

Application of the ANFIS Neuro-Fuzzy model for the classification of obesity in children and adolescents

José Sulla-Torres, Mg¹, Christian Soto-Paredes¹, Rocío Cárdenas-Soria¹, Lucía Huancco-Coila¹, Luis Alfaro-Casas, Dr. ¹

¹ Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas, Universidad Nacional de San Agustín, Arequipa, Perú.
jsulla@unsa.edu.pe, cjsotopa@gmail.com, cardenassoria.r@gmail.com, fatima_113@hotmail.com, lalfarocasas@gmail.com

Abstract– The objective of this article is to classify obesity in boys and adolescents, between 6 and 17 years old, using Neural Networks and Fuzzy Logic. The neuro-diffuse model ANFIS (Fuzzy Inference System of the Artificial Neural Network) was chosen, which is in the toolbox of Matlab. ANFIS includes a complete set of features for both the fuzzification, de-fuzzification, training and testing. Experimental tests show a 96.96% accuracy in classification and 3.04% error.

Keywords-- Classification, Neuro-Fuzzy, ANFIS, BMI, Accuracy.

Digital Object Identifier (DOI):<http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2018.1.1.53>
ISBN: 978-0-9993443-1-6
ISSN: 2414-6390

Aplicación del modelo Neuro-Difuso ANFIS para la clasificación de la obesidad en niños y adolescentes

José Sulla-Torres, Mg¹, Christian Soto-Paredes¹, Rocío Cárdenas-Soria¹, Lucía Huancco-Coila¹, Luis Alfaro-Casas, Dr.¹

¹Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas, Universidad Nacional de San Agustín, Arequipa, Perú.
jsulla@unsa.edu.pe, cjsotopa@gmail.com, cardenassoria.r@gmail.com, fatima_113@hotmail.com, lalfarocasas@gmail.com

Resumen—El objetivo de este artículo es clasificar la obesidad en niños y adolescentes varones, entre los 6 a 17 años, utilizando Redes Neuronales y Lógica difusa. Se eligió el modelo neuro-difuso ANFIS (Artificial Neural Network Fuzzy Inference System) que se encuentra en el toolbox de Matlab. ANFIS incluye un completo conjunto de características tanto para la fusificación, defusificación, entrenamiento, pruebas y validación. Las pruebas experimentales realizadas muestran un 96.96% de exactitud en la clasificación y un 3.04% de error.

Palabras clave: Clasificación, Neuro-Difuso, ANFIS, IMC, Exactitud.

Abstract— The objective of this article is to classify obesity in boys and adolescents, between 6 and 17 years old, using Neural Networks and Fuzzy Logic. The neuro-diffuse model ANFIS (Fuzzy Inference System of the Artificial Neural Network) was chosen, which is in the toolbox of Matlab. ANFIS includes a complete set of features for both the fuzzification, defuzzification, training and testing. Experimental tests show a 96.96% accuracy in classification and 3.04% error.

Keywords-- Classification, Neuro-Fuzzy, ANFIS, BMI, Accuracy.

como atributos de entrada: peso, estatura e IMC, para construir el modelo difuso Sugeno o Takagi-Sugeno-Kang, que utiliza ANFIS se utilizó la información de los valores de los percentiles p3, p15, p85 y p97 para cada atributo, obtenidos de la OMS; las funciones de pertenencia utilizadas son de tipo trapezoidal con valores distintos para cada edad (6 a 17 años) dado que los percentiles varían de una edad a otra.

El total de reglas difusas fueron veintisiete, obteniendo como salida el grado de pertenencia de un niño y adolescente a las categorías: normal, sobrepeso y obesidad. El estudio se realizó a escolares agrupados por edad, realizando doce estudios, sobre un total de 2938 escolares.

El artículo está organizado en las siguientes secciones: un resumen, una breve introducción sobre la temática tratada en el artículo, el estado del arte consultado; la metodología seguida, en ella se describe los procedimientos seguidos para el desarrollo del estudio; resultados a los que se llegó después de la clasificación; evaluación y discusión de los resultados obtenidos y conclusiones

I. INTRODUCCIÓN

El sobrepeso y la obesidad en edad pediátrica son problemas de salud pública en países desarrollados y en vías de desarrollo. El diagnóstico y predicción temprana de esta enfermedad, particularmente relacionada al IMC (Índice de masa corporal) se ha incrementado sustancialmente [1]. Para este trabajo se tomó los indicadores antropométricos de Peso, estatura e IMC como atributos para la clasificación y predicción de la obesidad; para el caso de niños y adolescentes estos indicadores antropométricos cambian constantemente en su valor debido al desarrollo en que se encuentran, se tomó en cuenta los valores mostrados en las curvas de desarrollo infantil brindada por la OMS [2, 3].

Para la clasificación y la predicción de la obesidad se utiliza un sistema neuro-difuso, aprovechando las ventajas que se obtienen al combinar las técnicas de lógica difusa y redes neuronales. Debido a la naturaleza imprecisa de los atributos peso, estatura e IMC, pueden ser consideradas etiquetas lingüísticas y podemos utilizar la lógica difusa para fusificar esta información y obtener un modelo difuso que se utilice para entrenar una red neuronal y realizar la clasificación y predicción de la obesidad.

