



Polibits

ISSN: 1870-9044

polibits@nlp.cic.ipn.mx

Instituto Politécnico Nacional

México

Rivera Zarate, Israel; Pérez Romero, Patricia; Pimentel Cruz, Jesús
Base de Conocimientos del Monitoreo de Parámetros Sanguíneos

Polibits, vol. 37, 2008

Instituto Politécnico Nacional

Distrito Federal, México

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=402640450008>

- ▶ Cómo citar el artículo
- ▶ Número completo
- ▶ Más información del artículo
- ▶ Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Base de Conocimientos del Monitoreo de Parámetros Sanguíneos

Israel Rivera Zarate, Patricia Pérez Romero, Jesús Pimentel Cruz

Resumen—Se propone un sistema capaz de brindar un apoyo al paciente diabético dado el gran desconocimiento que la población tiene respecto a esta enfermedad. La base de conocimientos se ha tomado gracias a la asesoría de médicos y laboratorista clínicos. Esta primera versión del sistema inteligente utiliza como motor de inferencia lógica difusa dadas sus características de manejo de incertidumbre. Este proyecto permitirá llevar un registro preciso de los niveles de diferentes parámetros sanguíneos de un paciente así como generar representaciones gráficas y estadísticas de control de forma que permita apoyar en la prevención y toma de decisiones oportunas de la diabetes.

Palabras clave—Base de conocimiento, parámetros sanguíneos, monitoreo.

KNOWLEDGE BASE FOR MONITORING OF THE BLOOD PARAMETERS

Abstract—We propose a system capable to help a patient with diabetes taking into account that in general the persons have little knowledge about this disease. This knowledge base was developed in cooperation with medic personnel. The system uses a fuzzy logic inference engine and, thus, is capable of managing uncertainty. This project allows keeping the records of values of various blood parameters, graphic representation of data and statistic information, and it is used in prevention and decision making for patients with diabetes.

Index Terms—Knowledge base, blood parameters, monitoring.

I. INTRODUCCIÓN

No hace mucho tiempo, se creía que algunos problemas como la demostración de teoremas, el reconocimiento de

Manuscrito recibido el 30 de marzo del 2008. Manuscrito aceptado para su publicación el 15 de junio del 2008.

I. Rivera Zarate, Centro de Innovación y Desarrollo Tecnológico en Cómputo del Instituto Politécnico Nacional, México, D. F. (teléfono: 57296000 Ext. 52535; e-mail: irivera@ipn.mx).

P. Pérez Romero, Centro de Innovación y Desarrollo Tecnológico en Cómputo del Instituto Politécnico Nacional, México, D. F. (teléfono: 57296000 Ext. 52536; e-mail: promerop@ipn.mx).

J. Pimentel Cruz, Centro de Innovación y Desarrollo Tecnológico en Cómputo del Instituto Politécnico Nacional, México, D. F. (teléfono: 57296000 Ext. 52535; e-mail: jpimente@ipn.mx).

la voz y el de patrones, ciertos juegos (como el ajedrez o las damas), y sistemas altamente complejos de tipo determinista o estocástico, debían ser resueltos por personas, dado que su formulación y resolución requieren ciertas habilidades que sólo se encuentran en los seres humanos (por ejemplo, la habilidad de pensar, observar, memorizar, aprender, ver, oler, etc.). Sin embargo, el trabajo realizado en las tres últimas décadas por investigadores procedentes de varios campos, muestra que muchos de estos problemas pueden ser formulados y resueltos por máquinas. El amplio campo que se conoce como inteligencia artificial (IA) trata de estos problemas, que en un principio parecían imposibles, intratables y difíciles de formular utilizando computadoras[1].

