

UNIVERSIDAD CENTROCCIDENTAL “LISANDRO ALVARADO”  
DECANATO DE CIENCIAS Y TECNOLOGÍA  
MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN  
MENCIÓN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

**MODELADO CON LÓGICA DIFUSA Y ALGORITMOS GENÉTICOS  
DE UN MECANISMO REGULADOR DE LA GLUCEMIA**

AUTOR: Ing° Wilmer Mayurel Ozaí López

TUTOR: Lic. Belkis López de Lameda

Barquisimeto, Febrero de 2005

UNIVERSIDAD CENTROCCIDENTAL “LISANDRO ALVARADO”  
DECANATO DE CIENCIAS Y TECNOLOGÍA  
MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN  
MENCIÓN INTELIGENCIA ARTIFICIAL

**MODELADO CON LÓGICA DIFUSA Y ALGORITMOS GENÉTICOS  
DE UN MECANISMO REGULADOR DE LA GLUCEMIA**

Proyecto de Trabajo de Grado para optar al grado de  
Magíster Scientiarum en Ciencias de la Computación  
Mención Inteligencia Artificial.

AUTOR: Ing° Wilmer Mayurel Ozal López

TUTOR: Lic. Belkis López de Lameda

Barquisimeto, Febrero de 2005

## ÍNDICE

	Pag.
RESUMEN	
INTRODUCCIÓN	1
<b>CAPÍTULO</b>	
<b>I EL PROBLEMA</b>	<b>3</b>
Planteamiento del Problema	3
Objetivos	8
General	8
Específicos	8
Justificación e Importancia	9
Alcance y Limitaciones	11
<b>II MARCO TEÓRICO</b>	<b>14</b>
Antecedentes Históricos	14
Antecedentes Científicos	17
Bases Teóricas	20
Mecanismo Regulador de la Glucemia	20
Diabetes	20
Diabetes Tipo I o Insulinodependiente	22
Diabetes Tipo II o no Insulinodependiente	22
Importancia del Diagnóstico	23
Tratamiento	24
Modelado con lógica difusa	24
Operadores	26
Conjuntos Difusos	27
Controladores Difusos	30
Estructura de un Controlador Difuso	31
Algoritmo Genéticos	34
Técnica de Selección	39
Implementación del Elitismo	41
Técnicas de Cruce	41
Técnicas de Mutación	42
Definición de Términos Básicos	43

III	MARCO METODOLÓGICO	Pag. 45
	Tipo de Investigación	46
	Fases del Estudio	46
	Fase 1: Diagnóstica	47
	Fase 2: Estudio de Factibilidad	49
	Fase 3: Diseño de la Propuesta	50
	Fase 4: Ejecución y Evaluación de la Propuesta	53
IV	PROPUESTA DE ESTUDIO	54
	Objetivos Generales	54
	Objetivo Específicos	54
V	EJECUCIÓN DE LA PROPUESTA	59
	Creación del Controlador Difuso	59
	Creación de la Simulación del Controlador Difuso como Mecanismo Regulador de la Glucemia	65
	Desarrollo de la Herramienta Propuesta con Algoritmo Genético	67
	Características del Algoritmo Genético Desarrollado	72
	Experimentos Realizados	77
	Análisis de la Variable de Salida del Controlador Desarrollado	84
VI	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	87
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	90

## ÍNDICE DE CUADROS

	Pag.
<b>Cuadro 1</b>	
Intervalos de la variable de entrada Glucosa y de la variable de salida Insulina	48
<b>Cuadro 2</b>	
Intervalos de la variable de entrada Variación de la Glucosa	48
<b>Cuadro 3</b>	
Codificación del Cromosoma	51
<b>Cuadro 4</b>	
Intervalos de la variable de entrada Glucosa	60
<b>Cuadro 5</b>	
Intervalos de la variable de entrada Variación de la Glucosa	61
<b>Cuadro 6</b>	
Intervalos de la variable de salida Insulina	62
<b>Cuadro 7</b>	
Estructura de la Base de la Base de Datos	68
<b>Cuadro 8</b>	
Protocolo de Insulinoterapia	85
<b>Cuadro 9</b>	
Conversión del Protocolo de Insulinoterapia a Escala mU	86

## ÍNDICE DE GRÁFICOS

	Pag.
<b>Gráfica 1.</b> Comportamiento Número 1 del Algoritmo Genético $P_c = 0.4$ ; $P_m = 0.0$	77
<b>Gráfica 2.</b> Comportamiento Número 2 del Algoritmo Genético, $P_c = 0.6$ ; $P_m = 0.2$	78
<b>Gráfica 3.</b> Comportamiento Número 3 del Algoritmo Genético, $P_c = 0.6$ , $P_m = 0.1$	79
<b>Gráfica 4.</b> Comportamiento Número 4 del Algoritmo Genético, $P_c = 0.7$ ; $P_m = 0.1$	80
<b>Gráfica 5.</b> Comportamiento Número 5 del Algoritmo Genético, $P_c = 0.8$ ; $P_m = 0.05$	82

## ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

	Pag.
<b>Figura 1.</b> Función de pertenencia de un conjunto difuso.	25
<b>Figura 2:</b> Ejemplo de Conjuntos Difusos en el universo de la edad.	29
<b>Figura 3.</b> Estructura genérica de un controlador lógico difuso.	31
<b>Figura 4.</b> Sistema de evolución.	57
<b>Figura 5.</b> Funciones de membresía de la variable de entrada Glucosa.	61
<b>Figura 6.</b> Funciones de membresía de la variable de entrada Variación de la Glucosa.	62
<b>Figura 7.</b> Funciones de membresía de la variable de salida Insulina.	63
<b>Figura 8.</b> Inferencia de un conjunto de reglas.	64
<b>Figura 9.</b> Modelo a desarrollar en Simulink.	66
<b>Figura 10.</b> Interfaz de usuario del Algoritmo Genético.	69
<b>Figura 11.</b> Interfaz de usuario del conjunto de entrenamiento.	70
<b>Figura 12.</b> Interfaz de usuario de datos estadísticos.	71

UNIVERSIDAD CENTROCCIDENTAL “LISANDRO ALVARADO”  
DECANATO DE CIENCIAS Y TECNOLOGÍA  
MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN  
MENCION INTELEGENCIA ARTIFICIAL

## **MODELADO CON LÓGICA DIFUSA Y ALGORITMOS GENÉTICOS DE UN MECANISMO REGULADOR DE LA GLUCEMIA**

**AUTOR: Ing° Wilmer Mayurel Ozal López**  
**TUTOR: Prof. Belkis López de Lameda**  
**AÑO : 2005**

### **RESUMEN**

A través del presente trabajo se presenta una investigación sobre la evolución del conjunto de reglas de un modelo con lógica difusa utilizando un algoritmo genético, a través del cual se desarrolló una herramienta computacional que permita llevar a cabo pruebas de dicha evolución a un modelo realizado con lógica difusa. Para la realización del proyecto se construyó aparte de la herramienta computacional con algoritmo genético, modelos con lógica difusa que simulen el mecanismo regulador de la glucemia en humanos. En función de los resultados obtenidos, se observó cómo se comporta el modelo construido cuando su conjunto de reglas se vean evolucionadas y cómo son los resultados de acuerdo con criterios apropiados de desempeño. Se analizarán la especificación de la estructura, la estimación de parámetros y la validación del modelo, aplicados al caso de un sistema que simule el mecanismo regulador de la glucemia, basado en un patrón de comportamiento ajustado a un protocolo de insulino terapia. Se probaron diversas alternativas, para ello y se realizó una comparación de los resultados experimentales obtenidos. El modelo escogido ha sido capaz de mejorar su comportamiento, y logró un balance óptimo entre la cantidad de concentración de glucosa en la sangre y la cantidad de insulina que debe suministrarse a un paciente que lo requiera. El modelado con lógica difusa ayuda a analizar el comportamiento dinámico de un sistema en el cual su conjunto de reglas no sean dictadas por un experto humano en su totalidad sino obtenidas a través de una herramienta computacional.

**Palabras Clave:** *Algoritmo Genético, Lógica Difusa, Modelado Difuso.*



## INTRODUCCIÓN

Las técnicas de inteligencia artificial se han convertido en una herramienta fundamental para abordar problemas complejos, principalmente del área de control. A diferencia de la lógica convencional, en donde sólo son posibles los valores de falso o verdadero, la lógica difusa permite definir valores intermedios en un intento por aplicar un modo de pensamiento similar al humano en la programación de computadoras y sistemas en general.

Una de las características de la lógica difusa a destacar, es su capacidad para operar con conceptos vagos o ambiguos propios del razonamiento cualitativo, fundado sobre un soporte matemático que permite extraer conclusiones cuantitativas a partir de un conjunto de observaciones (antecedentes) y reglas cualitativas (base de conocimiento).

Un algoritmo genético es un método de optimización que manipula una cadena de números en una forma similar a como los cromosomas son modificados en la evolución biológica, con el fin de obtener un individuo o respuesta que cumpla lo más cercanamente posible con los requerimientos del problema. En el área de control, los algoritmos tienen dentro de sus usos, dos aplicaciones que resultan muy importantes en el contexto de este trabajo:

Para la caracterización de plantas, al aplicarlo de esta forma se debe tener una fórmula que describa el comportamiento de la planta. Aquí el algoritmo se encarga de encontrar los parámetros que hacen que la ecuación sea lo más aproximada posible a la planta real, permitiendo así obtener un modelo que pueda ser utilizado posteriormente en simulaciones.

Para la sintonización de controladores, aquí la función de rendimiento se define de acuerdo con el comportamiento deseado para la planta controlada.

Para mostrar la aplicación de esta combinación de técnicas, se presenta en este trabajo una modelización del sistema regulador de la glucemia, basado en un patrón de comportamiento ajustado a un protocolo de insulino terapia, siendo de especial interés debido a que su dinámica se conoce con escasa precisión. Dentro de esta modelización con lógica difusa se realizarán pruebas de reglas de inferencias generadas a través de una herramienta computacional y así determinar el comportamiento del mismo en cuanto al rendimiento observado.

# **CAPÍTULO I**

## **EL PROBLEMA**

### **Planteamiento del Problema**

La falta de diagnóstico de la diabetes o el control inadecuado de la glucemia pueden permitir el avance de la enfermedad y la aparición de complicaciones renales, oculares y cardiovasculares. En Venezuela, de acuerdo a la Asociación Nacional contra la Diabetes (2004) “de los dos millones y medio de personas que padecen esta enfermedad, existe cerca de un millón que lo ignora”. (p. 2). Con el objetivo de mantener estable el nivel de "azúcar" en la sangre, hoy la medicina ha desarrollado nuevas herramientas y tratamientos menos rigurosos que en otros tiempos. Pero para enfrentar la enfermedad, hay que conocerla.

Cuando se habla del azúcar en la sangre se hace referencia a un hidrato de carbono en particular, la glucosa. Para su correcto uso en el organismo, existe la insulina, una hormona secretada por el páncreas que, además de retirar de circulación los excedentes de la glucosa, se encarga de facilitar su entrada a las células del hígado y los músculos, donde se deposita en forma de glucógeno, y de que penetre a las células adiposas para almacenarse como grasa. De esta manera, el cuerpo reserva energía.

Pero este mecanismo de regulación puede fallar y aumentar el nivel de glucosa en sangre, también llamada glucemia, que es la manifestación más visible de la enfermedad diabética.

Mucho se dice de la diabetes y se la describe como una enfermedad silenciosa, se hace hincapié en los antecedentes familiares y en síntomas como sed excesiva y abundante emisión de orina, pero, en realidad, los valores altos de glucosa en sangre obedecen a causas diferentes.

Para hacer diabetología, argumenta Ruiz (2004), hay que:

saber escuchar y esperar. Escuchar al paciente y también a su grupo familiar, que debe estar preparado para tomar decisiones. El tratamiento es un verdadero trabajo en equipo que apunta a un balance entre los diferentes aspectos de la enfermedad. El éxito de la tarea se basa en conocer el mecanismo de regulación personal de la glucemia como base para la estrategia dirigida a que el paciente pueda mantener su organismo compensado. (p. 27)

Como se puede observar, las características del mecanismo regulador de la glucemia enmarcan su tratamiento en un proceso de modelado de las variables personales para así diseñar un tratamiento específico, pero dinámico y flexible, que en un ciclo recursivo se retroalimente de los resultados para alcanzar la compensación del paciente.

Este proceso de modelado puede realizarse con lógica difusa, y el ciclo recursivo desarrollarse mediante algoritmos genéticos que incorporen un conjunto de reglas de inferencia que optimicen el tratamiento del paciente.

En este sentido, los sistemas basados en lógica difusa aparecen como herramientas muy útiles en la modelación de sistemas complejos como el mecanismo regulador de la glucemia; y de hecho, según Indriago (2003) los controladores “están considerados en la actualidad como una de las aplicaciones más extendidas de los sistemas basados en lógica difusa” (p. 23).

Ahora bien, si bien es cierto que en un controlador difuso, los conjuntos de reglas de inferencia expresan en forma cualitativa la experiencia adquirida en estrategias de control por los controladores expertos, también lo es el hecho de que posee una estructura que

resulta, algunas veces, difícil de ajustar si no se posee suficiente información del experto humano que controla el proceso.

Ciertamente, el proceso de construcción de las reglas de inferencia es quizás uno de los mayores problemas presentados durante el desarrollo de sistemas basados en lógica difusa; por lo general, las reglas son obtenidas a partir de la experiencia de expertos en la operación del sistema; además, en opinión de Vargas (2003) “la representación del conocimiento de un sistema experto por medio de reglas de inferencia del tipo si-entonces es difícil debido a la posibilidad de insertar reglas que nunca serán utilizadas, reglas algunas veces incoherentes y hasta contradictorias” (p. 20)

Desde esta perspectiva, analizando los mecanismos usados para regular la glucemia en tratamientos de insulino terapia ¿Es posible crear un algoritmo que produzca resultados similares?.

Los algoritmos genéticos se presentan como una opción que proporciona un buen desempeño en el desarrollo de sistemas adaptativos y con capacidad de aprender. En los algoritmos genéticos el proceso de evolución está basado en la búsqueda paralela del comportamiento óptimo a partir de un conjunto de ejemplos de comportamiento generados al azar. Con la aplicación de una función de evaluación basada en la medida de la aptitud de la solución generada, los algoritmos genéticos pueden acercarse a una solución que satisfaga las exigencias dadas según un modelo de comportamiento óptimo establecido a priori.

La idea básica es la siguiente: se genera un conjunto con algunas de las posibles soluciones. Cada una va a ser llamada *individuo*, y a dicho conjunto se le denominará *población*.

Cada individuo tiene una información asociada a él. En un problema de optimización corresponde a las variables libres, es decir, aquellas a las que el algoritmo tiene que asignar un valor para que una función sea mínima o máxima para esos valores, la caracterización del sistema biológico. Esta función se denominará *función de adaptación*; y determina el grado de adaptación de un individuo. A la información asociada se la va a denominar *código genético*.

Las características de los individuos, sean beneficiosas o no, se van a denominar *fenotipos*. La información asociada a un individuo se compone de partes indivisibles denominados *cromosomas*.

Un fenotipo puede estar en más de un cromosoma, en cuyo caso puede ser que el hijo herede un fenotipo que no tenía ni el padre ni la madre, sino una combinación de ambos. Un ejemplo en el humano es el color de la piel o la estructura del cráneo. En caso de que el hijo tenga parte de los genes del padre y parte de los genes de la madre que intervienen en un fenotipo, se va a crear una característica nueva asociada a ese fenotipo.

De todas formas, es necesario garantizar que el conjunto de los cromosomas posea una ley de composición interna respecto al operador de cruce definido sobre el alfabeto cromosómico. El cromosoma debe tener en dicho caso tantos valores como el producto del número de valores posibles que tenga cada fenotipo del cromosoma.

Esto es un inconveniente para los problemas de naturaleza discreta y con un conjunto de soluciones acotado, ya que puede ocurrir que no se puedan obtener soluciones que pertenezcan a alguna parte del espacio de estados.

Obsérvese que, tanto la forma de codificar los fenotipos en los cromosomas, como la determinación de qué es fenotipo, o dicho de otra forma, como la información va a ser almacenada en el código genético, son de vital importancia en los algoritmos genéticos.

Escoger equivocadamente la forma de almacenar la información puede ralentizar la convergencia, que se tarde más en encontrar la solución, o que no converja de ninguna forma, es decir, que la población esté errando aleatoriamente por efecto de las mutaciones y de los cruzamientos, sin llegar nunca a un punto estable, en un fenómeno que se denomina *deriva genética*.

En el caso de un mecanismo tan complejo como el de regulación de la glucemia, puede ser peor, ya que, si existen variables libres en la función de adaptación no controladas dentro del genoma, es posible llegar a una solución estable que no es el mínimo de la función de adaptación, y que puede que ni siquiera sea el mínimo local. Es interesante que parte de la información heurística de la que se dispone ha de ser suficiente como para permitir una codificación razonablemente buena; si no, la implementación de este algoritmo y su convergencia no será satisfactoria.

Los hechos y reflexiones planteadas hasta ahora hacen surgir las siguientes interrogantes:

¿Cuál es la información heurística más pertinente para el desarrollo e implementación de un modelo con lógica difusa del mecanismo de regulación de la glucemia basado en un patrón de comportamiento ajustado a un protocolo de insulino terapia mediante el uso de algoritmos genéticos?

¿Cuál es la función de adaptación adecuada para la construcción de modelos con lógica difusa que permitan la regulación del mecanismo de la glucemia a través de un conjunto de reglas de inferencias generadas por algoritmos genéticos?

¿Cuál es la forma idónea de codificar los fenotipos en los cromosomas para que el modelo con lógica difusa del mecanismo de regulación de la glucemia en humanos alcance resultados óptimos en relación a criterios de desempeño previamente determinados?

## **Objetivos de la Investigación**

### **Objetivos Generales**

Diseñar y construir una solución computacional basada en algoritmos genéticos, que tenga la capacidad de generar un conjunto de reglas de inferencias óptimas, para ser aplicadas a un controlador difuso utilizado para simular un patrón de comportamiento ajustado a un protocolo de insulino terapia.

### **Objetivos Específicos**

1. Identificar la información heurística más pertinente para el desarrollo e implementación de un modelo con lógica difusa del mecanismo de regulación de la glucemia en humanos basado en un patrón de comportamiento ajustado a un protocolo de insulino terapia mediante el uso de algoritmos genéticos.
2. Establecer la función de adaptación adecuada para la construcción de modelos con lógica difusa que permitan la regulación del mecanismo de la glucemia basado en un patrón de comportamiento ajustado a un protocolo de insulino terapia a través de un conjunto de reglas de inferencias generadas por algoritmos genéticos.
3. Elaborar la codificación idónea de los fenotipos en los cromosomas para que el modelo con lógica difusa del mecanismo de regulación de la glucemia realizado alcance resultados óptimos en relación a criterios de desempeño previamente determinados.



## **Justificación del Estudio**

El 90 % de los diabéticos presenta una variante de la enfermedad conocida como tipo II o diabetes no insulino dependiente (Asociación Nacional contra la Diabetes, 2004). La alteración básica reside en la resistencia a la acción de la insulina a nivel de los tejidos, fundamentalmente en el hígado y en los músculos. El organismo posee insulina, pero ésta no logra que el azúcar entre en las células. Frente a esta situación, el páncreas produce mayores cantidades de hormona; con el tiempo, si el órgano continúa siendo exigido, puede llegar a un agotamiento total y el paciente necesitará un aporte externo. Muy condicionada por factores genéticos y antecedentes familiares, este tipo de diabetes aparece también por otras causas, como la obesidad, que aumenta la resistencia a la insulina. Suele presentarse entre los 30 y los 40 años y, como carece de síntomas, el 50 % de quienes la padecen, lo ignora.

Así, resalta la relevancia de este estudio puesto, que aporta soluciones específicas al desarrollo de la enfermedad y evoluciona con la misma en un proceso recursivo que tiene como meta la compensación del paciente.