El sistema que se utilizó en la clasificación y predicción de la obesidad fue ANFIS, que se ha aplicado a otros tratamientos de antiobesidad [4]. Para este sistema se tuvo

II. ESTADO DEL ARTE

En el estado de arte consultado tenemos el trabajo de Umoh e Isong [5], se presenta un estudio de la clasificación de la obesidad en adultos en sano, sobrepeso y obesidad, teniendo como entrada los atributos de IMC, que es considerado el principal criterio para el tratamiento de la obesidad [6], en el que se estableció tres conjuntos difusos (bajo, normal y alto), BF (grasa corporal) en él se estableció tres conjuntos difusos (bajo, normal y alto) y WC (longitud de la circunferencia de la cintura) para este atributo se estableció tres conjuntos difusos (pequeño, mediano y largo). La evaluación y clasificación se realiza en el sistema neuro-difuso ANFIS de Matlab, en el cual se estableció un modelo difuso basado en funciones de pertenencia triangular para establecer el grado de pertenencia a los conjuntos difusos y se estableció 27 reglas difusas. De este trabajo, se tomó la idea de trabajar con la herramienta ANFIS para el estudio, pero se tomó otros atributos como datos de entrada como: peso, estatura e IMC; y con un modelo difuso basado en funciones de pertenencia trapezoidal, realizando el estudio en datos agrupados por edad en niños y adolescentes

Otro trabajo sobre clasificación de obesidad es el de Jayakumar y Arunraj [7], en este trabajo se propone un modelo para la evaluación de los niveles de tratamiento de la obesidad en relación con los valores del índice de masa

corporal (IMC) usando ecuaciones diferenciales parciales de tipo parabólico, con lógica difusa para evaluar la aceleración del cambio de valor del IMC, durante el tratamiento de la obesidad reportando si el tratamiento es adecuado o no. En este artículo se resalta la importancia de fijar reglas difusas adecuadas, para el modelo. De este artículo se resalta la naturaleza imprecisa o incierta de los parámetros utilizados (como IMC, peso, BF, entre otros) para decir si una persona tiene obesidad o no, por lo que podemos justificar el uso de lógica difusa para elaborar modelos de predicción de la obesidad

Los autores Khanna, Srinath y Mendiratta [8] presentan un estudio de obesidad en niños agrupados por edad de cuatro a 6 años usando lógica difusa; tomando como atributos de entrada el índice de masa corporal y la actividad física realizada, el sistema de predicción se implementa utilizando la herramienta *fuzzy toolbox* de *Matlab*, el cual funciona como una caja negra, el motor de inferencia aplica el método de Mamdani para evaluar la entrada difusa; el modelo difuso utilizado sigue una función de pertenencia triangular. De este trabajo realizado, se tomó la idea de agrupar los datos por edad, para realizar un estudio más real sobre la predicción de la obesidad, debido a que los atributos para predecir la obesidad cambian con la edad y no son los mismos de una edad a la otra.

El sistema neuro-difuso ANFIS es un modelo que es utilizado en estudios de clasificación, como es el caso del trabajo de Sharma y Mukharjee [9], para la detección de tumores cerebrales en imágenes fijas, en este trabajo se utiliza como clasificador a ANFIS que combina inferencia difusa y redes neuronales para clasificar las imágenes en: con tumor y sin tumor; se estableció 7 entradas y 16 reglas difusas para el modelo. Luego del proceso de clasificación se comparan los resultados obtenidos con ANFIS con FCM (Fuzzy C means) y con K-NN (K- nearest neighbor). Los resultados obtenidos con ANFIS son prometedores se muestra una exactitud de 98.67% en la clasificación.

Otro trabajo visto es el de Valčić, Antonić y Tomas [10], en el trabajo se dice la importancia de predecir la velocidad de grandes buques mercantes de manera oportuna, el modelo toma como entradas: las perturbaciones meteorológicas, velocidad del viento, la altura de las olas y la velocidad de la corriente del mar ; los valores de los datos de entrada se toman de un simulador , los resultados obtenidos en la predicción son aceptables, esto se debe a que hay que realizar una adecuada elección de las reglas difusas.

III. METODOLOGÍA

El objetivo del estudio es clasificar y predecir la obesidad en 2938 escolares del sexo masculino entre 6 a 17 años de edad de la región del Paraná Brasil.

Los estudiantes serán clasificados en tres clases: normal, sobrepeso y obesidad; mediante el sistema neuro-difuso ANFIS del *toolbox de Matlab*.

La metodología utilizada para clasificar y predecir la obesidad en niños y adolescentes está dividida en 4 etapas, según se muestra en la Fig. 1

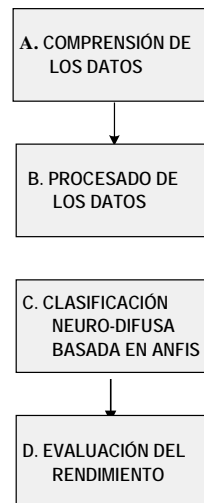


Fig. 1. Metodología propuesta para la clasificación de obesidad

A. Comprensión de los datos.

La base de datos utilizada tiene 2938 registros. Cada registro de la base de datos está organizado según la Tabla I.

TABLA I
ESTRUCTURA DE UN REGISTRO

Edad	Peso	Estatura	IMC	Clase
Años	Kilogramos	Centímetros	Kg/m ²	Obesidad

La etiqueta edad va desde los 6 años hasta los 17 años y clasificación toma tres valores normal (valor 0), sobrepeso (50) y obesidad (100).

En la Tabla II se muestra los registros que fueron agrupados de acuerdo al atributo edad, por lo que se generó 12 grupos de estudio para la clasificación y predicción de la obesidad. Cada grupo de estudio fue dividido en dos grupos: uno de entrenamiento conformada por un 75% y un grupo de prueba conformada por un 25% del número de registros de cada grupo de estudios.