Hoy en día, el campo de la IA engloba varias subáreas tales como los sistemas expertos, la demostración automática de teoremas, el juego automático, el reconocimiento de la voz y de patrones, el procesamiento del lenguaje natural, la visión artificial, la robótica, las redes neuronales, etc. (una revisión de los campos que componen la IA se puede encontrar en Castillo, Gutiérrez y Hadi, 1997). Ver Fig. 1. Aunque los sistemas expertos constituyen una de las áreas de investigación en el campo de la IA, la mayor parte de las restantes áreas, si no todas, disponen de una componente de sistemas expertos formando parte de ellas.

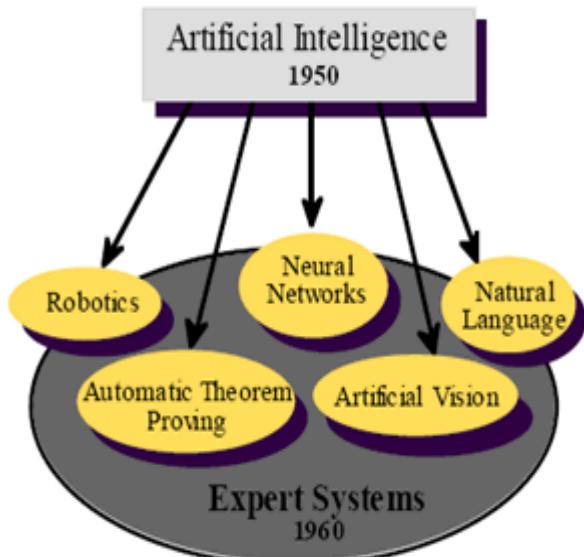


Fig. 1. Áreas de la Inteligencia Artificial

II. COMPONENTES DE UN SISTEMA EXPERTO

Los sistemas expertos son máquinas que piensan y razonan como un experto lo haría en una cierta especialidad o campo. Por ejemplo, un sistema experto en diagnóstico médico requeriría como datos los síntomas del paciente, los resultados de análisis clínicos y otros hechos relevantes, y, utilizando éstos, buscaría en una base de datos la información necesaria para poder identificar la correspondiente enfermedad.

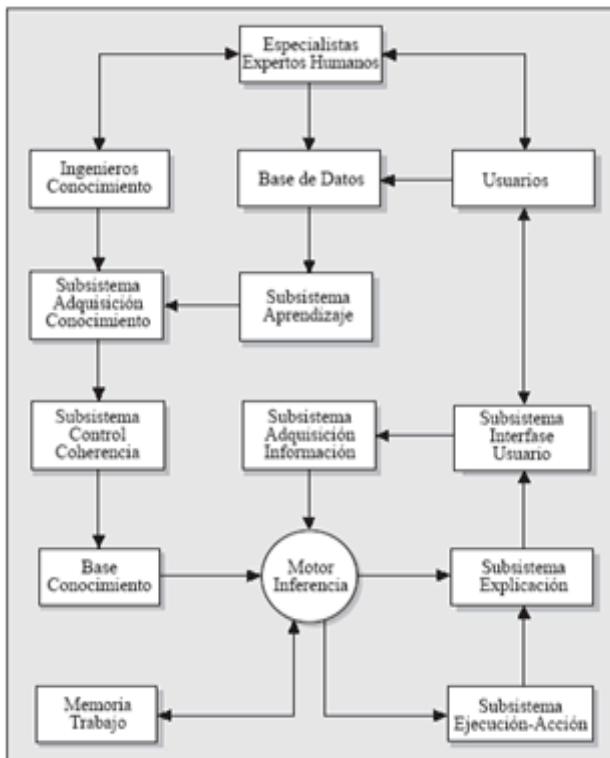


Fig. 2. Componentes de un Sistema Experto

Un Sistema Experto de verdad, no sólo realiza las funciones tradicionales de manejar grandes cantidades de datos, sino que también manipula esos datos de forma tal que el resultado sea inteligible y tenga significado para responder a preguntas incluso no completamente especificadas. La Fig. 2, ilustra los distintos componentes de un sistema experto

III. TIPOS DE SISTEMAS EXPERTOS

Los problemas con los que pueden tratar los sistemas expertos pueden clasificarse en dos tipos: problemas esencialmente deterministas y problemas esencialmente estocásticos. Por ejemplo, en el campo médico las relaciones entre síntomas y enfermedades se conocen sólo con un cierto grado de certeza (la presencia de un conjunto de síntomas no siempre implica la presencia de una enfermedad). Estos tipos de problemas pueden también incluir algunos elementos deterministas, pero se trata fundamentalmente de problemas estocásticos [2].