Al respecto, existen distintos modelos del sistema regulador de la glucemia basados en diversas teorías de control (Indriago, 2003). Los modelos de regulación clásicos, aplicados ampliamente en sistemas lineales o con alto grado de estructuración, no ofrecen una solución adecuada en su aplicación sobre este mecanismo biológico regulador, debido a que se conoce con escasa precisión la dinámica de éste. Es aquí donde los modelos de

regulación basados en conjuntos difusos se aplican a sistemas con una base de conocimientos equivalente a la que posee un experto en la materia, tomando decisiones dependiendo de la combinación de valores de ciertos factores que ejercen una influencia débilmente determinada sobre la dinámica de tales sistemas. Éste es el caso del sistema a tratar y, en consecuencia, se planteará abordar su estudio mediante lógica difusa y probar el beneficio de generar un conjunto de reglas de inferencia que sean generadas por la herramienta computacional propuesta a desarrollar.

En atención a esto, la presente investigación, aporta elementos heurísticos importantes y analizados con exclusivo enfoque científico para identificar los aspectos del mecanismo regulador de la glucemia susceptibles de ser controlados con la finalidad de alcanzar la compensación metabólica del paciente afectado.

Ello significa encontrar algún método alternativo que ayude a mejorar la creación de reglas de inferencia en un controlador difuso y por que no también a mejorar las técnicas utilizadas actualmente a suministrar las cantidades exacta de insulina a paciente que la requieran debido a alguna patología relacionada con la necesidad de suministro de ésta, aunque existen diferentes mecanismos para regular la glucemia de forma artificial, de ellos, el más habitual consiste en la inyección de varias dosis diarias de insulina sintética. Esta terapia no logra un control óptimo, pues es difícil adaptar las necesidades de insulina a lo largo del día con suministros externos puntuales de la misma. Un mecanismo más sofisticado es el dispositivo denominado bomba de insulina. Aunque los resultados de esta terapia son mejores que los derivados de la inyección de insulina, existen inconvenientes asociados a la misma, como es la carencia de realimentación en la infusión de insulina con respecto al nivel de glucosa y la necesidad de una programación previa, que implica una falta de autonomía. Por consiguiente, la propuesta de esta investigación representa una alternativa de vida para el paciente afectado.

Adicionalmente, los resultados obtenidos a través de la investigación podrán utilizarse para realizar mejoras y hacer nuevos análisis con miras a la creación de una herramienta mejorada, donde no sólo se generen un conjunto de reglas sino que sean generados otros parámetros como las funciones o conjuntos difusos a utilizar, lo cual ayudaría a resolver el problema práctico de obtener datos sólo del experto humano. Este hecho constituye una contribución cognitiva importante que podría servir de base para el modelado de mecanismos de regulación de otras enfermedades de origen homeostático.

El modelo propuesto con algoritmos genéticos ayudará al comportamiento de un controlador difuso basado en un conjunto de reglas de inferencias del tipo “Si-Entonces”, donde dichas reglas de inferencias óptimas serán generadas no por un experto humano sino a través de la generación de la herramienta computacional desarrollada. De esta manera, la línea de investigación de la Coordinación de Postgrado de Ciencia y Tecnología de la Universidad Centroccidental “Lisandro Alvarado” generará una solución práctica a un problema de carácter social, respaldando la labor de la cátedra universitaria en la consecución de una mejor calidad de vida para los ciudadanos que forman parte de su entorno de acción.

## **Alcances y Limitaciones**

### **Alcance**

Este trabajo de investigación se enfocará en la construcción de un modelo con lógica difusa que simule el comportamiento del mecanismo regulador de la glucemia en cuanto a la cantidad de insulina que debe suministrarse de acuerdo a la concentración de glucosa en la sangre, donde el conjunto de reglas de inferencia estén evolucionando de acuerdo a la herramienta computacional realizada.

Se realizará pruebas al algoritmo genético realizado con diversos parámetros, cambiando la probabilidad de cruce, probabilidad de mutación, a partir de datos generados y con un conjunto de reglas iniciales generados empíricamente. Se compararán los resultados experimentales obtenidos de los diferentes modelos construidos en función de las reglas generadas y las iniciales. Se determinará cuál de los modelos implementados tiene un balance óptimo, con base en criterios establecidos por la medicina actual en la cantidad de insulina necesaria para distintos niveles de concentración de glucosa en la sangre.

El algoritmo genético a construir sólo evolucionará las reglas, dejando abierta la posibilidad a futuras investigaciones de evolucionar la creación de los conjuntos difusos en base a los criterios de desempeño utilizados en este trabajo de investigación.

## **Limitaciones**

Entre las limitaciones a considerar en el desarrollo de la investigación se encuentran:

El modelo difuso a construir para evolucionar el conjunto de reglas a través del algoritmo genético es una abstracción simplificada del sistema biológico de regulación de la glucemia, siendo su principal componente el páncreas, órgano productor de la hormona insulina quien contrarresta la excesiva producción de glucosa y productor de la hormona glucagón, que tiene como función generar el proceso de glucogenólisis.

Ahora bien, debido a la escasa información que se tiene en la actualidad acerca de la dinámica del sistema regulador de la glucemia, podrían dejarse de considerar algunas variables que dicho sistema involucra y esta limitación cognitiva constituir una simplificación de la abstracción que restringiría la eficiencia de la propuesta para lograr la compensación del paciente afectado.

La información sobre el mecanismo regulador, para tratamientos de insulino terapia, se circunscribirá a la que pueda ser recabada en base a entrevistas con expertos del área de endocrinología del Hospital "Antonio Maria Pineda".

La solución computacional a diseñar será sólo para arquitecturas de hardware tipo PC y bajo un ambiente Windows. De este modo, su utilización se circunscribe a aquellos usuarios que tengan acceso a este sistema operativo y aquella estructura física.

## **CAPÍTULO II**

### **MARCO TEORICO**

#### **Antecedentes Relacionados con la Investigación**

##### *Antecedentes Históricos*

Cuando en Darwin en 1859 publica su libro “El origen de las especies” causó una agria polémica en el mundo científico por las revolucionarias teorías en él contenidas: que las especies evolucionan acorde al medio, para adaptarse a éste. Con ello, el universo pasaba de ser una creación de Dios, estática y perfecta desde su inicio, a un conjunto de individuos en constante competición y evolución para poder perpetuar su especie en el tiempo. La existencia de una especie pasa así a ser algo dinámico; las especies se crean, evolucionan y desaparecen si no se adaptan. Para cada especie animal, la naturaleza proponía un crudo filtro: sólo los mejores, los más aptos, los que mejor se adapten al medio conseguían sobrevivir lo suficiente para llegar a la madurez, y encontrar una pareja para perpetuar sus aptitudes que le hacían más apto.

La informática ve aquí un claro proceso de optimización. Se toman los individuos mejor adaptados, mejores soluciones temporales, se cruzan o mezclan, generando nuevos individuos, nuevas soluciones, que contendrán parte del código genético, información de sus dos antecesores, y, por lo tanto, aunque el nuevo individuo no tenga que estar forzosamente mejor adaptado, de hecho, puede que ni la probabilidad de que el nuevo

individuo generado esté mejor adaptado que los padres sea alta, el promedio de la adaptación de toda la población sí mejora, ya que tienden a perpetuarse y extenderse las mejores características, y a extinguirse las poco beneficiosas o perjudiciales. No es necesario desarrollar un individuo mejor. En los algoritmos genéticos se crea una nueva abstracción, la población, cuya función de adaptación mejorará globalmente, por lo que puede que se encuentre algún individuo con mejores características.

Posteriormente, Holland en 1975 intuyó la posibilidad de incorporar la semántica de la evolución natural a procesos de optimización, y comenzaron así los estudios en algoritmos genéticos orientados en dos aspectos: a) Imitar los procesos adaptativos de los sistemas naturales; b) Diseñar sistemas artificiales (normalmente programas) que retengan los mecanismos importantes de los sistemas naturales.

Por su parte, los conjuntos difusos fueron desarrollados por Zadeh (1965) como instrumento en el modelado de sistemas complejos difíciles de analizar a través de las técnicas matemáticas convencionales. Esta herramienta ha sido aplicada satisfactoriamente en muchas áreas de aplicación, utilizando reglas lingüísticas que describen al sistema que modelan.

La lógica difusa provee por sí misma un medio para acoplar estas tareas. En cierto nivel, la lógica difusa puede ser vista como un lenguaje que permite trasladar sentencias sofisticadas en lenguaje natural a un lenguaje matemático formal. Mientras la motivación original fue ayudar a manejar aspectos imprecisos del mundo real, la práctica temprana de la lógica difusa permitió el desarrollo de aplicaciones prácticas. Aparecieron numerosas publicaciones que presentaban los fundamentos básicos con aplicaciones potenciales. Esta frase marcó una fuerte necesidad de distinguir la lógica difusa de la teoría de probabilidad. Tal como se entiende ahora, la teoría de conjuntos difusos y la teoría de probabilidad tienen diferentes tipos de incertidumbre.

Pero esta idea no es nueva, para muchos, estuvo bajo el nombre de lógica difusa durante 25 años, pero sus orígenes se remontan hasta 2,500 años. Aún Aristóteles consideraba que existían ciertos grados de veracidad y falsedad. Platón había considerado ya grados de pertenencia.

En el siglo XVIII el filósofo y obispo anglicano Irlandés, George Berkeley y David Hume describieron que el núcleo de un concepto atrae conceptos similares. Hume en particular, creía en la lógica del sentido común, el razonamiento basado en el conocimiento que la gente adquiere en forma ordinaria mediante vivencias en el mundo. En Alemania, Immanuel Kant, consideraba que sólo los matemáticos podían proveer definiciones claras, y muchos principios contradictorios no tenían solución. Por ejemplo la materia podía ser dividida infinitamente y al mismo tiempo no podía ser dividida infinitamente. Particularmente la escuela americana de la filosofía llamada pragmatismo fundada a principios de siglo por Charles Sanders Peirce, cuyas ideas se fundamentaron en estos conceptos, fue el primero en considerar "vaguedades", más que falso o verdadero, como forma de acercamiento al mundo y a la forma en que la gente funciona.

La idea de que la lógica produce contradicciones fue popularizada por el filósofo y matemático británico Bertrand Russell, a principios del siglo XX. Estudio las vaguedades del lenguaje, concluyendo con precisión que la vaguedad es un grado. El filósofo austríaco Ludwig Wittgenstein estudió las formas en las que una palabra puede ser empleada para muchas cosas que tienen algo en común. La primera lógica de vaguedades fue desarrollada en 1920 por el filósofo Jan Lukasiewicz, visualizó los conjuntos con un posible grado de pertenencia con valores de 0 y 1, después los extendió a un número infinito de valores entre 0 y 1.



### *Antecedentes Científicos*

A continuación se presentan investigaciones realizadas en distintos ámbitos del quehacer científico que permiten establecer parámetros de referencia en el aspecto conceptual y metodológico referentes a los objetivos de la investigación.

Según Montbrun (2003) en su investigación titulada *Uso de la Lógica Difusa como Metodología de Modelaje en el Cálculo de la Caída de Presión en Sistemas Bifásicos*, propone una metodología de modelaje que incorpora el uso de la lógica difusa al modelado de las transiciones entre los patrones de flujo, para lograr de esa forma una representación suave de dichos cambios. Para verificar dicha metodología se desarrollaron modelos de cálculo de caída de presión para flujo agua-aceite en tuberías verticales y horizontales y para flujo aire-keroseno en tuberías inclinadas.

En el caso vertical se utilizaron criterios de transición desarrollados para sistemas de características similares, a partir de los cuales se definieron las transiciones entre los diferentes patrones. Los resultados obtenidos mostraron para todo el rango de patrones de flujo un error de casi 8% para el modelo convencional, en tanto que, el modelo difuso reduce dicho error en un 12%.

En el caso horizontal, en el cual se disponía de suficientes datos experimentales, se desarrolló un mapa de flujo donde se definieron las transiciones en base al conocimiento experimental. Los resultados obtenidos mostraron para todo el rango de patrones de flujo un porcentaje de error para el modelo convencional cercano al 8%, en tanto que, el modelo difuso reduce dicho error en un 20.5%.

En el caso inclinado se utilizaron criterios de transición desarrollados para dos sistemas, con lo que se demostró la importancia que tiene, sobre el cálculo de la caída de presión en la tubería, la buena determinación del patrón de flujo presente. Los resultados obtenidos mostraron para todo el rango de patrones de flujo un porcentaje de error para el modelo

convencional seleccionado cercano al 9%, en tanto que, el modelo difuso solamente reduce dicho error en un 3%. Ello se debe al hecho de que el modelo difuso mejora la representación de las transiciones entre un patrón de flujo y otro, y debido a que estas zonas de transición son un porcentaje pequeño del número total de datos, entonces el error promedio no se ve altamente afectado. Sin embargo, la mejora obtenida con el modelo difuso se observó claramente al analizar los resultados en forma puntual, en donde se apreció que la disminución de error varía significativamente, teniendo casos extremos que van desde una disminución del error de 0,70 % hasta un 31%.

En general, dada las mejoras obtenidas al representar las transiciones con los modelos difusos, este antecedente confirma que la lógica difusa es una herramienta sencilla, versátil y bastante adecuada para representar fenómenos de regulación. Además, tomando en cuenta la diversidad en el tratamiento de cada uno de los casos estudiados, es posible plantear el método como generalizado para el modelaje de este tipo de sistemas, concatenándose así al objetivo de este trabajo.

Por su parte, Delgado (2003) en su trabajo de ascenso Modelaje y Simulación del Corazón: desde la célula al órgano, tiene por objetivo estudiar los sistemas biológicos para tratar de extraer modelos de comportamiento que permitan ser usados en la resolución de problemas complejos.

Así, se elaboró la función de adaptación que describe la dinámica de la red, durante su proceso de estabilización al ser usada para resolver problemas de optimización combinatoria. Además, se proponen algoritmos de aprendizaje y mecanismos adaptativos basados en procesos evolutivos y lógica difusa. Una extensión que esta actualmente en desarrollo, permitiría usar el modelo neuronal en la resolución de problemas para los cuales el flujo de diferentes tipos de señales entre neuronas es fundamental.

Inspirados en la teoría de la programación evolutiva desarrollada por Holland en los años 70, la cual estaba basada en la lucha darwiniana de las especies por su supervivencia y la teoría de la herencia genérica de Mendel, los algoritmos genéricos han surgido como una técnica la cual ha dado resultados excelente en la resolución de problemas de optimización. Este antecedente aborda el análisis de las virtudes de dicha técnica, pero en especial de optimizar su desempeño a nivel de sus tiempos de ejecución, las calidades de sus soluciones y sus mecanismos adaptativos.

En el ámbito de los tiempos de ejecución hemos se proponen esquemas de paralelización que exploten diferentes aspectos, uno el paralelismo de su estructura interna, otro el paralelismo en el proceso de búsqueda en el espacio de soluciones y finalmente otro en la traza de modificaciones que se van dejando de generación en generación. En el de las calidades de soluciones, se han mezclado los métodos neuronales o técnicas de búsqueda local como el temple simulado con los algoritmos genéticos para proponer algoritmos de resolución de problemas de optimización combinatorios mas eficientes (algoritmos híbridos). Finalmente, en el nivel de los mecanismos adaptativos, se abunda en las aplicaciones de los algoritmos genéticos como máquinas de aprendizaje.

Ambos antecedentes permiten establecer la utilidad de la lógica difusa y los algoritmos genéticos como herramientas para el modelado de sistemas biológico, como el de regulación de la glucemia, con un alto grado de eficiencia en cuanto al logro de criterios de desempeño.

## **Bases Teóricas**

### ***Mecanismo Biológico Regulador de la Glucemia***

#### ***Descripción***

La mayor fuente de energía que ingresa al cuerpo humano proviene de un hidrato de carbono en particular, la glucosa. Para su correcto uso en el organismo, existe la insulina, una hormona secretada por el páncreas que, además de retirar de circulación los excedentes de la glucosa, se encarga de facilitar su entrada a las células del hígado y los músculos, donde se deposita en forma de glucógeno, y de que penetre a las células adiposas para almacenarse como grasa. De esta manera, el cuerpo reserva energía.

Se trata de un mecanismo homeostático que puede fallar y aumentar el nivel de glucosa en sangre, causando un cuadro sintomático llamado glucemia, que es la manifestación más visible de la enfermedad diabética.

#### ***Diabetes***

Es una enfermedad metabólica, que pertenece al grupo de las glucogénesis, enfermedades producidas por depósito o acumulación de glucógeno (sustancia que se forma en el organismo para almacenar la energía que proviene de los hidratos de carbono).

Las glucogénesis son trastornos que afectan a la formación y utilización del glucógeno, dando lugar a concentraciones o estructuras anormales del mismo.

El glucógeno es un polisacárido formado por moléculas de glucosa unidas entre sí de una forma especial que confiere a la molécula una estructura arbórea, que permite acumular millones de moléculas de glucosa.

El glucógeno se sintetiza y almacena en los tejidos hepático y muscular, y los niveles pueden variar notablemente en ambos tejidos, como consecuencia de la alimentación y de los estímulos hormonales. En el hígado su misión es mantener la glucemia, y alcanza una concentración de 70 mg/g de tejido, superior a la del músculo, 15 mg/g de tejido, dónde se utiliza para la obtención de energía durante la contracción muscular.

El glucógeno se sintetiza fundamentalmente en el tejido hepático a partir de la glucosa, una vez dentro de los tejidos la glucosa se transforma en glucógeno mediante una cadena de reacciones enzimáticas. La glucosa, mediante una hexocinasa, se transforma en glucosa-6-fosfato, que a su vez se convierte en glucosa-1-fosfato mediante otra enzima, la fosfoglucomutasa. La glucosa-1-fosfato se transforma en uridindifosfato glucosa y posteriormente, se van añadiendo restos de glucosa, por acción de la glucógeno sintetasa. Finalmente mediante la enzima ramificante se completa la estructura normal del glucógeno.

La degradación del glucógeno se lleva a cabo mediante dos sistemas enzimáticos: la fosforilasa y la enzima desramificante.

La fosforilasa libera glucosa-1-fosfato. La enzima desramificante es una proteína bifuncional: su actuación incluye dos pasos, en el primero, deja un único resto de glucosa unido a la cadena central, en el segundo paso la degrada a glucosa libre. Esta degradación del glucógeno se traduce en la formación de glucosa libre en un 8-10% y de glucosa-1-fosfato en un 90%. La glucosa-1-fosfato es convertida en glucosa-6-fosfato por acción de la fosfoglucomutasa.

Para poder ser liberada al torrente sanguíneo y de este modo mantener la glucemia, la glucosa-6-fosfato debe ser desfosfatada a glucosa mediante la enzima glucosa-6-fosfatasa. En el músculo, la glucosa-1-fosfato y la glucosa-6-fosfato entran en la glucólisis para la obtención de ATP durante la contracción muscular.

La regulación del metabolismo del glucógeno en el hígado se produce a través de la concentración de glucosa extracelular; el hígado actúa como dador o receptor de glucosa, para mantener la glucemia, dependiendo de los niveles de glucosa extracelulares, y las enzimas fosforilasa y sintetasa son más importantes en este mecanismo de regulación. Hormonas como el glucagón activan la glucogenólisis a través de una serie de reacciones en cascada que utilizan el AMPc para la activación de la fosforilasa y la inhibición de la sintetasa; y la insulina activa la síntesis de glucógeno.

Las glucogénesis pueden clasificarse en diferentes categorías, en función de su mecanismo fisiopatológico o de producción según los defectos enzimáticos identificados y a veces, en función de características clínicas diferenciadas:

1. Fisiopatología hepática hipoglucémica: incluye las glucogénesis tipos Ia, Ib, III, VI.
2. Fisiopatología muscular: incluye las glucogénesis tipos V, VII y los defectos de la glucólisis que no causan acumulación de glucógeno.
3. Fisiopatología peculiar, como las glucogénesis tipos II y IV.

### ***Diabetes tipo I o insulino dependiente***

Puede presentarse a cualquier edad, pero generalmente se inicia en la infancia, la adolescencia o la juventud. En ella, las células beta del páncreas ya no producen insulina porque el sistema inmunitario del cuerpo las ha atacado y destruido. El tratamiento para este tipo de diabetes se hace aplicándose inyecciones de insulina, escogiendo muy bien la comida, haciendo ejercicio con regularidad, tomando aspirina todos los días (en el caso de algunas personas) y controlando la tensión arterial y el colesterol.