TABLA II
AGRUPAMIENTO DE LOS DATOS POR EDAD PARA ESCOLARES DE 6 A 17 AÑOS

Edad	Número de registros	75%	25%
6	284	213	71
7	222	167	55
8	210	158	52
9	227	170	57
10	236	179	59

11	244	183	61
12	297	223	74
13	354	266	88
14	326	245	81
15	241	181	60
16	167	125	42
17	130	98	32
Total	2938		

Para un balanceo de datos se realizó un filtrado de los registros ordenándolos por el valor de la etiqueta clasificación (normal, sobrepeso y obesidad); una vez ordenados se toma 75% de registros de cada valor para entrenamiento y 25% para prueba. Este procedimiento se hace para lograr un buen entrenamiento del modelo ANFIS.

B. Procesado de los datos

Los atributos seleccionados para realizar la predicción y clasificación de la obesidad, fueron los indicadores antropométricos: peso, estatura e IMC. Para cada atributo se tomó tres conjuntos difusos: bajo, normal y alto, que están definimos por la función de pertenencia trapezoidal.

Para determinar si el valor de un atributo pertenece a uno de los conjuntos difusos se tomó en cuenta los valores mostrados en los patrones de crecimiento de la OMS, como se puede observar en las Fig. 2, Fig. 3 y Fig. 4.

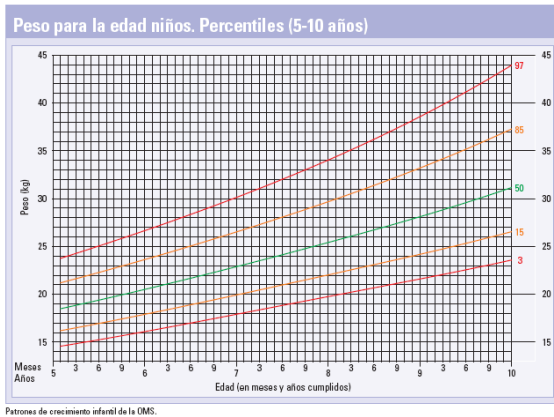


Fig. 2. patrón de crecimiento OMS (peso en kg, de niños de 5a 10 años) [3].

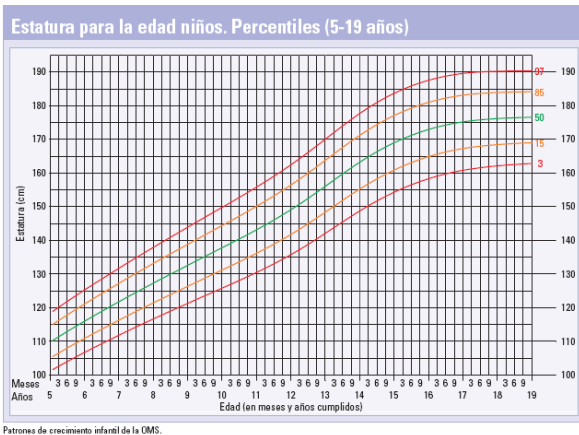


Fig. 3. Patrón de crecimiento OMS (estatura en cm, de niños de 5 a 19 años) [3].

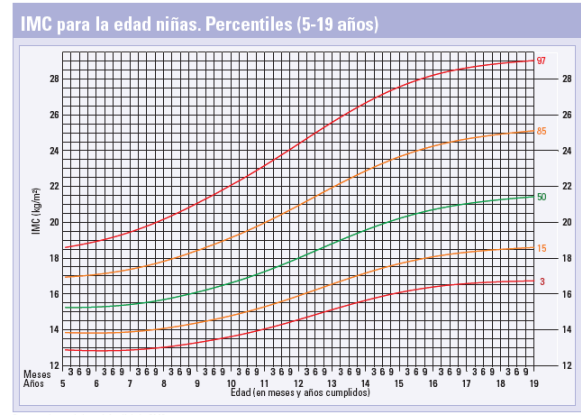


Fig. 4. patrón de crecimiento OMS (IMC, de niños de 5a 19 años) [3].

En las gráficas mostradas cada línea corresponde a un percentil; si la estatura de un niño por ejemplo se encuentra en el percentil cincuenta significa que 50% de niños tiene una estatura superior a la suya y un 50% tiene una estatura por debajo a la suya.

A partir de la interpretación de las gráficas de la Fig. 2, Fig. 3 y Fig. 4, se construyó las Tabla III, Tabla IV y Tabla V, que servirán para armar el modelo difuso.

TABLA III
PERCENTILES (P) PARA PESO EN NIÑOS DE 5 A 10 AÑOS

Peso (Kg)					
Edad	p3	p15	p50	p85	p97
5	14	15	18	21	23
6	16	18	21	24	26
7	18	20	23	27	30
8	20	22	26	30	34
9	22	24	28	33	39
10	24	27	31	37	44

TABLA IV
PERCENTILES (P) PARA ESTURA DE NIÑOS EN EDAD DE 5 A 19 AÑOS

Estatura (cm)					
Edad	p3	p15	p50	p85	p97
5	100	105	110	115	120
6	105	110	115	120	125
7	110	115	120	130	135
8	115	120	130	135	140
9	120	125	135	140	145
10	125	130	140	145	150
11	130	135	145	150	155
12	135	140	150	155	165
13	145	150	155	165	170
14	150	155	165	170	175
15	155	160	170	175	185
16	160	165	175	180	190
17	160	170	175	185	190
18	160	170	175	185	190
19	160	170	175	185	190

