el prototipo de la clase j y de esta manera, se determina el nodo para el cual la cantidad (n - distancia euclidiana), es la más grande. Donde n , es el número de elementos en el patrón de entrada (los valores de los elementos del vector de entrada se encuentran entre cero y uno). De este modo, MAXNET, clasifica todos los patrones de entrada dentro de clusters pertenecientes a varios nodos.

Podemos mantener la "vigilancia", estableciendo un radio para el prototipo de la clase j (también denominado centroide). Un patrón situado en el exterior de la hiperesfera no es aceptado como perteneciente al grupo, aún cuando MAXNET lo asigne al nodo j .

⁵ Este vector se denomina vector prototipo de la clase j , y representa a todos los patrones que forman un grupo o clase.

CAPITULO V

APLICACIÓN DEL MODELO DE RED NEURONAL ART-2 EN UNA BASE DE DATOS DE LA INDUSTRIA PETROLERA

La ciencia y sus aplicaciones se funden como un árbol y sus frutos.

Pasteur

5.1.- INTRODUCCION.-

En la actualidad los humanos vivimos en una "sociedad de la información" pues gran parte de nuestros esfuerzos diarios se dedican al desarrollo, recopilación y reparto de información de alguna forma independientemente de nuestro trabajo, somos un generador de información y también somos un usuario de información, recibimos información de muchas formas diferentes y por muchos caminos distintos, como revistas, periódicos, informes, otros documentos y bases de datos.

Algunas empresas y grandes negocios en todo el mundo trabajan con datos en el rango de un megabytes, gigabytes y terabytes (10^{15} bytes) debido a la automatización de sus actividades que producen un alto incremento en la información almacenada en computadoras, aún con simples transacciones como: llamadas telefónicas, uso de tarjetas de crédito, estudios médicos, lo que en épocas pasadas no ocurría pues la competencia era menos agresiva, los márgenes de ganancia eran altos, y varios empresarios, distribuidores y administradores, confiaban en su sentido común e intuición para tomar sus decisiones.

Hoy en día la intuición y la "prueba y el error" ya no son métodos efectivos para administrar una empresa pues nos encontramos "inundados en un mar de información" y en toda esta acumulación de datos existe información útil para mejorar la productividad, incrementar el rendimiento de la inversión y para ayudar a los administradores, empresarios e industriales a tomar mejores decisiones ante un problema, aunque se han desarrollado hace varios años técnicas estadísticas para análisis de datos, en la actualidad también existen técnicas "inteligentes" cuyo fin es descubrir "conocimiento" oculto en las bases de datos algunas son conocidas como: aprendizaje máquina, minería de datos¹, algoritmos genéticos, redes neuronales, y sistemas expertos; sin embargo en México existen muy pocas industrias y compañías que utilizan éstas herramientas para descubrir patrones (conocimientos), interesantes y que pueden ser de gran utilidad.

El presente trabajo tiene como objetivo mostrar una aplicación de las redes neuronales para la inducción de las bases de datos en una de las áreas más importantes del país que es el industria petrolera, con el fin de

¹ La minería de datos es una técnica de la Inteligencia Artificial que permite "buscar" condiciones anormales o fuera de rango, ya sea de manera programada o automática (sin apoyo o definición humana) facilitando el análisis de datos [21].

poder ayudar a los expertos en el área para la toma de decisiones. Antes de presentar lo anterior, a continuación se dará una breve explicación de la definición de un patrón extraído de las bases de datos y uno de sus principales usos en los sistemas expertos:

Dado un conjunto de hechos (datos) F , un lenguaje L y alguna medida de certeza C , se define un patrón como una afirmación S en L que describe relaciones de un subconjunto F_S de F con una certeza C , tal que S es más sencilla que la enumeración de todos los hechos en F_S .

Es decir a partir de un conjunto de datos se descubre "información" en forma de afirmaciones que describen de los datos que presentan ciertas semejanzas, RELACIONES, dichas afirmaciones sintetizan los datos para su fácil interpretación ya que son expresadas en un tipo de regla "si... entonces.." de tal manera que la gente las pueda usar y entender por ejemplo:

Considere una tabla con 4 campos A, B, C y D y el conjunto de registros:

A	B	C	D
a1	b1	c1	d1
a2	b3	c2	d2
c1	b1	c3	d3
c1	b1	c3	d1
a1	b1	c3	d1

Tabla 5.1

En los datos mostrados en la tabla 5.1, hay cuatro registros que toman los valores de a1 y b1 y 3 de estos registros también toman el valor de d1, así podemos escribir esta relación como sigue:

Si $A = a1$ y $B = b1$
 Entonces
 $D = d1$
 con una frecuencia del 75%

Esto significa que el 75% del tiempo, los valores de a1 y b1 para A y B producen el valor de d1 para D.

Por lo anterior se puede deducir que las reglas producen diferentes rangos y valores de un atributo meta², basándose en la combinación de valores o rangos de otras variables (por ejemplo A, B ,C) llamadas premisas , el conjunto de todas las reglas obtenidas de una base de datos, generalmente se emplean para la construcción de una base de conocimiento en la que un sistema experto almacena el conocimiento que utiliza

²Es decir la conclusión de las reglas que son descubiertas

para dar consejos o para tomar decisiones inteligentes en un área en la que el sistema es experto, el formato que presentan las reglas hace relativamente más fácil codificar los sistemas expertos, porque frecuentemente pensamos sobre la experiencia de la manera “Si ... Entonces..”.

5.2-. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y APLICACION DE UN CASO PRÁCTICO-.

Las bases de datos son una colección de datos que contienen información del comportamiento de fenómenos reales, los cuales son interpretados por expertos³ que deciden a partir de dicha interpretación cual es el camino que debe seguirse para mejorar los datos arrojados por el fenómeno en cuestión o bien para emplearlos como base para interpretar (diagnosticar) fenómenos que al parecer se comportan de manera similar.

Cuando los datos provienen de un escenario altamente técnico como es el caso de la industria petrolera, entonces la interpretación puede ser muy difícil, si no se cuenta con uno o varios expertos en el área que sepan extraer el verdadero significado de la tendencia reflejada por dichos datos. Lo anterior es muy común pues los expertos en el área no disponen de tiempo suficiente para realizar análisis detallados en las bases de datos y por lo regular no son explotadas en su totalidad.

Sin embargo, cuando un fenómeno es medido de alguna manera y refleja su comportamiento por medio de valores numéricos, podemos pensar (hipotéticamente) que las bases de datos que contienen dichos números del evento en cuestión, contienen información, el problema consiste en interpretarla, sin embargo, si no se cuenta con un experto que realice la interpretación, todavía puede intuirse algún patrón o características generales del fenómeno si una persona con algunos conocimientos en el tema tiene suficiente cuidado y tiempo para realizar un análisis de los datos, a todo este proceso se le conoce como inducción.⁴

La inteligencia Artificial como ya se ha comentado cuenta con técnicas que permiten realizar la inducción de bases de datos, como las redes neuronales y algoritmos genéticos. En el caso particular del presente trabajo se propone un algoritmo de extracción de conocimiento que es un Modelo de red neuronal, conocido técnicamente como “Teoría de la resonancia Adaptativa ART-2 ”, el cual se pretende hacer una implementación adaptada y mejorada del algoritmo descrito en [28] en lenguaje de Programación C, con la finalidad de adquirir conocimiento de una base de datos que contiene información de registros geofísicos de pozos petroleros, posteriormente el conocimiento obtenido es representado en forma de reglas para formar una base de conocimiento.

³ Técnicos o Tomadores de decisión.

⁴ La inducción, como ya se explicó, puede definirse como el proceso de razonamiento que se da a partir de una serie de hechos, para producir principios, patrones o reglas generales y particulares. La inducción se puede llevar a cabo si existen los suficientes ejemplos del fenómeno a interpretar.

El archivo en el que se sustenta el análisis se denomina c1015amd.dat el cual contiene información de registros geofísicos que son parámetros que ayudan a los geofísicos y geólogos a evaluar la presencia de hidrocarburos en un yacimiento petrolero con el fin de predecir acerca de la posibilidad de que un determinado pozo pueda ser o no productivo.

De este archivo se han elegido algunas de las propiedades del yacimiento que se consideran importantes, dichas características son:

Emisión Rayos Gama
Porosidad de la roca
Saturación del agua
Resistividad de la roca
Resistividad del agua
Profundidad del pozo

Tabla 5.2

El conjunto de características anteriores constituyen los componentes del vector de entrada a la red neuronal, debe decirse que las propiedades escogidas no son necesariamente las más representativas para el análisis de registros geofísicos (dicha formalización no es parte del presente estudio) puede existir desde luego, otros factores que un experto en geofísica considere más adecuados. Lo que se pretende bajo este análisis es proporcionar alguna idea de la existencia de hidrocarburos en el pozo a partir de los valores que tienen dichas características, por lo que es necesario escoger un objetivo o instancia⁵ a "aprender" por la red neuronal, en el caso actual se ha seleccionado el porcentaje de saturación de hidrocarburos existente en el yacimiento (nuevamente la elección de dicho atributo es convencional).

Con el archivo resultante que contiene los valores de dichas características e instancia seleccionadas denominado c1015md.dat se proporcionará una forma de interpretar información que puede ayudar a los tomadores de decisión a considerar aspectos inéditos en los datos que podrán ser de ayuda en el tratamiento y análisis de la información.

Los valores de los datos en el archivo son todos reales, en este caso debido al diferente dimensionamiento que presentan (algunos de los tienen rangos numéricos muy grandes y otros muy pequeños) por lo que se ha decidido realizar un proceso de escalamiento a fin de mantener todos los valores de los atributos en el intervalo [0,1].

⁵ Son atributos de particular interés en los patrones considerados, esta instancia servirá para proponer una forma de representación de conocimiento.

Para llevar a cabo dicho escalamiento se analiza la base de datos con el fin de encontrar un número x más grande dentro del conjunto de los valores de los datos, posteriormente se multiplica cada vector por el escalar $1/x$ para obtener de esta manera los vectores "escalados"⁶.

Para lograr dicho proceso en la base de datos se elaboró un programa en lenguaje de programación C llamado *escala.c* presentado en el apéndice B, obteniendo los resultados de $x = 2731.388916$ y un archivo plano donde se almacena los vectores escalados denominado *c101000.dat* en el que se observó que los valores de los atributos: Porosidad, Saturación de agua y Resistividad de la roca son más pequeños de lo que originalmente se encontraban en el archivo *c1015md.dat*, por lo que se ha optado por utilizar nuevamente el archivo *c1015md.dat* y seleccionar el atributo que presenta valores muy "grandes" en comparación con los demás atributos; así tomando como referencia esta propiedad se eligió la profundidad del pozo al que se ha decidió convertir su unidad de medida de metros a kilómetros para reducir de alguna manera su valor y tratar de que los valores de este atributo no "afecten" a los demás atributos en el proceso de escalamiento.

Una vez efectuada la conversión se utilizó el programa *escala.c*, obteniendo un valor de $x = 99.239998$ y el archivo reemplazado *c101000.dat* el cual contiene 1000 registros que serán los vectores de entrada a la red neuronal, el proceso de escalamiento descrito no afecta al algoritmo del modelo ART-2 ya que básicamente consiste en encontrar distancias euclidianas entre vectores, por lo tanto, una vez efectuado el algoritmo los atributos y la instancia se pueden representar en su forma normal.

El algoritmo de la red neuronal denominado ART-2 que se presenta en el apéndice C se implementó en lenguaje de programación C al igual como se implementó en [28], este algoritmo se adaptó para manejar los seis atributos de la tabla 5.1, la instancia y el número de registros o vectores de la base de datos *c101000.dat*. Este algoritmo a diferencia de [28] maneja archivos secuenciales de salida para almacenar y visualizar, los centroides formados, los grupos asociados a cada centroide y los registros con su identificador del número de centroide al que pertenecen, además maneja un archivo de entrada para almacenar el valor de umbral, el número de atributos a manejar, el nombre del archivo plano que contiene los vectores que serán presentados a la red neuronal y los demás nombres de los archivos planos de salida, al igual como en [28] se manejan estructuras de datos estáticas como arreglos para guardar y actualizar los centroides que se van generando al transcurso de la ejecución del programa.

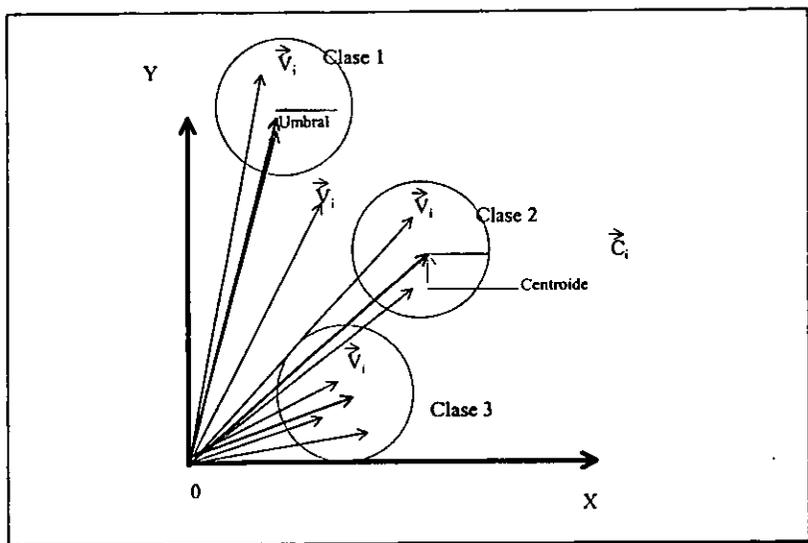
El algoritmo del modelo de red neuronal básicamente consiste en clasificar los vectores de entrada a la red neuronal de tal manera que vectores "suficientemente próximos"⁷ se agrupan entre sí formando clases o

⁶ Para multiplicar un vector v por un escalar c , cada uno de los componentes de v se multiplica por c es decir:

$$cv = c(v_1, v_2, v_3, \dots, v_n) = (cv_1, cv_2, cv_3, \dots, cv_n)$$

Al multiplicar un vector por un número real, se modifica la "escala" del vector, por ejemplo, si el vector v se multiplica por 2, entonces el vector resultante $2v$ es un vector que tiene la misma dirección que v y es dos veces su longitud, en general para un escalar c , el vector cv es v veces más grande que v . Además si c es positivo, entonces se tiene la misma dirección que v y si c es negativo entonces cv y v tienen direcciones opuestas [14]

cúmulos, así todos los vectores que se encuentran dentro de un grupo o clase están a una distancia euclidiana del centroide menor o igual a un umbral⁸ como se puede apreciar en la gráfica 5.3. El algoritmo original descrito en [28] sugiere que los centroides sean analizados secuencialmente, en donde un nuevo vector es comparado con cada uno de los centroides ya existentes, hasta que se encuentra el grupo de pertenencia o bien se añade el vector perteneciente a una clase nueva, lo anterior implica que cada vector sea comparado con cada uno de los centroides, calculando la distancia euclidiana en cada caso.



