

**FORTHCOMING N-8-23-05**

# MODELO BASADO EN CONJUNTOS SUAVES Y MÉTODOS DE CONJUNTOS APROXIMADOS PARA EL DIAGNÓSTICO DE LA NEUROPATÍA PERIFÉRICA DIABÉTICA

Lisbeth Josefina Reales Chacón<sup>1</sup>, Paola Gabriela Ortiz Villalba, Victoria Estefanía Espín Pastor, Lizbeth Carolina Eugenio Zumbana, María Augusta Latta Sánchez

\* Universidad Técnica de Ambato, Ambato Ecuador

## ABSTRACT

Diabetic neuropathy is the most frequent chronic microangiopathic complication that generates greater disability due to amputations and mortality in diabetes mellitus. Hence, efforts are considered necessary to contribute with essential methodological recommendations for students of medical sciences, patients and specialists, in the management of diabetic peripheral neuropathy (DPN) based on the best scientific evidence. In this disease, the clinical specialty is crucial for a correct diagnosis, however, uncertainty is appreciated in the diagnosis of this disease. The aim of this article is to propose a soft set-based model for the diagnosis of diabetic peripheral neuropathy. Soft sets are another way of modeling uncertainty, they also generalize fuzzy sets, with the advantage that they do not necessarily need of membership functions to be defined. The model uses a hybrid between soft sets and methods of rough sets. The latter ones are also used to model uncertainty and are useful for arriving at knowledge-related rules from data.

**KEYWORDS:** Diabetes mellitus, diabetic peripheral neuropathy, medical diagnosis, decision-making, soft sets, rough sets.

**MSC:** 68T37, 97M60.

## RESUMEN

La neuropatía diabética es la complicación crónica microangiopática más frecuente que genera mayor discapacidad por amputaciones y mortalidad en la diabetes mellitus. De aquí que se consideren necesarios los esfuerzos para contribuir con recomendaciones metodológicas imprescindibles para estudiantes de ciencias médicas, pacientes y especialistas, en el manejo de la neuropatía periférica diabética (NPD) basada en la mejor evidencia científica. En esta enfermedad la especialidad clínica es crucial para un correcto diagnóstico, sin embargo se aprecia incertidumbre en el diagnóstico de esta. El objetivo de este artículo es proponer un modelo basado en conjuntos suaves para el diagnóstico de la neuropatía periférica diabética. Los conjuntos suaves constituyen otra manera de modelar la incertidumbre, también generalizan los conjuntos difusos, con la ventaja que no necesariamente necesitan de funciones de pertenencia para definirse. El modelo utiliza un híbrido entre conjuntos suaves y métodos de conjuntos aproximados. Estos últimos se utilizan también para modelar la incertidumbre y son útiles para llegar a reglas relacionadas con el conocimiento a partir de datos.

**PALABRAS CLAVES:** Diabetes mellitus, neuropatía periférica diabética, diagnóstico médico, toma de decisiones, conjuntos suaves, conjuntos aproximados.

## 1. INTRODUCCIÓN

La neuropatía periférica diabética (NPD) es la complicación microangiopática más frecuente de la diabetes mellitus (DM). El consenso de Toronto la define como la polineuropatía sensoriomotora simétrica, dependiente de la longitud, que se asocia a alteraciones metabólicas y microvasculares, consecuente de la exposición crónica a la hiperglucemia y a variables de riesgo cardiovascular.

El diagnóstico es clínico, no son necesarias pruebas complementarias de forma rutinaria. Como afecta fibras sensitivas, motoras y autonómicas del sistema nervioso periférico de forma distal, durante la exploración física se

usa el test de *Semmes-Weinstein* enfocado a las extremidades inferiores, acompañado al menos de una exploración de la sensibilidad algésica, vibratoria o temperatura, con el propósito de corroborar el juicio clínico. Cerca del 30% de pacientes con DM2 que desarrollan NPD padecen de dolor neuropático y aproximadamente el 60 o 70 % de las personas que tienen diabetes de varios años tienen algún tipo de daño a los nervios, pero no todas tienen síntomas. Hasta el 50% de las amputaciones en pacientes con polineuropatía diabética sensitivomotora crónica se pueden evitar mediante el diagnóstico precoz de la NPD.