TABLA V
PERCENTILES (P) PARA IMC DE NIÑOS DE 5 A 19 AÑOS

Edad	IMC (Kg/m ²)				
	p3	p15	p50	p85	p97
5	13.0	14.0	15.5	17.0	18.0
6	13.0	14.0	15.5	17.0	19.0
7	13.0	14.0	15.5	17.5	19.5
8	13.0	14.5	16.0	18.0	20.5
9	13.5	14.5	16.0	18.5	21.0
10	13.5	15.0	16.5	19.5	22.0
11	14.0	15.5	17.5	20.0	22.5
12	14.5	16.0	18.0	21.0	24.5
13	15.0	16.5	19.0	22.0	25.5
14	15.5	17.0	19.5	23.0	26.5
15	16.0	17.5	20.5	23.5	27.5
16	16.5	18.0	21.0	24.5	28.5
17	16.5	18.5	21.0	25.0	28.5
18	16.5	18.5	21.0	25.0	29.0
19	16.5	18.5	21.0	25.0	29.0

Para la construcción de los modelos difusos se tomó los valores de los percentiles P3, P15, P85 y P97; a continuación se muestra los modelos difusos construidos para cada atributo en las Fig. 5, Fig. 6 y Fig. 7.

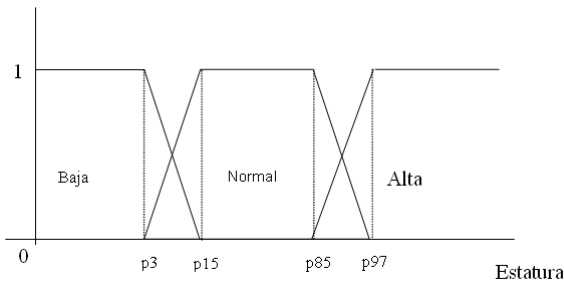


Fig. 5. Modelo difuso para el atributo Estatura.

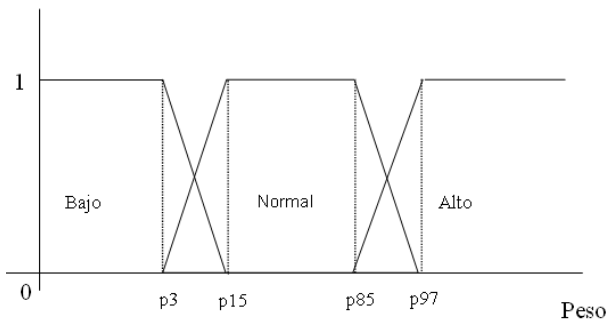


Fig. 6. Modelo difuso para el atributo Peso.

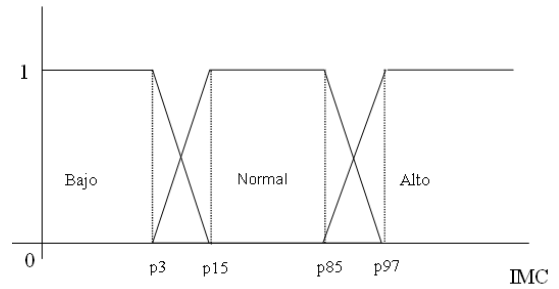


Fig. 7. Modelo difuso para el atributo IMC.

Por ejemplo, si un niño tiene 6 años y pesa 19 kg. Su valor se encuentra según la Tabla III, entre el percentil P15 y P85 por lo que su peso pertenece al conjunto difuso normal y tiene un grado de pertenencia 1, de igual manera se puede realizar una interpretación para los demás atributos.

C. Clasificación Neuro-Difusa basada en ANFIS

El modelo ANFIS (Artificial Neural Network Fuzzy Inference System) es un sistema Neuro-difuso, se establece en esta investigación para clasificar y predecir la obesidad de acuerdo con tres parámetros de entrada (Peso, Estatura e IMC) y uno de salida (Obesidad).

El sistema Neuro-difuso consiste de un sistema difuso tradicional como se muestra en la Fig. 8, excepto que cada etapa, puede ser representada por una capa de neuronas a las que se puede proveer capacidades de aprendizaje de Redes Neuronales para optimizar el conocimiento del sistema.



Fig. 8. Diagrama de bloques del Sistema Neuro-difuso.

En la Fig. 9 se muestra la estructura del Sistema Neuro-Difuso para el caso de clasificación y predicción de la obesidad, se aprecian las capas: Capa de fusificación, Capa de reglas y Capa de defusificación, Para las entradas “X1” representa el peso, “X2” la estatura y “X3” el IMC (índice de masa corporal).

1) *Capa de Fusificación*: En la capa de fusificación, cada función de pertenencia de entrada del antecedente de una regla difusa representa una neurona. Los parámetros de estas neuronas, como los vértices de las funciones de pertenencia, pueden ser entrenados para determinar la forma final y la ubicación de las funciones de pertenencia [11].

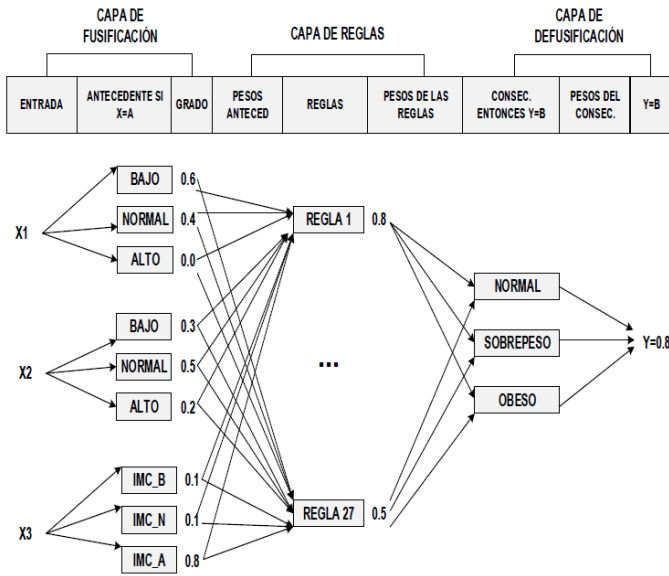


Fig. 9. Estructura del Sistema Neuro-difuso para obesidad.