Gráfica 5.3

Los primeros resultados obtenidos al implementar el algoritmo de resonancia adaptativa ART-2 proviene de un archivo c1050.dat el cual esta formado por 50 vectores seleccionados arbitrariamente del archivo c101000.dat. Como se ha mencionado el umbral constituye el valor de referencia que permite considerar a un vector como perteneciente a una clase o centroide. La función del umbral en cada corrida del programa es

⁷ Por suficientemente próximos se entiende que se encuentran cerca uno del otro en el espacio vectorial, de acuerdo a un parámetro denominado umbral.

⁸ Un umbral es un parámetro que dicta la tolerancia o diferencia que puede existir entre vectores.

muy importante, ya que permite determinar, entre otras cosas la dimensión de las clases a considerar y la cantidad de centroides a formar; por lo que se empezó el análisis considerando valores mas bien intuitivos para la elección del umbral, en base a lo anterior, se advierte que el valor de umbral depende altamente de la conformación de datos (componentes) de los vectores de datos, lo que hace evidente que cuando se toma un valor muy pequeño de umbral se producen muchos centroides y viceversa para valores muy altos de umbral producen pocos centroides.

Se realizó otro análisis que consiste en seguir los pasos reportados por [24], en donde sugiere tomar valores en un rango que varía desde un valor muy pequeño a uno muy grande, siguiendo este procedimiento se obtuvo los siguientes resultados: Se modificó en cada corrida del algoritmo el valor del umbral desde 0.0 con un incremento de 0.01 hasta el valor de 0.59 ya que con este valor todos los vectores que se encuentran en archivo forman un solo grupo y por ende un solo centroide.

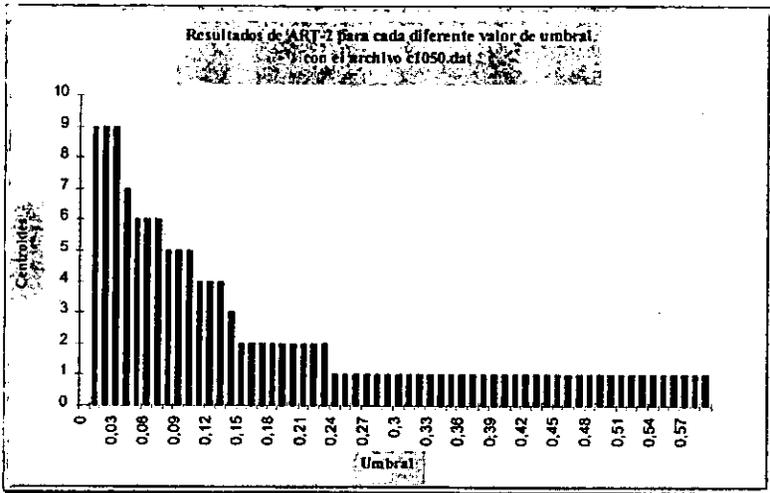
En las tablas 5.4 y 5.5, se muestran el número de centroides generados por cada diferente valor de umbral y el número de patrones asociados a cada centroide formado, que de acuerdo estos resultados se observa que cuando el valor de umbral es cero, no se generan grupos (centroides) ya que equivale a no permitir agrupaciones de vectores a menos de que fuesen iguales, además se observa que si el valor del umbral es muy restringido se forman muchos centroides y si más se relaja el valor del umbral se forman pocos centroides, de lo anterior se puede concluir que conforme más pequeño es el umbral se generan más centroides y a medida que va incrementando disminuye la cantidad de centroides hasta llegar a formarse solamente un centroide que agrupa todos los vectores del archivo como se puede apreciar en la gráfica 5.6.

Umbral	Centroides
0	0
0,01	9
0,02	9
0,03	9
0,04	7
0,05	6
0,06	6
0,07	6
0,08	5
0,09	5
0,1	5
0,11	4
0,12	4
0,13	4
0,14	3
0,15	2
0,16	2
0,17	2
0,18	2
0,19	2
0,2	2
0,21	2
0,22	2
0,23	2
0,24	1
0,25	1
0,26	1
0,27	1
0,28	1
0,29	1
0,3	1
0,31	1
0,32	1
0,33	1
0,34	1
0,35	1
0,36	1
0,37	1
0,38	1
0,39	1
0,4	1
0,41	1
0,42	1
0,43	1
0,44	1
0,45	1
0,46	1
0,47	1
0,48	1
0,49	1
0,5	1
0,51	1
0,52	1
0,53	1
0,54	1
0,55	1
0,56	1
0,57	1

Tabla 5.4

Umbral	Centroides								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0									
0,01	2	5	3	5	3	2	3	2	2
0,02	8	6	2	3	2	7	6	2	2
0,03	9	2	2	7	2	3	9	7	3
0,04	15	2	4	7	13	2	3		
0,05	20	2	10	11	2	3			
0,06	22	2	8	11	2	3			
0,07	23	2	8	11	2	2			
0,08	25	2	15	2	4				
0,09	35	2	2	6	4				
0,1	35	2	2	6	4				
0,11	38	2	3	6					
0,12	38	2	3	6					
0,13	41	2	3	3					
0,14	43	2	3						
0,15	46	3							
0,16	46	3							
0,17	46	3							
0,18	46	3							
0,19	46	3							
0,2	46	3							
0,21	46	3							
0,22	46	3							
0,23	46	3							
0,24	46								
0,25	49								
0,26	49								
0,27	49								
0,28	49								
0,29	49								
0,3	49								
0,31	49								
0,32	49								
0,33	49								
0,34	49								
0,35	49								
0,36	49								
0,37	49								
0,38	49								
0,39	49								
0,4	49								
0,41	49								
0,42	49								
0,43	49								
0,44	49								
0,45	49								
0,46	49								
0,47	49								
0,48	49								
0,49	49								
0,5	49								
0,51	49								
0,52	49								
0,53	49								
0,54	49								
0,55	49								
0,56	49								
0,57	49								
0,58	49								
0,59	50								

Tabla 5.5



Gráfica 5.6

Se realizó otro análisis semejante al anterior pero con un archivo denominado c10550.dat que contiene 550 registros escogidos arbitrariamente de la base c101000.dat, obteniéndose los siguientes resultados:

Como se puede observar en las tablas 5.7 y 5.8 el valor de umbral varía desde 0.0 hasta el valor de 0.52 con un incremento de 0.01, cuando el umbral es muy pequeño se generan muchos centroides, mientras que a medida que el umbral se incrementa el número de centroides va disminuyendo hasta 1, además se puede observar que cuando el umbral es igual a cero no se generan centroides puesto que en el archivo no existen vectores iguales, por lo tanto se puede concluir que se obtienen resultados similares a los obtenidos con el archivo c1050.dat.

Posteriormente se utilizó el archivo c101000.dat y se realizaron pruebas con el programa ART-2 variando el valor de umbral desde 0.0 a 0.5 con un incremento obteniendo los siguientes resultados: como se puede observar en la tabla 5.10, cuando el valor de umbral es muy grande permite que más vectores se agrupen a los centroides formados originando de esta manera menos cúmulos, por el contrario, si el valor de umbral es muy restringido los vectores que pueden agruparse son menos y se generan más grupos o cúmulos.

Todos los cúmulos que forma la red neuronal ART-2 son subconjuntos de todos los vectores contenidos en el archivo c101000.dat y proporcionan información de vectores que presentan cierta relación o semejanza, ya que se encuentran "muy próximos" uno del otro de acuerdo a una distancia euclidiana del centroide asociado a ellos, esto indica, que se han encontrado grupos de vectores que presentan ciertas tendencias en común, lo que hace suponer que existirán vectores con los mismos componentes (información de registros geofísicos medidos en el pozo que no se existen en el archivo c101000.dat o incluso de cualquier otro pozo) que se comportarán de manera similar a algunos de éstos grupos o cúmulos formados por la red neuronal, por lo tanto, se puede decir que se descubren patrones en el conjunto de datos del archivo que nos pueden proporcionar alguna idea del comportamiento o rangos de valores que tendrán ciertos registros geofísicos medidos en el mismo pozo o en cualquier otro pozo.

Para entender lo anterior se explicará como a partir de los cúmulos formados se extrae conocimiento, que posteriormente se representará en forma reglas ya que se consideran que son una de las formas más comunes y sencillas de interpretar la información obtenida en los datos.

Umbral	Centroides
0	0
0,01	67
0,02	26
0,03	20
0,04	16
0,05	15
0,06	12
0,07	10
0,08	9
0,09	8
0,1	8
0,11	7
0,12	7
0,13	7
0,14	6
0,15	5
0,16	5
0,17	5
0,18	4
0,19	3
0,2	3
0,21	3
0,22	3
0,23	3
0,24	4
0,25	4
0,26	3
0,27	3
0,28	3
0,29	3
0,3	3
0,31	3
0,32	3
0,33	3
0,34	3
0,35	3
0,36	3
0,37	3
0,38	3
0,39	3
0,4	3
0,41	3
0,42	3
0,43	3
0,44	3
0,45	3
0,46	3
0,47	3
0,48	2
0,49	2
0,5	2
0,51	2
0,52	2
0,53	1

Tabla 5.7

Umbral U	CENTROIDES																						
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
0,01	18	14	15	3	18	8	9	5	17	11	13	7	3	13	14	2	3	5	8	2	3	7	7
0,02	33	21	33	48	29	33	25	41	19	55	23	21	38	2	36	6	2	16	5	2	8	4	4
0,03	51	45	74	37	45	78	20	28	71	3	2	12	3	15	8	2	5	17	9	3			
0,04	80	63	90	54	60	111	28	4	3	11	5	4	8	2	9	3							
0,05	111	97	53	136	45	25	5	2	6	19	13	24	2	4	2								
0,06	126	117	69	154	44	5	2	20	2	2	2	2											
0,07	126	118	69	44	156	5	2	20	2	3													
0,08	204	174	79	44	6	2	31	2	3														
0,09	245	178	71	8	3	38	2	3															
0,1	248	178	71	5	3	2	38	3															
0,11	248	178	71	9	2	36	3																
0,12	248	178	71	9	2	36	3																
0,13	264	179	71	9	2	3	19																
0,14	300	191	9	2	3	34																	
0,15	340	190	3	8	27																		
0,16	320	190	3	8	27																		
0,17	320	190	3	8	27																		
0,18	346	181	3	8																			
0,19	352	181	4																				
0,2	352	181	4																				
0,21	268	268	4																				
0,22	268	268	4																				
0,23	268	268	4																				
0,24	313	4	231	2																			
0,25	313	4	231	2																			
0,26	543	5	2																				
0,27	543	5	2																				
0,28	543	5	2																				
0,29	543	5	2																				
0,3	543	5	2																				
0,31	543	5	2																				
0,32	543	5	2																				
0,33	543	5	2																				
0,34	543	5	2																				
0,35	543	5	2																				
0,36	543	5	2																				
0,37	543	5	2																				
0,38	543	5	2																				
0,39	543	5	2																				
0,4	543	5	2																				
0,41	543	5	2																				
0,42	543	5	2																				
0,43	543	5	2																				
0,44	543	5	2																				
0,45	543	5	2																				
0,46	543	5	2																				
0,47	543	5	2																				
0,48	548	2																					
0,49	548	2																					
0,5	548	2																					
0,51	548	2																					
0,52	548	2																					
0,53	550																						

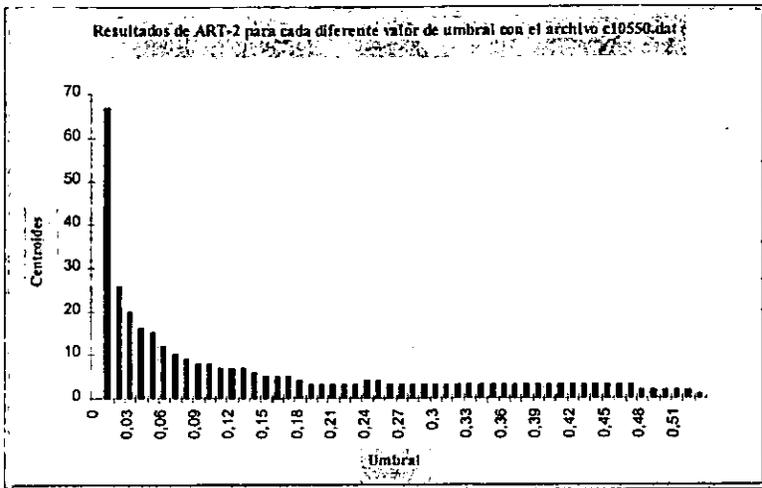
Tabla 5.8

		CENTROIDES																							
Umbral		24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	
0																									
0.01	2	16	3	2	15	24	15	13	2	10	4	12	4	8	5	6	4	2	2	4	2	10	6		
0.02	2	4	3																						
0.03																									
0.04																									
0.05																									
0.06																									
0.07																									
0.08																									
0.09																									
0.1																									
0.11																									
0.12																									
0.13																									
0.14																									
0.15																									
0.16																									
0.17																									
0.18																									
0.19																									
0.2																									
0.21																									
0.22																									
0.23																									
0.24																									
0.25																									
0.26																									
0.27																									
0.28																									
0.29																									
0.3																									
0.31																									
0.32																									
0.33																									
0.34																									
0.35																									
0.36																									
0.37																									
0.38																									
0.39																									
0.4																									
0.41																									
0.42																									
0.43																									
0.44																									
0.45																									
0.46																									
0.47																									
0.48																									
0.49																									
0.5																									
0.51																									
0.52																									
0.53																									