En su desarrollo genera diversas afectaciones en cascada, tanto físicas como psicológicas. La aparición de úlceras plantares, pérdida de la sensibilidad y el deterioro del equilibrio incrementan el riesgo de caídas, amputaciones y el miedo a realizar actividades, lo que suscita estados depresivos y deterioro de la calidad de vida del paciente que la padece. Se considera el predictor más importante de mortalidad en los diabéticos tipo 2 y la principal causa de mortalidad prematura; indicadores que impactan de manera directa en la morbilidad y mortalidad de cualquier país. Es usual que su manejo no se realice adecuadamente, debido a que los pacientes muchas veces no pueden distinguir apropiadamente sus síntomas al momento de la evaluación clínica, por lo que brindan información errónea al personal médico. Por otro lado, la falta de profesionales especializados en el área y la falta de los equipos necesarios para el diagnóstico de esta patología limitan su detección oportuna. Fármacos como antidepressivos tricíclicos y antiepilépticos siguen siendo la primera línea de elección en el tratamiento, empleados en monoterapia o asociados si fuera necesario. La comunidad científica de varios países expone claramente la estrecha relación entre la elevada frecuencia de presentación de la NPD en diabéticos tipo 2 y la falta de una terapia específica, capaz de detener los daños y complicaciones subsecuentes que produce esta patología.

La falta de capacidad de discernimiento por parte de los pacientes sobre el origen de sus síntomas es producto de la incertidumbre o la indeterminación que significa identificar una enfermedad a partir de sus signos o síntomas. Esto hace de la especialidad clínica no solo una ciencia, sino también un arte.

El objetivo de este artículo es modelar matemáticamente el diagnóstico de la neuropatía periférica diabética. Esto puede ser útil a los pacientes, los médicos y sobre todo a los estudiantes de medicina. El modelo matemático propuesto se basa en los conjuntos suaves, que consisten en un par ordenado entre un conjunto de parámetros y una función que va del conjunto de parámetros al conjunto potencia del conjunto inicial [19][23]. Esta ha sido otra forma de modelar la incertidumbre en la literatura del *Soft Computing*.

Los conjuntos suaves generalizan los conjuntos difusos definidos por el profesor L. Zadeh, además de que tiene relación con otros conceptos matemáticos como las topologías ([2][11][16][21]). Los conjuntos suaves tienen aplicaciones en la toma de decisiones en varias ramas del saber, incluyendo la medicina ([8][18]). También es común la hibridación de estos conjuntos con otros tipos de conjuntos que modelan la incertidumbre ([1][3]). Es por ello que se prefirió esta teoría sobre otras, además de su facilidad de aplicación, a diferencia de los conjuntos difusos en sus aplicaciones no necesitan que se definan funciones de pertenencia.

Por otro lado en este artículo los conjuntos suaves se procesan con ayuda de técnicas propias de los conjuntos aproximados ([9][15][24]). Estas técnicas permiten obtener conocimiento a partir de los datos representados en tablas llamadas tablas de información o tablas de decisión. Los conjuntos aproximados se definen a partir de relaciones de equivalencia que son las llamadas relaciones de indiscernibilidad. A partir de esto es posible definir otros conjuntos que representan el conocimiento dentro de la teoría de conjuntos aproximados.

Usualmente en el ámbito clínico médico se establecen valores límites de diferentes parámetros para clasificar a los pacientes en diabéticos o no, como los que aparecen en la *American Diabetes Association*, [4]. Si se incursiona en la búsqueda bibliográfica sobre métodos de clasificación de pacientes como diabéticos, aparecen diferentes técnicas matemáticas y computacionales para realizar esta tarea de manera automática. Entre estos se encuentran, las Redes Neuronales Artificiales, Aprendizaje de Máquina (*Machine Learning*), Aprendizaje Profundo (*Deep Learning*), entre otros [5][6][13][14][20]. Todos los métodos mencionados se dedican solamente a la predicción de presencia de diabetes en pacientes, pero no a los peligros de contraer NPD. En el artículo que aparece en [22] se predice la presencia de contraer NPD a partir de la medición del Índice de Masa Corporal con ayuda del método de *Machine Learning*. La mayoría de estos métodos son del tipo “Cajas Negras”, donde existen correlaciones entre variables que no se explican. Esto hace que se pierda el valor educativo que se propone para los estudiantes de medicina que se acercan a la clínica.