Consecuentemente, los sistemas expertos pueden clasificarse en dos tipos principales según la naturaleza de problemas para los que están diseñados: deterministas y estocásticos. Los problemas de tipo determinista pueden ser formulados usando un conjunto de reglas que relacionen varios objetos bien definidos. Los sistemas expertos que tratan problemas deterministas son conocidos como sistemas basados en reglas.

En situaciones inciertas, es necesario introducir algunos medios para tratar la incertidumbre. Por ejemplo, algunos sistemas expertos usan la misma estructura de los sistemas basados en reglas, pero introducen una medida asociada a la incertidumbre de las reglas y a la de sus premisas. En este caso se pueden utilizar algunas fórmulas de propagación para calcular la incertidumbre asociada a las conclusiones. Durante las últimas décadas han sido propuestas algunas medidas de incertidumbre.

Algunos ejemplos de estas medidas son los factores de certeza, usados en el conjunto de reglas para generar sistemas expertos tales como el sistema experto MYCIN; la lógica difusa, etc. [3]. Otra medida intuitiva de incertidumbre es la probabilidad, en la que la distribución de un conjunto de variables se usa para describir las relaciones de dependencia entre ellas, y se sacan conclusiones usando fórmulas conocidas en la teoría de probabilidad. Este es el caso del sistema experto PROSPECTOR, que emplea el teorema de Bayes para la exploración de mineral [2].

Los sistemas expertos que utilizan la probabilidad como medida de incertidumbre se conocen como sistemas expertos probabilístico y la estrategia de razonamiento que usan se



Fig. 3. Componentes de una Máquina de inferencia Difusa

conoce como razonamiento probabilístico, o inferencia probabilística.

IV. PROPUESTA DE SISTEMA EXPERTO DE APOYO AL PACIENTE DIABÉTICO

Este sistema propone brindar un apoyo al paciente diabético, que desconozca algo referente a su enfermedad. La base de conocimientos se generó con la asesoría de médicos y laboratorista del Laboratorio de Análisis Clínicos y Microbiológicos MONTECRISTO de Chalco, Edo. de México.

Esta primera versión del sistema inteligente utiliza como motor de inferencia LÓGICA DIFUSA dadas sus características de manejo de incertidumbre. Las etapas de una máquina de inferencia difusa se ilustran en la Fig. 3.

La FUZIFICACION es la etapa que transforma los valores de las variables de entrada al rango de valores difusos [0 -> 1] o grados de verdad donde 0 es falso y 1 es cierto.

El MECANISMO DE INFERENCIA DIFUSA son las reglas que se construyen de la forma

SIANTECEDENTE 1 Y ANTECEDENTE 2

ENTONCES...CONSECUENTE

Donde los antecedentes corresponden con las variables de entrada y los consecuentes corresponden a su vez con las variables de salida.

Las VARIABLES DE ENTRADA en nuestro sistema son los parámetros que el médico observa mediante una serie de preguntas específicas practicadas al paciente; esta serie de preguntas son tomadas de la norma oficial mexicana para el manejo de la diabetes (Ver apéndice). Por ejemplo:

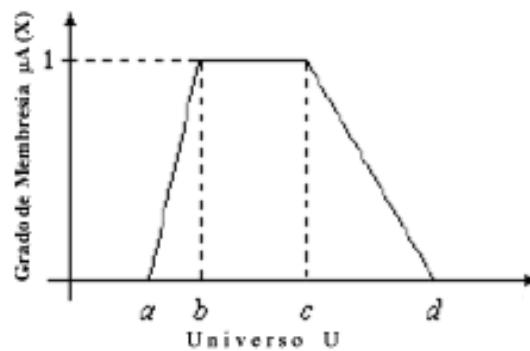
- Raciones o porciones diarias de los grupos alimenticios,
- Historia clínica del paciente,
- Escala de factores de riesgo,
- Niveles de glucosa, etc.