### ***Diabetes tipo II o no insulino dependiente***

Comienza por lo general en la edad adulta, aunque puede aparecer en la niñez. Esta forma de diabetes comienza generalmente con una resistencia a la insulina, en la cual, las

células adiposas (células de grasa), musculares y hepáticas no utilizan la insulina adecuadamente. Al principio, el páncreas le hace frente al aumento de la demanda produciendo más insulina. Con el tiempo, sin embargo, pierde la capacidad de secretar suficiente insulina como respuesta a las comidas. El tratamiento se hace tomando medicamentos especiales, escogiendo muy bien la comida, haciendo ejercicio con regularidad, tomando aspirina todos los días y controlando la tensión arterial y el colesterol.

### ***Importancia del diagnóstico***

La falta de diagnóstico o el control inadecuado de la glucemia pueden permitir el avance de la enfermedad y la aparición de complicaciones. El exceso de glucosa en la circulación tiende a dañar las arterias. Las consecuencias son varias, pero por lo general se presentan como: problemas renales, oculares, cardiovasculares y en los miembros inferiores.

En la actualidad, los especialistas destacan la importancia de la prevención de las complicaciones crónicas derivadas de la enfermedad. Para ello se realiza un examen que detecta el porcentaje de hemoglobina glicosilada, una sustancia que tenemos en el organismo. Al respecto Ruiz (op. cit.) aclara que

Este dato equivale al promedio de la glucemia de los dos últimos meses. Es importante pedirle al paciente que realice este análisis por lo menos tres veces al año. Si logramos que los valores se mantengan debajo del 8 %, se previenen las complicaciones crónicas (p. 9)

En Estados Unidos, un estudio (Bert, 2003) realizado en 1500 pacientes demostró la existencia de una relación directa entre el control metabólico, el nivel de hemoglobina glicosilada y la aparición de complicaciones. Dos conclusiones importantes se derivan de este hecho: primero, quienes se mantengan por debajo del valor indicado no tendrán complicaciones en el futuro, o tendrán muchas menos que en la actualidad; segundo, constituye un hecho alentador, motivado para que la gente se controle. En ese sentido el estudio señala:

Nosotros tratamos que el enfermo esté al tanto de estas cosas y sea él mismo quien le pida al médico el análisis. Porque en las enfermedades crónicas el pivote en el control y el tratamiento es el paciente. El médico acompaña, ayuda y orienta, pero cuando el enfermo está instruido, maneja mejor sus controles y logra que el tratamiento sea efectivo (p. 33)

### ***Tratamiento***

Un aspecto fundamental de la terapia es el farmacológico. La aplicación de la insulina o el uso de hipoglucemiantes orales se decide según el tipo de diabetes.

Algunos pacientes no insulino dependientes pueden requerir aplicación de la hormona para un más adecuado control de su glucemia. Según Ruiz (op. cit.): "El mayor adelanto en la diabetología de los últimos años, es el autocontrol domiciliario. Este permite que los pacientes realicen un chequeo diario y facilite los ajustes necesarios en su tratamiento" (p. 8).

La Asociación Nacional contra la Diabetes (2004) argumenta que los especialistas (apoyan el tratamiento de la diabetes en cuatro pilares básicos: la terapia farmacológica, el plan de alimentación, la educación diabetológica, y la actividad física, que aumenta la sensibilidad a la insulina y permite que el organismo haga un mejor uso de la glucosa. Sin embargo, no dejan de lado lo relacionado con el estrés.

En este sentido, Ruiz (op. cit.) afirma:

Es uno de los factores descompensantes más importantes; en algunos casos es peor que una mala alimentación. Por esta razón, el tratamiento incluye el apoyo psicoterapéutico en aquellos casos en que fuera necesario; la modalidad es elegida por el terapeuta, atendiendo a las necesidades de cada paciente (p. 17)

### ***Lógica Difusa***

#### ***Conceptualización***

De acuerdo a Corzo (2004) es un tipo de lógica que reconoce más que simples valores verdaderos y falsos. Con lógica difusa, las proposiciones pueden ser representadas con



grados de veracidad o falsedad. Por ejemplo, la sentencia "hoy es un día soleado", puede ser 100% verdad si no hay nubes, 80% verdad si hay pocas nubes, 50% verdad si existe neblina y 0% si llueve todo el día.

La Lógica Difusa ha sido probada en sistemas expertos y otras aplicaciones de inteligencia artificial. Es también utilizada en algunos correctores de voz para sugerir una lista de probables palabras a reemplazar en una mal dicha. La Lógica Difusa, que hoy en día se encuentra en constante evolución, nació en los años 60 como la lógica del razonamiento aproximado, y en ese sentido podía considerarse una extensión de la Lógica Multivaluada. La Lógica Difusa actualmente está relacionada y fundamentada en la teoría de los Conjuntos Difusos. Según esta teoría, el grado de pertenencia de un elemento a un conjunto va a venir determinado por una función de pertenencia (Figura 1), que puede tomar todos los valores reales comprendidos en el intervalo [0,1].

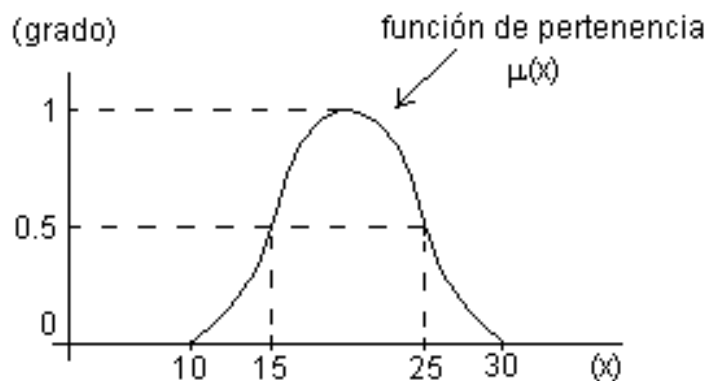


Figura 1. Función de pertenencia de un conjunto difuso.  
Fuente: Corzo (2004)

La Lógica Difusa es básicamente una lógica con múltiples valores, que permite definir valores en las áreas oscuras entre las evaluaciones convencionales de la lógica precisa: Si / No, Cierto / Falso, Blanco / Negro, entre otros. Se considera un súper conjunto de la Lógica Booleana. Con la Lógica Difusa, las proposiciones pueden ser representadas con grados de certeza o falsedad. La lógica tradicional de las computadoras opera con ecuaciones muy

precisas y dos respuestas: Si o no, uno o cero. Ahora, para aplicaciones de computadores mal definidos o sistemas vagos se emplea la Lógica Difusa.

Por medio de la Lógica Difusa pueden formularse matemáticamente nociones como un poco caliente o muy frío, para que sean procesadas por computadoras y cuantificar expresiones humanas vagas, tales como "Muy alto" o "luz brillante". De esa forma, es un intento de aplicar la forma de pensar humana a la programación de los computadores.

### *Operadores*

Los operadores lógicos que se utilizarán en Lógica Difusa (AND, OR, entre otros) se definen también usando tablas de verdad, pero mediante un "principio de extensión" por el cual gran parte del aparato matemático clásico existente puede ser adaptado a la manipulación de los Conjuntos Difusos y, por tanto, a la de las variables lingüísticas.

La operación más importante para el desarrollo y creación de Reglas Lógicas es la implicación, simbolizada por " $\rightarrow$ " que representa el "Entonces" de las reglas heurísticas: Si (...) Entonces ( $\rightarrow$ ) (...).

Así, en la Lógica Difusa hay muchas maneras de definir la implicación. Se puede elegir una "función (matemática) de implicación" distinta en cada caso para representar a la implicación.

De acuerdo a Morales (2000) la principal característica de los sistemas lógicos difusos "es el procedimiento de razonamiento, que permite inferir resultados lógicos a partir de una serie de antecedentes, en basa a silogismos, en los que los antecedentes son por un lado las proposiciones condicionales (nuestras reglas), y las observaciones presentes por otro (serán las premisas de cada regla)" (p. 7)

Los esquemas de razonamiento utilizados son "esquemas de razonamiento aproximado", que intentan reproducir los esquemas mentales del cerebro humano en el proceso de razonamiento. Estos esquemas consistirán en una generalización de los esquemas básicos de inferencia en Lógica Binaria (silogismo clásico).

Tan importante es la selección de un esquema de razonamiento como su representación material, ya que el objetivo final es poder desarrollar un procedimiento analítico concreto para el diseño de controladores difusos y la toma de decisiones en general. Una vez que se dispone de representaciones analíticas de cada uno de los elementos lógicos, se está en disposición de desarrollar formalmente un controlador "heurístico" que permita inferir el control adecuado de un determinado proceso en función de un conjunto de reglas "lingüísticas", definidas de antemano tras la observación de la salida y normas de funcionamiento de éste.

### ***Predicados Vagos y Conjuntos Difusos***

Los conjuntos clásicos se definen mediante un predicado que da lugar a una clara división del Universo de Discurso  $X$  en los valores "Verdadero" y "Falso". Sin embargo, el razonamiento humano utiliza frecuentemente predicados que no se pueden reducir a este tipo de división: son los denominados predicados vagos.

Por ejemplo, tomando el Universo de Discurso formado por todas las posibles temperaturas ambientales en la ciudad de Barquisimeto, se puede definir en dicho universo el conjunto  $A$  como aquél formado por las temperaturas "cálidas". Por supuesto, es imposible dar a  $A$  una definición clásica, ya que su correspondiente predicado no divide el universo  $X$  en dos partes claramente diferenciadas. No se puede afirmar con rotundidad que una temperatura es "cálida" o no lo es. El problema podría resolverse en parte considerando que una temperatura es "cálida" cuando su valor supera cierto umbral fijado de antemano.

Se dice que el problema tan sólo se resuelve en parte, y de manera no muy convincente, por dos motivos: de una parte el umbral mencionado se establece de una manera arbitraria,

y por otro lado podría darse el caso de que dos temperaturas con valores muy diferentes fuesen consideradas ambas como "cálidas". Evidentemente, el concepto "calor" así definido proporcionaría una información muy pobre sobre la temperatura ambiental.

De acuerdo a Corzo (op. cit.) la manera más apropiada de dar solución a este problema es considerar que la pertenencia o no pertenencia de un elemento  $x$  al conjunto  $A$  no es absoluta sino gradual. En definitiva, definiendo  $A$  como un Conjunto Difuso. Su función de pertenencia ya no adoptará valores en el conjunto discreto  $\{0,1\}$  (lógica booleana), sino en el intervalo cerrado  $[0,1]$ . En conclusión se puede observar que los Conjuntos Difusos son una generalización de los conjuntos clásicos.

Mediante notación matemática se define un Conjunto Difuso  $B$  como:

$$B = \{ (x, \mu_B(x)) / x \in X \}$$

$$\mu_B: X \rightarrow [0,1]$$

La función de pertenencia se establece de una manera arbitraria, lo cual es uno de los aspectos más flexibles de los Conjuntos Difusos. Por ejemplo, se puede convenir que el grado de pertenencia de una temperatura de "45°C" al conjunto  $A$  es 1, el de "25°C" es 0.4, el de "6°C" es 0, etc.: cuanto mayor es el valor de una temperatura, mayor es su grado de pertenencia al conjunto  $B$ .

Para operar en la práctica con los conjuntos difusos se suelen emplear funciones de pertenencia. Entre las formas de funciones de pertenencia que más se usan en la especificación de conjuntos difusos están las de forma triangular, trapezoidal, gaussiana y de campana generalizada, las cuales pueden definirse en forma conveniente y concisa mediante fórmulas matemáticas parametrizadas.

Tómese ahora el universo de discurso de la edad. El conjunto difuso "Joven" representa el grado de pertenencia respecto al parámetro juventud que tendrían los individuos de cada

edad. Es decir, el conjunto expresa la posibilidad de que un individuo sea considerado joven. Un conjunto difuso podría ser considerado como una distribución de posibilidad, que es diferente a una distribución de probabilidad.

Se puede observar que los conjuntos difusos de la figura 2 se superponen, por lo que un individuo  $x_i$  podría tener distintos grados de pertenencia en dos conjuntos al mismo tiempo: "Joven" y "Maduro". Esto indica que posee cualidades asociadas con ambos conjuntos. El grado de pertenencia de  $x$  en  $A$ , como ya se ha señalado anteriormente, se representa por  $\mu_A(x)$ .

Bajo la notación de los Conjuntos Difusos,  $\mu_A(x)/x$  es un elemento del conjunto  $A$ . La operación  $\mu_x$  representa la unión de los elementos difusos  $\mu_A(x)/x$ . Los universos de discurso con elementos discretos utilizan los símbolos "+" y " $\Sigma$ " para representar la operación unión.

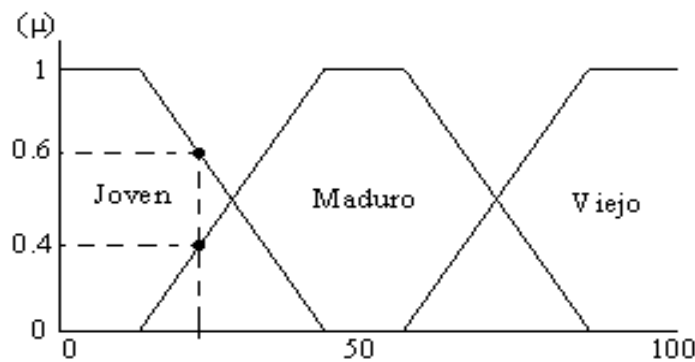


Figura 2: Ejemplo de Conjuntos Difusos en el universo de la edad.  
Fuente: Corzo (2004)

Para un individuo  $x$  cuya edad sea de 20 años, se puede observar en la figura, pertenece al conjunto difuso "Joven" y al conjunto difuso "Maduro". Se puede observar también que posee un grado de pertenencia  $\mu_A(x)$  de 0.6 para el conjunto difuso "Joven" y un grado de 0.4 para el conjunto difuso "Maduro"; también posee un grado de 0 para "Viejo". De este ejemplo se puede deducir que un elemento puede pertenecer a varios conjuntos difusos a la

vez aunque con distinto grado. Así, el individuo  $x$  tiene un grado de pertenencia mayor al conjunto "Joven " que al conjunto "Maduro" ( $0.6 > 0.4$ ), pero no se puede decir, tratándose de conjuntos difusos, que  $x$  es joven o que  $x$  es maduro de manera rotunda.

### ***Controladores Difusos***

La Lógica Difusa es una forma de razonamiento lógico que permite incorporar en los sistemas de automatización esquemas de razonamiento típicamente humanos. El Control Difuso es la aplicación de la inferencia difusa a la automatización de procesos. Un controlador difuso típicamente infiere los consecuentes de un conjunto más o menos grande de reglas simples (base de conocimiento); tal proceso de razonamiento se puede realizar en paralelo, obteniéndose el resultado (consecuente) mediante una sencilla suma lógica.

De acuerdo a Carreño (2003) “esta capacidad de procesamiento en paralelo permite que incluso controladores relativamente complejos puedan realizar la inferencia difusa en un tiempo de cálculo mínimo” (p. 33). Además, debido a las características de la lógica difusa, muchas veces es posible llegar a diseñar un regulador bien ajustado al proceso aprovechando la experiencia previa de un operador, eliminando de esta manera la necesidad de complejos y laboriosos estudios técnicos del problema de control.

Por otra parte, la puesta a punto del regulador suele resultar mucho más sencilla (es relativamente fácil saber qué reglas están afectando al comportamiento del regulador en una determinada situación), y también mucho más segura, al poderse operar con un elevado grado de redundancia (es posible llegar a definir reglas contradictorias para situaciones similares sin que por ello el sistema deje de funcionar; la redundancia incrementa la inmunidad del sistema frente a errores en la base de conocimientos).

Conviene señalar que la aplicación de la lógica difusa en el control de procesos no está en absoluto reñida con el empleo de otras técnicas de control convencionales. Al contrario:

la lógica difusa resulta especialmente adecuada para la formulación de controladores híbridos, permitiendo convertir estructuras de control muy diversas.

### ***Estructura de un Controlador Lógico Difuso***

En la figura 3 se puede observar la estructura de un controlador lógico difuso:

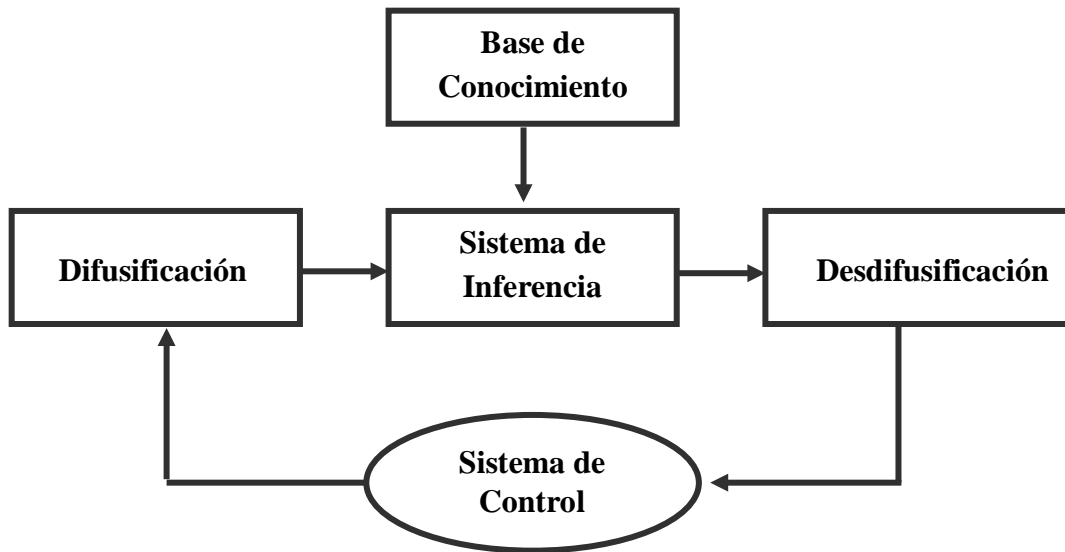


Figura 3. Estructura genérica de un controlador lógico difuso.  
Fuente: Colina (2003)

### ***Base de Conocimiento***

Según (Colina, 2003) contiene el conocimiento asociado al dominio de la aplicación y los objetivos del control. Está formada por una base de datos y un conjunto de reglas difusas de control de la forma:

SI (X1 es A1) y (X2 es A2) y ... (Xn es An) ENTONCES (Y es B)

donde:

Los Xi son las Variables de Estado del sistema a controlar.

Y es una Variable de Control del sistema a controlar.

Los  $A_i$  y  $B$  son etiquetas lingüísticas con una función de pertenencia asociada que dan valor a sus variables.

Dos son los objetivos principales de la base de conocimiento: Proporcionar las definiciones necesarias para determinar las reglas lingüísticas de control y manipulación de los datos difusos del controlador y almacenar los objetivos y la política de control (como un experto en el dominio).

### ***Sistema de Difusificación***

Obtiene los valores de las variables de entrada al controlador difuso y convierte los datos reales de entrada en conjuntos difusos, lo cual permite ser tratados como tales.

### ***Ventajas de la Difusificación***

Permite minimizar posibles cambios ligeros en las variables de entrada. Por ejemplo, si se mide 25°C de temperatura, ésta puede variar mientras se efectúa la inferencia, por lo que puede ser más exacto considerar que la temperatura es “aproximadamente 25°C”.

Permite minimizar los posibles errores al tomar los datos y suavizar el comportamiento del sistema: Ampliando el rango de influencia de la variable.

### ***Sistema de Inferencia***

Es el núcleo del controlador difuso: Infiere las acciones de control simulando el proceso de decisión humano usando una implicación difusa y las reglas de inferencia de la lógica difusa. Utiliza las técnicas de los Sistemas Basados en Reglas para la inferencia de los resultados.



### ***Sistema de Desdifusificación***

Convierte los valores difusos de las variables de salida en valores concretos dentro del universo de discurso correspondiente.

Genera una acción no difusa a partir de la acción difusa resultante del sistema de inferencia.

### ***Pasos en el análisis de un controlador difuso***

1. Definir los Objetivos, las Restricciones y el Comportamiento del Sistema.
2. Identificar las variables de Entrada y Salida: Variables lingüísticas y sus etiquetas lingüísticas.
3. Definir procedimientos y criterios para la prueba y validación.