Además, dentro de los métodos antes mencionados, no se incluye la incertidumbre como parte de la toma de decisiones que existe en la clínica. Es por ello que en este artículo se incorporan técnicas donde sí se tienen en cuenta estos factores de incertidumbre y que están presentes en los Conjuntos Suaves (*Soft Sets*) y los Conjuntos Aproximados (*Rough Sets*). El método propuesto se basa en evaluaciones que utilizan escalas lingüísticas, las cuales son más asequibles de usar por parte de un evaluador comparándola con evaluaciones basadas en escalas numéricas.

El contenido de este artículo se divide en secciones, una sección llamada Preliminares contiene las nociones básicas de los conjuntos suaves y el conocimiento obtenido a partir de los conjuntos aproximados. La sección siguiente llamada Modelo Propuesto contiene los detalles del modelo que los autores proponen para diagnosticar las NPD. Al final se dan las conclusiones de este trabajo.

## 2. PRELIMINARES

**Definición 1** ([10]). Sea  $U$  un conjunto universal inicial y el conjunto  $E$  es el conjunto de parámetros. Un par  $(F, E)$  se llama *conjunto suave* (sobre  $U$ ) si y solo si  $F$  es una aplicación de  $E$  sobre el conjunto de subconjuntos de  $U$ . O sea, dado el conjunto  $E$  de parámetros cuando se fija un parámetro  $\varepsilon \in E$ , entonces  $F(\varepsilon) \in \mathcal{P}(U)$ , donde  $\mathcal{P}(U)$  denota el conjunto potencia de  $U$  y  $F(\varepsilon)$  se considera el *conjunto de  $\varepsilon$ -elementos* del conjunto suave de  $(F, E)$  o el *conjunto de elementos  $\varepsilon$ -aproximados* del conjunto suave.

No es difícil verificar que los conjuntos difusos son conjuntos suaves, como consecuencia de la definición de  $\alpha$ -niveles de una función de pertenencia  $\mu_A$  donde se cumple lo siguiente:

$$F(\alpha) = \{x \in U \mid \mu_A(x) \geq \alpha\}, \alpha \in [0, 1].$$

Así, si se conoce la familia  $F$ , se puede reconstruir la función de pertenencia  $\mu_A$  con ayuda de la ecuación siguiente:

$$\mu_A(x) = \sup_{\substack{\alpha \in [0, 1] \\ x \in F(\alpha)}} \alpha$$

Por tanto, un conjunto difuso  $(F, [0, 1])$  es un conjunto suave.

Dada una operación binaria  $*$  sobre subconjuntos de  $U$ , donde  $(F, A)$  y  $(G, B)$  son conjuntos suaves sobre  $U$ .

Entonces la operación  $*$  para conjuntos suaves se define como a continuación:

$$(F, A) * (G, B) = (H, A \times B),$$

donde  $H(\alpha, \beta) = F(\alpha) * G(\beta)$ ;  $\alpha \in A$ ,  $\beta \in B$  y  $A \times B$  es el producto Cartesiano de los conjuntos  $A$  y  $B$ .

**Definición 2** ([10]). Sean  $(F, A)$  y  $(G, B)$  dos conjuntos suaves. Se dice que  $(F, A)$  es un *subconjunto suave* de  $(G, B)$  si:

- $A \subset B$ ,
- $\forall \varepsilon \in A$ ,  $F(\varepsilon)$  y  $G(\varepsilon)$  son aproximaciones idénticas.

Si  $(F, A)$  es un subconjunto suave de  $(G, B)$  entonces se dice que  $(G, B)$  es un *superconjunto suave* de  $(F, A)$ .