Las VARIABLES DE SALIDA son las recomendaciones a seguir por el paciente para cuidar de su salud y también son específicas y aparecen en la norma oficial mexicana para el manejo de la diabetes Por ejemplo:

- Reducción del consumo habitual de kilocalorías,
- Limitar consumo de grasas,
- Aumento o disminución de la dosis de insulina, etc.

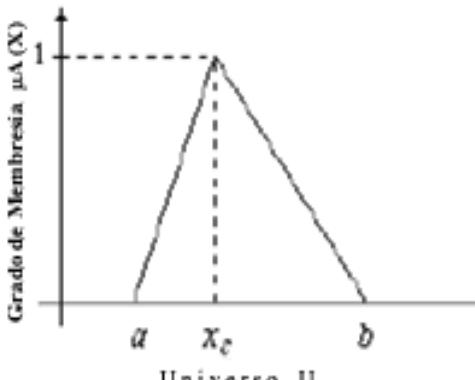
Esta primera versión utiliza tres FUNCIONES DE MEMBRESÍA (tipo trapezoide y triangular) por variable de entrada y asimismo tres FUNCIONES DE MEMBRESÍA (tipo singleton) por variable de salida.

Para las funciones trapezoidales se aplicará:



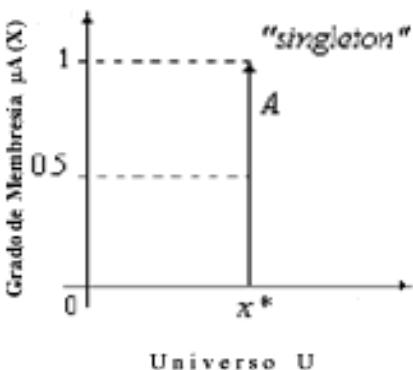
$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } b \leq x^* \leq c \\ 1 - \frac{|b - x^*|}{b - a}, & \text{si } a < x^* < b \\ 1 - \frac{|x^* - c|}{d - c}, & \text{si } c < x^* < d \\ 0, & \text{de otra manera} \end{cases}$$

Para las funciones triangulares:



$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x^* = x_c \\ 1 - \frac{|x_c - x^*|}{x_c - a}, & \text{si } a < x^* < x_c \\ 1 - \frac{|x_c - x^*|}{b - x_c}, & \text{si } x_c < x^* < b \\ 0, & \text{de otra manera} \end{cases}$$

Para el caso de las salidas:



$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x = x^* \\ 0, & x \neq x^* \end{cases}$$

El MÉTODO DE INFERENCIA para el manejo de las reglas es el conocido como el MÉTODO MIN MAX, donde se toman los valores mínimos de verdad de los antecedentes y el valor máximo en los consecuentes.

Para determinar el valor de salida se utilizó El MÉTODO DEL CENTROIDE o del CENTRO DE GRAVEDAD dada su salida como un promedio del peso de los consecuentes o variables de salida. Como se ve en la ecuación (1):

$$Z^* = \frac{\sum_{i=1}^m Z_i \omega_i}{\sum_{i=1}^m \omega_i} \quad (1)$$

En relación a la base de conocimientos, las reglas se realizaron tomando como referencia las recomendaciones citadas por la norma mexicana y la experiencia de los médicos y laboratorista mencionados anteriormente

De manera común se elige trabajar por pares de variables de entrada contra una variable de salida lo cual permite construir lo que en lógica difusa se conoce como una MATRIZ DE INFERENCIA DIFUSA. (FAM.) Ver Tabla I.