### ***Pasos en el diseño de un controlador difuso***

1. Definir los conjuntos difusos de cada etiqueta lingüística.
2. Definir el marco de representación de la solución (representación del conocimiento, reglas...).
3. Definir el marco de los procedimientos empleados (Inferencia).
4. Especificar la forma requerida de la salida del sistema (decodificación).
5. Ejecutar pruebas para validar el sistema.
6. Verificar si la solución es compatible con el paso 1:  
Si es necesario refinar el diseño entonces ir al paso 4.  
Si hay necesidad de mejorar el diseño entonces ir al paso 1.

## *Algoritmo Genético*

### *Definición*

Según Goldberg (1980) es un

Algoritmo de búsqueda basado en la mecánica de la selección natural y de la genética natural. Combina la supervivencia del más apto entre estructuras de secuencias con un intercambio de información estructurado, aunque aleatorizado, para constituir así un algoritmo de búsqueda que tenga algo de las genialidades de las búsquedas humanas (p. 9).

### *Características de los Algoritmos Genéticos*

De acuerdo a Orcero (2003) algunas de las características de los algoritmos genéticos son:

*Son algoritmos estocásticos.* Dos ejecuciones distintas pueden dar dos soluciones distintas. Esto es útil por el hecho de que hay gran cantidad de isómeros que corresponden a soluciones válidas, por lo que es interesante que distintas ejecuciones puedan dar isómeros distintos.

*Son algoritmos de búsqueda múltiple,* luego dan varias soluciones. Aunque habitualmente las energías de los individuos de la población final es similar, los individuos suelen ser distintos entre si. Con el modelo de paralelización la probabilidad de obtener muchas soluciones distintas es más alta todavía. Por ello, es posible obtener la solución que más convenga según la naturaleza del problema

En los algoritmos genéticos *la convergencia del algoritmo es poco sensible a la población inicial* si esta se escoge de forma aleatoria y es lo suficientemente grande.

Por su grado de penetración casi nulo, la curva de convergencia asociada al algoritmo presenta una *convergencia excepcionalmente rápida al principio*, que casi enseguida se bloquea. Esto se debe a que el algoritmo genético es excelente descartando subespacios

realmente malos. Cada cierto tiempo, la población vuelve dar el *salto evolutivo*, y se produce un incremento en la velocidad de convergencia excepcional. La razón de esto es que algunas veces aparece una mutación altamente beneficiosa, o un individuo excepcional, que propaga algún conjunto de cromosomas excepcional al resto de la población.

*La optimización es función de la representación de los datos.* Este es el concepto clave dentro de los algoritmos genéticos, ya que una buena codificación puede hacer la programación y la resolución muy sencillas, mientras que una codificación errada obliga a estudiar que el nuevo genoma cumpla las restricciones del problema, y en muchos problemas tener que *abortar* los que no cumplan las restricciones, por ser estas demasiado complejas. Además, la velocidad de convergencia va a estar fuertemente influenciada por la representación.

*Es una búsqueda paramétricamente robusta.* Eso quiere decir que se ha de escoger realmente mal los parámetros del algoritmo para que no converja. Con tasas razonables, va a converger, mejor o peor, en una solución razonablemente buena si la representación es la adecuada. Esto es muy importante por la naturaleza de la búsqueda.

Por último, *los algoritmos genéticos son intrínsecamente paralelos*. Esto significa que, independientemente de que lo hayamos implementado de forma paralela o no, buscan en distintos puntos del espacio de soluciones de forma paralela. Ese paralelismo intrínseco permite que sean fácilmente paralelizables, es decir, que sea fácil modificar el código para que se ejecute simultáneamente en varios procesadores.

### ***Decisiones para implementar un algoritmo genético***

De acuerdo a Orcero (2003) las decisiones que hay que tomar para implementar un algoritmo genético son:

*Criterio de codificación.* Como se va a almacenar la información en el genoma. En el caso del mecanismo de regulación de la glucemia, el criterio de codificación será los valores de control de los parámetros fisiológicos del paciente.

*Criterio de tratamiento de individuos no factibles.* Como se van a tratar a los individuos que no cumplan las restricciones. En el caso del mecanismo regulador de la glucemia, el operador de cruce no genera individuos que incumplan la codificación válida, por lo que no es necesario este criterio.

*Criterio de inicialización.* Cómo se va a construir la población inicial del algoritmo genético. Para esta investigación la población inicial está formada por cadenas binarias generadas de un conjunto de reglas que son generadas empíricamente.

*Criterio de parada.* Determina cuándo el algoritmo ha llegado a una solución aceptable. En relación al modelado del mecanismo de regulación de la glucemia se hará fijando el número máximo de iteraciones.

*Función de adaptación.* Corresponde a la función de costo de la investigación operativa tradicional. En este caso, la función de adaptación serán los valores normales de funcionamiento metabólico del ser humano y viene dada por la minimización de el error cuadrático promedio.

*Operadores genéticos.* Se emplean para determinar cómo va a ser la nueva generación. En el caso del mecanismo regulador de la glucemia se implementará en un principio tanto cruce como mutación.

*Criterios de reemplazo.* Los criterios que determinan quiénes se van a cruzar. No tienen que ser obligatoriamente los mismos que los criterios de selección de los padres. En el caso del mecanismo de regulación de la glucemia se hace una selección de cinco

elementos. Se toma el mejor de cada prueba con uno aleatorio de la población, y el nuevo elemento, va a sustituir a un elemento en la siguiente generación. La diferencia entre 1 y el porcentaje de cruce viene a ser la cantidad de elementos que pasan de la población actual a la siguiente tomados e forma aleatoria a través de el método de la ruleta.

*Parámetros de funcionamiento.* Determinados parámetros que, sin poder ser englobados en ninguno de los anteriores, son fundamentales para el funcionamiento de un algoritmo genético. En el caso de la regulación de la glucemia, estos parámetros serán discrecionales, siendo una elección posible:

*TamPob = 30 ; Nro Generaciones = 50 ; Prob. Cruce = 65% ; Prob. Mutación = 1,0%*

La finalidad de establecer estos parámetros es garantizar que el resultado global sea estable frente a los parámetros de entrada.

### ***Genes Prohibidos y Restricciones a la Solución***

A la hora de codificar el genoma, en opinión de Morales (2000) se ha de intentar establecer una correspondencia biyectiva entre los valores posibles del genoma y el espacio de soluciones válidas, acorde con las restricciones. Esto va a permitir que el algoritmo pueda generar todas las soluciones posibles, es decir, que pueda recorrer todo el espacio de soluciones; por lo que no va a *olvidar* alguna región del espacio. Este criterio ha de ser cumplido obligatoriamente si se desea resolver el problema de forma global. También permitirá que las soluciones generadas por el algoritmo sean solamente soluciones válidas, por lo que al haber reducido el espacio de búsqueda al espacio de soluciones válidas la búsqueda siempre será más rápida.

Sin embargo, esto no siempre es posible, aunque se ha de procurar; por ello, en el caso del mecanismo de regulación de la glucemia se pueden desarrollar dos estrategias. La primera es ampliar el espacio de soluciones válidas y dotar de mucho más peso a las restricciones, para que parte de las soluciones finales cumplan la restricción. La segunda es

implementar un sistema de *abortos naturales* que estudie la viabilidad del feto y, si no va a ser suficientemente bueno, lo elimine, la misma naturaleza ya hace eso con los humanos los primeros meses del embarazo.

La codificación y el operador de cruce, por lo tanto, ha ser capaces tanto de generar todos los agregados posibles como de generar solamente aquellos los agregados posibles. Veamos las restricciones:

La codificación, al almacenar las tres conjuntos de parámetros de control de todos los agregados, no tiene problema en codificar todos los agregados posibles. A su vez el cruce toma una combinación de los datos anteriores para generar otra, por lo que es posible llegar a todos los agregados posibles.

El operador de cruce, formalmente, siempre va a generar un genoma correcto de acuerdo con la definición de código genético; también, formalmente, el alfabeto de codificación no posee combinaciones que no modelen un agregado. Sin embargo, esto no es cierto de acuerdo con la información heurística que se dispone del objetivo.

Por ello se define estas restricciones adicionales, que aceleran en gran medida la convergencia al evitar gran cantidad de cálculos inútiles, y que funcionan como una normalización que hacemos con todo los frutos del cruce antes de evaluarlos y, por lo tanto, antes de decidir si los almacenamos o no en la población. De hecho, podrían existir agregados cuya adaptación sea realmente mala, y después de reajustar algunos elementos después del cruce presentan una adaptación bastante buena porque la mayor parte de la información contenida en el genoma sí es válida para el objetivo. Esta normalización, pues, permitirá evitar modelar y operar con gran cantidad de agregados que están fuera del sentido físico del agregado que se esta buscando.

### ***Técnicas de selección***

Para aplicar los operadores genéticos se debe seleccionar un subconjunto de la población. Algunas de las técnicas propuestas por Indriago (2003) son:

*Selección directa:* toma elementos de acuerdo a un criterio objetivo, como son «los x mejores», «los x peores»... los del tipo «el cuarto individuo a partir del último escogido» son empleados con mucha frecuencia cuando se quieren seleccionar dos individuos distintos, y se selecciona el primero por un método aleatorio o estocástico.

*Selección aleatoria:* puede ser realizado por *selección equiprobable* o *selección estocástica*.

*Selección equiprobable:* todos tienen la misma probabilidad de ser escogidos. Por ejemplo, en el algoritmo la madre en el cruce es escogida con probabilidad equiprobable.

*Selección estocástica:* la probabilidad de que un individuo sea escogido depende de una heurística. En el algoritmo tanto el padre como quién va a emigrar y quién va a morir son decididos por un método estocástico. Los distintos procedimientos estocásticos son:

*Selección por sorteo:* cada individuo de la población tiene asignado un rango proporcional -o inversamente proporcional- a su adaptación. Se escoge un número aleatorio dentro del rango global, y el escogido es aquel que tenga dicho número dentro de su rango. La probabilidad de ser escogido es proporcional/inversamente proporcional al grado de adaptación del individuo.

*Selección por escaños:* se divide el rango del número aleatorio en un número predeterminado de escaños. Los escaños se reparten de acuerdo con la ley d'Hont, tomando como «puntuación» para repartir los escaños el grado de adaptación.

*Selección por restos estocásticos:* igual que el método de selección de escaños, sólo que los escaños no asignados directamente, es decir, aquellos en que se aplica directamente la ley d'Hont- se asignan de forma aleatoria. La probabilidad de escoger un elemento de muy baja probabilidad es más alta que en el de selección por escaños.

*Por ruleta:* se define un rango con las características de la selección por sorteo. El número al azar será un número aleatorio forzosamente menor que el tamaño del rango. El elemento escogido será aquel en cuyo rango esté el número resultante de sumar el número aleatorio con el resultado total que sirvió para escoger el elemento anterior. El comportamiento es similar al de una ruleta, donde se define un avance cada tirada a partir de la posición actual. Tiene la ventaja de que no es posible escoger dos veces consecutivas el mismo elemento, y que puede ser forzado a que sea alta la probabilidad de que no sean elementos próximos en la población, esto último no es una ventaja de por sí; salvo que algunos de los otros operadores genéticos emplee un método de selección directa basado en la posición relativa de los individuos de la población.

*Por torneo:* se escoge un subconjunto de individuos de acuerdo con una de las técnicas anteriores, habitualmente, aleatoria o estocástica y de entre ellos selecciona el más adecuado por otra técnica -habitualmente, determinística de tipo «el mejor» o «el peor»-. Esta técnica tiene la ventaja de que permite un cierto grado de elitismo, el mejor nunca va a morir, y los mejores tienen más probabilidad de reproducirse y de emigrar que los peores, pero sin producir una convergencia genética prematura, si la población es, al menos, un orden de magnitud superior al del número de elementos involucrados en el torneo.

La selección por torneo será la técnica a emplear en el algoritmo que determine el mecanismo de regulación de la glucemia para decidir tanto el padre, en unión con el criterio “el mejor”; como quién va a emigrar, en unión con el criterio “el mejor”; y quién va a morir, en unión con el criterio “el peor”.



### ***Implementación del Elitismo***

Se denomina elitismo al proceso por el cual determinados elementos con una adaptación especialmente buena tienen determinados privilegios, nunca mueren, proporción alta de pasos en que se reproduce uno de la élite con otro al azar. Sin embargo, en fases iniciales es peligroso, ya que puede producirse que una *élite* de superindividuos acabe con la diversidad genética del problema. Para ello, lo que se puede hacer es escalar la función de adaptación en las primeras fases del algoritmo, de forma que las diferencias entre la élite y el pueblo sean menores, y superescalar la función de adaptación al final del algoritmo, para evitar un bloqueo de la convergencia.

Sin embargo, en la aplicación del mecanismo de regulación de la glucemia se ha tomado una decisión distinta. El padre siempre va a ser el mejor de un torneo, no el mejor adaptado global de la subpoblación, así evitamos que la diversidad genética se limite demasiado pronto por un superindividuo, porque para que se reproduzca ha de salir entre los candidatos a torneo. Sin embargo, se da privilegios a los mejores, ya que su probabilidad de ser escogidos es mayor, ya que de cada cruce el padre *siempre* va a ser el mejor de un torneo, y menor probabilidad de morir, siempre que se genera un individuo, solamente va a ocupar la posición de otro elemento si es mejor a éste; además, solamente puede morir el peor del torneo, y si es peor que el nuevo individuo generado. Con estas decisiones tomadas se garantiza un nivel de elitismo en toda la ejecución que acelere la convergencia sin poner en peligro la diversidad genética del problema en las primeras fases del algoritmo.

### ***Técnica de cruce***

Según Orcero (2003) se denomina “*técnica de cruce* a la forma de calcular el genoma del nuevo individuo en función del genoma del padre y de la madre”. El operador de cruce es fuertemente responsable de las propiedades del algoritmo genético, y determinará en gran medida la evolución de la población.

### ***Técnicas de mutación***

Existen, de acuerdo a Morales (2000) varias técnicas distintas de mutación. Algunas de éstas son:

*Mutación de bit:* existe una única probabilidad de que se produzca una mutación de algún bit. De producirse, el algoritmo toma aleatoriamente un bit, y lo invierte.

*Mutación multibit:* cada bit tiene una probabilidad de mutarse o no, que es calculada en cada pasada del operador de mutación multibit.

*Mutación de gen:* igual que la mutación de bit, solamente que, en vez de cambiar un bit, cambia un gen completo. Puede sumar un valor aleatorio, un valor constante, o introducir un gen aleatorio nuevo.

*Mutación multigen:* igual que la mutación de multibit, solamente que, en vez de cambiar un conjunto de bits, cambia un conjunto de genes. Puede sumar un valor aleatorio, un valor constante, o introducir un gen aleatorio nuevo. Esta mutación es la que se produce implícitamente en la implementación de cruce de esta investigación.

*Mutación de intercambio:* existe una probabilidad de que se produzca una mutación. De producirse, toma dos bits/genes aleatoriamente y los intercambia.

*Mutación de barajado:* existe una probabilidad de que se produzca una mutación. De producirse, toma dos bits o dos genes aleatoriamente y baraja de forma aleatoria los bits, o genes, según se haya seleccionado previamente entre los dos.

## Definición de Términos Básicos

**Función de Rendimiento:** Es una función que mide el rendimiento efectivo que tienen las posibles soluciones que genera un Algoritmo Genético en cada ejecución.

**Operadores Genéticos:** Son elementos de un Algoritmo Genético que se encargan de emular el proceso de reproducción.

**Parámetros de Control:** Valores que forman parte de la dinámica de un programa evolutivo, se utilizan para ejecutar un Algoritmo Genético con el fin de controlar las posibles soluciones que genera en cada paso de ejecución.

**Cantidad de funciones de membresía:** Número de funciones de membresía dentro de una variable lingüística dada.

**Cantidad de parámetros de un modelo:** Número entero que indica el número total de parámetros, tanto en antecedentes como en consecuentes de todas las reglas constituyen un modelo de una experiencia de prueba.

**Cantidad de reglas de un modelo (difuso):** Número entero que indica cuántas reglas constituyen un modelo difuso.

**Entradas al modelo:** Variables que serán utilizadas para calcular la salida del sistema.

**Estimación de parámetros:** Cálculo de valores estimados de parámetros correspondientes al modelo de un sistema. En el modelado con lógica difusa esto incluye la estimación de parámetros de los antecedentes de las reglas y la estimación de parámetros de los consecuentes de las reglas.

**Estructura de un modelo difuso:** Distribución y orden de las partes de un modelo difuso.

**Método para el modelado con lógica difusa:** Conjunto de pasos o procedimiento realizados en forma sistemática con el objeto de construir un modelo con lógica difusa.

**Parámetros del modelo:** Valores que aparecen en la estructura del modelo y que determinan la forma específica de dicho modelo.

**Validación de un modelo:** Consiste en probar si un modelo es apropiado o suficientemente bueno para un propósito propuesto, basándose algún criterio de desempeño (por ejemplo exactitud).

**Páncreas:** Es un órgano del cuerpo humano que desempeña un papel importante en la digestión de la comida. El páncreas también produce insulina, la principal hormona del cuerpo encargada de regular la cantidad de glucosa existente en la sangre.

**Glucosa:** Es una fuente de energía para el cuerpo. El nivel de glucosa en el cuerpo se mantiene estable gracias a la insulina que también se produce en el páncreas. Si el páncreas no funciona adecuadamente y no produce la insulina como debiera, aparece entonces la enfermedad conocida como diabetes.

**Insulina:** Las células Beta hacen la hormona Insulina. Con cada comida, las células Beta liberan insulina para ayudar al cuerpo a usar o a acumular el azúcar o la glucosa obtenida de los alimentos.

**Hipoglucemia:** Es el nombre que se da a la situación en la que la concentración de glucosa en sangre es más baja de lo normal. Se desarrolla más frecuentemente en gente que se está administrando insulina o medicamentos hipoglucemiantes para tratar una diabetes.

**Hiper glucemia:** Es el nombre que se da a la situación en la que la concentración de glucosa en sangre es más alta de lo normal.

## **CAPÍTULO III**

### **MARCO METODOLÓGICO**

Es necesario plantear una metodología que cumpla con las exigencias del conocimiento científico en cuanto a coherencia lógica y correspondencia empírica. Esto es, que las conclusiones de un trabajo de autoevaluación o evaluación externa, no sólo se deriven lógicamente a partir de determinados supuestos de naturaleza epistemológica, teórica, conceptual y metodológica, sino que tome todos los recaudos para fundamentar sus conclusiones en la realidad. Esto implica cumplir exigencias que tienen que ver con las definiciones nominales y operacionales de las variables, la validez de los indicadores, y confiabilidad y representatividad de los datos.

Este capítulo pretende desarrollar el Marco Metodológico, de la investigación. Determinar que métodos y técnicas se emplearán en el proceso de recolección o recogida de datos, y en su posterior análisis.

#### **Diseño de la Investigación**

La presente investigación se centrará en la recopilación de datos existentes en forma documental, ya sea de libros, textos o cualquier tipo de documento. Su único propósito diseñar y construir una solución computacional basada en algoritmos genéticos, que permita mostrar la capacidad de generar un conjunto de reglas de inferencias óptimas, para

ser aplicadas a un controlador difuso utilizado para simular el mecanismo biológico regulador de la glucemia.

### **Procedimiento**

Para la recolección de dicha información, se utilizarán fuentes primarias, las cuales se recogen de manera directa por el autor. Las secundarias se apoyan en libros, biblioteca, periódicos, conferencias, bases de datos, entre otros.

### **Tipo de Investigación**

El tipo de investigación a utilizar corresponde al de “proyecto factible” o estudio de proyecto, ya que se trata de una proposición sustentada en un modelo viable, y viene a satisfacer una necesidad en la actualidad, referente métodos y procesos, como lo es el modelado con lógica difusa y algoritmos genéticos de un sistema que regulador de la glucosa. El proyecto se apoya además en investigación documental, ya que se han hecho revisiones de aspectos teórico-prácticos relacionados con lógica difusa, modelado difuso sobre sistemas biológicos y el desarrollo de algoritmos genéticos.