Continuación de la Tabla 5.8

CENTROIDES																				
Umbral	47	48	49	50	51	52	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67
0																				
0,01	12	11	9	2	11	5	9	2	5	5	2	2	3	2	5	2	2	2	2	2
0,02																				
0,03																				
0,04																				
0,05																				
0,06																				
0,07																				
0,08																				
0,09																				
0,1																				
0,11																				
0,12																				
0,13																				
0,14																				
0,15																				
0,16																				
0,17																				
0,18																				
0,19																				
0,2																				
0,21																				
0,22																				
0,23																				
0,24																				
0,25																				
0,26																				
0,27																				
0,28																				
0,29																				
0,3																				
0,31																				
0,32																				
0,33																				
0,34																				
0,35																				
0,36																				
0,37																				
0,38																				
0,39																				
0,4																				
0,41																				
0,42																				
0,43																				
0,44																				
0,45																				
0,46																				
0,47																				
0,48																				
0,49																				
0,5																				
0,51																				
0,52																				
0,53																				

Continuación de la Tabla 5.8



Gráfica 5.9

Umbral	Centroides
0,01	108
0,02	51
0,03	35
0,04	28
0,05	21
0,06	18
0,07	17
0,08	17
0,09	14
0,1	11
0,11	10
0,12	9
0,13	9
0,14	9
0,15	8
0,16	7
0,17	7
0,18	7
0,19	7
0,2	7
0,21	6
0,22	5
0,23	5
0,24	4
0,25	4
0,26	4
0,27	4
0,28	4
0,29	4
0,3	4
0,31	3
0,32	3
0,33	3
0,34	3
0,35	3
0,36	3
0,37	3
0,38	3
0,39	3
0,4	3
0,41	3
0,42	3
0,43	3
0,44	3
0,45	3
0,46	2
0,47	2
0,48	2
0,49	2
0,5	2
0,51	2
0,52	2
0,53	2
0,54	2
0,55	1

Tabla 5.10

		CENTROIDES																												
Umbral	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28		
0.01	3	3	4	3	2	2	2	2	2	5	2	3	5	15	6	41	13	5	7	24	22	18	9	13	23	33	10			
0.02	2	23	39	50	10	5	4	7	2	44	29	62	34	35	43	78	68	31	21	26	30	60	5	78	5	5	2			
0.03	2	34	67	18	12	3	76	133	122	59	70	154	35	26	4	8	10	2	2	2	13	4	28	4	7	15	23			
0.04	2	52	143	19	11	3	148	142	71	87	168	43	8	7	4	13	12	5	2	2	2	17	7	3	4	4	2			
0.05	2	77	198	24	3	173	32	221	25	35	6	2	12	15	44	3	2	12	3	5	3									
0.06	2	106	301	3	308	253	118	81	6	2	13	2	4	22	4	4	7	3												
0.07	3	196	38	3	315	253	118	81	7	2	2	7	13	2	2	4	3													
0.08	3	352	30	3	338	125	61	7	2	2	4	44	2	2	5	6	2													
0.09	3	184	33	2	291	270	64	6	2	2	11	2	5	2																
0.1	3	404	56	239	97	6	3	2	16	4	5																			
0.11	3	453	57	340	67	10	2	16	4	5																				
0.12	32	464	350	97	10	2	14	4	5																					
0.13	32	425	350	97	9	2	14	4	5																					
0.14	32	469	350	67	9	2	10	4	5																					
0.15	36	475	350	68	3	0	4	4																						
0.16	61	536	361	3	0	4	6																							
0.17	61	536	361	3	0	4	6																							
0.18	61	562	355	3	0	4	6																							
0.19	61	562	355	3	0	4	6																							
0.2	307	327	3	0	4	6																								
0.21	503	360	3	0	4	6																								
0.22	604	362	4	4	6																									
0.23	604	362	4	4	6																									
0.24	605	363	4	6																										
0.25	605	363	4	6																										
0.26	605	360	4	6																										
0.27	605	363	4	6																										
0.28	605	363	4	6																										
0.29	681	307	4	6																										
0.3	681	307	4	6																										
0.31	685	5	10																											
0.32	685	5	10																											
0.33	685	5	10																											
0.34	685	5	10																											
0.35	685	5	10																											
0.36	685	5	10																											
0.37	685	5	10																											
0.38	685	5	10																											
0.39	685	5	10																											
0.4	685	5	10																											
0.41	685	5	10																											
0.42	685	5	10																											
0.43	685	5	10																											
0.44	685	5	10																											
0.45	685	5	10																											
0.46	690	10																												
0.47	690	10																												
0.48	690	10																												
0.49	690	10																												
0.5	690	10																												
0.51	690	10																												
0.52	690	10																												
0.53	690	10																												
0.54	690	10																												
0.55	1000																													

Tabla 5.11

	CENTROIDES																															
Universal	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54					
0.01	45	5	27	14	8	3	3	14	4	5	10	21	5	4	3	2	8	9	4	18	3	3	3	3	2	12	13					
0.02	2	25	4	3	3	19	6	7	3	3	8	11	8	2	6	5	5	2	3	2	5	2	2	3								
0.03	7	3	3	3	3	2	2	2																								
0.04	2																															
0.05																																
0.06																																
0.07																																
0.08																																
0.09																																
0.1																																
0.11																																
0.12																																
0.13																																
0.14																																
0.15																																
0.16																																
0.17																																
0.18																																
0.19																																
0.2																																
0.21																																
0.22																																
0.23																																
0.24																																
0.25																																
0.26																																
0.27																																
0.28																																
0.29																																
0.3																																
0.31																																
0.32																																
0.33																																
0.34																																
0.35																																
0.36																																
0.37																																
0.38																																
0.39																																
0.4																																
0.41																																
0.42																																
0.43																																
0.44																																
0.45																																
0.46																																
0.47																																
0.48																																
0.49																																
0.5																																
0.51																																
0.52																																
0.53																																
0.54																																
0.55																																

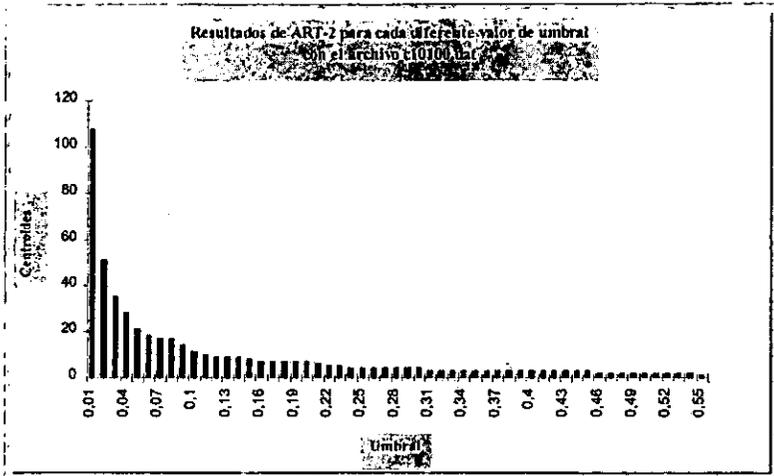
Continuación de la Tabla 5.11

		CENTROIDES																																						
Umbral	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100	101	102	103	104	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	116	117	118	119	120	121	122		
0.01	19	22	24	21	3	5	16	10	14	8	14	10	4	5	8	2	3	2	5	7	2	30	15	2	3	0	2													
0.02																																								
0.03																																								
0.04																																								
0.05																																								
0.06																																								
0.07																																								
0.08																																								
0.09																																								
0.1																																								
0.11																																								
0.12																																								
0.13																																								
0.14																																								
0.15																																								
0.16																																								
0.17																																								
0.18																																								
0.19																																								
0.2																																								
0.21																																								
0.22																																								
0.23																																								
0.24																																								
0.25																																								
0.26																																								
0.27																																								
0.28																																								
0.29																																								
0.3																																								
0.31																																								
0.32																																								
0.33																																								
0.34																																								
0.35																																								
0.36																																								
0.37																																								
0.38																																								
0.39																																								
0.4																																								
0.41																																								
0.42																																								
0.43																																								
0.44																																								
0.45																																								
0.46																																								
0.47																																								
0.48																																								
0.49																																								
0.5																																								
0.51																																								
0.52																																								
0.53																																								
0.54																																								
0.55																																								

Continuación de la Tabla 5.11

CENTROIDES																		
Umbral	02	03	04	05	06	07	08	09	00	01	02	03	04	05	06	07	08	09
0.01	11	2	4	4	3	1	4	3	2	2	2	3	0	2	2	5	2	2
0.02																		
0.03																		
0.04																		
0.05																		
0.06																		
0.07																		
0.08																		
0.09																		
0.1																		
0.11																		
0.12																		
0.13																		
0.14																		
0.15																		
0.16																		
0.17																		
0.18																		
0.19																		
0.2																		
0.21																		
0.22																		
0.23																		
0.24																		
0.25																		
0.26																		
0.27																		
0.28																		
0.29																		
0.3																		
0.31																		
0.32																		
0.33																		
0.34																		
0.35																		
0.36																		
0.37																		
0.38																		
0.39																		
0.4																		
0.41																		
0.42																		
0.43																		
0.44																		
0.45																		
0.46																		
0.47																		
0.48																		
0.49																		
0.5																		
0.51																		
0.52																		
0.53																		
0.54																		
0.55																		

Continuación de la Tabla 5.11



Gráfica 5.12

Considere un valor de umbral de 0.34 para clasificar el conjunto de vectores en el archivo C101000.dat. De acuerdo con los datos mostrados en la tabla 5.11, la red neuronal clasificó a los vectores en 3 grupos o cúmulos el primero de ellos contiene 985 vectores, el segundo 5 y el tercero 10.

Para analizar estos cúmulos, primeramente se seleccionó el segundo ⁹ de estos, el cual agrupa a 5 vectores contenidos en el archivo c101000.dat los cuales son:

Emisión Rayos Gama	Porosidad de la roca	Saturación del agua	Resistividad de la roca.	Resistividad del Agua	Profundidad del pozo
38.984004974	0.125000030	0.358999997	45.506000519	0.706000030	2.505532026
32.577999115	0.121999994	0.324999988	21.183000565	0.967000067	2.511018991
29.023000717	0.333999932	0.288000047	34.909000397	3.276000261	2.524430037
34.609001160	0.261000007	0.319000036	34.837001801	2.005000114	2.524734020
42.9220000885	0.051999971	0.401000082	23.566999435	0.158000007	2.541193962

Tabla 5.13

Cada uno de estos vectores se encuentran a una distancia euclidiana menor o igual de 0.34 del centroide

Emisión Rayos Gama	Porosidad de la roca	Saturación del agua	Resistividad de la roca.	Resistividad del Agua	Profundidad del pozo
35.623203278	0.178800002	0.338400066	32.000400543	1.422400236	2.521381855

Tabla 5.14

Además cuando los componentes de los vectores de la tabla 5.13 tienen estos valores, la instancia que se obtiene para cada vector es la siguiente:

Saturación de hidrocarburos.
0.264999956
0.286000043
0.310999990
0.290000021
0.240000024

Tabla 5.15

⁹ Se selecciona el segundo cúmulo formado ya que agrupo pocos vectores lo que facilita el análisis y visualización de los valores de los atributos o componentes de los vectores., además recuerde que una vez efectuado el algoritmo del modelo de red Neuronal ART-2 los vectores que conforman el archivo c101000.dat, los vectores que conforman un cúmulo y los centroides, se pueden volver a representar en su forma original, multiplicando cada vector por el escalar 99.239998.

Observando los valores que toman los componentes (atributos) en cada vector se puede apreciar que presentan valores “muy similares” y que éstos se encuentran dentro de un rango o intervalo de valores, por ejemplo la Emisión Rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [29.023000717 , 42.9922000885], la saturación del agua se encuentra dentro del intervalo [0.05199971, 0.333999932], la resistividad de la roca [21.1830000565, 45.506000519], la resistividad del agua [2.5055532026, 2.541193962] y la profundidad del pozo se encuentra dentro del intervalo [0.2400000024, 0.310999990], cuando los atributos tienen estos rangos de valores, se obtiene también un rango para la saturación de hidrocarburos de [0.240000024, 0.310999999].

De lo anterior se puede concluir que cuando los atributos toman estos rangos de valores se obtiene también un rango de valores para la saturación de hidrocarburos, lo que significa que **SI** los valores de un registro geofísico de un pozo determinado con estos atributos (rayos gama, porosidad de la roca, saturación del agua, resistividad de la roca, la resistividad del agua, la profundidad del pozo) se encuentran dentro del rango de valores que están tomando los atributos de los vectores que constituyen el cúmulo, **ENTONCES** podemos saber que rango de valores posiblemente se obtendrán para la saturación de hidrocarburos.

Basándonos en este criterio, se pueden establecer ciertos principios o reglas que nos ayudan a predecir el posible rango de valores para la saturación de hidrocarburos, sólo si conocemos de antemano los valores o rangos de los atributos mostrados en la tabla 5.2, dichas reglas se crean de la siguiente manera:

SI la **Emisión Rayos Gama** se encuentra dentro del intervalo
[29.023000717, 42.922000885]

Y la **Porosidad de la Roca** se encuentra dentro del intervalo
[0.051999971, 0.333999932]

Y la **Saturación del Agua** se encuentra dentro del intervalo
[0.288000047, 0.401000082]

Y la **Resistividad de la Roca** se encuentra dentro del
intervalo [21.183000565, 45.506000519]

Y la **Resistividad del Agua** se encuentra dentro del intervalo
[2.505532026, 2.541193962]

Y la **Profundidad del Pozo** se encuentra dentro del intervalo
[0.240000024, 0.310999990]

ENTONCES La **Saturación de Hidrocarburos** se encuentra
dentro del intervalo [0.240000024, 0.310999990]

Esta regla tiene una ocurrencia de $\frac{5}{1000}$ que es el $\frac{\text{Número de elementos en el cúmulo}}{\text{Número de vectores presentados a la red neuronal}}$

Este principio indica las condiciones que se requieren para tomar una decisión o bien para establecer un objetivo, aunque la regla no implica que al cumplirse las condiciones se consiga el objetivo como un hecho consumado es necesario involucrar un cierto grado de ocurrencia proporcionando una idea de que tan importante es la regla al tomar una decisión, por ejemplo, cuando un médico se enfrenta a un diagnóstico con síntomas que pueden ser mortales primero tratará de indagar el estado de aquéllos que atribuyen a su juicio con mayor peso al cuadro clínico que él presente, y una vez descartados dichos síntomas críticos, preguntará en otra prioridad por los restantes.

La idea de fijar una jerarquía es establecer cuales son las combinaciones de los atributos que contribuyen en su mayor medida a la consecución de un objetivo.