Las variables lingüísticas tanto para las entradas como para las salidas están definidas como sigue: Peso: {bajo, normal, alto}, Altura: {bajo, normal, alto}, IMC: {IMC_B, IMC_N, IMC_A} y Obesidad: {normal, sobrepeso, obeso}.

Los parámetros de entrada para los niños y adolescentes varones comprendidos entre los 6 y 17 años tienen los siguientes rangos: Peso de 0 Kg a 100 Kg, Estatura de 0 cm a 200 cm e IMC de 0 Kg/m² a 50 Kg/m².

En la Fig. 9, el grado de pertenencia que indica la certeza de “X1 tiene peso bajo” es 0.6, “X1 tiene peso normal” es 0.4, y “X1 tiene peso alto” es 0.0. Las salidas de estas neuronas difusas como de pertenencia son conectadas a la capa de reglas difusas como lo especifican las reglas difusas y a través de enlaces con pesos que representan el proceso de agregación de las variable lingüísticas de entrada.

ANFIS trabaja con el modelo difuso Sugeno o Takagi-Sugeno-Kang [12], en base a esto se configuró las entradas para el caso de variables utilizadas en obesidad (Peso, Altura e IMC) con funciones de pertenencia de tipo trapezoidal, como lo establece [13] en su estudio. En (1) se observa la función de pertenencia trapezoidal definida por sus límites inferior a, superior d, y los límites de soporte inferior b y superior c, tal que $a < b < c < d$.

$$\mu_{A(x)} = \begin{cases} 0, & \text{si } (x < a) \text{ ó } (x > d) \\ \frac{x-a}{b-a}, & \text{si } a \leq x < b \\ 1, & \text{si } b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & \text{si } c < x \leq d \end{cases} \quad (1)$$

La aplicación “Fuzzy Logic Designer” del *toolbox* Matlab R2015a permite crear el modelo difuso Sugeno, Se creó funciones de pertenencia con valores distintos para cada edad (6 a 17 años) dado que los percentiles varían de una edad a otra, pero la forma trapezoidal se mantiene.

Se tomará para la representación gráfica la edad de 6 años, las demás edades tienen una forma similar.

En las Fig. 7, Fig. 8 y Fig. 9, se observan las funciones de pertenencia para las variables Peso, Altura e IMC para la edad de 6 años.

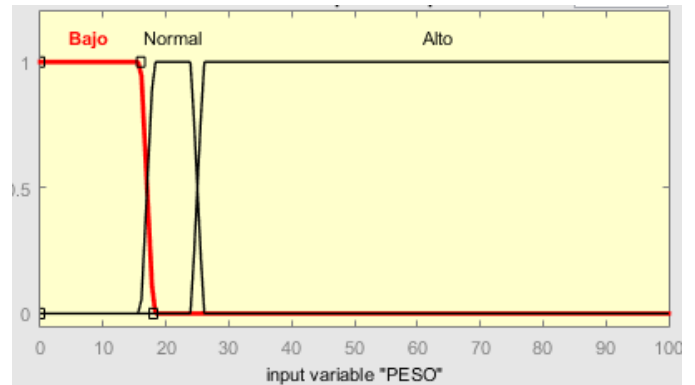


Fig. 10. Función de pertenencia para el Peso de 6 años.

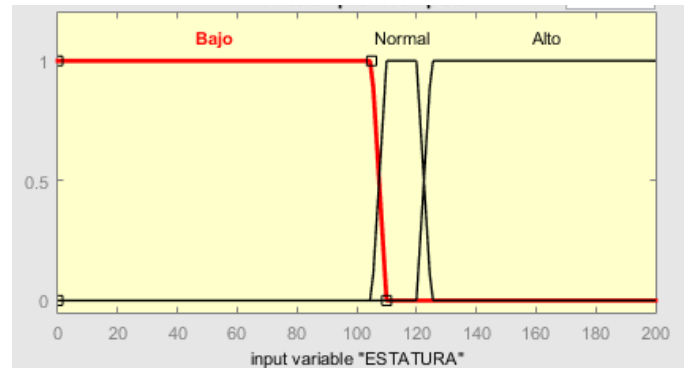


Fig. 11. Función de pertenencia para la Estatura de 6 años.

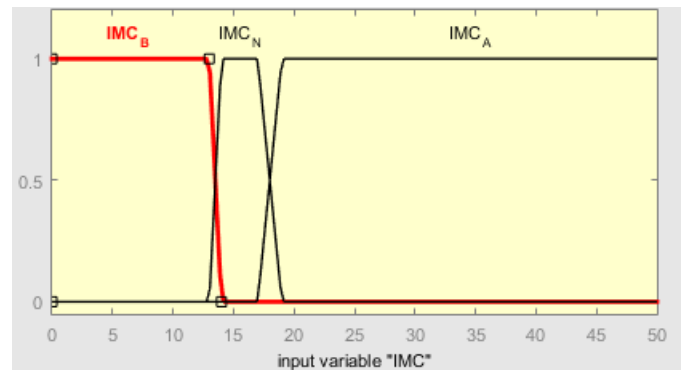


Fig. 12. Función de pertenencia para el IMC de 6 años.

En las Tabla VI, Tabla VII y Tabla VIII, se muestran las Matrices de pertenencia para el Peso, Estatura e IMC para la edad de 6 años, se considera a modo de ilustración unos niveles representativos de todo el conjunto de datos disponible.