**Definición 3** ([9][10][15]). Un *sistema de representación del conocimiento* es un par  $S = (U, A)$ , donde:

$U$  es un conjunto no vacío finito llamado *universo* y  $A$  es un conjunto finito no vacío de *atributos primitivos*.

Cada atributo primitivo  $a \in A$  es una función  $a: U \rightarrow V_a$ , donde  $V_a$  es un conjunto de valores de  $a$  llamado dominio de  $a$ .

**Definición 4** ([9][10][15]). Por cada subconjunto de atributos  $B \subseteq A$  se asocia una relación binaria  $IND(B)$ , llamada *relación de indiscernibilidad* que se define como:

$$IND(B) = \{(x, y) \in U^2: \text{para todo } a \in B, a(x) = a(y)\} \quad (1)$$

Se cumple que  $IND(B)$  es una relación de equivalencia y además  $IND(B) = \bigcap_{a \in B} IND(a)$ . Cada  $B \subseteq A$  se llama *atributo*. Si  $B$  es un conjunto de un solo elemento, entonces se llama *primitivo*, sino se llama *compuesto*.

El atributo  $B$  se considera el nombre del conocimiento representado por la relación de equivalencia  $IND(B)$ .

**Definición 5** ([9][10][15]). Sea  $R$  una familia de relaciones de equivalencia y sea  $A \in R$ . Se dirá que  $A$  es *dispensable* en  $R$  si  $IND(R) = IND(R \setminus \{A\})$ , de lo contrario se dirá que  $A$  es *indispensable* en  $R$ .

La familia  $R$  es *independiente* si cada  $A \in R$  es indispensable, de lo contrario  $R$  es *dependiente*.

Si  $R$  es independiente y  $P \subseteq R$  entonces  $P$  es también independiente.

$Q \subset P$  es un *reducto* de  $P$  si  $Q$  es independiente e  $IND(Q) = IND(P)$ .

$CORE(P)$  se define como la relación de todos los indispensables de  $P$ . Se cumple  $CORE(P) = \bigcap RED(P)$ , donde  $RED(P)$  es la familia de todos los reductos de  $P$ .

## 3. MODELO PROPUESTO

En esta investigación se utiliza el método de toma de decisiones que aparece en [10], adaptado al problema de diagnóstico médico que se trata. Se parte de un universo  $U = \{p_1, p_2, \dots, p_{232}\}$  de 232 pacientes atendidos en diferentes consultas de diabetes en la ciudad de Ambato, Ecuador. Estos se clasifican en 3 grupos: “diabético sin NPD”, “con NPD leve” y “con NPD grave”.

Por otro lado se determinan los síntomas o signos de la enfermedad, este es el conjunto  $S = \{s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6, s_7, s_8, s_9, s_{10}\}$ , donde estas etiquetas significan lo siguiente:

- S<sub>1</sub>: Dolor y entumecimiento de las piernas, pies y manos,
- S<sub>2</sub>: Sensación de hormigueo o ardor,
- S<sub>3</sub>: Calambres o dolores punzantes,
- S<sub>4</sub>: Debilidad muscular,
- S<sub>5</sub>: Sensibilidad extrema al tacto,
- S<sub>6</sub>: Problemas graves en los pies como úlceras,
- S<sub>7</sub>: Infecciones y daños en los huesos y las articulaciones,
- S<sub>8</sub>: Problemas en el aparato digestivo, vías urinarias, vasos sanguíneos y corazón,
- S<sub>9</sub>: Disfunción sexual,
- S<sub>10</sub>: Aumento o disminución de la sudoración.

Como se puede apreciar, en principio algunos síntomas pueden deberse a otras enfermedades, por ejemplo las infecciones y daños en los huesos y las articulaciones, pueden tener como causa una enfermedad reumática, mientras que la debilidad muscular puede deberse a otras causas no vinculadas con la diabetes como problemas ortopédicos de la columna cervical, entre otros. Algunos de estos síntomas pueden considerarse un estadio grave de la enfermedad como son las úlceras en los pies, que podrían desencadenar en una amputación quirúrgica.