De la misma manera en que se formó la regla con los 5 vectores, se obtienen también las reglas para el cúmulo con 10 vectores y para el cúmulo con 985 vectores que son las siguientes:

SI la Emisión Rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [68.688003540, 99.239997864]

Y la Porosidad de la Roca se encuentra dentro del intervalo [0.017999953, 0.125999972]

Y la Saturación del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.235000029, 0.417000026]

Y la Resistividad de la Roca se encuentra dentro del intervalo [0.034999963, 0.482000023]

Y la Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.027000027, 3.188999891]

Y la Profundidad del Pozo se encuentra dentro del intervalo [2.602154016, 2.715538979]

ENTONCES La Saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.231000051, 0.352999926]

Con una ocurrencia de $\frac{10}{1000}$

SI la Emisión Rayos Gama se encuentra dentro del intervalo
[12.941000938, 69.859001160]

Y la Porosidad de la Roca se encuentra dentro del intervalo
[0.001000041, 0.399999976]

Y la Saturación del Agua se encuentra dentro del intervalo
[0.152999982, 1.000000000]

Y la Resistividad de la Roca se encuentra dentro del
intervalo [0.001999984, 19.011999130]

Y la Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo
[0.000000000, 15.244000435]

Y la Profundidad del Pozo se encuentra dentro del intervalo
[2.426893950, 2.731389046]

ENTONCES La Saturación de Hidrocarburos se encuentra
dentro del intervalo [0.000000000, 0.429999948]

con una ocurrencia de $\frac{985}{1000}$

Como se puede observar los rangos o intervalos para cada atributo en la última regla son muy amplios, ya que en el cúmulo del cual se forma esta regla, agrupa la mayoría de los vectores contenidos en el archivo y esto suscita que la regla sea muy general y no describa detalladamente la totalidad de la información que se podría obtener del archivo c101000.dat.

Debido a estos resultados se optó por elegir un valor de umbral que clasifique a los vectores de tal manera que en cada cúmulo formado se agrupen equitativamente, es decir, que no varíe mucho el número de vectores asociados a un centroide al número de vectores asociado a otro centroide diferente, por ejemplo, como se puede apreciar en la tabla 5.10, cuando el valor de umbral varía de 0.06 a 0.55 generalmente los resultados generados por red neuronal ART-2 son: A medida que el valor de umbral se va relajando permite que se agrupen más vectores a los grupos ya formados generándose menos cúmulos o grupos, por lo tanto, es necesario seleccionar un valor de umbral que clasifique de manera equitativa a los vectores, por lo que se decidió tomar el valor de umbral de 0.01 ya que se considera que la red neuronal clasificó de manera equitativa a los vectores (como se muestra en la tabla) contenidos en el archivo y se espera que los rangos que tomen los atributos de la reglas describirán más detalladamente la información obtenida en el archivo.

La red neuronal con el valor de umbral seleccionado, clasificó a los vectores contenidos en el archivo c101000.dat en 108 cúmulos.

El primer cúmulo está formado por 3 vectores que son los siguientes:

Emisión Rayos Gama	Porosidad de la roca	Saturación del agua	Resistividad de la roca.	Resistividad del Agua	Profundidad del pozo
29.818002761	0.066999994	0.571999967	0.757000029	0.065999962	2.427197933
29.578001022	0.058999963	0.338999957	0.351999998	0.302000016	2.620747328
29.867000580	0.034000020	0.278000027	0.266000003	0.355000019	2.625014067

Tabla 5.16

los cuales se encuentran a una distancia euclidiana ≤ 0.01 del centroide:

Emisión Rayos Gama	Porosidad de la roca	Saturación del agua	Resistividad de la roca.	Resistividad del Agua	Profundidad del pozo
29.754335403	0.053333361	0.396333277	0.458333343	0.240999967	2.55763189

Tabla 5.17

Además se obtiene un valor de instancia para cada vector del cúmulo formado los cuales son:

Saturación de hidrocarburos.
0.154000029
0.276999980
0.319000036

Tabla 5.18

Con este cúmulo se formó la siguiente regla:

SI la **Emisión Rayos Gama** se encuentra dentro del intervalo [29.5780011022, 29.867000580]

Y la **Porosidad de la Roca** se encuentra dentro del intervalo [0.034000020, 0.066999963]

Y la **Saturación del Agua** se encuentra dentro del intervalo [0.278000027, 0.571999967]

Y la **Resistividad de la Roca** se encuentra dentro del intervalo [0.266000003, 0.757000029]

Y la **Resistividad del Agua** se encuentra dentro del intervalo [0.065999962, 0.355000019]

Y la **Profundidad del Pozo** se encuentra dentro del intervalo [2.427197933, 2.625014067]

ENTONCES La **Saturación de Hidrocarburos** se encuentra dentro del intervalo [0.154000029, 0.319000036]

Con una ocurrencia de $\frac{3}{1000}$

El segundo cumulo está formado por tres vectores que son los siguientes:

Emisión Rayos Gama	Porosidad de la roca	Saturación del agua	Resistividad de la roca.	Resistividad del Agua	Profundidad del pozo
32.277000427	0.005999951	0.870999992	1.235000014	0.000000000	2.4227503347
32.827999115	0.027999969	0.690999985	1.300999999	0.013000043	2.435427904
33.297000885	0.008999976	0.343000025	1.200999975	0.025999986	2.704566002

Tabla 5.19

los cuales se encuentran a una distancia euclidiana ≤ 0.01 del centroide:

Emisión Rayos Gama	Porosidad de la roca	Saturación del agua	Resistividad de la roca.	Resistividad del Agua	Profundidad del pozo
32.800666809	0.014333333	0.634999990	1.245666742	0.013000043	2.522498846

Tabla 5.20

Además se obtiene un valor de instancia para cada vector del cúmulo formado los cuales son:

Saturación de hidrocarburos.
0.041000012
0.104999989
0.274000049

Tabla 5.21

Con este cúmulo se formó la siguiente regla:

SI la Emisión Rayos Gama se encuentra dentro del intervalo
[32.277000427, 32.827999115]

Y la Porosidad de la Roca se encuentra dentro del intervalo
[0.005999951, 0.008999976]

Y la Saturación del Agua se encuentra dentro del intervalo
[0.343000025, 0.870999992]

Y la Resistividad de la Roca se encuentra dentro del
intervalo [1.200999975, 1.300999999]

Y la Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo
[0.000000000, 0.25999986]

Y la Profundidad del Pozo se encuentra dentro del intervalo
[2.427503347, 2.704566002]

ENTONCES La Saturación de Hidrocarburos se encuentra
dentro del intervalo [0.041000012, 0.274000049]

3
Con una ocurrencia de 1000

Así, de esta manera se continúan formando las reglas con cada cúmulo generado por la red neuronal, para fines de la elaboración de las reglas se realizó un programa denominado reglas.c en lenguaje de programación C, el cual se muestra en el apéndice D, este programa elabora las reglas a partir de los cúmulos almacenados en un archivo por la red neuronal y las almacena en un archivo al que se le denominó reglas.dat. El conjunto de reglas como se puede ver en el apéndice D describen detalladamente la información contenida en el archivo c101000.dat, ya que los rangos de los valores de los atributos son más restringidos y se obtiene un rango de valores para la saturación de hidrocarburos más preciso.

El conjunto de las reglas formadas conformarán la base de conocimiento que es la parte donde un sistema experto contiene los hechos, reglas y experiencias de los expertos un área en cuestión, en el caso del presente trabajo la base de conocimiento estará conformada por las reglas generadas por el algoritmo de red neuronal ART-2, dicho sistema experto tendrá como principal objetivo aconsejar de acuerdo a ciertos valores de los atributos (rayos gama, porosidad de la roca, saturación de agua, resistividad de la roca, resistividad del agua

y profundidad del pozo) la saturación de hidrocarburos, proporcionando una idea de que tan productivo es el pozo, esto gracias a un mecanismo de inferencia que extrae conclusiones a partir de la base de conocimiento imitando el procedimiento del experto humano para encontrar una solución al problema.

Una vez que el prototipo del sistema experto se ha desarrollado, es necesario que un experto en el área lo evalúe y que lo someta a diversas situaciones, los resultados obtenidos en la evaluación del sistema se examinan y las reglas de la base de conocimiento se modifican o se eliminan si es necesario, pero si existe alguna regla que el experto considera que es importante e interesante y que no se obtuvo en la inducción de la base de datos se añade a la base de conocimiento. Por último, una ventaja que es trascendental de la inducción de las bases de datos es que ofrece la posibilidad al experto que descubra y aprenda los conocimientos que muchas veces son inéditos para ellos.

CONCLUSIONES

La fase de adquisición del conocimiento de los sistemas expertos de utilidad práctica, como sucede en la industria petrolera se ha visto limitada debido a que principalmente existen los siguientes obstáculos:

- La adquisición del conocimiento requiere mucho tiempo, específicamente se ha visto que esta fase consume alrededor del 60% del tiempo total del desarrollo de los sistemas expertos.
- Los especialistas disponen de poco tiempo, le resulta difícil expresar su conocimiento o no desea compartirlo, por lo que la construcción de una base de conocimiento que realmente contenga la información se complica o se vuelve imposible.
- En general puede existir más de un especialista, cada uno con diferente criterio de resolución del problema, creando ambigüedades en la base de conocimiento y confusión con el ingeniero del conocimiento.

Debido a estos obstáculos que se presentan, los métodos de adquisición automáticos como la inducción ofrecen una alternativa para el desarrollo de una base de conocimiento porque ahorran tiempo y dinero, ya que no es necesaria la ayuda de un ingeniero del conocimiento, únicamente se necesita al experto para la selección de los atributos que según su conocimiento y experiencia influye a que se de un cierto comportamiento en la instancia y para la validación de las reglas generadas por el método.

Por otro lado, con respecto al programa del algoritmo inductivo denominado modelo de resonancia adaptativa ART-2:

- Se considera que trabaja apropiadamente con archivos de datos pequeños, cuya información puede cargarse hacia las estructuras de datos estáticas de almacenamiento y proceso, es además eficiente y demuestra la sencillez del modelo, aunque sólo se adaptó para manejar los seis atributos (propiedades del yacimiento petrolero), una instancia y 1000 registros, sin embargo en la práctica, pueden existir bases de datos mucho más voluminosas y por ende más interesantes en términos de análisis, por lo que para fines prácticos es necesario generalizarlo de tal manera que el algoritmo sea independiente de la dimensión de los datos históricos de entrada para aprendizaje, y del número de atributos e instancias, por lo que se recomienda desarrollar un software para que acepte una estructura robusta de manejo de información o seleccionar un producto existente que trabaje de una manera más cómoda la información, de tal manera, que tenga facilidad de manipular gran cantidad de campos y de registros en las tablas o en las bases de datos, como por ejemplo un manejador de bases de datos.

-
- En cuanto al tiempo de ejecución del programa, esta en función principalmente del número de registros en la base de datos y del valor del umbral, ya que el algoritmo requiere presentar los vectores a la red a fin de encontrar el cúmulo al que pertenece cada vector y para valores de umbral relativamente pequeños, el algoritmo consume mucho tiempo, debido a que debe comparar cada vector con cada centroide almacenado en un arreglo en el programa hasta el momento de encontrar un centroide que se encuentre a una distancia euclidiana del vector, menor o igual al valor del umbral, asimismo, en promedio el tiempo de recorridos son muy grandes y existe una probabilidad muy alta de que recorra todo el arreglo que contiene a los centroides hasta encontrar o no una correspondencia de pertenencia, y además, como se van presentando a la red los vectores secuencialmente, no es posible conocer cuales son las características de los atributos de un determinado vector y por consiguiente no es posible sugerir apriori una manera de clasificarlo, que bien pudiera ser una forma de reducir el tiempo de búsqueda, por lo que se sugiere crear una heurística, es decir un procedimiento eficaz para mejorar en este caso el tiempo de búsqueda que necesita la red neuronal para clasificar a cada vector que le es presentado. También es necesario agregar una heurística para sugerir un valor del umbral antes llevar a cabo la ejecución del programa, ya que el proceso para la selección del valor del umbral se considera exhaustivo y por lo tanto poco eficiente.
 - Además, es recomendable contar en el desarrollo de esta fase de adquisición del conocimiento con más algoritmos inductivos y analizar junto con el experto las reglas que se generen con cada uno de ellos.

En nuestro país la adquisición de conocimiento para el desarrollo de un sistema experto no es tarea fácil, debido a que de antemano resulta difícil encontrar verdaderos expertos y los que existen difícilmente pueden darse tiempo para ayudar y apoyar a la realización de un sistema experto, el programa propuesto del algoritmo inductivo y el proceder de generar las reglas en este trabajo puede ser utilizado como un prototipo (no sólo en la industria petrolera, si no también en otras áreas como la financiera, la bancaria, etc.) para el desarrollo de una herramienta más potente capaz de manejar gran cantidad de atributos, instancias y grandes volúmenes de información contenida en bases de datos, contando además con el apoyo de verdaderos expertos en el área que se desea indagar, con el fin de poder ayudar en la toma de decisiones a los expertos, empresarios o industriales en su trabajo diario.

Cabe resaltar, que el desarrollo del presente trabajo me proporcionó la oportunidad de aprender el tema de la inteligencia artificial y entender como a partir de simular el comportamiento de las neuronas biológicas en el cerebro, se pueden obtener modelos matemáticos que pueden realizar análisis en las bases de datos, reconocer patrones, etc, aunque estos modelos se desconoce su potencialidad y beneficio en algunas de las industrias y empresas de México, debido a que no les interesa, o les resulta absurdo que dichos modelos descubran conocimientos o que imiten el aprendizaje humano; todavía queda por difundir este tema y dar a conocer sus beneficios por lo que se mostró una aplicación en la presente tesis para dar a conocer su utilidad en una de las áreas mas productiva del país que es la industria petrolera, tratando de contribuir así con esta aportación al desarrollo y productividad del país.