TABLA VI.
MATRIZ DE PERTENENCIA PARA EL PESO DE 6 AÑOS

Peso (Kg)				
Niveles	18.8	20.5	25.2	30.8
Bajo	0	0	0	0
Normal	1	1	0.4	0
Alto	0	0	0.6	1

TABLA VII
MATRIZ DE PERTENENCIA PARA LA ESTATURA DE 6 AÑOS

Estatuta (cm)				
Niveles	109.9	116.2	122.3	123.0
Bajo	0.02	0	0	0
Normal	0.98	1	0.54	0.32
Alto	0	0	0.46	0.68

TABLA VIII
MATRIZ DE PERTENENCIA PARA EL IMC

IMC (Kg/m ²)				
Niveles	12.57	13.43	15.28	20.05
Bajo	1	0.57	0	0
Normal	0	0.43	1	0
Alto	0	0	0	1

2) *Capa de Reglas*: La capa de reglas difusas representa la base de reglas difusas; cada neurona representa una regla difusa de tipo SI-ENTONCES. Las salidas de las neuronas están conectadas a la capa de defusificación a través de enlaces con pesos; los pesos de estos enlaces representan la significancia relativa de las reglas asociadas con las neuronas. Sus valores pueden ser asignados de acuerdo al conocimiento a priori o inicializados como 1.0 y luego son entrenadas para reflejar su importancia real para las funciones de pertenencia de salida contenidas en la capa de defusificación [14].

Para el caso en estudio se creó las reglas mostradas en la Tabla IX tomando como modelo el método de creación de reglas para diagnosticar la obesidad realizada por Umoh e Isong (2015).

TABLA IX
REGLAS DIFUSAS PARA LA CAPA DE REGLAS

N°	Regla
1	IF (PESO IS Bajo) AND (ESTATURA IS Bajo) AND (IMC IS IMC_B) THEN (OBESIDAD IS NORMAL)
2	IF (PESO is Bajo) and (ESTATURA is Bajo) and (IMC is IMC_N) then (OBESIDAD is NORMAL)
3	IF (PESO is Bajo) and (ESTATURA is Bajo) and (IMC is IMC_A) then (OBESIDAD is NORMAL)
4	IF (PESO is Bajo) and (ESTATURA is Normal) and (IMC is IMC_B) then (OBESIDAD is NORMAL)
5	IF (PESO is Bajo) and (ESTATURA is Normal) and (IMC is IMC_N) then (OBESIDAD is SOBREPESO)
6	IF (PESO is Bajo) and (ESTATURA is Normal) and (IMC is IMC_A) then (OBESIDAD is OBESO)
7	IF (PESO is Bajo) and (ESTATURA is Alto) and (IMC is IMC_B) then (OBESIDAD is NORMAL)
8	IF (PESO is Bajo) and (ESTATURA is Alto) and (IMC is IMC_N) then (OBESIDAD is SOBREPESO)
9	IF (PESO is Bajo) and (ESTATURA is Alto) and (IMC is IMC_A) then (OBESIDAD is OBESO)
10	IF (PESO is Normal) and (ESTATURA is Bajo) and (IMC is IMC_B) then (OBESIDAD is NORMAL)

11	IF (PESO is Normal) and (ESTATURA is Bajo) and (IMC is IMC_N) then (OBESIDAD is NORMAL)
12	IF (PESO is Normal) and (ESTATURA is Bajo) and (IMC is IMC_A) then (OBESIDAD is OBESO)
13	IF (PESO is Normal) and (ESTATURA is Normal) and (IMC is IMC_B) then (OBESIDAD is SOBREPESO)
14	IF (PESO is Normal) and (ESTATURA is Normal) and (IMC is IMC_N) then (OBESIDAD is SOBREPESO)
15	IF (PESO is Normal) and (ESTATURA is Normal) and (IMC is IMC_A) then (OBESIDAD is OBESO)
16	IF (PESO is Normal) and (ESTATURA is Alto) and (IMC is IMC_B) then (OBESIDAD is SOBREPESO)
17	IF (PESO is Normal) and (ESTATURA is Alto) and (IMC is IMC_N) then (OBESIDAD is OBESO)
18	IF (PESO is Normal) and (ESTATURA is Alto) and (IMC is IMC_A) then (OBESIDAD is OBESO)
19	IF (PESO is Alto) and (ESTATURA is Bajo) and (IMC is IMC_B) then (OBESIDAD is NORMAL)
20	IF (PESO is Alto) and (ESTATURA is Bajo) and (IMC is IMC_N) then (OBESIDAD is NORMAL)
21	IF (PESO is Alto) and (ESTATURA is Bajo) and (IMC is IMC_A) then (OBESIDAD is SOBREPESO)
22	IF (PESO is Alto) and (ESTATURA is Normal) and (IMC is IMC_B) then (OBESIDAD is SOBREPESO)
23	IF (PESO is Alto) and (ESTATURA is Normal) and (IMC is IMC_N) then (OBESIDAD is OBESO)
24	IF (PESO is Alto) and (ESTATURA is Normal) and (IMC is IMC_A) then (OBESIDAD is OBESO)
25	IF (PESO is Alto) and (ESTATURA is Alto) and (IMC is IMC_B) then (OBESIDAD is SOBREPESO)
26	IF (PESO is Alto) and (ESTATURA is Alto) and (IMC is IMC_N) then (OBESIDAD is OBESO)
27	IF (PESO is Alto) and (ESTATURA is Alto) and (IMC is IMC_A) then (OBESIDAD is OBESO)

3) *Capa de Defusificación*: La función de la capa de defusificación es la evaluación de las reglas; en este cada consecuente “Entonces Y es B” como función de pertenencia de salida representa una neurona; la certeza de cada consecuente es calculada, y es considerada como lo bien que se ajustan las reglas que tienen el mismo consecuente (proceso de agregación del resultado). Los pesos de cada enlace de salida de estas neuronas representan los centros de área de cada función de pertenencia del consecuente y son entrenables, la salida final es entonces calculada usando el método de defusificación.