Una vez determinados los síntomas que caracterizan la enfermedad de NPD, lo autores buscan los valores de los pesos que corresponden a cada uno de estos síntomas con respecto a su importancia para identificar la enfermedad, estos valores son números reales  $\omega_i \in [0, 1]$  con  $i = 1, 2, \dots, 10$ . Para ello se utilizan las formas de búsqueda de conocimiento, como el conocimiento explícito que aparece en publicaciones científicas sobre el tema o en la consulta a expertos para determinar el conocimiento implícito. Los detalles de este procedimiento se dan a continuación.

Se realiza una búsqueda de artículos y revisión disponibles sobre neuropatía periférica diabética en el primer semestre de 2022. La ejecutan médicos especialistas en medicina interna, terapia física y rehabilitación, con más de diez años de experiencia asistencial y basada en la experticia de los autores. La búsqueda extendida abarca desde el 2012 a 2022, los descriptores de selección resultan: neuropatía periférica diabética, prevención, diagnóstico, valoración, seguimiento, intervención no farmacológica.

Se emplean los operadores booleanos “AND” para combinación de descriptores y “OR” para la búsqueda de fuentes relacionadas y secundarias disponibles. La búsqueda se realiza en las principales bases de datos de ciencias de la salud (*PubMed, Scopus, CINAHL, SciELO, Lilacs, Hinari, MEDLINE y The Cochrane Library*) así como en editoriales como *Elsevier y ScienceDirect*.

Se realiza la extracción de la información, a partir de la estrategia de búsqueda se identifican publicaciones de acceso gratuito y se analizan los artículos. Los criterios de elegibilidad resultan de ensayos clínicos controlados, meta análisis, revisiones sistemáticas, artículos originales y guías de manejo de la NPD en los últimos 10 años. Todos diseñados por diferentes Sociedades de Endocrinología y Medicina Interna, en grupos de trabajo en América Latina y otras partes del Mundo. Fueron localizados 90 publicaciones en español, inglés y portugués. La selección estuvo dirigida a 30 trabajos que cumplieron con los criterios de selección antes mencionados, de los cuales corresponde con evidencias actualizadas de los últimos 5 años el 93,33%.

La información se organiza en una matriz de datos, con información sobre: año, país de publicación, revista, volumen, autor, principales recomendaciones y dirección URL/Doi. Para la gestión bibliográfica se utiliza el programa Mendeley v19.1.4. Mendeley es un gestor bibliográfico que combina una versión web con una versión de Escritorio, es una plataforma para compartir las referencias bibliográficas con contactos y navegar por los contenidos subidos por otros usuarios ([17]).

Para comodidad de los encuestados y los autores se permite que se realicen evaluaciones en la escala de  $E = \{e_0, e_1, e_2, e_3, e_4\}$  sobre la importancia que tiene el síntoma o signo para determinar de manera clínicamente acertada que el paciente sufre de NPD.

Donde:

- $e_0$ : Significa “Ninguna Importancia”,
- $e_1$ : Significa “Poca Importancia”,
- $e_2$ : Significa “Más o menos Importancia”,
- $e_3$ : Significa “Mucha Importancia”,
- $e_4$ : Significa “Importancia Total”.

De esta manera se obtuvieron los siguientes resultados:

El cálculo cuantitativo de la Importancia se da por el número de índice de la escala  $E$ , o sea, si un síntoma se evalúa como  $e_i \in E$ , entonces se toma  $i$  como su evaluación cuantitativa.

Así, se tienen las siguientes evaluaciones  $\gamma_j$  para los síntomas:

$$\gamma_1 = \gamma_2 = \gamma_3 = \gamma_4 = \gamma_5 = \gamma_6 = 4, \gamma_7 = \gamma_8 = 2, \gamma_9 = \gamma_{10} = 1.$$

Se calculan los pesos como  $\omega_i = \frac{y_i}{4}$ , por tanto:

$$\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = \omega_4 = \omega_5 = \omega_6 = 1, \omega_7 = \omega_8 = 0,5 \text{ y } \omega_9 = \omega_{10} = 0,25.$$