APENDICE A

```
/* programa del clasificador de minima distancia hamming presentado en el
capitulo IV utilizando como datos de entrada los mostrados en el ejemplo
de la sección 4.2*/

#include<stdio.h>
#include<conio.h>
#define MAXR 30
#define MAXC 30

void main()

{ int i,j,k,m,numclas,aux,x,num_vec;
float clase[MAXR][MAXC],clase1 [MAXR][MAXC], refu[MAXR][MAXC], multi[MAXR][MAXC],
neto[MAXR][MAXC],vec[MAXR],pesos_elem,refuer,y0[MAXR][MAXC];
float e,maxnet[MAXR][MAXC],sali_max[MAXR][MAXC],valor,limite;
char nom_arch[20], arch_clas[20], arch_vec[20], arch_sal[20];

FILE *fp1,*fp2,*fp3, *fp4;

/* fp1 archivo de los parámetros de entrada*/
/* fp2 archivo que contiene las clases*/
/* fp3 archivo del vector de entrada*/
/* fp4 archivo que contiene los resultados del clasificador*/

/* lee los parámetros de entrada de param_ent*/

clrscr();
fp1 = abre_archivo("param_en.dat","r"); /* abre un archivo que contiene los parámetros de entrada*/
fscanf(fp1,"%d%d%s%s",&e,&x,&arch_clas,&arch_vec,&arch_sal);
cierra_archivo("param_en.dat",fp1);

refuer=x; /* valor de refuerzo para las neuronas de la red Hamming*/
printf("%f",refuer);

i=0;
numclas=0;

fp4 = abre_archivo(arch_sal,"w");
fp2 = abre_archivo(arch_clas,"r"); /* abre un archivo que contiene las clases, se usa para */

fprintf(fp4,"n\n clases\n\n"); /* efectos de la tesis 5 vectores bipolares binarios */
while(!feof(fp2))
{
if(i==5) break;
printf("\n");
for(j=0;j<x;+j)
{
fscanf(fp2,"%f",&clase1[i][j]);
printf("%3.2f ",clase1[i][j]);
fprintf(fp4,"%3.2f",clase1[i][j]);
}
}

i=i+1;
printf("\n");
printf(fp4,"n");
printf("vel valor de i %d",i);
numclas=i;
}
cierra_archivo(arch_clas,fp2);

bioskey(0);
```

```

num_vec=0;
fprintf(fp4, "\nvector de entrada");

fprintf(fp4, "\n");

fp3=abre_archivo(arch_vec, "r");

while (!feof(fp3))
{
if (num_vec == 1)break;
print("\nvector de entrada");
for(i=0; i<x; ++i) /*se lee el vector de entrada*/
{ fscanf(fp3, "%f", &vec[i]);
printf(" %3.2f", vec[i]);
fprintf(fp4, " %3.2f", vec[i]);
num_vec= num_vec + 1;
bioskey(0);
}
cierra_archivo(arch_vec, fp3);

for(i=0; i<numclas; ++i)
{ for(j=0; j<x; ++j)
clase[i][j] = (clase[i][j]/2);
}

print("\n\n");
fprintf(fp4, "\n\n");

for(i=0; i<numclas; ++i)
{
{for(j=0; j<x; ++j)
printf(" %3.2f ", clase[i][j]);
printf("\n");
}
}
bioskey(0);

print("\nel valor de la clase es %d ", numclas);

for(i=0; i<numclas; ++i)
{for(j=0; j<l; ++j)
multi[i][j]=0;}

print("\n\n");
for(i=0; i<numclas; ++i)
{ for (j=0; j<l; ++j)
{ for (k=0; k<x; ++k)
{ multi[i][j] = multi[i][j] + (clase[i][k] * vec[k]);
printf(" *multipli %3.2f ", multi[i][j]);
}
}

print("\n");
}

/* printf("el valor de refuerzo%3.2f %d", refuer, x);*/

for(i=0; i< numclas; ++i)
for(j=0; j<l; ++j)
{
refu[i][j] = (refuer/2);
/* printf(" %3.2f ", refu[i][j]);*/
}

/*se obtiene el valor neto de entrada a las neuronas de
la primer capa del clasificador*/

for(i=0; i<numclas; ++i)
{ for(j=0; j<l; ++j)
{

```

```

neto[i][j] = mult[i][j] + refu[i][j];
printf("\nneto %d %3.2f", i, neto[i][j]);
fprintf(fp4, "\nneto %d = %3.2f", i, neto[i][j]);
}
}
bioskey(0);
printf("\n\nel valor de la salida de Hamming\n");
fprintf(fp4, "\n\n el valor de la salida de Hamming\n");

/* salida de HAMMING*/
for(i=0; i<numclas; ++i) /* se obtiene la salida de las neuronas de la primer capa*/
    for(j=0; j<1; ++j)
        y0[i][j] = (neto[i][j]/x);
        printf("\n%3.2f", y0[i][j]);
        fprintf(fp4, "\n%3.2f", y0[i][j]);
}

/*aquí se inicia el ciclo de MAXNET*/

printf("\n\ninicia el ciclo de MAXNET\n");
fprintf(fp4, "\n\n inicia el ciclo de MAXNET\n");

for(i=0; i<numclas; ++i)
    for(j=0; j<numclas; ++j)
        { if(i==j)
            maxnet[i][j] = 1;
          else maxnet[i][j] = -1;
        }

for(i=0; i<numclas; ++i)
    for(j=0; j<numclas; ++j)
        printf("\n\n%3.2f", i, j, maxnet[i][j]);

m=0;
aux=1000;
fprintf(fp4, "\n\n");

/* El ciclo termina cuando se encuentra la clase que mejor
se asemeja con el dato de entrada o después de 8 iteraciones */

while((aux > 1) && (m < 8))
{
    printf("\n\niteración k = %d ", m);
    fprintf(fp4, "\n\n iteración k = %d ", m);
    aux=0;

    for(i=0; i<numclas; ++i)
        for(j=0; j<1; ++j)
            sali_max[i][j]=0;

/*se obtienen el ingreso a las neuronas de MAXNET*/

    fprintf(fp4, "\n\n");
    fprintf(fp4, "\n\n ingreso neto a las neuronas de MAXNET \n\n");
    for(i=0; i<numclas; ++i)
        { for(j=0; j<1; ++j)
            { for(k=0; k < numclas; ++k)
                { sali_max[i][j] = sali_max[i][j] + (maxnet[i][k] * y0[k][j]);
                printf("\n //////////////// %6.5f", sali_max[i][j]);
                fprintf(fp4, "\n\n Neto %d = %6.5f", i, sali_max[i][j]);
            }
        }
        printf("\n\n");
        fprintf(fp4, "\n\n");
    }
}

```

```

bioskey(0);

for(i=0;i<numclas;+i)
for (j=0;j<1;+j)
y0[i][j]=0;

for(i=0;i<numclas;+i)
{
for (j=0;j<1;+j)
{ if (sali_max[i][j] > 0) y0[i][j]=sali_max[i][j];
else
y0[i][j] = 0;
}
}

/*Se obtienen las salidas de la red de MAXNET*/

fprintf(fp4,"n");
fprintf(fp4, "nlas respuestas de la red MAXNET\n\n");

for(i=0;i<numclas;+i)
{for (j=0;j<1;+j)
{printf(" la salida de maxnet es: %6.5f",y0[i][j]);
fprintf(fp4," %6.5f", y0[i][j]);}

fprintf(fp4,"n");
printf("n");
}

for(i=0;i<numclas;+i)
{ for (j=0;j<1;+j)
{ if ( y0[i][j] > 0 ) ++aux;
printf("\nel valor de aux %d ",aux);}
}

m=m+1;

bioskey(0);

}
cierra_archivo(arch_sal,fp4);
}

```

clases

-1.00	1.00	1.00	-1.00	-1.00	1.00	1.00	-1.00	1.00	1.00	1.00	-1.00	1.00	1.00	1.00
1.00	1.00	1.00	1.00	-1.00	1.00	1.00	1.00	-1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
-1.00	1.00	1.00	-1.00	-1.00	1.00	1.00	-1.00	-1.00	1.00	1.00	-1.00	-1.00	1.00	1.00
-1.00	1.00	1.00	1.00	-1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
-1.00	-1.00	-1.00	-1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

vector de entrada

1.00	1.00	1.00	-1.00	-1.00	1.00	1.00	-1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
------	------	------	-------	-------	------	------	-------	------	------	------	------	------	------	------

net 0 = 14.00
net 1 = 13.00
net 2 = 11.00
net 3 = 13.00
net 4 = 11.00

el valor de la salida de Hamming

0.88
0.81
0.69
0.81
0.69

inicia el ciclo de MAXNET

iteración k = 0

ingreso neto a las neuronas de MAXNET

Neto 0 = 0.3700
Neto 1 = 0.2881
Neto 2 = 0.1477
Neto 3 = 0.2881
Neto 4 = 0.1477

las respuestas de la red MAXNET

0.3700
0.2881
0.1477
0.2881
0.1477

iteración k = 1

ingreso neto a las neuronas de MAXNET

Neto 0 = 0.2218
Neto 1 = 0.1260
Neto 2 = -0.0383
Neto 3 = 0.1260
Neto 4 = -0.0383

las respuestas de la red MAXNET

0.2218
0.1260
0.0000
0.1260
0.0000

iteración k = 2

ingreso neto a las neuronas de MAXNET

Neto 0 = 0.1790
Neto 1 = 0.0669
Neto 2 = -0.0806
Neto 3 = 0.0669
Neto 4 = -0.0806

las respuestas de la red MAXNET

0.17900
0.06690
0.00000
0.06690
0.00000

iteración k = 3

ingreso neto a las neuronas de MAXNET

Neto 0 = 0.1562
Neto 1 = 0.0251
Neto 2 = -0.0532
Neto 3 = 0.0251
Neto 4 = -0.0532

las respuestas de la red MAXNET

0.1562
0.0251
0.0000
0.0251
0.0000

iteración k = 4

ingreso neto a las neuronas de MAXNET

Neto 0 = 0.1470
Neto 1 = -0.0057
Neto 2 = -0.0351
Neto 3 = -0.0057
Neto 4 = -0.0351

las respuestas de la red MAXNET

0.1470
0.0000
0.0000
0.0000
0.0000

APENDICE B

```
/*PROGRAMA PARA EL ESCALAMIENTO DE LOS VECTORES ALMACENADOS
EN EL ARCHIVO C1015MD.DAT*/

#include <stdlib.h>
#include <stdio.h>
#include <ctype.h>
#include <math.h>
#include <conio.h>
#include <string.h>
#include <uc\bin\vrutinas4.c>
#define ATRIB 7

int i,atrib,numero,numero1,numero2;
float cont,cont1,cont3;
float a[ATRIB],b[ATRIB];
FILE *fp1,*fp2,*fp3;
char arch_gru[20],arch_esc[20];

void main()
{
    clrscr();

    /*LEE EL ARCHIVO QUE CONTIENE EL VALOR DE LOS COMPONENTES DE LOS VECTORES,
    EL NOMBRE DEL ARCHIVO C1015MD.DAT Y EL ARCHIVO DE SALIDA C101000.DAT*/

    fp2 = abre_archivo("daten7.dat","r");
    fscanf(fp2,"%d%s%s",&atrib,&arch_gru,&arch_esc);
    cierra_archivo("daten7.dat",fp2);

    fp1=abre_archivo(arch_gru,"r");

    /*ABRE EL ARCHIVO C1015MD.DAT CON EL FIN DE ENCONTRAR EL NUMERO MAS GRANDE DENTRO DEL
    CONJUNTO DE LOS DATOS*/

    numero=0;

    cont=0;
    cont1=0;

    do
    {
        if(feof(fp1))
            break;

        for (i = 0; i < atrib; i++)
        {
            fscanf(fp1,"%i",&a[i]);

            if(i==0)
            {
                cont=a[i];
            }

            if ((i>0) &&(a[i] >= cont))
            {
                cont=a[i];
            }
        }
    }
}
```

```

}

if(cont1 < cont)
{
cont1=cont;
printf("cont1= %2.15",cont1);
}

numero=numero+1;

printf("%d\n",numero);

} while (!feof(fp1)); /* cierra el while de fp1 */
cierra_archivo(arch_gru,fp1);

printf("el número mas grande en el archivo es: %2.9f",cont1);
bioskey(0);

/*SE ABRE EL ARCHIVO DE SALIDA C101000.DAT
PARA ALMACENAR LOS VECTORES ESCALADOS*/

fp1 = abre_archivo(arch_gru,"r");
fp3 = abre_archivo(arch_esc,"w");
numero1=0;

do

{

if(numero1==1000)
break;
else

{ for (i = 0; i < atrib; i++)
{
fscanf(fp1,"%f",&a[i]);
cont3=(1/cont1);
b[i]=a[i] * cont3;
fprintf(fp3,"%1.9f ",b[i]);
}
numero1=numero1+1;
printf("%d\n",numero1);

fprintf(fp3,"n");

}

} while(!feof(fp1));

cierra_archivo(arch_gru,fp1);
cierra_archivo(arch_esc,fp3);
}