En la Fig. 13, los datos se defusifican es decir si tenemos para un niño de 6 años un Peso de 32.15 Kg, una Estatura de 120 cm. y un IMC de 22.4 kg/m², el sistema ilustra que el nivel de obesidad alcanzado es del 78.8 en una escala del 0 al 100, por lo tanto el sistema predice que el niño sufrirá de obesidad.

4) *Entrenamiento*: Para realizar el entrenamiento de los sistemas neuro-difusos la estructura de la Fig. 9, puede ser configurada con valores iniciales obtenidos del conocimiento a priori, y luego, sintonizados utilizando un algoritmo de entrenamiento tal como Retro-propagación del Error, de la siguiente manera:

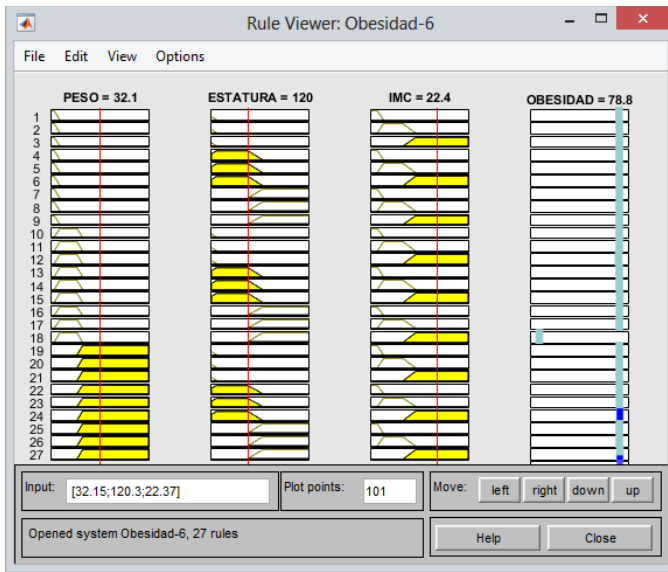


Fig. 13. Construcción grafica de la Inferencia

- Paso 1. Presentar una muestra de entrada, y computar la salida correspondiente.
- Paso 2. Computar el error entre la salida y el valor objetivo
- Paso 3. Se ajustan los pesos de conexión y las funciones de pertenencia
- Paso 4. Si el error es mayor que la tolerancia, volver al paso 2, si no es así, el entrenamiento ha sido finalizado.

En la Fig. 14, se observa el entrenamiento para los niños de 6 años, con 100 épocas y una tolerancia de error del 0.005. El resultado es que el error cuadrático obtenido es de 7.7986.

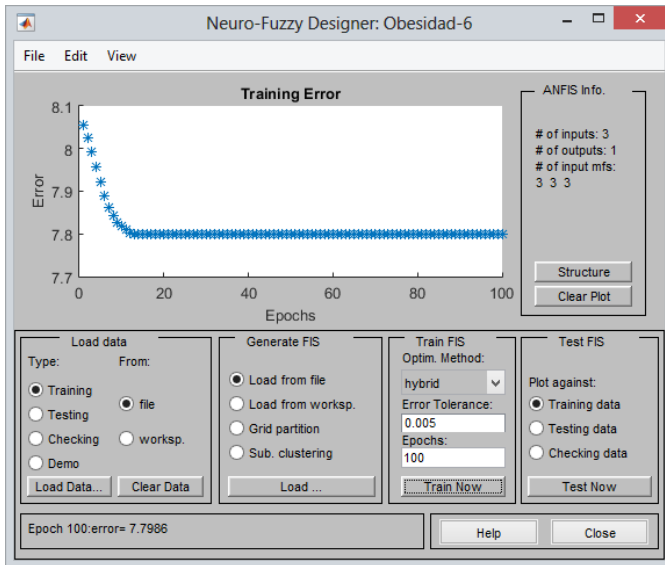


Fig. 14. Entrenamiento para niños de 6 años.

D) *Evaluación del rendimiento:* En ANFIS, una medida usual para evaluar el error de entrenamiento [14], es la suma de errores cuadráticos (SEC), el cual se observa en (2).

$$SEC = \sum_{k=1}^N (d_k - z_k)^2 \quad (2)$$

Donde, d_k = representa a los patrones de entrenamiento y z_k = Es la salida de la red.

En el paso *backward*, las señales de error son propagadas desde la salida, en dirección de las entradas; el vector gradiente es acumulado para cada dato de entrenamiento. Al final del paso *backward* para todos los datos de entrenamiento, los parámetros de la capa de entrada (parámetros de las funciones de pertenencia) son actualizados por el método descendente en una magnitud $\Delta\beta$ (3).

$$\Delta\beta = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (3)$$

Donde, η es la tasa de aprendizaje, que puede ser expresada como se modela en (4).

$$\eta = \frac{\rho}{\sqrt{\sum \alpha \left(\frac{\partial E}{\partial \alpha}\right)^2}} \quad (4)$$

IV. RESULTADOS

En las Tabla X y Tabla XI, se visualiza el error de entrenamiento con una tolerancia del error del 0.05.