El trabajo a desarrollar se enmarca dentro de la Línea de Investigación de Inteligencia Artificial de la Maestría en Computación. Específicamente se ubica en el campo de la Lógica Difusa y de Algoritmos Genéticos, aplicados para tomar provecho de ambas ramas de la Inteligencia Artificial.

### **Fases del Estudio**

En el desarrollo de la investigación, se seguirá una serie de etapas, como lo son las fases de diagnóstico, de factibilidad, de diseño de la propuesta y de ejecución de la propuesta.

### ***Fase I: Diagnóstica***

Posteriormente a la investigación documental, se han de realizar los siguientes pasos:

1. Se creará un modelo difuso que simule el mecanismo regulador de la glucemia, basado en un patrón de comportamiento ajustado a protocolo de insulino terapia.

El modelo a desarrollar representa la relación entre la concentración de glucosa y la insulina que debe ser liberada; acepta como entrada dos variables, una que representa la concentración de glucosa en sangre (mg/dl), la otra la variación de glucosa con respecto a la anterior entrada al controlador difuso y proporciona como salida una variable que corresponde a la cantidad de insulina, en mU/l, que debe suministrarse (natural o artificialmente) para lograr el estado normoglucémico.

2. Se analizarán los elementos a tomar en cuenta en la elaboración de un Algoritmo Genético, tales como la herramienta de software a utilizar, métodos existen para su creación y parámetros de control.

En cuanto a los parámetros a utilizar en la construcción del modelo se utilizarán 7 de conjuntos difusos los cuales fueron deducidos a partir de valores con los cuales se trabajan en la actualidad para suministrar insulina a pacientes que lo ameriten. Cada conjunto difuso tiene asociado una función de pertenencia o membresía de tipo triangular.

En el Cuadro 1 y Cuadro 2 se muestran los intervalos en que se ha dividido las variables de entrada y los correspondientes intervalos de la variable de salida, con los cuales se van utilizar para conformar las reglas de inferencia del modelo.

**Cuadro 1**  
**Intervalos de la variable de entrada Glucosa y de la variable de salida Insulina**

Conjunto	Concentración Glucosa (mg/dl)	Insulina (mU/l)
MB: Muy Bajo	[0, 60, 70]	[0, 5, 15]
B: Bajo	[65, 90, 110]	[5, 30, 50]
N: Normal	[95, 130, 160]	[50, 75, 90]
PA: Poco Alto	[145, 180, 210]	[80, 90, 105]
A: Alto	[190, 230, 260]	[95, 105, 110]
MA: Muy Alto	[240, 280, 310]	[105, 110, 115]
DA: Demasiado Alto	[290, 330, 450]	[115, 118, 120]

**Cuadro 2**  
**Intervalos de la variable de entrada Variación de la Glucosa**

Conjunto	Variación de la Glucosa
B: Bajo	[-25, -15, -5]
N: Normal	[15, 0, 15]
A: Alto	[5, 15, 25]

A modo de ejemplo, un nivel de glucemia de 150 mg/dl se incluye en los intervalos de entrada PB-[95, 130, 160] y N-[145, 180, 210], que corresponden respectivamente a los intervalos de salida [50, 75, 90] y [80, 90, 105]; para obtener el valor de salida que representa la cantidad de insulina a suministrar se toma el centroide de ambos intervalos ponderados previamente por la probabilidad de pertenencia del valor (150 mg/dl) a los dos intervalos de entrada mencionados



3. Se generará un conjunto de datos correspondiente a diversos casos de prueba, a partir de variaciones de los parámetros incluidos en el modelo difuso, se evaluará el comportamiento del modelo.
4. Se seleccionarán posibles formas adecuadas para resolver los sub-problemas asociados con el modelado con lógica difusa y la utilización del algoritmo genético para su optimización.
5. Se tomarán variaciones en los parámetros a utilizar en el Algoritmo Genético, como lo son la probabilidad de cruce, la probabilidad de mutación, el tamaño de la población, el número de generaciones, la función de adaptación a utilizar.

### **Técnicas e Instrumentos de Recolección de Información**

En lo que corresponde a la recolección de información, esta se lleva a cabo a través de consultas en la bibliografía de referencia, búsqueda en Internet y en bibliotecas de Universidades Nacionales, entre ellas la Universidad Centroccidental "Lisandro Alvarado", la Universidad Nacional Experimental Politécnica, la Universidad "Fermín Toro". Igualmente, se realizaron consultas a personas que están en materias afines a la investigación, especialmente a médicos especialistas del Hospital "Antonio Maria Pineda".

#### ***Fase 2: Estudio de Factibilidad***

Se ha analizado la factibilidad técnica, operativa y económica del proyecto, las cuales se detallan a continuación.

#### **Factibilidad Técnica**

Se puede decir que el proyecto es factible técnicamente ya que existen los recursos humanos necesarios para llevarlo a cabo, tanto en la parte correspondiente a la documentación que se pudo obtener de expertos en el área de la Inteligencia Artificial como

el de la medicina y producir un resultado confiable. Además, se dispone de la bibliografía adecuada, y de resultados de experimentos relacionados con algunas de los dos campos tratados en esta investigación.

### **Factibilidad Operativa**

El resultado del trabajo de investigación se considera factible operativamente, ya que se establecerá un método que será aplicable en forma sistemática y razonablemente sencilla para lograr el modelado difuso deseado.

### **Factibilidad Económica**

La factibilidad económica de este proyecto de investigación se ha establecido en función de los elementos necesarios y se ha observado que son pocos los gastos materiales y que existen buena documentación y posibilidad de trabajar con expertos en función de un bajo costo.

### ***Fase 3: Diseño de la Propuesta***

1. Se construirán modelos con lógica difusa del sistema regulador de la glucemia, donde se pueda evaluar satisfactoriamente la salida del sistema en base a la representación del cromosoma:

Cada cromosoma representa un conjunto de reglas difusas, el sistema de control en análisis tiene dos variables de entrada, (Glucosa y Variación Glucosa), la primera compuesta por 7 conjuntos difusos y la segunda por 3 conjuntos difusos, y una variable de salida (Insulina) compuesta por 7 conjuntos difusos. En el modelo a desarrollar se tomará un conjunto de reglas iniciales formadas aleatoriamente.

La codificación de cada regla en el cromosoma se le atribuye un número a cada conjunto difuso el cual viene dado en el Cuadro 3:

**Cuadro 3**  
**Codificación del Cromosoma**

Conjunto Difuso	Número Decimal Variable de Entrada 1 Variables de Salida	Número Decimal Variable de Entrada 2 (Variación Glucosa)
MB: Muy Bajo	1	
B: Bajo	2	1
N: Normal	3	2
PA: Poco Alto	4	
A: Alto	5	3
MA: Muy Alto	6	
DA: Demasiado Alto	7	

En la realización de la codificación se utiliza una regla de 3 dígitos. El primero es para representar la variable de entrada glucosa, el segundo la variable de entrada variación de la glucosa y el tercero para representar el consecuente dado por la variable de salida insulina, así una regla tal como:

Si (Glucosa es DA) y (Variación de Glucosa es B) Entonces (Insulina es DA)  
 Puede representarse a través de los tres dígitos siguientes: 717

Al realizar una codificación binaria, puesto que cada dígito decimal del uno al siete puede representarse en tres dígitos binarios, es posible realizar una transformación del sistema decimal al binario. En los casos que los tres dígitos que representen una de las variables pertenecientes al modelo sean todos ceros indica que, en el caso de que sea un antecedente es que hay ausencia de la variable dentro de la regla y el caso de sea en el consecuente es que dicha regla será ignorada en el modelo a desarrollar.

Así se tiene que la regla representada anteriormente 717 pasa tener la siguiente representación.

7			1		7		
1	1	1	0	1	1	1	1

Cada regla dentro del cromosoma ocupara nueve dígitos binarios, donde los primeros tres serán para representar la variable de entrada glucosa, los siguientes tres para representar la variable de entrada variación de la glucosa con respecto a la anterior medición y los últimos tres para representar dentro de la regla el consecuente definido por la variable de salida insulina.

2. Se desarrollará un la herramienta computacional basada en algoritmos genéticos que permitan contribuir con el rendimiento optimo del modelo difuso.

Evaluar los cromosomas de cada generación en el modelo resulta ser un proceso complejo y quizás hasta imposible, la idea es evaluar cada una de esta soluciones generadas a través de un criterio rápido y eficaz que permita obtener una solución final y determinar si existen resultados adecuado para la implementación del control difuso.

La idea para evaluar cada cromosoma es la de crear una simulación rápida donde cada cromosoma se evaluará y se le asigne así una puntuación de acuerdo a como responda con lo esperado, quien responda mejor será quien tenga mayor efectividad y podrá ser tomado como el conjunto de reglas que representen la mejor solución.

3. Se evaluarán los modelos con los datos aportados por el algoritmo genético.

#### ***Fase 4: Ejecución y Evaluación de la Propuesta***

4. Se determinará si los modelos implementados obtienen un resultado óptimo en base a la herramienta desarrollada.

Los parámetros del algoritmo genéticos son establecidos para todos los experimentos realizados, se realizaran pequeñas variaciones para observar el comportamiento de la herramienta a implementar y del modelo generado, entre estos parámetros se tienen la probabilidad de cruce, la probabilidad de mutación, el tamaño de la población y el número de generaciones.

5. Se establecerán las conclusiones y recomendaciones pertinentes.

## **CAPÍTULO IV**

### **PROPUESTA DE ESTUDIO**

#### **Objetivos Generales**

Diseñar y construir una solución computacional basada en algoritmos genéticos, que tenga la capacidad de generar un conjunto de reglas de inferencias óptimas, para ser aplicadas a un controlador difuso utilizado para simular un patrón de comportamiento ajustado a un protocolo de insulino terapia.

#### **Objetivos Específicos**

1. Identificar la información heurística más pertinente para el desarrollo e implementación de un modelo con lógica difusa del mecanismo de regulación de la glucemia en humanos basado en un patrón de comportamiento ajustado a un protocolo de insulino terapia mediante el uso de algoritmos genéticos.
2. Establecer la función de adaptación adecuada para la construcción de modelos con lógica difusa que permitan la regulación del mecanismo de la glucemia basado en un patrón de comportamiento ajustado a un protocolo de insulino terapia a través de un conjunto de reglas de inferencias generadas por algoritmos genéticos.
3. Elaborar la codificación idónea de los fenotipos en los cromosomas para que el modelo con lógica difusa del mecanismo de regulación de la glucemia realizado

alcance resultados óptimos en relación a criterios de desempeño previamente determinados.

En esta propuesta se plantea la generación y selección de reglas difusas a través de un algoritmo genético, para ello se tiene como primer paso la realización del modelaje con lógica difusa de un controlador que mediante información obtenida a través de bibliografía y de personal médico se parezca al comportamiento que tiene el sistema biológico que controla el consumo de insulina de acuerdo a la concentración de glucosa en la sangre en estados normales.

En el sistema biológico objeto de estudio se distinguen dos componentes principales: El subsistema pancreático productor de insulina (eliminación de glucosa) y el subsistema pancreático productor de glucagón (liberación de glucosa almacenada). Asimismo, existen otros componentes que participan en la regulación de la glucemia; sin embargo, no aparecen en esta modelización por considerar que formarían parte de un subsistema externo al páncreas y que, en situaciones normales, poseen una incidencia menor en el sistema de regulación (K Zieler 1999). Se utilizarán estos conocimientos imprecisos para el desarrollo de los intervalos difusos que determinarán el componente estático (variables de entrada y variables de salida) del modelo a desarrollar.

En base a los datos que se manejan en la actualidad para realizar el uso de insulina en pacientes con una alta concentración de glucosa en la sangre se ha tomado como variables de estudio la concentración de glucosa en un momento determinado y el comportamiento o variación de esta variable luego de comenzado un tratamiento para contrarrestar una desviación de los valores normales del proceso metabólico.

En esta investigación se propone la construcción del modelo que simule con un mínimo de variables el comportamiento metabólico de la glucosa en la sangre, pretendiendo un compromiso entre la precisión y la interpretabilidad, y así debe permitir en forma sencilla el

efecto que tiene utilizar una herramienta computacional en mejorar su comportamiento al máximo esperado por el modelo.

Para ello se han de realizar una serie de pasos para la construcción y validación del modelo a evaluar, en esta experimentación el modelo basado en lógica difusa, se ha de implementar mediante la herramienta Matlab, a través del toolbox *Fuzzy Logic*, los detalles considerados son desarrollados tal como se muestra en la fase de diagnóstico y diseño de la propuesta en el Capítulo III de la presente investigación.

Entre las características que presenta el modelaje del sistema en estudio se tienen las siguientes características:

- 1.- Controlador tipo Mandami
- 2.- Operador de implicación MIN.
- 3.- Composición MAX-MIN
- 4.- Aplicación de la salida no difusa aplicando la media de los máximos. (MOM).

En cuanto al desarrollo de la herramienta computacional basada en algoritmos genéticos que se espera permita contribuir con el rendimiento óptimo del modelo difuso, se propone la creación de un algoritmo genético simple, que permita recibir parámetros de evaluación del rendimiento de la ejecución, es así como se presenta a continuación el esquema en pseudocódigo a desarrollar en la construcción del algoritmo genético.

Generación 0

Inicializar población  $P(t)$

Evaluar las aptitudes de la población  $P(t)$

Mientras no se active el criterio de parada para  $P(t)$

```
{   Generación = Generación + 1
    P(t) = Selección de P(t-1)
    Cruzar en P(t)
    Mutación en P(t)
```



Evaluar las aptitudes de la nueva población P(t)  
 Elitismo  
 }

El sistema de evolución del conjunto de reglas puede representarse conforme se muestra en la siguiente figura.

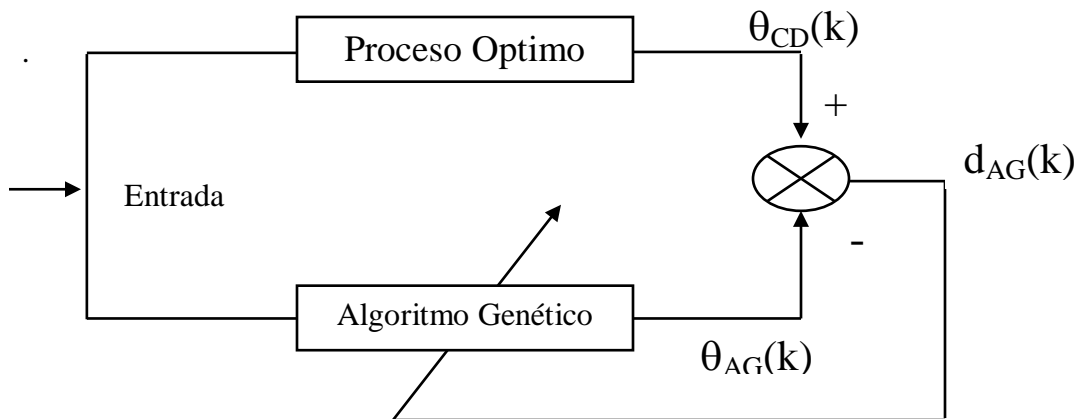


Figura 4: Sistema de evolución

El proceso óptimo se refiere al sistema de control que logre obtener el comportamiento  $\theta_{cd}(k)$ , mostrado en la figura 4. El algoritmo genético evolucionará tratando de llegar a un sistema con las mismas características, es decir hacer que  $\theta_{AG}(k) \rightarrow \theta_{cd}(k)$  por medio de la minimización del error  $d_{AG}(K)$  existente, o sea hacer  $d_{AG}(K) \rightarrow 0$ .

Los operadores definidos en la construcción de el algoritmo genético son los siguientes:

1. Cruce de un punto.
2. Mutación de un gen.

Las técnicas utilizadas son:

1. Elitismo.

2. Selección método de torneo con utilización para el conjunto de elementos de dicho método del sorteo de ruleta.

Como propuesta de la función de adaptación a utilizar en el desarrollo del algoritmo genético, está basado en la minimización del error cuadrático promedio. La ecuación para encontrar el error cuadrático medio es la siguiente

$$E = \frac{1}{2} \sum_1^{Ng} (\theta_{AG}(k) - \theta_{CD}(k))^2$$

El error  $(d_{AG}(k))^2 = (\theta_{AG}(k) - \theta_{CD}(k))^2$  es acumulado para cada muestra k de la simulación en un conjunto de entrenamiento que se ha seleccionado para hacer que la salida obtenida llegue a converger hacia una salida deseada.

Para obtener el valor de aptitud final, aplicamos la siguiente función:

$$V_A = \frac{1}{1 + E} * 100000$$

Donde E es el error cuadráticos. De esta forma, cuando el error total sea grande, el valor de aptitud  $1/(1+E)$  se hace muy pequeño, mientras que si el error disminuye,  $1/(1+E)$  se acercará al valor mas alto posible que representa el valor de evaluación o aceptación que indica que el conjunto de reglas es el mas aceptable encontrado por el algoritmo genético.

Como resultado final de esta propuesta, siguiendo los lineamiento descrito en la fase diagnostica del capitulo III se tiene la ejecución de ella, que viene a generar como resultado final, la evaluación de un conjunto de reglas obtenidas en el modelo construido y ha de analizarse los resultado, que permitirán concluir que tan satisfactoria fue la solución propuesta en este trabajo de investigación.

## CAPÍTULO V

### EJECUCIÓN DE LA PROPUESTA

Se procedió a desarrollar los pasos establecidos en el capítulo III y IV para el diseño y ejecución de la propuesta, y con ello generar un modelo difuso que simule el mecanismo regulador de la glucemia, donde se generen conjuntos de reglas a través de la herramienta computacional, para determinar cual de ellos son los mejores en base al comportamiento esperado con los valores que se utilizan en la administración de insulina en actualidad de acuerdo a la concentración de glucosa en la sangre.

#### Creación del Controlador Difuso

En la construcción del modelo difuso para la simulación del mecanismo regulador de la glucemia, la herramienta computacional utilizada es MatLab, utilizando las herramientas de desarrollo *Fuzzy Logic* para la creación del controlador difuso y la herramienta de desarrollo *Simulink* para la simulación del sistema regulador y prueba del controlador obtenido mediante la generación del conjunto de reglas en el algoritmo genético desarrollado y los parámetros seleccionados en la creación del modelo.

En cuanto al desarrollo del controlador difuso, realizado en el toolbox Fuzzy Logic de MatLab, se ha utilizado un controlador de tipo Mamdani, donde la estructura de las reglas viene dada de la siguiente manera

SI (X1 es A1) y (X2 es A2) y .....y (Xn es An) ENTONCES (Y es B)

Donde  $X_i$  son las variables de entradas,  $Y$  es la variable de salida,  $A_i$  y  $B$  son las etiquetas lingüísticas utilizadas en la regla.

Para el proceso de inferencia, que tiene el controlador se tienen los subprocesos Difusificación, Inferencia, Composición y Desdifusificación, para los cuales se seleccionaron los parámetros respectivos de cada subproceso para la construcción del controlador.

En el subproceso de Difusificación, se realizaron las funciones de membresía de los conjuntos difusos, las funciones a implementar son del tipo triangular para cada variable, tanto para las de entradas que son Concentración de Glucosa y la Variación de la Glucosa como para la variable de salida, que viene a ser la cantidad de insulina a proporcionar.

Para la variable de Entrada Glucosa se implementaron siete conjuntos difusos, los cuales abarcan un rango que va de 0 mg/dl hasta 450 mg/dl. Utilizando funciones triangulares para el modelo final. En el siguiente cuadro y figura se observa la distribución de los rangos en los que fueron desarrollados los conjuntos difusos con sus respectivas etiquetas lingüísticas.