```

APENDICE C

```
#include <stdlib.h>
#include <stdio.h>
#include <ctype.h>
#include <math.h>
#include <conio.h>
#include <string.h>
#include <c:\uc\bin\vutinas4.c>

#define ATRIB 6 /* N°mero máximo de atributos de entrada, modifi-
                cable si es necesario */
#define TRUE 1
#define NMAXC 1000 /*N°mero máximo de centroides*/

int atributos;
float umbral, patron[ATRIB], cen_actual[ATRIB], dist_eucl, memor_raiz, instancia;
char arch_pat[20], arch_rel[20], arch_gru[20], arch_cen[20];
long int indice = 0, centi = 0, num_centroi, nod_act = 0;
long int b[NMAXC];
float cen[NMAXC][ATRIB];

FILE *fp1, *fp2, *fp4, *fp5, *fp6;

/* fp1 archivo de parametros de entrada, contiene los valores de :
   umbral, atributos, etc; daten.dat
   fp2 archivo de patrones de entrada, acceso secuencial; arch_pat.dat
   fp4 archivo de estructura para asociar los patrones con sus respec-
   tivos centroides, acceso secuencial; arch_rel.dat
   fp5 archivo donde se almacenan los vectores ya clasificados por la red
   neuronal ART-2
   fp6 archivo donde se almacenan los centroides asociados a cada grupo
   o cEmulo formado por la red neuronal (ART-2)*/

/*
***** INICIO DEL PROGRAMA *****
*/

/* rutina para leer los parametros de entrada que contiene el valor de
umbral y los nombres de los archivos de entrada y de salida */

void lee_parametros()
{
    clrscr();
    fp1 = abre_archivo("daten6.dat", "r");
    fscanf(fp1, "%d%f%s%s%s", &atributos, &umbral, &arch_pat, &arch_rel, &arch_gru, &arch_cen);
    cierra_archivo("daten6.dat", fp1);
}

void inicializa_archivos()
{ /* abre (primera vez) los archivos que se van a utilizar en el sistema */

    fp2 = abre_archivo(arch_pat, "r");
    fp4 = abre_archivo(arch_rel, "w");
}

void primer_patron()

/* invariablemente, asocia el primer patrón con el primer centroide */
{ int i, centi = 0;
```

```

for (i = 0; i < atributos; i++)
{
    fscanf(fp2, "%f", &patron[i]);

    cent[0][i] = patron[i];
    printf(" %f", cent[0][i]);

    /* el primer centroide se almacena en la
    matriz va a contener a los centroides formados por la red */

    fprintf(fp4, " %2.9f", patron[i]);
}

centi++;
fscanf(fp2, "%f", &instancia);
fprintf(fp4, " %2.9f", instancia); /* graba en el arch_rel la instancia */

num_centroi = indice++;
b[0] = 1; /* el centroide tiene un patrón ahora */
nod_act=1;

fprintf(fp4, " %ld", num_centroi); /* graba en el arch_rel el número de */

/* centroide que pertenece el patron */

fprintf(fp4, "\n");
fclose_archivo(arch_rel, fp4);

}

void actualiza_centroide(long int resultado)

/* cuando el centroide ya existe, es afectado por el nuevo patrón asociado
a .i, de tal manera que se recalculan los pesos o "dirección ajustada"
del centroide */

{ int i;
float n;

n = ( float ) b[resultado];
printf("centroides");
for (i = 0; i < atributos; i++)
{ printf("%f", cen_actual[i]);

cen_actual[i] = (n/(n+1))*cen_actual[i] + (1/(n+1))*patron[i];
printf("%f", cen_actual[i]);
}

}

float distancia_euclidiana(int j)
/* calcula la distancia euclidiana de un patrón a un centroide */

{ int i;
float raiz;
/* ind_cen es el índice del centroide al que pertenece el patrón */

dist_eucl = 0;

for (i = 0; i < atributos; i++)
dist_eucl += (cent[j][i] - patron[i]) * (cent[j][i] - patron[i]);

printf("\n");
for (i = 0; i < atributos; i++)
{ printf("%f", cent[j][i]);
return(dist_eucl);
}
}

```

```

void rutinas(long int nod_act)
{
/* Una vez formados los centroides y clasificados los vectores de entrada a la red neuronal*/
/* se graban en el archivo arch_gru y el arch_cen*/

long int ij;

fp5=abre_archivo(arch_gru,"w");
fp6=abre_archivo(arch_cen,"w");
printf("nod %ld",nod_act);

i=0;
do
{
printf("b[i]= %ld",b[i]);

if ( b[i] > 1)
{
for(j=0;j<atributos;j++)
fprintf(fp6," %2.9f",cent[i][j]);
fprintf(fp6,"\n");
printf(" i=%ld",i);

fp4=abre_archivo(arch_rel,"r");

do
{
for(j=0;j<atributos;j++)
fscanf(fp4,"%f",&patron[j]);
fscanf(fp4,"%f",&instancia);
fscanf(fp4,"%ld",&num_centroi);
if(!feof(fp4))
break;

if (num_centroi == i)
{
fprintf(fp5,"1");
for(j=0;j<atributos;j++)
fprintf(fp5," %2.9f",patron[j]);
fprintf(fp5," %2.9f",instancia);
fprintf(fp5,"\n");
}

}while(!feof(fp4));
fprintf(fp5,"0");
fprintf(fp5,"\n");
cierra_archivo(arch_rel,fp4);

}

++i;

}while( i < nod_act);

cierra_archivo(arch_gru,fp5);
cierra_archivo(arch_cen,fp6);
}

```

```

void main()
{
    int i,j;
    long resultado=-1,ind_cen=0;

    float raiz,v_count,v_count1;
    lee_parametros();
    printf("umbral es :%f",umbral);
    inicializa_archivos();
    primer_patron();

    fp4=abre_archivo(arch_rel,"a"); /* abre los archivos en modo actualizar */

    do

    { printf("\n");
      for (i = 0; i < atributos; i++)
        { fscanf(fp2,"%f",&patron[i]);
          printf(" %f",patron[i]);
          fscanf(fp2,"%f",&instancia);
          centi++;
          printf("\n %ld",centi);
        }
      if(!feof(fp2))
        break;

/* extrae los centroides, uno a uno, del archivo donde est n grabados y
calcula la distancia euclidiana de cada uno de ellos. el centroide al
que pertenece el patrón es aquel que tiene la distancia euclidiana
mínima con ,l y que adem s no rebasa el umbral; de otra manera, se
crea un nuevo centroide */

      printf("\n% ld",nod_act);
      v_count=10000.00;

      for(i=0; i<nod_act; i++)
        {
          v_count1 = distancia_euclidiana(i); /* calcula dist_eucl */
          printf("la distancia \n");
          printf("%f", v_count1);

          if(v_count1 < v_count)
            { v_count = v_count1;
              ind_cen=i;
            }
        }

      raiz=sqrt(v_count);
      printf("Raiz\n");
      printf("%f",raiz);

      if(raiz <= umbral)
        resultado=ind_cen;
      else
        resultado=-1;

      if(resultado < 0)
        {
/* debe crearse un nuevo centroide, adem s de grabar el patrón */
          printf("\n entro");
          for (j = 0; j < atributos; j++)
            { cent[nod_act][j] = patron[j];
              fprintf(fp4," %2.9f",patron[j]);
              printf(" %f",cent[nod_act][j]);
            }
          fprintf(fp4," %2.9f",instancia);

          b[nod_act] = 1;
          nod_act++;
          printf("\n%ld",nod_act);
          num_centroi = indice++;
          fprintf(fp4," %ld",num_centroi);
        }
    }
}

```

```

        printf("num %ld", num_centroi);
        fprintf(fp4, "\n");
    }
    else if (resultado >= 0)
    {
        /* ubica en el archivo de centroides el índice de aquel que resultó el menor
        a fin de agrupar el patrón en ,l */

        printf("\n res %ld", resultado);

        for (i = 0; i < atributos; i++)

        { cen_actual[i] = cent[resultado][i];
          fprintf(fp4, " %2.9f", patron[i]);

        }

        actualiza_centroide(resultado);
        b[resultado]=b[resultado]+1;
        printf(" %ld", b[resultado]);
        fprintf(fp4, " %2.9f", instancia);
        fprintf(fp4, " %ld", resultado);
        printf("%ld", resultado);
        printf(fp4, "\n");
        for(i=0; i<atributos; i++)
        { cen[resultado][i]=0;
          cen[resultado][i]=cen_actual[i];

        printf(" %f", cen[resultado][i]);
        }

    }
} while (!feof(fp2)); /* cierra el while de fp2 */
cierra_archivo(arch_pat, fp2);
cierra_archivo(arch_rel, fp4);
rutinas(nod_act);
;

```

APENDICE D

```
/* Programa que se encarga de generar las reglas de producción a partir del
archivo que contiene los cEmulos*/
```

```
#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>
#include <string.h>
#include <c:\tbin\rutinas4.c>
```

```
#define ATRIB 7 /* m ximo número de atributos en el patrón */
```

```
float reg[ATRIB], maxatrib[ATRIB], minatrib[ATRIB];
int atributos = 7, cont; /* en el presente trabajo se manejan 7 atributos*/
float min, ocurre, ocurre1;
```

```
FILE *fp1, *fp2;
```

```
/* fp1 : archivo de entrada, secuencial, que contiene los cEmulos encon-
trados por el modelo de Resonancia Adaptativa (ART-2).
```

```
fp2 : archivo de salida, que contiene las reglas de producción forma-
das a partir de los cEmulos
```

```
*/
```

```
/*
***** INICIO DEL PROGRAMA *****/
*/
```

```
void form_regla()
```

```
/* esta rutina se encarga de leer secuencialmente el archivo de cEmulos y
tiene como objetivo estructurar las reglas de producción para posteriormente
almacenarlas en un archivo denominado reglas.dat */
```

```
{ int i, etiqueta,num;
float ocurre,ocurre1;
```

```
char *nombres[] = {
    "Emisión rayos Gama",
    "Porosidad",
    "Saturación de Agua",
    "Resistividad de la roca",
    "Resistividad del Agua",
    "Profundidad",
};
```

```
num=0;
```

```
for (i = 0; i < atributos; i++)
{ maxatrib[i] = 0.0;
minatrib[i] = 100.0;
```

```
/*se abren los archivos, de lectura y escritura*/
```

```
fp1 = abre_archivo("vector3.dat","r");
fp2 = abre_archivo("reglas.dat","w");
cont=0;
```

```
do
{ fscanf(fp1,"%d",&etiqueta);
```

```

if (etiqueta == 1) /* se trata de un patrón del cúmulo*/
{ for (j = 0; j < atributos; j++)
{
fscanf(fp1, "%f", &reg[j]);
if (reg[j] > maxatrib[j])
maxatrib[j] = reg[j];

if (reg[j] < minatrib[j])
minatrib[j] = reg[j];

}

cont=cont+1;

continue;
}
else if (etiqueta == 0) /* termina cúmulo, elabora regla */
{ num=num+1;
printf("%d\n", num);
ocurre=(float)cont;
ocurre1=ocurre/1000;

fprintf(fp2, "Si %s se encuentra dentro del intervalo [%2.9f , %2.9f]\n", nombres[0], minatrib[0], maxatrib[0]);

for (i = 1; i < atributos-1; i++)
fprintf(fp2, "Y %s se encuentra dentro del intervalo [%2.9f , %2.9f] \n", nombres[i], minatrib[i], maxatrib[i]);
fprintf(fp2, "Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [%2.9f , %2.9f]\n", minatrib[6], maxatrib[6]);
fprintf(fp2, "Con una ocurrencia de %2.9f\n\n", ocurre1);

for (i = 0; i < atributos; i++)
{ maxatrib[i] = 0.0;
minatrib[i] = 100.0;

}

fscanf(fp1, "\n");

cont=0;
}
} while (!feof(fp1));

/* cierra los archivos y termina la lectura */

cierra_archivo("vector3.dat", fp1);
cierra_archivo("reglas.dat", fp2);
}

void main()
{ clrscr();
form_regla();
printf("Se termina de elaborar las reglas!");
getch();
}

```

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [29.578001022, 29.867000580]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.034000020, 0.066999994]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.278000027, 0.571999967]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.266000003, 0.757000029]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.065999962, 0.355000019]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.427197933, 2.625014067]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.154000029, 0.319000036]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [32.277000427, 33.297000885]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.005999951, 0.027999969]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.343000025, 0.870999992]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.200999975, 1.300999999]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.025999986]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.427503347, 2.704566002]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.041000012, 0.274000049]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [36.187999725, 36.844001770]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.015000026, 0.061999992]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.310000032, 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.604000092, 2.311000109]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001999984, 0.573999941]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.427808046, 2.623184919]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.295999974]
Con una ocurrencia de 0.004000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [28.476999283, 29.305000305]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.005999951, 0.018999994]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.604999959, 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.845000029, 1.409999967]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.005000009]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.428112984, 2.436343193]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.140000045]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [23.122999191, 23.452999115]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.005000009, 0.018999994]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.648999989, 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.281999946, 1.457999945]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.008000034]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.428418159, 2.433294296]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.121999994]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [19.763999939, 19.999000549]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.006999992, 0.024000002]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.697000027, 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.917999983, 2.282999992]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041, 0.012000001]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.428723097, 2.431466103]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.103000000]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [18.163000107, 18.755001068]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.006999992, 0.017000010]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [1.000000000, 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [3.003000259, 3.301000357]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041, 0.003000025]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.429332018, 2.430855989]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.000000000]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [19.357000351, 19.693002701]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.005000009, 0.015999969]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.967999995, 1.000000000]

Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.214000106 , 1.735999942]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041 , 0.003999968]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.429636955 , 2.431160927]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.010000017]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [26.270999908 , 26.476999283]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.006999992 , 0.008999976]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [1.000000000 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.069000006 , 1.649999976]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041 , 0.001000041]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.432379961 , 2.436038017]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.000000000]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [28.632999420 , 29.298999786]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.001999984 , 0.042999998]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.207000032 , 0.283000022]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.034000020 , 0.331999958]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.010999960 , 0.569000065]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.433903933 , 2.722549915]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.314999938 , 0.377000064]
Con una ocurrencia de 0.005000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [28.008001328 , 28.038999557]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.015999969 , 0.063999973]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.345000029 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.100000024 , 1.620000055]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.003000025 , 0.406999975]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.435122967 , 2.611603022]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.274000049]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [33.812999725 , 34.219005585]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.008000034 , 0.027000027]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.706000030 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.869000077 , 2.046999931]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041 , 0.006999992]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.436646938 , 2.539669991]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.099000037]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [36.344001770 , 36.984004974]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.012000001 , 0.044000037]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.621999979 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.190999985 , 1.220000029]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041 , 0.005000009]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.436952114 , 2.448838949]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.133000061]
Con una ocurrencia de 0.005000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [34.280998230 , 35.344001770]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.001000041 , 0.130999982]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.273000002 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.032000035 , 0.796999991]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041 , 0.497999996]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.437257051 , 2.716758013]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.323000014]
Con una ocurrencia de 0.015000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [30.132999420 , 30.703001022]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.015999969 , 0.103000000]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.291000038 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.046000022 , 0.626999974]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041 , 0.453999937]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.437561989 , 2.685973883]

Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.00000000, 0.309000015]
Con una ocurrencia de 0.006000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [38.484004974, 39.750003815]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.006999992, 0.133999988]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.257999986, 0.702999949]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.049999986, 0.703999996]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.012000001, 0.895000041]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.438781023, 2.716454029]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.099999972, 0.333999932]
Con una ocurrencia de 0.041000001

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [33.422000885, 34.062999725]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.010999960, 0.171999991]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.264999956, 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.061999992, 0.678000033]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041, 0.393999964]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.439390898, 2.714319944]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.329000026]
Con una ocurrencia de 0.013000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [37.313003540, 38.202999115]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.025999986, 0.056999985]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.659000039, 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.595000029, 1.315000057]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001999984, 0.029999955]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.440915108, 2.458898067]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.118000031]
Con una ocurrencia de 0.005000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [31.025001526, 31.757999420]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.008000034, 0.070999965]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.262000054, 0.955999970]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.046000022, 0.417000026]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.973999977]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.442743063, 2.710053205]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.013999985, 0.331000030]
Con una ocurrencia de 0.007000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [48.418998718, 49.625003815]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.029000010, 0.097000048]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.264000028, 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.079000004, 1.075999975]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.005000009, 0.479000032]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.443352938, 2.716149330]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.329999983]
Con una ocurrencia de 0.024000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [57.375000000, 58.765998840]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.013000043, 0.137000024]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.274999976, 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.073000051, 1.523000002]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041, 0.465999961]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.443658113, 2.715844154]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000, 0.321000010]
Con una ocurrencia de 0.022000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [52.609001160, 54.109001160]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.020000035, 0.132000014]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.285000026, 0.957000017]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.101000018, 1.179000020]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.008000034, 0.794000089]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.443962097, 2.644520998]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.013000043, 0.314000010]
Con una ocurrencia de 0.018999999