TABLA I.
TABLA DE INFERNICIA DIFUSA

Gp Gd	poco	regular	mucho
baja	B	B	M
media	B	M	A
alta	M	A	A

Gp: glucosa postpantrial Gd: grasas diarias
Cf: Dieta Fraccionada < 1500 Kcal.
(A = alta M= media B= baja)

A partir de la FAM es posible visualizar fácilmente cada una de las reglas. Tenemos por ejemplo:

Si *EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES ALTO (> 240 mg/dl)*

Y *EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES ALTO (> 4 porciones diarias)*

ENTONCES *EL CONSUMO CALORICO DIARIO SERA FRACCIONADO ALTO (6 comidas diarias a < 1500 kilocalorías por día)*

Como se puede apreciar, el método propuesto en este trabajo consiste en relacionar a través de varias FAM conjuntos de pares de variables de entrada y posibles variables de salida; en el entendido que dicha salida mantiene una estrecha relación con la entrada.

V. USO DEL SISTEMA EXPERTO

Para usar el programa se deben plantear las variables de entrada y de salida sobre las cuales de desea hacer el análisis así como las reglas que rigen su relación. El programa aparece listado en un anexo y es el esqueleto general para cualquier relación del conjunto de variables de entrada y salida indicadas en el apéndice.

El programa solicita los rangos de operación de las variables los cuales son aquellos recomendados por la norma y los médicos especialistas, de igual modo las reglas deben almacenarse previamente en la base de conocimientos. Esto corresponde con el arreglo de datos: char reglas[9] que aparece indicado en el listado del programa en la sección titulada como Inferencia Difusa. Observar que las reglas se codifican mediante caracteres tales como: A para indicar un valor “alto”, M para indicar un valor “medio” y B para uno “bajo”.

El programa entrega como resultado lo que es conocido en la Lógica Difusa como VALOR REAL y es obtenido por el método del CENTROIDE, lo cual produce un consecuente expresado en el rango predefinido por la norma para dicha salida.

VI. PRUEBAS Y RESULTADOS

Para probar el funcionamiento del programa se establecieron dos variables de entrada y una de salida:

Entrada 1. Gp: Nivel de glucosa postpantrial. Es el nivel de la concentración en mg/dl de glucosa capilar medido 2 HR después reingerir alimentos. Sus rangos aparecen definidos en la siguiente gráfica y corresponden con lo especificado por la norma mexicana. Ver Fig. 4.

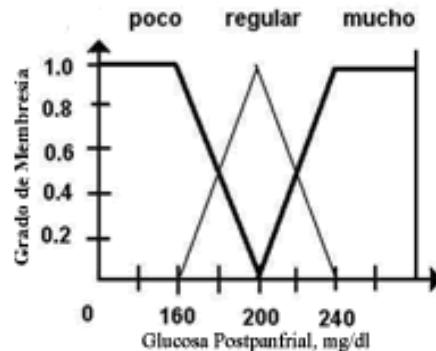


Fig. 4. Funciones de Membresía para la entrada:
Glucosa Postpantrial

Entrada 2. Gd: Nivel de consumo de grasas diariamente. Es el número de porciones diarias de grasas saturadas (origen animal). Sus rangos aparecen definidos en la siguiente gráfica y corresponden con lo especificado por la norma mexicana. Ver Fig. 5.

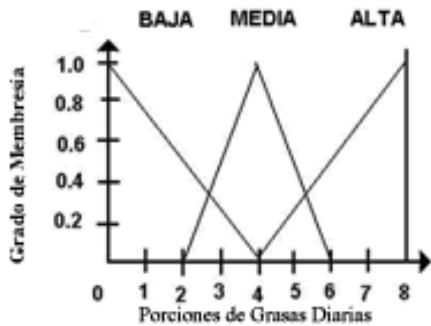


Fig. 5. Funciones de Membresia para la entrada 2:
Grasas Diarias

Salida. Cf: Consumo fraccionado. Es el número de comidas al día que deben realizarse para garantizar una modificación en el metabolismo obteniendo como consecuencia una disminución en el sobrepeso. Sus rangos aparecen definidos en la siguiente gráfica y corresponden con lo especificado por la norma mexicana. Ver Fig. 6.