**Cuadro 4**  
**Intervalos de la variable de entrada Glucosa**

Conjunto	Concentración Glucosa (mg/dl)
MB: Muy Bajo	[0, 60, 70]
B: Bajo	[65, 90, 110]
N: Normal	[95, 130, 160]
PA: Poco Alto	[145, 180, 210]
A: Alto	[190, 230, 260]
MA: Muy Alto	[240, 280, 310]
DA: Demasiado Alto	[290, 330, 450]

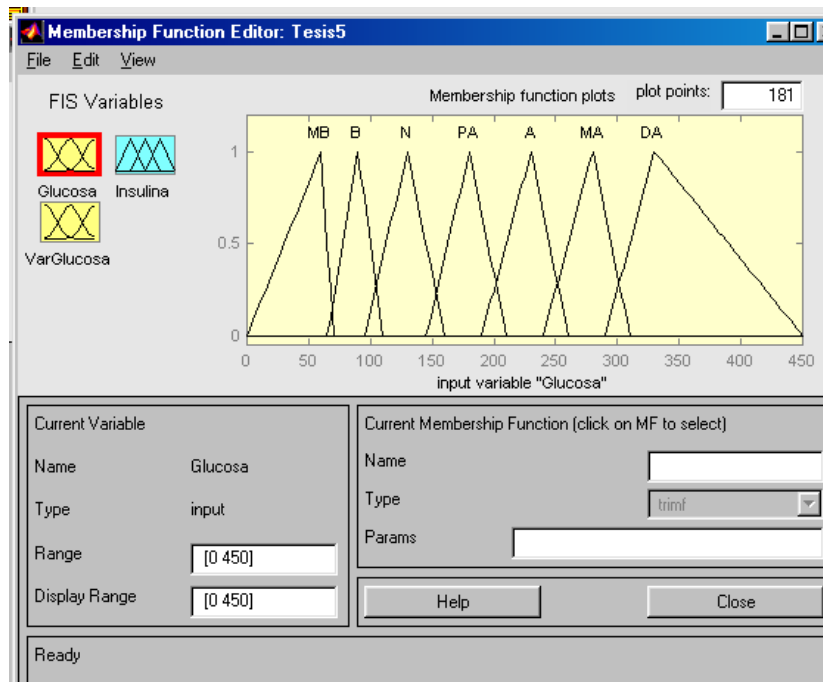


Figura 5. Funciones de membresía de la variable de entrada Glucosa.

Para la variable de Entrada Variación de la Glucosa se implementaron tres conjuntos difusos, que tiene un rango que va de -25 mg/dl hasta 25 mg/dl., utilizando funciones triangulares. En el siguiente cuadro se observa la distribución de los rangos en que fueron desarrollados los conjuntos difusos con sus respectivas etiquetas lingüísticas.

**Cuadro 5**  
**Intervalos de la variable de entrada Variación de la Glucosa**

Conjunto	Variación de la Glucosa
B: Bajo	[-25, -15, -5]
N: Normal	[15, 0, 15]
A: Alto	[5, 15, 25]

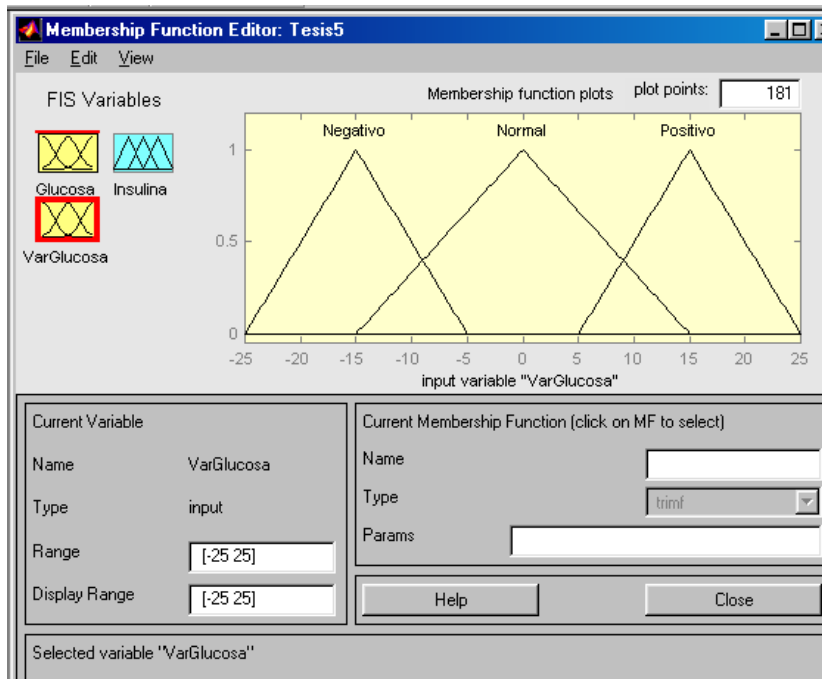


Figura 6. Funciones de membresía de la variable de entrada Variación de la Glucosa.

En la variable de salida Insulina, que viene a ser la cantidad de insulina que debe ser suministrada para obtener un estado normoglucémico, se tienen siete conjuntos difusos y tiene un rango que va de 0 hasta 120 mU/i, y al igual se utilizaron funciones de pertenencia o membresía del tipo triangular.

**Cuadro 6**  
**Intervalos de la variable de salida Insulina**

Conjunto	Insulina (mU/l)
MB: Muy Bajo	[0, 5, 15]
B: Bajo	[5, 30, 50]
N: Normal	[40, 75, 90]
PA: Poco Alto	[80, 90, 105]
A: Alto	[95, 105, 110]
MA: Muy Alto	[105, 110, 115]
DA: Demasiado Alto	[115, 118, 120]

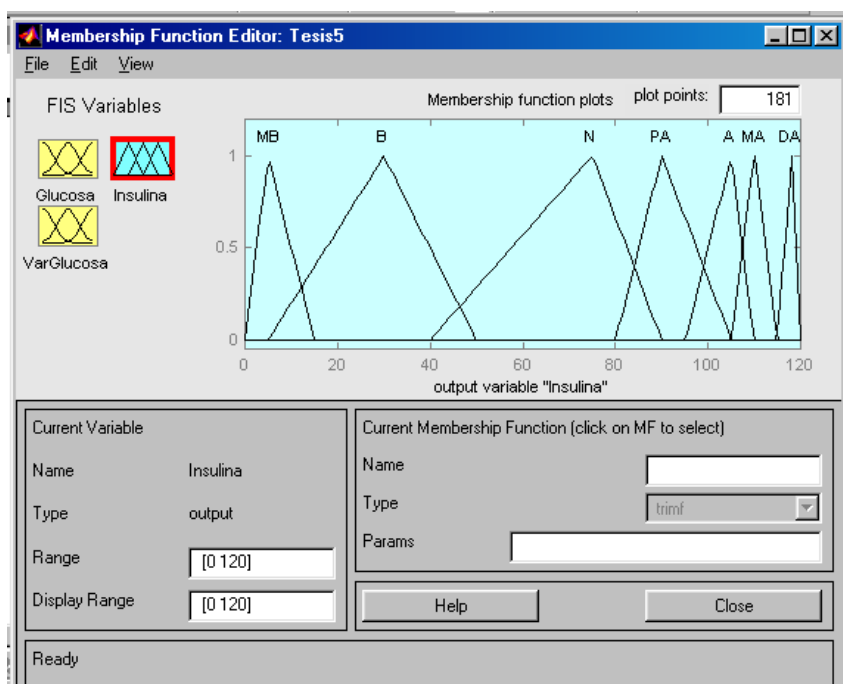


Figura 7. Funciones de membresía de la variable de salida Insulina.

En el subproceso de Inferencia, para la creación del modelo se utilizó el método MIN, donde la salida de la función miembro es cortada en una altura correspondiente a la premisa de la regla luego de haber sido calculado su grado de pertenencia en la respectiva función.

En el subproceso de Composición, el método seleccionado es el MAX, el conjunto difuso de salida combinado es construido tomando el punto máximo representativo sobre todos los subconjuntos difusos asignados a la variable de salida por la regla de inferencia. Esta regla es aplicada cuando se utiliza la regla de inferencia MIN.

En el subproceso de Desdifusificación, el método utilizado es MOM, la media de los máximos, que analiza las funciones miembros para los valores máximos, y usa la siguiente fórmula para obtener la salida:

$$\text{Salida} = \frac{\text{suma}(\text{valor representativo} * \text{grado de pertenencia})}{\text{suma}(\text{grados de pertenencia})}$$

En cuanto al conjunto de reglas que van conformar el controlador difuso, se tiene que como máximo pueden existir 21 reglas posibles, producto de la combinación de los 7 conjuntos difusos de la variable de entrada 1 y los 3 conjuntos difusos de la variable de entrada 2. Para el análisis de la evolución y creación del conjunto de reglas a través del algoritmo genético, se tiene previsto generar un máximo de 12 reglas de tal forma que el comportamiento del controlador se vea en la necesidad de tener un conjunto de regla que verdaderamente le sean útiles para tener un buen desempeño en cuanto al valor esperado para cada entrada, y determinar si la evolución contribuye a encontrar una solución que satisfaga dicha necesidad de rendimiento óptimo. En la figura 8 se muestra el conjunto de reglas actuando con los parámetros seleccionados en la inferencia del controlador difuso realizado, con sus respectivas funciones de membresía y sus variables con un conjunto de reglas de prueba.

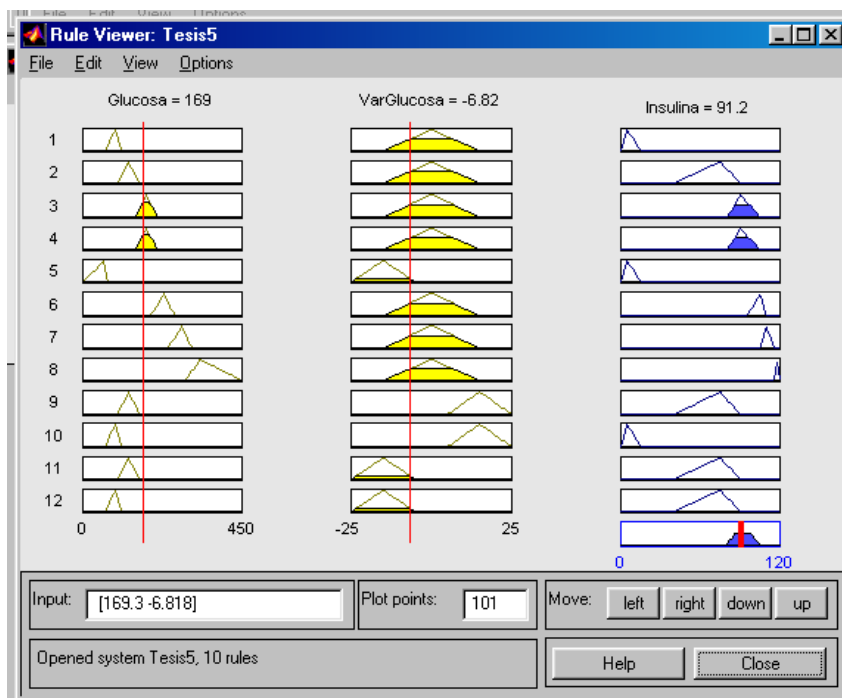


Figura 8. Inferencia de un conjunto de reglas.



## **Creación de la Simulación del Controlador Difuso como Mecanismo Regulador de la Glucemia.**

En la ejecución de la propuesta del modelaje con lógica difusa y algoritmo genético se desarrollo una simulación, utilizando el toolbox de Matlab llamado *Simulink*, la cual consiste en probar el controlador difuso como mecanismo regulador de la glucemia, el cual permite observar el comportamiento del modelaje y verificar su validez en cuanto a sus resultados emitidos.

En la simulación se alimenta el controlador difuso con valores aleatorios, para la entrada Glucosa, el número aleatorio varia entre 0 y 400, y para la variación también se genera un número aleatorio en el rango estudiado, estos valores se generan cada cierto tiempo, para ello se agregó una unidad de retardo, para poder ver los resultados de cada salida.

En la ejecución de la simulación, se pudo observar cómo se realiza la inferencia del conjunto de reglas que intervienen en el proceso, tanto a las entradas como a la salida se le colocó un visor para visualizar los valores emitidos durante la simulación.

Esta simulación se basa en los cambios que pueden ocurrir en las variables de entrada y en la forma como el controlador debe responder a estos cambios. Cada nueva entrada refleja lo que puede ocurrir en un momento determinado en el sistema biológico original del cuerpo humano y el valor de salida refleja las respuestas a las entradas, tomando en cuenta que sólo fueron tomadas las dos variables para el tratamiento con insulina.

Los valores de entradas se generan simultáneamente, son tomados por el controlador y procesados por un conjunto de reglas, que son generadas por la herramienta computacional desarrollada en este trabajo de investigación, así de acuerdo a los resultados emitido se han tomado las conclusiones pertinente en cuando a la utilidad de los algoritmos genéticos en la

creación de reglas y en cuanto a la veracidad del modelo diseñado para el mecanismo regulador de la Glucemia.

A continuación se presenta el modelo generado con la herramienta *Simulink* de MatLab, realizado para la simulación del mecanismo regulador de la glucemia.

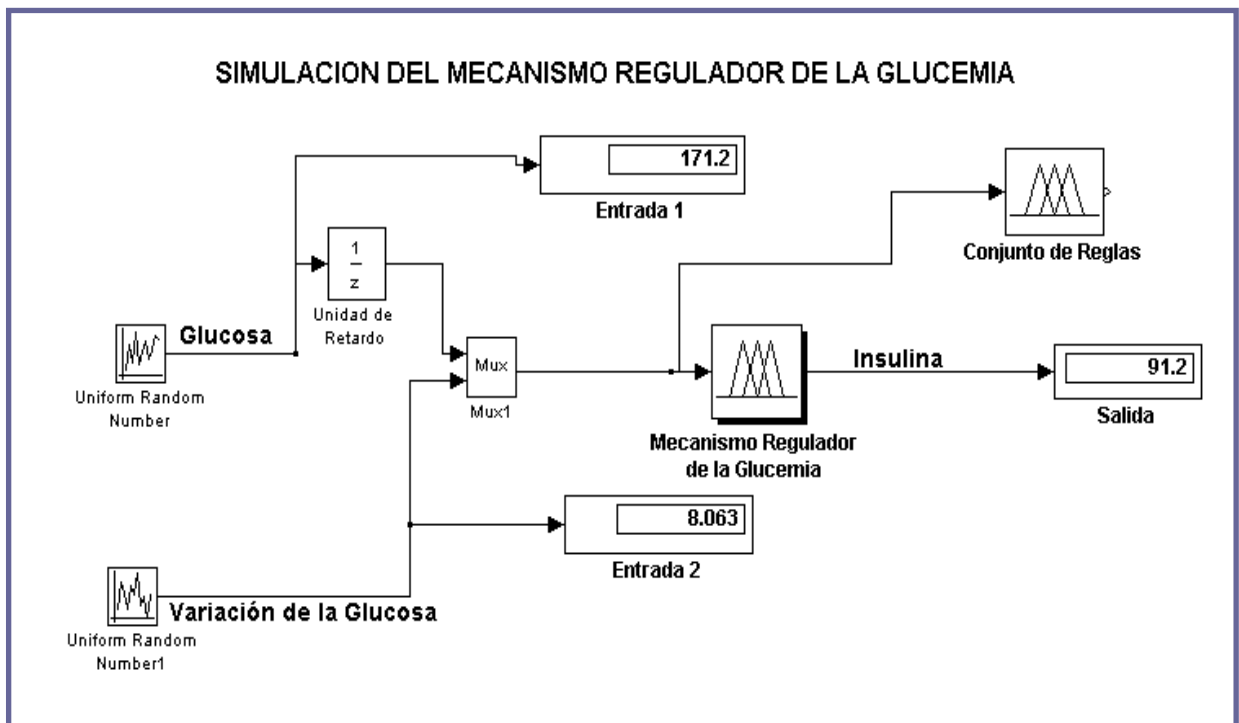


Figura 9. Modelo a desarrollar en Simulink.

En la figura 9 se muestran los elementos utilizados en la creación de la simulación, entre las que se encuentran, dos generadores de valores para las variables de entrada, una unidad de retardo para que los valores de entradas se generen cada cierto tiempo después de una pausa, una unidad de multiplexación para que las envíe al controlador, la unidad que corresponde al controlador, un visor para cada variable que muestra tanto los valores de entrada como la variable de salida y una unidad que permite ver cómo se hace la inferencia con el conjunto de reglas elegidas para el controlador propuesto.

## **Desarrollo de la Herramienta Propuesta con Algoritmo Genético**

En la creación de la herramienta computacional para la generación del conjunto de reglas, se ha utilizado el lenguaje de programación Visual Basic 6.0, conjuntamente con el manejador de bases de datos Access 2002 de Microsoft para guardar la información tanto de entrada como la generada por el programa. El sistema consta de tres módulos principales, que son: El módulo de ejecución del algoritmo, el módulo de actualización del conjunto de datos de prueba para la ejecución de la función de adaptación del algoritmo genético, y el módulo de estadísticas para la evaluación de los resultados que se emiten en cada ejecución del programa con los parámetros que se le indican.

La utilización del manejador de base de datos Access, permitió en la creación de una base de datos donde se tienen las tablas que guardan la información de la ejecución del programa.

El diseño de la base de datos consta de cuatro tablas para guardar a) la información que se genera en la ejecución del programa para cada generación, b) la información de los parámetros de ejecución, que son la probabilidad de cruce, la probabilidad de mutación, el número de generaciones, el tamaño de la población y el tipo de funciones con las que se trabajaron con los conjuntos difusos en el controlador, c) el conjunto de datos de prueba, que tiene los valores de las variables de entradas con su correspondiente valor esperado en la variable de salida, d) el conjunto de reglas que arroja el algoritmo genético como solución luego de seguir los pasos de la ejecución.

El diseño de cada una de las tablas se muestra a continuación, donde se especifica cada campo utilizado y el tipo de datos al que pertenece cada valor.

**Cuadro 7**  
**Estructura de la Base de la Base de Datos**

<b>Nombre de Tabla</b>	<b>Campo</b>	<b>Tipo de Dato</b>
Generaciones	NroGeneración	Numérico
	MejorAceptacion	Numérico
	PromedioAceptacion	Numérico
	PeorAceptacion	Numérico
	Cromosoma	Texto
	NroMutaciones	Numérico
Parámetros	ProbaCruce	Numérico
	ProbaMuta	Numérico
	TamañoPobla	Numérico
	NroGeneraciones	Numérico
	Función	Numérico
Entrenamiento	Entrada1	Numérico
	Entrada2	Numérico
	SalidaDeseada	Numérico
Reglas	Antecedente1	Texto
	Antecedente2	Texto
	Consecuente	Texto

En la tabla Entrenamiento, se tienen valores que corresponden a una concentración de glucosa y una posible variación, que debe tener como respuesta por parte del controlador una salida que debe ser la deseada para lograr un estado normoglucémico en el controlador.

Así estos datos son utilizados para calcular el error cuadrático medio cuando se evalúa cada cromosoma de la población en cada generación.

En cuanto a la implementación de cada uno de los módulos que conforman la herramienta computacional desarrollada para la evolución del conjunto de reglas, se tiene el módulo Algoritmo Genético, el cual se muestra su interfaz en la siguiente figura:

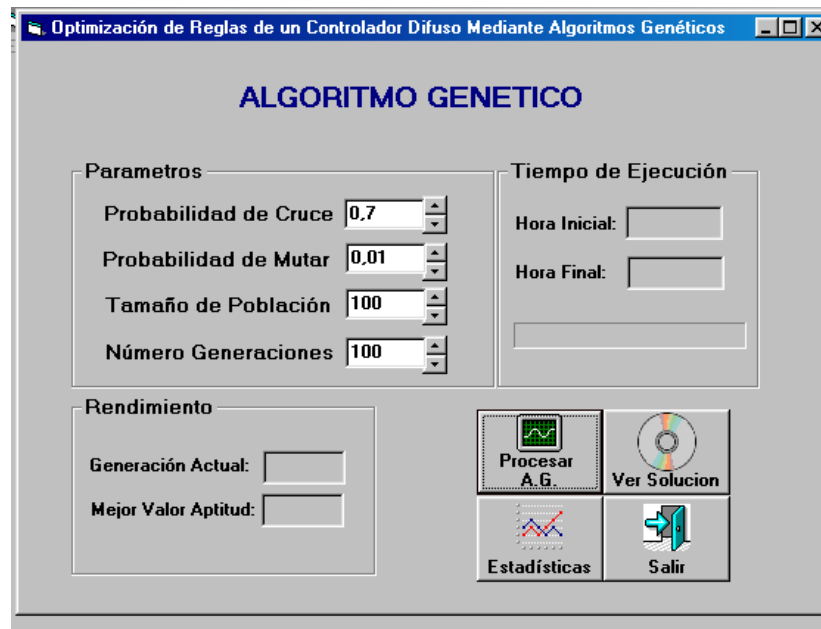


Figura 10. Interfaz de usuario del Algoritmo Genético

Se seleccionan los valores a utilizar para los parámetros, y se ejecuta el algoritmo genético. Una barra de progreso indica el avance de la ejecución. Cuando se llega al final de la ejecución, se pueden ver estadísticas, en la que se tiene por generaciones el mejor cromosoma adaptado, el cromosoma de menor adaptación, el promedio de adaptación de la población y cual fue el mejor cromosoma de toda la ejecución y en que generación ha ocurrido.