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [56.167999268 , 57.071998596]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.029000010 , 0.07000023]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.288000047 , 0.811999977]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.108999953 , 1.450999975]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.012000001 , 0.479000032]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.444267035 , 2.622575045]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.061000049 , 0.310999990]
Con una ocurrencia de 0.009000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [51.109001160 , 52.233005524]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.022000019 , 0.133999988]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.326000035 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.238000050 , 0.654999971]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.003999968 , 0.419999957]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.445182085 , 2.596667051]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.285000026]
Con una ocurrencia de 0.013000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [47.344001770 , 48.390998840]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.015999969 , 0.094999969]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.252000034 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.006999992 , 0.638000071]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.003999968 , 0.720000088]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.445486069 , 2.713406086]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.338999957]
Con una ocurrencia de 0.023000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [44.359001160 , 45.797000885]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.008000034 , 0.145999998]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.269999981 , 0.935000002]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.036000006 , 0.537000000]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.003999968 , 0.796999991]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.445791960 , 2.713710070]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.020000035 , 0.324999988]
Con una ocurrencia de 0.033000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [54.719001770 , 55.967998505]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.024000002 , 0.046999965]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.501000047 , 0.922999918]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.006999969 , 1.991999984]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.005000009 , 0.046999965]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.446706057 , 2.491206884]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.024000002 , 0.187000000]
Con una ocurrencia de 0.010000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [40.443000793 , 42.172000885]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.012000001 , 0.202999979]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.233000025 , 0.808000028]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.025000043 , 0.533000052]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.012000001 , 1.195999980]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.447925091 , 2.717062950]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.061999992 , 0.354000002]
Con una ocurrencia de 0.045000002

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [58.524002075 , 59.549999237]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.039999969 , 0.063000031]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.463999987 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.248999953 , 1.703999996]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.006999992 , 0.080000043]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.450668097 , 2.495778084]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.206000000]
Con una ocurrencia de 0.005000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [42.852005005 , 44.172000885]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.010999960 , 0.065999962]

Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.259999961 , 0.992999971]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.039000031 , 0.563000023]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.006999992 , 0.632000089]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.451277971 , 2.714015245]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.001999984 , 0.333000004]
Con una ocurrencia de 0.027000001

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [60.625003815 , 61.991004944]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.008000034 , 0.178999975]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.314999938 , 0.899999976]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.180000022 , 0.654999971]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.008000034 , 0.405999959]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.452192307 , 2.567101955]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.030999996 , 0.293000042]
Con una ocurrencia de 0.014000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [65.023002625 , 66.250000000]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.025999986 , 0.168999955]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.460999936 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.231000051 , 1.218000054]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.005999951 , 0.274999976]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.452497005 , 2.484501123]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.207000032]
Con una ocurrencia de 0.008000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [64.484001160 , 64.703002930]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.036000006 , 0.053000014]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.429000020 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.200000063 , 1.200999975]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.005999951 , 0.082999967]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.453411102 , 2.496387959]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.224000067]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [62.765998840 , 63.654998779]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.027000027 , 0.030999996]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.574999988 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.154999971 , 1.570000052]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.003999968 , 0.018999994]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.453716040 , 2.481758118]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.152999982]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [54.765998840 , 55.984001160]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.012000001 , 0.101999961]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.280000001 , 0.969000041]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.118000031 , 0.618000031]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.006999992 , 1.100000024]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.454325914 , 2.689327002]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.008999976 , 0.317000031]
Con una ocurrencia de 0.014000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [51.094005585 , 52.109001160]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.010000017 , 0.046999965]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.348999977 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.332000017 , 1.928000093]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.145999998]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.456154108 , 2.560395956]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.271000028]
Con una ocurrencia de 0.004000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [47.469001770 , 48.359001160]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.029999955 , 0.080999985]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.298999995 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.276999950 , 1.906000137]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.005000009 , 0.589999914]

Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.456459045 , 2.622879982]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.304000020]
Con una ocurrencia de 0.005000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [41.062999725 , 42.286998749]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.010000017 , 0.101000018]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.264999956 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.067999959 , 2.253999949]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001999984 , 0.607000053]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.456763983 , 2.701519012]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.329000026]
Con una ocurrencia de 0.010000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [49.780998230 , 50.875000000]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.005000009 , 0.094000027]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.279000044 , 0.989000022]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.068000041 , 1.074000001]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.005000009 , 1.214000106]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.457679033 , 2.705785990]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.003000025 , 0.317999989]
Con una ocurrencia de 0.024000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [54.125000000 , 54.490001678]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.029000010 , 0.094999969]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.314000010 , 1.000000000]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.391999960 , 1.238000154]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.003999968 , 0.204000026]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.460726976 , 2.714930058]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.000000000 , 0.293999970]
Con una ocurrencia de 0.005000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [49.469001770 , 49.875000000]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.030999996 , 0.044000037]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.688999951 , 0.825999975]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.539000154 , 1.911999941]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.008000034 , 0.017999953]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.463774204 , 2.467736959]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.056000039 , 0.106000029]
Con una ocurrencia de 0.004000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [46.437999725 , 46.702999115]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.030999996 , 0.042999998]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.460999936 , 0.835000038]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.583999991 , 1.924000144]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.008000034 , 0.051999971]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.464078903 , 2.630805016]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.053000014 , 0.207000032]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [45.625000000 , 45.655998230]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.010999960 , 0.037999988]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.509999990 , 0.814000070]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.748999953 , 2.219000101]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.003999968 , 0.012000001]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.464689016 , 2.631109953]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.060000006 , 0.183000043]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [63.041999817 , 64.279998779]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.034999963 , 0.135000035]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.276999980 , 0.515999973]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.075000033 , 0.509000063]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.116999984 , 1.065999985]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.470479965 , 2.601849318]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.180000022 , 0.319000036]
Con una ocurrencia de 0.008000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [59.564998627 , 60.609001160]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.013999985 , 0.135999978]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.312000036 , 0.527999938]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.123999983 , 1.108999968]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.037000045 , 0.564000070]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.471090078 , 2.567405939]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.173999965 , 0.295000017]
Con una ocurrencia de 0.009000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [66.094001770 , 66.934997559]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.034000020 , 0.113999970]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.480000049 , 0.559000015]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.417000026 , 1.057000041]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.025000043 , 0.142999977]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.472614050 , 2.481148005]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.159999982 , 0.197999969]
Con una ocurrencia de 0.004000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [45.984004974 , 47.250000000]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.027999969 , 0.108000018]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.252000034 , 0.462000012]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.013000043 , 1.174999952]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.142000034 , 1.062999964]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.476881027 , 2.711272001]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.207000032 , 0.338000029]
Con una ocurrencia de 0.017999999

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [60.791000366 , 61.497005463]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.020000035 , 0.029000010]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.609000027 , 0.670000076]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.623999953 , 2.203000069]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.010000017 , 0.015999969]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.479015112 , 2.479624271]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.113000013 , 0.137999967]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [66.025001526 , 66.417999268]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.025000043 , 0.032000035]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.566999972 , 0.628000021]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.251000047 , 1.892000079]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.017999953 , 0.018999994]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.479928970 , 2.484195948]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.130000025 , 0.156999961]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [68.950996399 , 69.859001160]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.025999986 , 0.029999955]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.561999977 , 0.574999988]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.003000021 , 1.208999991]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.017000010 , 0.022000019]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.482367039 , 2.482976913]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.152999982 , 0.159000039]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [68.238998413 , 68.533996582]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.022999961 , 0.024000002]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.595000029 , 0.600000083]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.441000104 , 1.882000089]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.015999969 , 0.015999969]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.483282089 , 2.483891010]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.142000034 , 0.144000024]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [52.804000854 , 53.217998505]

Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.048000004 , 0.049999986]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.495000064 , 0.496000022]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.085000038 , 1.519000053]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.044000037 , 0.056000039]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.488768101 , 2.490901947]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.190600042 , 0.190000042]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [48.452999115 , 50.047004700]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.053999957 , 0.106999971]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.247000024 , 0.310999990]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.022000019 , 0.570000052]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.822000027 , 1.868000031]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.500046015 , 2.675610304]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.295000017 , 0.343000025]
Con una ocurrencia de 0.012000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [51.186004639 , 52.594001770]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.029999955 , 0.099000037]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.252000034 , 0.329000026]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.046999965 , 0.382999986]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.442000061 , 1.437000155]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.501569986 , 2.689022064]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.284000069 , 0.338999957]
Con una ocurrencia de 0.013000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [44.280998230 , 45.562999725]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.037000045 , 0.116000041]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.207000032 , 0.298000038]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.034999963 , 0.458999962]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.836000025 , 1.929999948]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.502789021 , 2.722853899]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.305000037 , 0.377000064]
Con una ocurrencia de 0.018999999

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [39.437999725 , 40.546001434]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.037000045 , 0.317999989]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.243000060 , 0.424000025]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.008000034 , 0.474999934]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.284000069 , 1.636000037]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.503703117 , 2.730778933]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.226999968 , 0.345999956]
Con una ocurrencia de 0.022000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [37.313003540 , 38.313003540]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.017999953 , 0.163000017]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.269999981 , 0.398000002]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.025999986 , 0.573000014]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.061000049 , 0.934000015]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.504617929 , 2.666162014]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.241999999 , 0.324999988]
Con una ocurrencia de 0.024000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [34.922000885 , 36.160999298]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.027000027 , 0.163000017]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.218000010 , 0.352999926]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.017000010 , 0.479000032]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.171999991 , 1.468000054]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.504921913 , 2.724073887]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.267999977 , 0.367000014]
Con una ocurrencia de 0.021000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [38.297000885 , 39.280998230]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.044999979 , 0.125999972]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.252000034 , 0.326000035]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.037999988 , 1.797999978]

Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.499000013 , 0.912000000]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.507360935 , 2.671343088]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.285000026 , 0.338999957]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [39.297000885 , 40.159999847]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.096000008 , 0.180000022]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.235000029 , 0.266999960]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.046000022 , 0.145999998]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.410000086 , 3.738000154]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.508579969 , 2.653359890]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.326999962 , 0.351999998]
Con una ocurrencia de 0.005000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [36.437999725 , 37.640998840]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.053999957 , 0.159000039]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.226000026 , 0.303000063]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.030999996 , 0.493000001]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.251999974 , 2.289999962]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.511322975 , 2.718282938]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.300999969 , 0.360000044]
Con una ocurrencia de 0.016000001

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [33.620998383 , 34.883998871]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.039000031 , 0.166000038]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.252000034 , 0.323000014]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.025000043 , 0.285000026]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.539000034 , 1.774999976]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.511933088 , 2.730474949]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.288000047 , 0.338999957]
Con una ocurrencia de 0.018999999

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [38.234001160 , 39.469001770]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.041999955 , 0.144999966]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.221000031 , 0.312000036]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.010000017 , 0.201000005]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.083999991 , 1.883999944]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.513457060 , 2.731084108]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.295000017 , 0.363999993]
Con una ocurrencia de 0.014000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [32.187999725 , 33.200000763]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.044999979 , 0.171000049]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.231000051 , 0.304000020]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.034000020 , 0.257999986]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.927999973 , 1.887000084]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.514065981 , 2.681706905]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.300999969 , 0.355999976]
Con una ocurrencia de 0.008000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [32.069000244 , 33.000000000]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.008999976 , 0.092999980]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.266999960 , 0.379000008]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.032000035 , 0.547000051]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.027000027 , 0.867000043]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.515285969 , 2.731389046]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.252999961 , 0.326999962]
Con una ocurrencia de 0.014000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [36.125000000 , 37.062999725]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.010999960 , 0.108999953]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.250000060 , 0.363999993]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.025000043 , 0.528999984]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.046999965 , 1.085999966]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.516505003 , 2.710357904]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.261000007 , 0.340000004]

Con una ocurrencia de 0.018999999

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [29.973001480 , 30.313001633]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.034000020 , 0.116999984]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.252000034 , 0.300000042]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.039000031 , 0.159000039]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.472999960 , 1.000000000]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.521382093 , 2.685668945]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.303000063 , 0.338999957]
Con una ocurrencia de 0.004000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [31.859001160 , 33.182998657]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.068000041 , 0.180999964]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.223000020 , 0.274000049]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.012000001 , 0.252000034]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.121000051 , 2.957999945]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.521687031 , 2.719501972]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.321999937 , 0.362000018]
Con una ocurrencia de 0.005000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [33.306999207 , 34.380001068]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.051000033 , 0.192000017]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.206000000 , 0.269000053]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.020999977 , 0.211999953]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.614000082 , 2.736000061]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.521991253 , 2.729599898]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.326000035 , 0.377999991]
Con una ocurrencia de 0.008000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [34.030998230 , 34.359001160]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.068000041 , 0.348999977]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.180999964 , 0.255000055]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.125000030 , 0.553000033]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [5.304999828 , 5.389999866]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.523210049 , 2.575330973]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.336000025 , 0.401000082]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [31.156002045 , 31.843999863]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.080999985 , 0.377000064]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.195999980 , 0.261000007]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.012000001 , 0.020999977]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [5.038000107 , 5.304999828]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.523514986 , 2.726207972]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.331000030 , 0.386000007]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [28.909002304 , 29.422000885]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.362000018 , 0.399999976]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.240000024 , 0.247999966]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.008999976 , 0.010999960]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [6.173999786 , 6.482999802]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.524125338 , 2.595143080]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.342000008 , 0.348999977]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [36.547000885 , 37.566001892]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.058000021 , 0.194000006]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.190000042 , 0.279000044]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.005999951 , 0.209000036]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.743000031 , 3.155999899]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.525343895 , 2.725598097]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.317999989 , 0.391999960]
Con una ocurrencia de 0.005000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [34.905998230 , 35.719005585]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.049999986 , 0.168999955]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.213000000 , 0.276000023]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.005000009 , 0.293000042]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.717000127 , 2.940000057]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.525649071 , 2.730170012]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.319999963 , 0.370999992]
Con una ocurrencia de 0.007000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [30.781000137 , 30.836000443]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.096000008 , 0.144999966]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.216999963 , 0.261000007]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.034000020 , 0.211999953]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.984999895 , 3.756000280]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.526562929 , 2.674086094]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.331999958 , 0.367999971]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [41.844001770 , 42.890998840]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.015999969 , 0.103000000]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.214999974 , 0.377000064]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.020000035 , 0.626999974]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.056000039 , 1.401000023]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.527173042 , 2.723769188]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.254000008 , 0.369999945]
Con una ocurrencia de 0.029999999