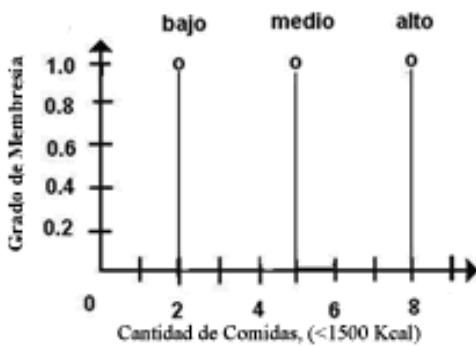


Fig. 6. Funciones de Membresia para la salida:
Consumo Fraccionado

Por medio de las definiciones anteriores se puede construir la FAM correspondiente, ver Tabla II.

TABLA II
TABLA DE INFERENCIA DIFUSA

Gp Gd	poco	regular	mucho
baja	B	B	M
media	B	M	A
alta	M	A	A

Gp: glucosa postpandrial Gd: grasas diarias

Cf: Dieta Fraccionada < 1500 Kcal.

(A = alta M= media B= baja)

Observando la FAM resulta evidente la formación de 9 reglas difusas que se pueden enunciar como sigue:

1. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES MUCHO Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES ALTO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO SERÁ FRACCIONADO ALTO

2. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES MUCHO Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES MEDIO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO SERÁ FRACCIONADO ALTO

3. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES MUCHO Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES BAJO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO SERÁ FRACCIONADO MEDIO

4. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES REGULAR Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES ALTO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO SERÁ FRACCIONADO ALTO

5. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES REGULAR Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES MEDIO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO SERÁ FRACCIONADO MEDIO

6. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES REGULAR Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES BAJO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO SERÁ FRACCIONADO BAJO

7. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES POCO Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES ALTO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO SERÁ FRACCIONADO MEDIO

8. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES POCO Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES MEDIO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO SERÁ FRACCIONADO BAJO

9. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES POCO Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES BAJO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO SERÁ FRACCIONADO BAJO

Por ejemplo, si se considera el caso de un paciente cuyo nivel de glucosa postpandrial es del orden de 200 mg/dl y el número de porciones en su consumo de grasas de origen animal es de 6 se observa que dichos valores corresponden a una Gp media y a una Gd media por lo que la única regla que se dispara es:

4. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES REGULAR Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES ALTO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO SERÁ FRACCIONADO ALTO

De acuerdo con las expresiones correspondientes a las funciones de membresía de entrada se tienen los siguientes valores de verdad:

4. Si EL NIVEL DE GLUCOSA POSTPANDRIAL ES 1.0 REGULAR Y EL CONSUMO DE GRASAS DIARIAS ES 0.45 ALTO ENTONCES EL CONSUMO CALÓRICO DIARIO 0.45 SERÁ FRACCIONADO ALTO

Por lo que la salida real de acuerdo con la ecuación (1) es:

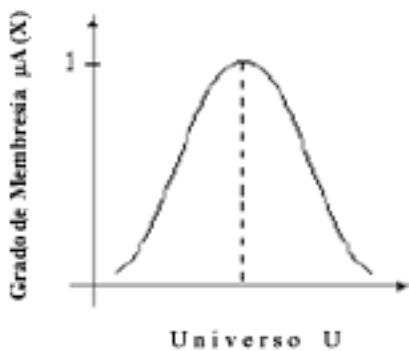
$$Gf = (2 * 0 + 5 * 0 + 8 * 0.45) / (0 + 0 + 0.45) = 8$$

La recomendación será indicar al paciente que realice 8 comidas al día sin rebasar las 1500 Kcal. por día.