Para formar la tabla de información se parte de los valores  $h_{ij}$  que se obtienen de la siguiente manera:

$$h_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{si el paciente } i - \text{ésimo padece el síntoma } j - \text{ésimo} \\ 0, & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Ahora se forma la tabla de información como la siguiente:

$U$	$s_1$	$s_2$	$s_3$	$s_4$	$s_5$	$s_6$	$s_7$	$s_8$	$s_9$	$s_{10}$	Evaluación	Clasificación
$p_1$	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	7,5	“Con NPD Grave”
$p_2$	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	6	“Con NPD Leve”
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$p_{232}$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0,25	“Diabético sin NPD”

**Tabla 1.** Tabla de información con los valores de los síntomas. La evaluación es la media ponderada de los valores con los pesos estimados. La clasificación es el diagnóstico dado a cada paciente. Fuente: Los autores.

Se debe remarcar que en la Tabla 1 se representan los resultados de la tabla de información con el reducto aplicado, de manera que se elimina la información redundante.

El siguiente paso es determinar los dos umbrales que separan en la clasificación a los “Diabéticos sin NPD” de los “Con NPD” y el segundo que separa los “Con NPD Leve” de los “Con NPD Grave”.

Para cumplir este objetivo se definen las 4 funciones siguientes:

Sea  $u \in [0; 7,5]$ , se tienen las funciones:

$VP, FP, VN, FN: [0; 7,5] \rightarrow [0, 232]$ , donde:

$$VP(u) = \text{card}\{x \in U: u \text{ es el umbral donde } x \text{ se clasifica correctamente que pertenece al conjunto}\} \quad (2)$$

$$FP(u) = \text{card}\{x \in U: u \text{ es el umbral donde } x \text{ se clasifica incorrectamente por incorporación}\} \quad (3)$$

$$VN(u) = \text{card}\{x \in U: u \text{ es el umbral donde } x \text{ se clasifica correctamente que no pertenece al conjunto}\} \quad (4)$$

$$FN(u) = \text{card}\{x \in U: u \text{ es el umbral donde } x \text{ se clasifica incorrectamente por omisión}\} \quad (5)$$

Las funciones anteriores necesitan explicarse más detalladamente de lo que significan. Esto se hará explicando las Ecuaciones 2 y 3.

En la Ecuación 2 se tiene el número de elementos del universo cuya evaluación se separa por el valor umbral  $u$ , de manera que es un verdadero positivo, o sea, es la cardinalidad del conjunto de elementos de  $U$  tal que su evaluación se clasifica correctamente dentro de la clasificación correspondiente a “Diabético sin NPD” o “Con NPD”, o como “Con NPD leve” o “Con NPD grave”.

En la Ecuación 3 se define la función de falsos positivos, o sea, es la cardinalidad de elementos tales que  $u$  es el umbral que clasifica como que el elemento forma parte del conjunto, siendo esto falso.

Esto se traduce en los problemas siguientes:

**Problema 1.**  $\text{Max}_{z \in [0; 7,5]} VP(z) + VN(z) - FP(z) - FN(z)$ , donde  $x \in U$  para separar a los “Diabético sin NPD” de los “Con NPD”

**Problema 2.**  $\text{Max}_{w \in [0; 7,5]} VP(w) + VN(w) - FP(w) - FN(w)$ , donde  $x \in U$  para separar a los “Con NPD Leve” de los “Con NPD Grave”.

Estos son dos problemas de optimización que se resolvieron con ayuda de los métodos de optimización, específicamente el algoritmo genético que se encuentra en Matlab 2022a ([7][12]). Se obtuvo  $u_1 = 5,5$  del Problema 1, para separar “Diabético sin NPD” de los “Con NPD”, con un 85,78% de acierto; además se obtuvo  $u_2 = 6,5$  del Problema 2 para separar a los “Con NPD Leve” de los “Con NPD Grave”, con un 73,26% de acierto.

Esto significa que para diagnosticar que el paciente  $M$  padece de NPD, el estudiante de medicina, el médico o el paciente mismo, pueden determinar los signos que tienen como aparece en la Tabla 1 de información. Hállese la media ponderada con los pesos que se estimaron, llamémosle  $v_M$ .