En el módulo Entrenamiento, se pueden agregar más datos al conjunto de prueba, se pueden quitar valores o modificar los valores ya existentes. Con esto se espera evaluar cada conjunto de reglas de cada población y determinar cual conjunto de reglas es el más adaptado en la evolución.

En la figura siguiente se muestra el diseño de la interfaz en tiempo de ejecución de este módulo

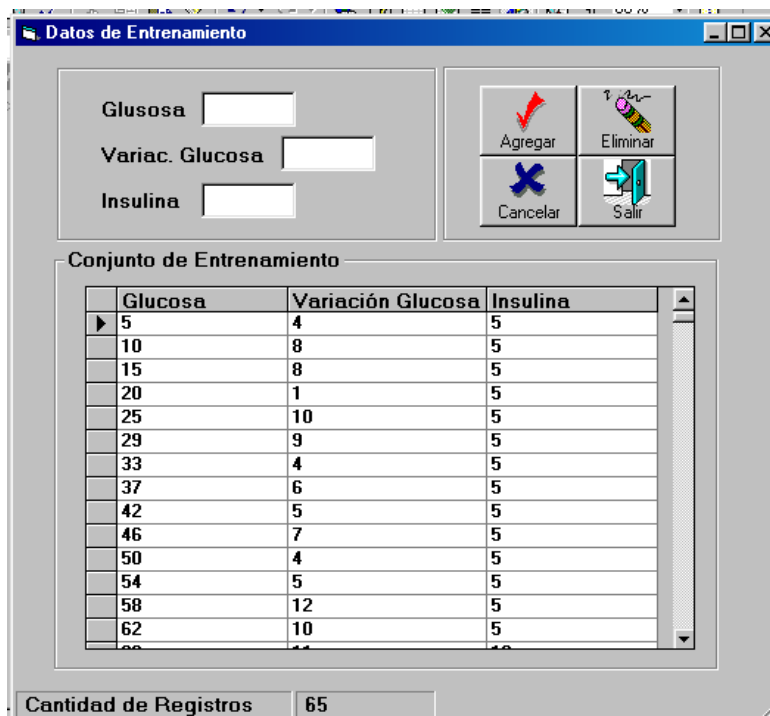


Figura 11. Interfaz de usuario del conjunto de entrenamiento

La cantidad de registros de prueba y su variedad a lo largo del rango de valores posibles de las entradas, permite que cada cromosoma sea lo más adaptado posible, pero hace que el error cuadrático medio aumente debido al error que genera cada salida deseada con la salida real. Un valor o registro equivocado, hace que el rendimiento del conjunto de prueba se vea afectado y no genere una solución adaptada al controlador.

En el módulo estadística, se puede evaluar el rendimiento en la evolución a través de cada generación y así determinar cual fue la mejor solución obtenida en cada una, luego así se procede a colocarla en el controlador difuso y realizar la simulación para determinar la veracidad del conjunto de reglas generado por el algoritmo genético.

En la siguiente figura, se muestra la interfaz que permite evaluar las estadísticas o comportamiento durante la ejecución de la herramienta realizada.

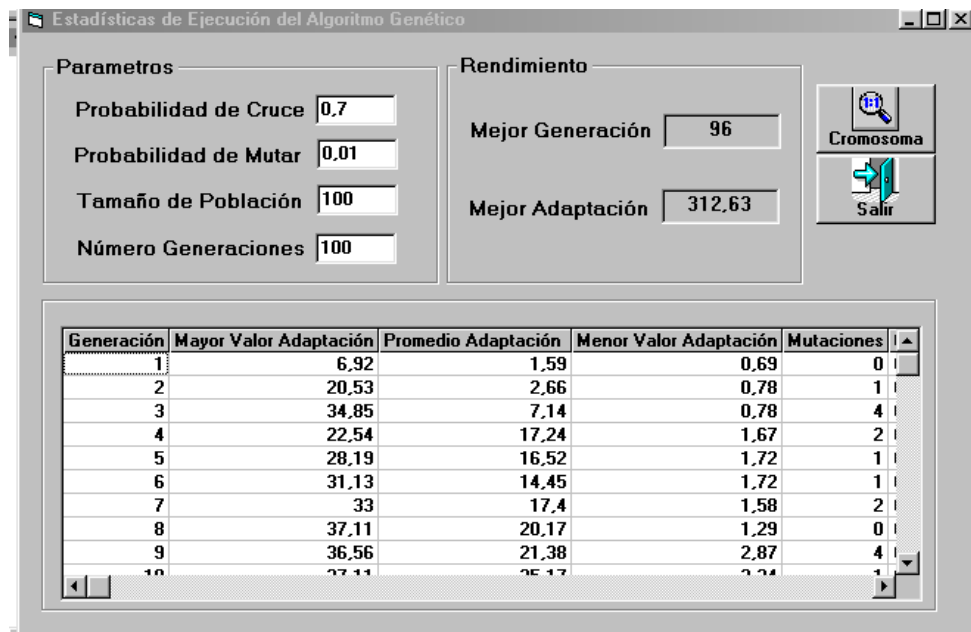


Figura 12 Interfaz de usuario de datos estadísticos

En la evaluación de la función de adaptación, mientras mas alto sea el valor, mejor será el conjunto de reglas obtenidas. En este módulo se puede apreciar cómo en cada generación tanto el promedio, cómo el valor del mejor en cada generación va aumentando o se queda estancado sin encontrar una solución.

## Características del Algoritmo Genético Desarrollado

Estructura de Datos:

Para almacenar la información de un individuo se ha implementado un arreglo de registro, donde guarda la información de los cromosomas, mediante un arreglo con tanta posiciones como genes se requieren para la codificación del conjunto total de reglas a evolucionar, en este caso 96 posiciones que corresponden a doce reglas a implementar en el controlador difuso. En este arreglo de registro también se almacena el valor de aceptación de un individuo, el error cuadrático medio que genera a partir de su evaluación con el conjunto de datos de prueba y valores correspondientes de los padres que lo generaron. A continuación se muestra la declaración del registro implementado como estructura de datos.

```
Global Cromosoma(1 To 96) As Byte
```

```
Type Individuo
```

```
    Cromosoma(1 To 96) As Byte
```

```
    Aceptacion As Double
```

```
    ErrorCuadratico As Double
```

```
    Padre1 As Integer
```

```
    Padre2 As Integer
```

```
End Type
```

La población es un arreglo del tipo registro descrito para cada individuo, esta estructura de datos tiene una longitud máxima de cien individuos, que es el tamaño máximo de la población que puede ser ejecutado en el algoritmo genético, y existe otro arreglo que sirve como base para crear una nueva población.

```
Global Poblacion(1 To 100) As Individuo
```

```
Global NewPoblacion(1 To 100) As Individuo
```



Se ha implementado un arreglo de registro para almacenar desde la base de datos, el conjunto de datos de entrenamiento para evaluar cada individuo de la población, a continuación se muestra la implementación de la estructura de datos.

Type Valores

Entrada1 As Double

Entrada2 As Double

Salida As Double

RespDeseada As Double

RespObtenida As Double

ErrorCuadratico As Double

End Type

Global ConjuntoPrueba(1 To 500) As Valores

Se han declarado variables para los parámetros utilizados, la probabilidad de cruce, de mutación, tamaño de la población, etc.

Población Inicial:

La selección de la población inicial se ha realizado tomando valores binarios en forma aleatoria para cada gen de cada cromosoma de toda la población. Así se parte de un conocimiento nulo o con desconocimiento total por parte del programa que debe hacerlo evolucionar de manera que todas las soluciones iniciales aporten lo mejor de sí para arrojar la mejor solución posible. El tamaño de la población es seleccionado en el momento de la ejecución del programa.

Evaluación de Población

Para la evaluación de la población, se ha desarrollado un algoritmo controlador difuso dentro del software desarrollado, para evaluar cada individuo de la población, es decir, cada

conjunto de reglas que tiene una población, este algoritmo se realizó con las mismas características que presenta el controlador difuso desarrollado en MatLab, las cuales son:

- 1.- Controlador tipo Mandami
- 2.- Operador de Implicación MIN
- 3.- Composición MIN-MIN
- 4.- Obtención de la salida no difusa aplicando el método media de los máximos.

Cada conjunto de reglas es probado con el conjunto de entrenamiento, junto con cada valor esperado se va acumulando la salida del controlador, y su diferencia, para calcular el error cuadrático medio de un conjunto de reglas, que corresponde a un individuo de la población. A través de la siguiente función se calcula el error cuadrático medio.

$$E = \frac{1}{2} \sum_1^{Ng} (\theta_{AG}(k) - \theta_{CD}(k))^2$$

Luego de calcular el error cuadrático medio, se procede a obtener el valor de aptitud de los individuos. Para obtener el valor de aptitud de un individuo, se aplica la siguiente fórmula

$$V_A = \frac{1}{1 + E} * 100000$$

Donde  $0.0 < 1/(1 + E) < 1.0$ , lo que indica que cuando el error sea muy grande el valor de aptitud o de adaptación será muy pequeño, es decir, cercano a cero. Cuando el error se aproxime a cero el valor de adaptación se aproximara a uno, que al multiplicarlo por 100000 se obtendrá un valor a una escala mayor para facilidad en los cálculos realizados por el computador. Así que mientras mas alto sea el valor de aptitud final  $V_A$

mejor es la solución generada por el algoritmo genético. Luego con ese valor de aptitud se procede a la selección de lo padre para realizar el cruce y generar la siguiente población.

### Selección de los Padres

Una vez que se tiene el valor de aptitud de cada cromosoma, se eligen los individuos que van conformar la nueva generación. Para esto se ha elegido el método selección por torneo, para seleccionar uno de los padres. Este método consiste en escoger un subconjunto de individuos de acuerdo con una técnica aleatoria, (fue seleccionado el método de la ruleta), y de entre ellos se selecciona el que tiene mayor valor de aptitud dentro del grupo seleccionado. Esta técnica tiene la ventaja de que permite un cierto grado de elitismo; el mejor nunca va a morir, y los mejores tienen más probabilidad de reproducirse y de emigrar que los peores, pero sin producir una convergencia genética prematura, si la población es, al menos, un orden de magnitud superior al del número de elementos involucrados en el torneo.

El otro de los padre se ha seleccionado utilizando el método de la ruleta solamente, se define un rango con las características de la selección. Luego se genera un número aleatorio. El número al azar será un número forzosamente menor que el tamaño del rango. El elemento escogido será aquel en cuyo rango esté el número resultante de multiplicar el número aleatorio con el resultado total que sirvió para escoger el elemento anterior. El comportamiento es similar al de una ruleta, donde se define un avance cada tirada a partir de la posición actual. Tiene la ventaja de que no es posible escoger dos veces consecutivas el mismo elemento, y que puede darle oportunidad a todos los individuo de la población, aunque con mayor probabilidad los que tengan un valor de aptitud mayor.

### Operación de Cruce

Una vez seleccionado los padres se pasa a la operación de cruce. El número de individuo proveniente de la operación de cruce esta dado por la probabilidad de cruce seleccionada al ejecutar el algoritmo genético.

Para una probabilidad dada  $P$ , el número de individuos que son generados mediante la operación de cruce es de  $P$  multiplicado por el tamaño de la población, y el resto de individuos que conforman a la población es de  $(1-P)$  multiplicado por el tamaño de la población.

Los individuos que pasan en forma directa a las otra generación, son elegidos mediante el método de la ruleta. Esto permite que los que tengan mayor valor de aceptación tengan mayor probabilidad de pasar pero no necesariamente pasaran los mejores, dando oportunidad a los individuos que no son lo mejores pero que pueden contribuir a mejorar la población en generaciones futuras.

Una vez seleccionados los individuos que formaran parte del cruce, esta se realiza utilizando un cruzamiento en un punto, aquí se selecciona un número aleatorio de uno hasta el tamaño del cromosoma o número de genes menos uno, luego se obtienen dos hijos intercambiando sus genes en el punto de cruce. Este proceso se realiza hasta obtener toda la nueva población, luego se le aplica a cada individuo el operador de mutación de acuerdo al valor de probabilidad dado.

### Operación de Mutación

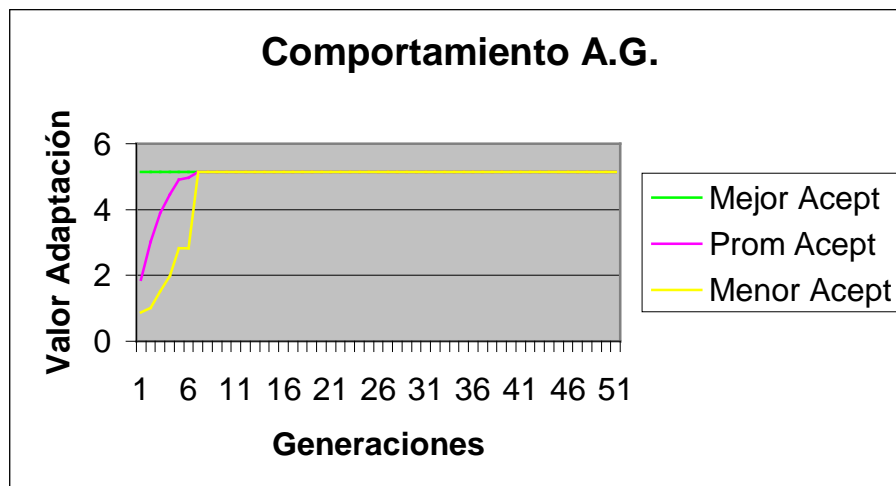
A cada individuo generado en el proceso de cruce se le aplica el operador de mutación, este proceso consiste en generar para cada gen perteneciente a cada cromosoma de un nuevo individuo, un número aleatorio que va de cero a unos. Si el número aleatorio es menor que la probabilidad de mutación que se le dio al programa, entonces existe un cambio en ese gen, que consiste en invertir el valor de ese bit, es decir, si es cero cambia a uno y si es uno cambia a cero. Este proceso de mutación se realiza bit a bit, y mientras mas pequeña sea la probabilidad de mutación menor serán los cambios mutantes que ocurran durante el proceso, pero que muchas veces son necesarios cuando la poblaciones necesiten de algún modo salir de atascamiento, ya sea por un individuo muy adaptado o por la necesidad de generar otro espacio de soluciones.

## Experimentos Realizados

Para verificar el rendimiento del algoritmo genético, se realizaron diferentes ejecuciones, las cuales tienen como propósito observar el aprendizaje del conjunto de reglas que van a ser implementadas en el controlador final que simula el mecanismo regulador de la glucemia.

En los experimentos se realizaron varias ejecuciones del algoritmo genético fijando los parámetros y se observó el comportamiento en la ejecución, para ver si la adaptación de los individuos aumentaba conforme pasaban las generaciones. En todas los experimento se tomó en cuenta para cada generación el mejor individuo, el peor individuo y el promedio de aptitud en la población de la aptitud del algoritmo.

En los primeros experimentos se tomó como valor de probabilidad de cruce de 0.4, la probabilidad de mutación de 0, el tamaño de la población de 30 y 50 generaciones. Luego de varias ejecuciones con estos mismo parámetros, el algoritmo quedaba estancado en un valor de adaptación fijo en las primeras generaciones. En la gráfica 1 se muestra una de la ejecuciones realizadas con los parámetros indicados.

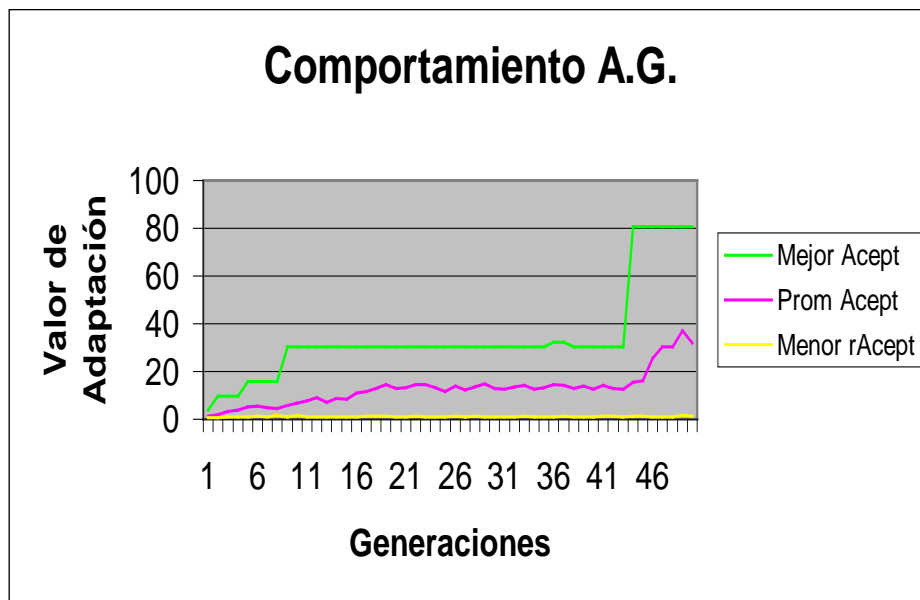


Gráfica 1. Comportamiento Número 1 del Algoritmo Genético  $P_c = 0.4$ ;  $P_m = 0.0$

Como se observa en la gráfica 1, rápidamente todos los individuos son los mismos, y como no hay mutación y muy baja probabilidad de cruce, casi todos los individuos pasan a la siguiente generación de manera intacta.

Debido al comportamiento generalizado observado cuando no hay mutación, se realizó otro experimento aumentando la probabilidad de cruce a 0.6 y una probabilidad de mutación de 0.2, y con los mismos parámetros de tamaño de la población y número de generaciones.

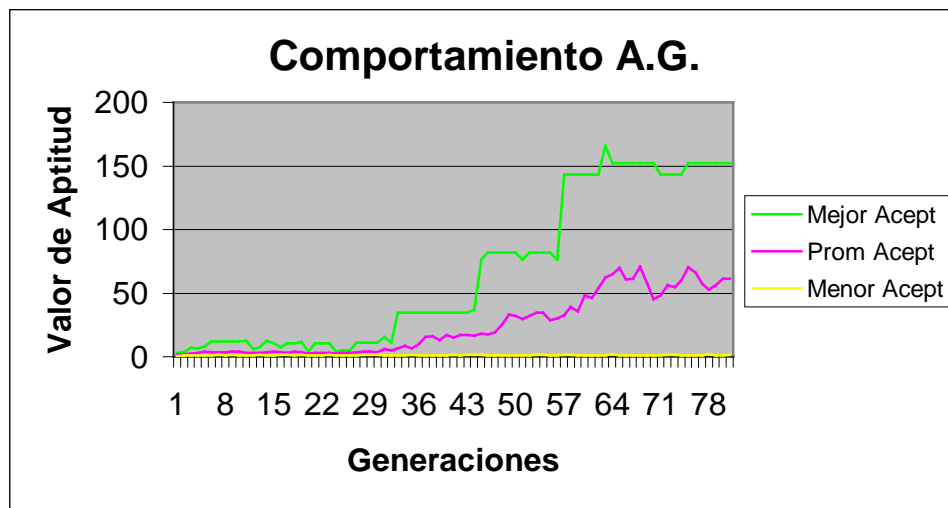
Una gráfica del comportamiento observado en la realización de veinte experimentos se presenta a continuación.



Gráfica 2. Comportamiento Número 2 del Algoritmo Genético,  $P_c = 0.6$ ;  $P_m = 0.2$

En la gráfica 2 se observa que al aumentar la probabilidad de cruce y existir la mutación, mejora el rendimiento de la población, aunque sigue existiendo un estancamiento en varias generaciones, por lo cual se realizaron pruebas aumentando la probabilidad de cruce a 0.7 y disminuyendo un poco la probabilidad de mutación a 0.1, también se aumentó el número de generaciones en 80 para darle mas tiempo al algoritmo de evolucionar.