VII. CONCLUSIONES

En el campo médico las relaciones entre síntomas y enfermedades se conocen sólo con un cierto grado de certeza (la presencia de un conjunto de síntomas no siempre implica la presencia de una enfermedad). Estos tipos de problemas pueden también incluir algunos elementos deterministas, pero se trata fundamentalmente de problemas estocásticos.

Por lo anterior se sugiere una segunda versión del sistema en el cual se proponen funciones de membresía del tipo gaussiano como se indica a continuación.



Que opera bajo la expresión siguiente:

$$\mu_A(x) = e^{\frac{-(x^* - x_c)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

Donde X^* : es el valor de la variable de entrada

X_c : es el valor de X donde la función Gaussiana es máxima.

σ : es la desviación estándar.

Este tipo de función de membresía permite un mejor manejo de la incertidumbre en cuanto a aquellas variables tanto de entrada como de salida donde sus rangos y relación no puede ser definida de forma determinística.

Sin embargo para el conjunto de casos determinísticos las aproximaciones mostradas en la sección de pruebas fueron satisfactorias y poseen la ventaja de poderse ajustar dinámicamente en rangos así como en las posibles modificaciones sobre la FAM que se persigue a fin de brindar un manejo adecuado del paciente diabético.

Con este sistema, el médico facilita mediante unos cuantos datos una fácil ruta a seguir por parte del paciente lo cual resulta en una disminución del gran desconocimiento que existe respecto al tratamiento de esta enfermedad.

APÉNDICE

NORMA OFICIAL MEXICANA, NOM-015-Ssa2-1994, "PARA LA

PREVENCIÓN, TRATAMIENTO Y CONTROL DE LA DIABETES MELLITUS EN LA ATENCIÓN PRIMARIA".

Al margen un sello con el Escudo Nacional, que dice: Estados Unidos Mexicanos.- Secretaría de Salud JOSE RODRIGUEZ DOMINGUEZ, Director General de Medicina Preventiva, por acuerdo del Comité Consultivo Nacional de Normalización de Servicios de Salud, con fundamento en los artículos 39 de la Ley Orgánica de la Administración Pública Federal; 30. fracción XV, 13 apartado A) fracción I y III 158, 159, 160 y 161 de la Ley General de Salud, los artículos 38 fracción II , 46 fracción XI, 41, 43 y 47 de la Ley Federal sobre Metrología y Normalización y en el artículo 19 fracción II del Reglamento Interior de la Secretaría de Salud.

ÍNDICE

- Prefacio
- 0. Introducción
- 1. Objetivo y campo de aplicación
- 2. Definiciones
- 3. Referencias
- 4. Disposiciones Generales
- 5. Diabetes Mellitus (Definición)
- 6. Medidas de prevención
 - 6.1. Conceptos generales
 - 6.2. Prevención primaria
 - 6.3. Prevención secundaria
 - 6.4. Prevención terciaria
- 7. Medidas de Control
 - 7.1. Conceptos de las medidas de control
 - 7.2. Identificación del paciente con diabetes mellitus
 - 7.3. Tratamiento del paciente con diabetes mellitus
 - 7.3.1. Educación
 - 7.3.2. Instrucción nutricional
 - 7.3.2.1. Metas generales del manejo nutricional
 - 7.3.2.2. Metas particulares del manejo nutricional
 - 7.3.2.3. Proporción de nutrientes
 - 7.3.2.4. Sistema de equivalentes
 - 7.3.3. Ejercicio físico
 - 7.3.4. Medicamentos
 - 7.3.4.1. Conceptos generales de tratamiento del paciente con diabetes

REFERENCIAS

- [1] Castillo, E, Gutiérrez, J.M. and Hadi, A.S. (1997) Expert Systems and Probabilistic Network Models. Springer Verlag, New York. Versión castellana publicada por la Academia de Ingeniería (1998).
- [2] Pearl, J. (1988) Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.
- [3] Jensen, F.V. (1996) An Introduction to Bayesian Networks. Springer-Verlag, New York.