Entonces, si  $v_M \leq u_1 = 5,5$  se puede considerar que es un diabético sin NPD, sino se considera que padece de NPD. En este último caso, si  $v_M \leq u_2 = 6,5$  se considera que padece un NPD leve, pero si  $v_M > 6,5$  el NPD es grave.

Aunque esta no es una manera exacta de diagnosticar y por cuestión de ética es obligatorio que el médico sea quien emita un diagnóstico sobre el paciente, este modelo puede servir para ayudar a algún estudiante, residente, o médico no especializado para corroborar su diagnóstico, aunque se recomienda que además de esto consulte con un especialista de experiencia.

#### 4. CONCLUSIONES

Este artículo ofrece a los médicos especializados en la diabetes mellitus y sus secuelas, a estudiantes y a pacientes, un modelo basado en Conjuntos Suaves y técnicas de los conjuntos aproximados de Z. Pawlak para clasificar a los pacientes diabéticos en si padecen o no la enfermedad de Neuropatía Periférica Diabética y adicionalmente si esta es grave o leve. El método es suficientemente sencillo como calcular una media ponderada y comparar con dos valores umbrales;  $u_1 = 5,5$  permite clasificar al paciente si padece o no la enfermedad, mientras que  $u_2 = 6,5$  lo clasifica entre si la enfermedad es leve o grave. Debe advertirse que este modelo ayuda al médico, estudiante de medicina o al paciente si lo desean a determinar si padecen o no la enfermedad. Puede servir también de entrenamiento, sin embargo el especialista en NPD es el único capacitado para dar un diagnóstico definitivo.

El método es un algoritmo originalmente creado por los autores de este artículo. El porcentaje de acierto de los casos con NPD fue de un 85,78%, el cual no es despreciable si se compara con los resultados por debajo del 80% que aparece en [22]. No obstante se debe admitir que se necesita realizar más estudios sobre el método en diferentes grupos de pacientes para el futuro y de esta manera determinar con mayor exactitud este índice en cualquier población fuera de esta localidad. Se puede considerar nada despreciable el aporte educativo del método, que puede usarse por médicos, estudiantes y pacientes, para una enfermedad donde el autocontrol del paciente y la educación sanitaria se hacen imprescindibles para lidiar con ella. Además, el uso de técnicas del *Soft Computing* como los conjuntos suaves y los Conjuntos Aproximados, permiten que se incluya la incertidumbre que forma parte de la toma de decisiones en situaciones de diagnóstico clínico. A esto se añade el uso de una escala lingüística cualitativa, que es más adecuada en estos casos.

**AGRADECIMIENTO:** A la Dirección de Investigación y Desarrollo (DIDE) de la Universidad Técnica de Ambato, en donde esta asignado el proyecto titulado: Estrategia de intervención multidisciplinaria de salud en pacientes con neuropatía periférica diabética para promover su calidad de vida. Cantón Ambato, aprobado con Resolución UTA-CONIN-2022-0169-R