Los resultados que arrojó el algoritmo genético, luego de veinte ejecuciones mostró un comportamiento similar en cada una de las corridas, por lo cual se muestra en la gráfica 3 una de las ejecuciones realizadas.



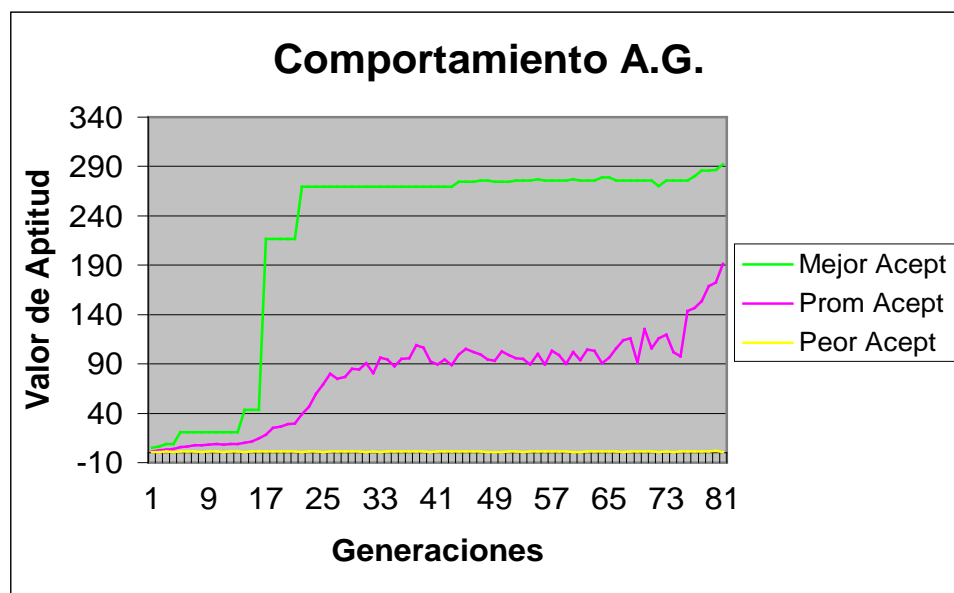
Gráfica 3. Comportamiento Número 3 del Algoritmo Genético,  $P_c = 0.6$ ,  $P_m = 0.1$

En la gráfica 3 se muestra cómo existe un aumento en el valor de aptitud en la población en general, el mejor adaptado y el promedio de adaptación de la población siguen teniendo por algunas generaciones cierto estancamiento pero no tan frecuente como en los anteriores experimentos. El menos adaptado sigue existiendo con un valor muy bajo, lo que indica que existen algunos que aunque siguen siendo valores muy bajos de adaptación con respecto al menor, todavía sobreviven al pasar la generaciones. Aunque existe en el algoritmo cierto grado de elitismo por ser el método de selección el de torneo, no

desaparecen del todo los menos adaptados, pero al tener un aumento en el promedio a medida que pasan las generaciones quiere decir que cada vez existe mejores individuos que contribuyen a una solución con mejores resultados.

Al observar este comportamiento, se realizaron mas experimentos, cambiando nuevamente los parámetros de ejecución, ahora lo cual se realizaron un conjunto de 20 ejecuciones y se establecieron ahora una probabilidad de cruce de 0.7, una probabilidad de mutación de 0.1, se extendió el tamaño de la población a 50 individuos y se establecieron 80 generaciones.

Se reflejó que existen muchas variaciones entre una ejecución y otra, pero sí se refleja una tendencia de que el mejor individuo o el mas adaptado, va aumentando su nivel de aceptación, y que el promedio de la población va creciendo a medida que van aumentando el número de generaciones. En algunos casos hay un leve descenso pero luego se retoma el nivel de aumento, lo cual indica la evolución satisfactoria del algoritmo genético. A continuación se muestra una de las gráficas que se genera con la ejecución del algoritmo con los parámetros antes señalados.



Gráfica 4. Comportamiento Número 4 del Algoritmo Genético,  $P_c = 0.7$ ;  $P_m = 0.1$

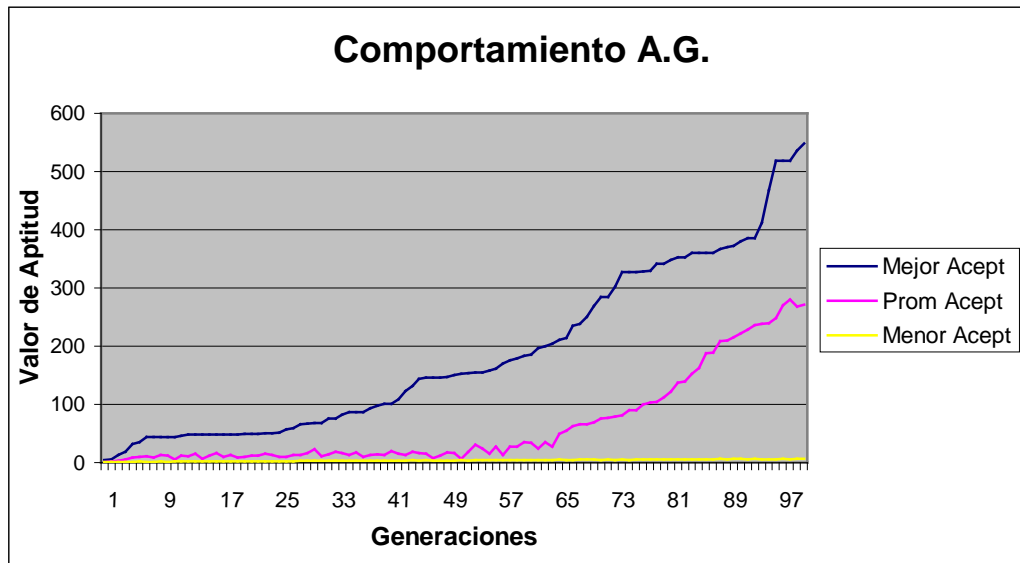


Como se muestra en la gráfica 4 el nivel de aptitud es superior a los resultados anteriores, lo que indica que los parámetros tienden a ser mejores cuando la probabilidad de cruce esta sobre 0.7 y la probabilidad de mutación es baja, alrededor de 0.1.

Para variar un poco el algoritmo se le realizó un cambio en la forma cómo se seleccionaron los individuos que pasan de una generación a otra directamente. Anteriormente los individuos que pasaban de una generación a otra se seleccionaban en forma aleatoria a través de el método de la ruleta, pero no garantizaba que pasaran en forma automática los mejores, sino que los mejores tenían mas probabilidad de pasar. Entonces se realizó un cambio y los que iban a pasar son los que tengan mejor valor de aptitud o de adaptación de la población actual y se hizo un ajuste en los parámetros de ejecución.

Luego se realizó un conjunto de veinte experimentos con una probabilidad de cruce de 0.8 y una probabilidad de mutación de 0.05, el tamaño de la población es de 100 individuos y se ejecutó hasta 100 generaciones. Los resultados reflejaron que hay un aumento sobre los 350 y 500 puntos para el valor de aptitud, y que hay menos descensos a medida que se pasa de una generación a otra, debido a la modificación, ya que esto va a permitir conservar los mejores de una población a otra, y que en caso de que los nuevos individuos no mejoren su grado de aceptación los que vienen de la anterior generación mantienen un grado de aptitud como mejor solución que no se pierde.

La gráfica número 5 que a continuación se muestra registra unos de los mejores cromosomas que se obtuvieron en todos los experimentos, con una puntuación de 548.6, y se originó en la generación número 100.



Gráfica 5. Comportamiento Número 5 del Algoritmo Genético,  $P_c = 0.8$ ;  $P_m = 0.05$

Como se aprecia, el valor de aptitud para el mejor individuo en el algoritmo va en aumento, al igual que el promedio colectivo de la población, y el individuo con menor grado de aptitud también tiene un pequeño incremento, lo que garantiza que pueda contribuir en el proceso durante las operaciones de cruce.

Luego de obtener el mejor individuo, con una puntuación de 548.6, se ha procedido a decodificarlo, dando como resultado el siguiente conjunto de reglas que formarán parte del controlador difuso. El conjunto de reglas decodificado viene dado por las siguientes reglas.

- Si (Glucosa es B) y (Var glucosa es N) Entonces (Insulina es MB)
- Si (Glucosa es N) y (Var glucosa es N) Entonces (Insulina es N)
- Si (Glucosa es PA) y (Var glucosa es N) Entonces (Insulina es PA)
- Si (Glucosa es PA) y (Var glucosa es B) Entonces (Insulina es PA)
- Si (Glucosa es MB) y (Var glucosa es B) Entonces (Insulina es MB)
- Si (Glucosa es A) y (Var glucosa es N) Entonces (Insulina es A)
- Si (Glucosa es MA) y (Var glucosa es N) Entonces (Insulina es MA)

Si (Glucosa es DA) y (Var glucosa es N) Entonces (Insulina es DA )

Si (Glucosa es N ) y (Var glucosa es A) Entonces (Insulina es N )

Si (Glucosa es B ) y (Var glucosa es A) Entonces (Insulina es MB )

Si (Glucosa es N) y (Var glucosa es B) Entonces (Insulina es N )

Si (Glucosa es B) y (Var glucosa es B) Entonces (Insulina es N )

Al colocar el conjunto de reglas dentro del controlador difuso y realizar la simulación dentro del toolbox de MatLAB Simulink, se observó que el comportamiento de la simulación arrojó un 70-80% de efectividad, ya que de cada 10 valores que se generaban en forma aleatoria por el simulador, entre 7 y 8 veces los valores que arrojaba eran los deseados.

## **Análisis de la Variable de Salida del Controlador Desarrollado**

Los valores arrojados por el controlador, en la variable de salida representan a la cantidad de insulina que se debe suministrar para lograr un estado normoglucémico. En la realización del modelo, el mecanismo utilizado en la verificación de los valores emitidos por el controlador, provienen de pautas de insulinoterapias aplicadas en la actualidad. Estas pautas han contribuido a clasificar tanto a las variables de entradas, como a la variable de salida en sus distintos rangos o conjunto difusos.

Cuando el controlador en su variable de salida se obtiene un valor, para determinar su validez, se examina cuales fueron los valores de entrada para ese momento, y luego éstos se comparan con el protocolo utilizado para determinar si el valor arrojado coincide con el valor esperado.

A través de los años, estas pautas se han ido desarrollando de acuerdo a investigaciones en el área de la medicina, y varían de acuerdo a una cantidad de factores que se presentan en los pacientes a los cuales ha de aplicárseles.

De acuerdo con el modelo en lógica difusa que se ha desarrollado, se ha utilizado una pauta que se aplica en condiciones donde la cantidad de glucosa varia entre 0 y 350-400 mg/dl, y en pacientes donde no existen otros factores externos más que una alteración del estado hiperglucémico.

En el cuadro 8, se presenta la pauta o protocolo de insulinoterapia utilizada en la construcción del modelo a simular el mecanismo regulador de la glucemia, y la fuente de donde proviene es del área de endocrinología del Hospital Central “Antonio Maria Pineda” de la ciudad de Barquisimeto, donde se le consultó al Dr. Edgar Morillo, como también se consultó a los Doctores Ovidio Ramírez y Frank Mendoza, conceptos pertinentes al área medica.

## Cuadro 8

### Protocolo de Insulinoterapia

Fuente: Consulta de Endocrinología Hospital Central “Antonio Maria Pineda”

Concentración Glucosa (mg/dl)	Insulina en UI
0 – 80	0
81 - 150	4
151 – 200	6
201 – 250	7
251 – 300	8
Mayor 350	10

Las unidad utilizada en el protocolo en la administración de la insulina, es UI, que son unidades internacionales, para elaboración del controlador difuso, se ha realizado una conversión en la forma de obtener los valores de salida. Esto facilitó elaborar conjuntos difusos mas amplios para la variable de salida, y que sus valores tuviesen una mejor distribución para diferentes posibles valores de las variables de entradas, pero sin afectar en los resultados esperados.

Esta conversión se realizó llevando las ( UI ) Unidades a miliunidades (mU.), y luego como la aplicación de cada unidad es por hora, la miliunidades se llevaron a una aplicación por minutos, lo que se traduce en dividir por 60 el resultado de aplicar la cantidad resultante en miliunidades.

Como ejemplo se tiene que si una persona tiene una concentración de glucosa en sangre de 145 mg/dl, según el protocolo se le tiene que suministrar 4 U de insulina, lo que indica que la salida del controlador debe dar el siguiente valor; si son 4 U., al llevarlos a miliunidades, se tendría 4000 miliunidades, producto de que si 1 Unidad tiene 1000 mU, entonces 4 U se multiplica por 1000, luego las 4000 mU. son para administrar en una hora, que llevándolos a minutos, como una hora tiene 60 minutos se divide 4000 mU. entre 60.

Este proceso nos da como resultado, que la salida deseada para el controlador debe ser de 4000 mU entre 60, lo que da como resultado final 67 mU. por minuto, que es la escala que se ha utilizado para crear los conjuntos de salida en la variable Insulina del controlador.

La idea de tener una escala en (mU / minutos) miliunidades por minutos, es la de crear un controlador que pueda en un tiempo mas rápido, cambiar de acuerdo a como va evolucionando la concentración de glucosa en sangre y de no tener una escala tan rígida para esta variable, ya que su variación es de aproximadamente 50 mg/dl., para cada rango.

Cuando el controlador arroje un valor de salida, la forma de compararlo con el protocolo utilizado, para determinar si el valor coincide con el valor esperado, es realizando el proceso inverso de la conversión, que consiste en multiplicar el valor por 60 y luego dividirlo entre 1000, para que la escala vuelva a Unidades UI.

En el cuadro 9, se presenta como deben ser los valores esperados para cada conjunto de entrada en que divide el protocolo a la variable de entrada

### **Cuadro 9**

#### **Conversión del Protocolo de Insulinoterapia a Escala mU**

Concentración Glucosa (mg/dl)	Insulina en UI	Valor esperado por el Controlador(mU/m)
0 - 80	0	0
81 - 150	4	67
151 – 200	6	100
201 – 250	7	116
251 – 300	8	122
Mayor 350	10	160

## **CAPÍTULO VI**

### **CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

Se ha realizado una investigación sobre el modelado con lógica difusa a través de la cual se estableció un modelo adecuado para el mecanismo regulador de la glucemia, donde se utilizó un algoritmo genético para generar el conjunto de reglas que se utilizarían en el controlador difuso elaborado.

Se ha podido observar cómo las técnicas de control basadas en lógica difusa facilitan el modelado e implementación de mecanismos de regulación para sistemas complejos y afectados por un elevado número de variables, algunas de ellas con un comportamiento no claramente definido. Los mecanismos biológicos de regulación, y más específicamente el que nos ocupa, pertenecen a este grupo de sistemas.

En los resultados de la experimentación se observa que el modelo implementado reacciona de forma correcta ante distintos niveles de glucosa en sangre hasta lograr el estado normoglucémico. Es preciso recordar que, para construir el modelo, se ha partido únicamente de un conjunto mínimo de conocimientos relativos a la relación entre glucosa y la insulina, estableciendo unas reglas de inferencia que permitan gestionar el comportamiento de estos dos factores de forma adecuada sin necesidad de contar con un número elevado de datos empíricos. Los resultados obtenidos permiten plantear la posibilidad de diseño de un dispositivo inteligente que, ante distintos niveles de glucosa detectados, fuese capaz de desencadenar las acciones necesarias en cuanto a la cantidad

requerida de insulina para lograr un nivel normoglucémico. Actualmente, existen diferentes mecanismos para regular la glucemia de forma artificial. De ellos, el más habitual consiste en la inyección de varias dosis diarias de insulina sintética (Constanzo 1999). Esta terapia no logra un control óptimo, pues es difícil adaptar las necesidades de insulina a lo largo del día con suministros externos puntuales de la misma. Es así como se presenta una alternativa que se puede seguir con su estudio e involucrar nuevas variables y nuevo conocimiento para crear un nuevo dispositivo que facilite los mecanismos de aplicación de insulina.

En este trabajo de investigación se usó la computación evolutiva para construir un modelo de controlador difuso que logre el comportamiento más próximo al deseado; de esta manera se muestra que es posible obtener conocimiento de tipo lingüístico a partir de datos de tipo numérico.

Con todo esto, los resultados muestran que los algoritmos genéticos constituyen una técnica apropiada para la búsqueda de soluciones óptimas y robustas en sistemas de control difuso.

Es así como distintas ramas de la Inteligencia Artificial se pueden emplear de forma combinada para encontrar soluciones a diversos problemas.

En cuanto a la recomendaciones a futuras investigaciones se pueden sugerir varias, ya que este trabajo es una referencia de lo que se puede realizar con lógica difusa y los algoritmos genéticos.

En cuanto al sistema estudiado, en este caso el sistema regulador de la glucemia, se pueden estudiar otras variables que intervienen en el proceso, tales como el peso, la edad, el tipo de vida del paciente, factores hereditarios. Estas variables vienen a complementar el modelado.



En la utilización de la lógica difusa hay una variedad de factores que se pueden tomar en consideración para su utilización en investigaciones posteriores, tales como utilizar diversos tipos de funciones de membresía, variar los rangos de las funciones, asignarle valores de peso a las reglas, y utilizar otros mecanismos de inferencia.

Para la utilización de los algoritmos genéticos se pueden realizar pruebas e investigaciones para codificar y evolucionar tanto las reglas como otros parámetros pertenecientes al modelaje con lógica difusa. Es recomendable experimentar con otro tipo de codificación de los cromosomas, hacer que cada regla evolucione con un peso asociado, incluir la evolución de la funciones de membresía y de los conjuntos difusos, en fin hay todo un campo abierto para la investigación y mejoramiento de este trabajo de investigación, que pretende contribuir con la generación de nuevo conocimiento.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Asociación Nacional contra la Diabetes. (2004). *Como controlar la glucemia*. [Documento en línea]. Disponible en: <http://www.asonadia.com.ve/glucemia.htm>. [Consulta: 2004, noviembre 22]
- Bert, M. (2003). *Correlación entre el control metabólico de la glucemia, el nivel de hemoglobina glicosilada y la aparición de complicaciones*. Revista Orbita Científica, 3, (2), 7.
- Carreño, J. (2003). *Herramienta para diseñar controladores difusos con computadores personales*. Trabajo de Ascenso no publicado. Barquisimeto: Universidad Fermín Toro.
- Colina, E. (2003). *Modelado con lógica difusa*. Trabajo de Ascenso no publicado. Mérida: Universidad de Los Andes.
- Constanzo, L. (1999). Fisiología MC Graw-Hill Interamericana.
- Corzo, Y. (2004). Lógica Difusa. [Documento en línea]. Disponible en: <http://personales.ya.com/casanchi/mat/difusa01.htm#04>. [Consulta: 2004, noviembre 22]
- Indriago, G. (2003). *Estudio del uso de la lógica difusa en controladores de sistemas homeostáticos*. Mérida: Universidad de los Andes.
- Instituto de Salud Carlos III (2004). La glucemia. [Documento en línea]. Disponible en: <http://www.isciii.es/glucogenesis.htm> [Consulta: 2004, noviembre 22]
- Morales, D. (2000). *Conjuntos Difusos*. Buenos Aires: Lamar.
- Orcero, D. (2003). *Decisiones para implementar un algoritmo genético*. [Documento en línea]. Disponible en: <http://www.orcero.org/irbis/disertacion/node193.html>. [Consulta: 2004, noviembre 23]
- Ruiz, E. (2004). *Análisis del mecanismo de regulación de la glucemia: tratamiento clínico y ambulatorio*. Tesis de Grado no publicada. Barquisimeto: Universidad Centroccidental Lisandro Alvarado.
- Vargas, D. (2003). *Decisiones para desarrollar un algoritmo genético*. Tesis de Grado no publicada. Caracas: Universidad Simón Bolívar.
- Zadeh, L. (1965). *Modelado de sistemas mediante lógica difusa*. Madrid: Lacoonte.