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [46.922000885 , 48.265998840]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.039000031 , 0.094000027]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.241999999 , 0.309000015]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.022000019 , 0.467000008]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.671999991 , 1.593999982]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.532963991 , 2.690850973]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.297000021 , 0.347000003]
Con una ocurrencia de 0.016000001

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [40.015998840 , 40.125000000]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.032000035 , 0.037999988]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.331000030 , 0.365000039]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [3.353000164 , 3.667000055]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.111000031 , 0.228000030]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.548814058 , 2.577159882]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.261000007 , 0.281999975]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [25.563999176 , 25.938001633]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.030999996 , 0.080000043]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.204000026 , 0.321000010]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.046999965 , 0.247999966]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.444999963 , 1.307000041]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.558871984 , 2.720721006]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.288999975 , 0.379000008]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [24.187999725 , 25.094001770]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.005000009 , 0.046000022]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.216000035 , 0.297000021]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.034999963 , 0.410000026]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.024000002 , 0.877000093]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.571063995 , 2.721025944]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.305000037 , 0.367999971]
Con una ocurrencia de 0.006000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [27.336000443 , 28.063999176]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.041000012 , 0.055000000]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.243999988 , 0.257000029]

Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.11500002 , 0.451000035]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.896000028 , 1.256999969]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.586608887 , 2.602762938]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.335000008 , 0.345000029]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [42.813003540 , 43.890998840]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.044999979 , 0.140999988]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.214999974 , 0.272000074]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.017999953 , 0.298000038]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.110999942 , 2.365999937]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.587828159 , 2.679877996]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.323000014 , 0.369999945]
Con una ocurrencia de 0.011000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [38.571998596 , 38.694000244]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.084999956 , 0.206000000]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.224999994 , 0.257999986]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.080000043 , 0.147999987]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [3.625000000 , 4.127999783]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.590570927 , 2.718586922]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.333999932 , 0.361000001]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [42.390998840 , 43.055000305]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.089000024 , 0.166999966]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.237000003 , 0.259000033]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.006999992 , 0.036000006]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.734999895 , 3.677000284]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.590876102 , 2.693289042]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.333000004 , 0.350999951]
Con una ocurrencia de 0.004000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [49.511001587 , 50.797004700]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.097000048 , 0.125999972]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.243999988 , 0.267999977]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.012000001 , 0.070999965]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.194999933 , 2.966000080]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.595752954 , 2.691765070]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.326000035 , 0.345000029]
Con una ocurrencia de 0.004000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [28.016000748 , 28.555000305]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.061000049 , 0.101999961]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.228999972 , 0.257000029]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.197999969 , 0.345999956]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.470000029 , 2.061000109]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.605201960 , 2.680486917]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.335000008 , 0.358000040]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [45.653999329 , 46.734001160]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.046000022 , 0.075999975]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.238999993 , 0.297000021]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.044000037 , 0.474999934]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.583999991 , 1.325000048]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.606726170 , 2.713100910]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.305000037 , 0.348999977]
Con una ocurrencia de 0.009000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [53.984001160 , 54.328002930]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.056999985 , 0.080999985]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.257999986 , 0.281000048]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.058000021 , 0.154000029]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.779999971 , 1.511999965]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.609468937 , 2.691459894]

Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.317000031, 0.333999932]
Con una ocurrencia de 0.004000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [22.302999496, 22.608999252]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.041999955, 0.154000029]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.173999965, 0.245999962]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.037000045, 0.173000023]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [3.755000353, 3.868999958]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.624403954, 2.696337223]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.343000025, 0.408000052]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [22.391000748, 23.047000885]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.066999994, 0.070999965]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.247000024, 0.274000049]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.166000038, 0.202999979]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.955000043, 1.639000058]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.624708891, 2.639643908]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.321999937, 0.342000008]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [53.462005615, 53.780998230]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.063000031, 0.070999965]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.233000025, 0.245000020]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.125999972, 0.487999976]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.582999945, 1.705000043]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.625622988, 2.669209957]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.343999982, 0.354000002]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [44.780998230, 44.930000305]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.001000041, 0.015000026]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.312999964, 0.406999975]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.141000032, 1.187999964]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.001000041, 0.061000049]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.628670931, 2.705481052]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.236000061, 0.295000017]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [51.484004974, 52.328002930]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.077999957, 0.113000013]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.238000050, 0.259000033]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.030999996, 0.348000020]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.006000042, 2.455000162]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.633852959, 2.669514894]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.333000004, 0.350000024]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [40.730998993, 42.155998230]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.042999998, 0.084000006]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.216000035, 0.269000053]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.056000039, 0.307000041]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.144000053, 1.828999996]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.634462118, 2.717367887]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.326000035, 0.369000018]
Con una ocurrencia de 0.008000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [41.875000000, 42.172000885]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.094000027, 0.109999999]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.219000056, 0.223000020]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.018999994, 0.477999985]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [4.208000183, 4.262000084]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.640254259, 2.684144974]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.362000018, 0.365999997]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [43.437999725 , 44.187999725]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.075999975 , 0.097999990]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.279000044 , 0.291000038]
Y Saturación de la roca se encuentra dentro del intervalo [1.342000008 , 1.574000001]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.085999966 , 1.220000029]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.640558958 , 2.663418055]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.309000015 , 0.317999989]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [43.952999115 , 45.305999756]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.063000031 , 0.097000048]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.211000010 , 0.252000034]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.005000009 , 0.238999993]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.312999964 , 3.080000162]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.645740032 , 2.671039104]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.338000029 , 0.372999996]
Con una ocurrencia de 0.005000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [56.750003815 , 57.041000366]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.039000031 , 0.082999967]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.266000003 , 0.281999975]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.037000045 , 0.120999955]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.588999987 , 1.098999977]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.665246964 , 2.698471308]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.316000015 , 0.328000009]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [48.422000885 , 48.640998840]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.056999985 , 0.142000034]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.214999974 , 0.247000024]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.079000004 , 0.204000026]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.460000038 , 3.105000257]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.666770935 , 2.728341103]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.342000008 , 0.369999945]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [31.434999466 , 32.161998749]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.051999971 , 0.068000041]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.204999968 , 0.245000020]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.041000012 , 0.097999990]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.953999996 , 2.019000053]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.668294907 , 2.725292921]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.345000029 , 0.379000008]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [46.248004913 , 46.515998840]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.073999994 , 0.101999961]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.219000056 , 0.228999972]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.025999986 , 0.058000021]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [3.542000055 , 4.004000187]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.669819355 , 2.692070007]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.357000023 , 0.365999997]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [40.262001038 , 41.187999725]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.049000047 , 0.070999965]
Y Saturación de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.211000010 , 0.219000056]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.085999995 , 0.149000019]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.273999929 , 2.780000210]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.670124054 , 2.728646040]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.365999997 , 0.372999996]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [34.731998444 , 35.437999725]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.061000049 , 0.097999990]

Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.214000031 , 0.228000030]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.048000004 , 0.073999994]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [2.677000046 , 3.345000267]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.680182934 , 2.724683046]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.358000040 , 0.369999945]
Con una ocurrencia de 0.003000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [38.872001648 , 39.469001770]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.065000013 , 0.118999965]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.192000017 , 0.218000010]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.029999955 , 0.048000004]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [5.133999825 , 5.671999931]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.684450150 , 2.720110893]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.367000014 , 0.391000032]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [49.604999542 , 50.250000000]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.063999973 , 0.099000037]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.197000042 , 0.228000030]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.034000020 , 0.104999989]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [3.599999905 , 3.825000286]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.693593979 , 2.723464012]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.358000040 , 0.386000007]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [23.389001846 , 24.072000504]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.039000031 , 0.051000033]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.175000012 , 0.181999996]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.022000019 , 0.055000000]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [3.615000010 , 4.219999790]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.696032047 , 2.696641922]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.399999976 , 0.406999975]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [16.780000687 , 17.431999207]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.001999984 , 0.005999951]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.209000036 , 0.219999999]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.053999957 , 0.133000061]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [0.003999968 , 0.044999979]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.721635103 , 2.721940279]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.365000039 , 0.374999970]
Con una ocurrencia de 0.002000000

Si Emisión rayos Gama se encuentra dentro del intervalo [29.562999725 , 30.078001022]
Y Porosidad se encuentra dentro del intervalo [0.039999969 , 0.058000021]
Y Saturacion de Agua se encuentra dentro del intervalo [0.197000042 , 0.224000067]
Y Resistividad de la roca se encuentra dentro del intervalo [0.060000006 , 0.207000032]
Y Resistividad del Agua se encuentra dentro del intervalo [1.705000043 , 2.276000261]
Y Profundidad se encuentra dentro del intervalo [2.728035927 , 2.729254961]
Entonces la saturación de Hidrocarburos se encuentra dentro del intervalo [0.362000018 , 0.386000007]
Con una ocurrencia de 0.003000000

BIBLIOGRAFÍA

- 1) Adarraga, M.P y Zaccagnini S.J, Psicología e Inteligencia Artificial, Trotta S.A, Madrid, 1994, pág 119-239.
- 2) Caudill, M, y Butler C, Understanding Neural Networks, MIT Press Cambridge Massachussets, London England, volumen I : Basic Networks 1992, pág 3-8.
- 3) Chorafas, D.M, Knowledge Engineering: Knowledge adquisition, Knowledge representation, The role of the knowledge engineer and domains fertile for AI implementation, Van Nostrand Reinhold, New York, 1990, pág 25-44.
- 4) Deithel, H.M, Como programar en C/C++ , Prentice Hall Hispanoamerica S.A, México, segunda edición 1995.
- 5) Durkin, J, "Reasoning from a given set of facts to general rules in variable if example can create decision-marking patterns" , " Designing and Induction Expert Systems", AI EXPERT, diciembre 1991, pág 29-35.
- 6) Dutta, S, Knowledge & Applied Artificial Intelligence, Butterworth-Heinemann Ltd, Gran Bretaña, 1993, pág 32-54.
- 7) Firebaugh, W. M, Artificial Inteligence : A knowlegde Based Approach, Pws-Kent, Boston, 1989, pág 26-65.
- 8) Freeman, James A. y Skapura, David M, Redes Neuronales, Addison Wesley Iberoamericana - Diaz de Santos, Estados Unidos de América,1993, pág 1-44 y 306-359.
- 9) Frenzel, E.L, A fondo: Sistemas Expertos, Anaya Multimedia S.A, España, 1987, pág 9-32.
- 10) Gómez, P.A y varios, Biología: Unidad Diversidad y Continuidad de los seres vivos, Compañía Editorial Continental S.A, México D.F,1973, pág 579-593
- 11) Gonzáles A,R y Valles M, A, Sensibilización de parámetros de una red neural que reconoce patrones en base de datos, Tesis de Licenciatura UNITEC, México D.F, 1991.
- 12) Hilera, G.J y Martínez ,H. Redes Neuronales Artificiales, Addison Wesley Iberoamericana S.A de la edición RA-MA, Madrid, 1995, pág 1-113.
- 13) Kurzziel, R, La era de las máquinas inteligentes, Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), México D.F, primera edición en 1994, pág 307-374.
- 14) Larson, R, E y Edwards, B.L, Introducción al Algebra Lineal, Limusa S.A de C.V. 1995, México.
- 15) Medsker, L y Leibewitz J, Design and Development of Expert Systems and Neural Networks, Macmillan Publishing Company Inc, Estados Unidos de América, 1994, pág 1-28,31-33, 69-76, 97-103.
- 16) Mompin, P.J, Inteligencia Artificial, conceptos, técnicas y aplicaciones, Marcombo S.A, Barcelona,1987, pág 3-12.
- 17) Müller, B y Reinhartdt, J, Neural Network An Introduction, Springer Verlag Berlin Heidelberg, Alemania, 1990, pág 2-21.
- 18) Nebendaht,D, Sistemas Expertos: Introducción a la técnica y Aplicación, Marcombo S.A. España,1988, pág 13-43 y 55-57.
- 19) Nilsson, N.J, Principios de Inteligencia Artificial, Diaz de Santos S.A, Madrid,1987, pág 17-47.

-
- 20) Noback y varios, El sistema Nervioso Humano Introducción y Repaso, Interoamericana Mc.Graw Hill, México D.F.1991, 19-35.
 - 21) Pech, E.I., "Soluciones Avanzadas: Tecnologías de Información y Estrategias de Negocios", "Data Warehouse", 15 de Junio de 1996, pág. 40-43.
 - 22) Piatetsky- Shapiro, G y Frawley, F.W, Knowledge Discovery in Databases, AAAI Press, Estados Unidos de América,1991, pág 1-22.
 - 23) Portilla, G. V, Simulación de una red neuronal, Tesis de maestría ESIME-IPN, México,1991.
 - 24) Reyes, S.G y varios, "XII Reunión de Inteligencia Artificial", "Herramienta de Adquisición del conocimiento empleando una red neuronal ART-2", LIMUSA S.A de C.V, México D.F, Septiembre 1995, pág 181-187.
 - 25) Shildt, H, Utilización de C en Inteligencia Artificial, McGraw Hill Interamericana de México, México, 1989, pág 1-13.
 - 26) Simons, G.L; Introducción a la Inteligencia Artificial, Díaz de Santos S.A, Madrid, 1987, pág 15-59.
 - 27) Turban,E, Expert Systems and Applied Artificial Intelligence, Macmillan Publishing Company, Estados Unidos de América,1992, pág 117-206.
 - 28) Yoh Han,Pao, Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks, ed. Addison Wesley Publishing Company Inc, 1989, pág 171-183.
 - 29) Zurada, J.M, Introduction to Artificial Neural Svstems, West Publishing Company, Estados Unidos de América, 1993, pág 3-21, 35-89 y 391-444.