**RECEIVED: SEPTEMBER ,2023.**  
**REVISED: NOVEMBER,2023.**

## REFERENCIAS

- [1]. ALCANTUD, J. C. R., FENG, F. and YAGER, R. R. (2019):. An  $N$ -soft set approach to rough sets. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, 28, 2996-3007.
- [2]. AL GHOUR, S. and HAMED, W. (2020):. On two classes of soft sets in soft topological spaces. **Symmetry**, 12, 265-265.
- [3]. AL-SHARQI, F. and AL-QURAN, A. (2022):. Similarity measures on interval-complex neutrosophic soft sets with applications to decision making and medical diagnosis under uncertainty. **Neutrosophic Sets and Systems**, 51, 495-515.
- [4]. AMERICAN DIABETES ASSOCIATION (2014):. Diagnosis and Classification of Diabetes Mellitus. **Diabetes Care**, 37, 81–90.
- [5]. AYON, S.I., ISLAM, M. (2019): Diabetes Prediction: A Deep Learning Approach. **Information Engineering and Electronic Business**, 2, 21-27.
- [6]. EL\_JERJAWI, N. S. and ABU-NASER, S. S. (2018):. Diabetes Prediction Using Artificial Neural Network. **International Journal of Advanced Science and Technology**, 121, 55-64.
- [7]. FLORES, J. L. M. (2023):. Modelo matemático basado en algoritmos genéticos para optimizar las utilidades en una empresa de transporte interprovincial de pasajeros. **Revista CIENCIA Y TECNOLOGÍA**, 19, 11-26.
- [8]. KIRIŞCI, M. (2021):.  $\Omega$ -soft sets and medical decision-making application. **International Journal of Computer Mathematics**, 98, 690-704.
- [9]. KOMOROWSKI, J., PAWLAK, Z., POLKOWSKI, L. and SKOWRON, A. (1999):. Rough sets: A tutorial. **Rough fuzzy hybridization: A new trend in decision-making**, 1999, 3-98.
- [10]. MAJI, P. K., ROY, A. R. and BISWAS, R. (2002):. An application of soft sets in a decision making problem. **Computers & Mathematics with Applications**, 44, 1077-1083.
- [11]. MOČKOŘ, J. and HÝNAR, D. (2021):. On unification of methods in theories of fuzzy sets, hesitant fuzzy set, fuzzy soft sets and intuitionistic fuzzy sets. **Mathematics**, 9, 447.
- [12]. MOLER, C. and LITTLE, J. (2020):. A history of MATLAB. **Proceedings of the ACM on Programming Languages**, 4, 1-67.
- [13]. MUJUMDARA, A. and VAIDEHI, V. (2019): Diabetes Prediction using Machine Learning Algorithms. **Procedia Computer Science**, 165, 292–299.
- [14]. NAZ, H. and AHUJA, S. (2020): Deep learning approach for diabetes prediction using PIMA Indian dataset. **Journal of Metabolic & Metabolic Disorders**, 19, 391–403.
- [15]. PAWLAK, Z., GRZYMALA-BUSSE, J., SLOWINSKI, R. and ZIARKO, W. (1995):. Rough sets. **Communications of the ACM**, 38, 88-95.
- [16]. POLAT, N. Ç., YAYLALI, G. and TANAY, B. (2019):. Some results on soft element and soft topological space. **Mathematical Methods in the Applied Sciences**, 42, 5607-5614.

- [17]. REIS, M. A. F., FAVRETTO, J., FAVRETTO, N. M., FAVRETTO, L. M. H., and DOS SANTOS, R. P. (2022):. Knowledge management in the classroom using Mendeley technology. **The Journal of Academic Librarianship**, 48, 102486.
- [18]. SAHU, R., DASH, S. R. and DAS, S. (2021):. Career selection of students using hybridized distance measure based on picture fuzzy set and rough set theory. **Decision Making: Applications in Management and Engineering**, 4, 104-126.
- [19]. SEZGIN, A. and ATAGÜN, A. O. (2011):. On operations of soft sets. **Computers & Mathematics with Applications**, 61, 1457-1467.
- [20]. SISODIAA, D., SISODIAB, D. S. (2018):. Prediction of Diabetes using Classification Algorithms. **Procedia Computer Science**, 132, 1578–1585.
- [21]. VOSKOGLOU, M. G. (2022):. Fuzziness, Indeterminacy and Soft Sets: Frontiers and Perspectives. **Mathematics**, 10, 3909-3909.
- [22]. XIAO, M.X., LU, C-H., TA, N., WEI, H-C., HARYADI, B. and WU, H-T. (2021): Machine learning prediction of future peripheral neuropathy in type 2 diabetics with percussion entropy and body mass indices. **Biocybernetics and Biomedical Engineering**, 41, 1140– 1149.
- [23]. YANG, J. and Yao, Y. (2020):. Semantics of soft sets and three-way decision with soft sets. **Knowledge-Based Systems**, 194, 105538-105538.
- [24]. YAO, Y. (2020):. Three-way granular computing, rough sets, and formal concept analysis. **International Journal of Approximate Reasoning**, 116, 106-125.