TABLA X
ERROR DE ENTRENAMIENTO PARA EDADES DE 6-7 AÑOS

EDAD						
Época	6	7	8	9	10	11
10	8.16	8.14	11.00	10.49	10.34	10.70
100	6.62	6.86	10.11	9.02	9.93	10.44
500	4.17	3.04	3.55	3.50	4.27	4.61

TABLA XI
ERROR DE ENTRENAMIENTO PARA EDADES DE 12-17 AÑOS

EDAD						
Época	12	13	14	15	16	17
10	10.50	10.67	10.5	10.40	11.00	10.28
100	10.03	9.70	9.87	10.01	10.15	9.80
500	6.02	5.74	6.24	8.20	5.72	5.80

De las Tabla X y Tabla XI se puede concluir que el mejor resultado para el error es 3.04%.

En las Tabla XII y Tabla XIII, se visualiza la exactitud para las edades de 6 a 17 años.

TABLA XII
EXACTITUD PARA LAS EDADES DE 6-7 AÑOS

EDAD						
Época	6	7	8	9	10	11
10	91.84	94.86	89.00	89.51	89.66	89.30
100	93.38	93.14	89.89	90.98	90.07	89.56
500	95.83	96.96	96.45	96.50	95.73	95.39

TABLA XIII
EXACTITUD PARA LAS EDADES DE 12-17 AÑOS

Época	EDAD					
	12	13	14	15	16	17
10	89.50	89.33	89.65	89.60	89.00	89.72
100	89.97	90.30	90.13	89.99	89.85	90.20
500	93.98	94.26	93.76	91.80	94.28	94.20

De las Tabla XII y Tabla XIII, se puede concluir que el mejor resultado para la exactitud es 96.96%.

V. EVALUACIÓN Y DISCUSIÓN

Los mejores resultados para el error y la exactitud se muestran en la Tabla XIV.

TABLA XIV
ERROR Y EXACTITUD PARA LAS EDADES DE 5-17 AÑOS

Resultado	
Error	3.04%
Exactitud	96.96%

Al compararse la exactitud con otras técnicas utilizadas como se muestra en la Tabla XV, para la clasificación de la obesidad en niños y adolescentes comprendidas entre los 6 y 17 años, se observa que la técnica compuesta por Redes Neuro-Difusas es la que presenta una mejor exactitud al momento de clasificar.

TABLA XV
EXACTITUD PARA LA CLASIFICACIÓN DE LA OBESIDAD

Técnica	Exactitud
Red neuronal MLP	96.80%
SVM	96.28%
Naïve Bayes	73.42%
Red Neuro-difusa	96.96%

VI. CONCLUSIONES

Se desarrolló un modelo Neuro-difuso que al igual que las redes MLP utiliza para entrenamiento el método de backpropagation que unido a la lógica difusa potencia su desempeño.

En las evaluaciones realizadas para escolares entre 5 a 17 años, se obtuvo un error de 3.04% y una exactitud de 96.96% a la hora de clasificar.

Estos resultados resultan satisfactorios comparándolos con otras técnicas de clasificación tradicionales como Red Neuronal MLP, SVM y Naïve Bayes.

REFERENCIAS

- [1] J. Sancar, y S. Tabrizi, "Body Mass Index Estimation by Using an Adaptive Neuro Fuzzy Inference System," *Procedia Computer Science*, 108, 2501-2506, 2017.
- [2] C. Ureña, "Conceptos básicos de obesidad en la niñez y la adolescencia: (Definición, Diagnóstico, Epidemiología, Factores de Riesgo,

- Complicaciones)," *Revista Médica de Costa Rica y Centroamerica*, vol. LXV , n° 582, pp. 31-35, 2008.
- [3] Organización Mundial de la Salud (OMS), "Patrones internacionales de crecimiento infantil de la OMS," [En línea]. Available: <http://www.who.int/childgrowth/standards/es/>.
- [4] M. Kazemipoor, M. Hajifaraji, C. Mohamed Radzi, S. Shamshirband, D. Petković y M. Mat Kiah, "Appraisal of adaptive neuro-fuzzy computing technique for estimating anti-obesity properties of a medicinal plant," *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 118, n° 1, p. 69–76, January 2015.
- [5] U. Umoh y E. Isong, "Design Methodology of Fuzzy Expert System for the Diagnosis and Control of Obesity," *Computer Engineering and Intelligent Systems*, vol. 6, n° 9, pp. 12 - 32, 2015.
- [6] S. A. Miyahira, J. Coutinho de Azevedo y E. Araújo, "Fuzzy obesity index (MAFOI) for obesity," *Journal of Translational Medicine*, pp. 9-134, 14 agosto 2011.
- [7] S. Jayakumar y B. Arunraj, "On the Assessment of Treatment Levels in Relation to Body Mass Index Value through Fuzzy Mathematical Modelling," *Turkish Journal of Fuzzy Systems*, vol. 3, n° 2, pp. 108-117, 2012.
- [8] M. Khanna, N. Srinath y J. Mendiratta, "The Study of Obesity in Children Using," *International Journal of Innovative Technology And Research*, vol. 3, n° 1, p. 1833 –1836, December-January 2015.
- [9] M. Sharma y S. Mukharjee, "Artificial Neural Network Fuzzy Inference System (ANFIS) For Brain Tumor Detection," *Computer Vision and Pattern Recognition*, p. 5, 1, 2012.
- [10] M. Valčić, R. Antonić y V. Tomas, "ANFIS Based Model for Ship Speed Prediction," *Brodogradnja*, vol. 62, n° 4, pp. 373-382, 2011.
- [11] J. C. Chahuara Quispe, "Control Neuro-Difuso Aplicado a una Grúa Torre," Oficina General del Sistema de Bibliotecas y Biblioteca Central de la UNMSM, Lima, 2005.
- [12] T. Takagi y M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control," *Manand Cybernetics*, 1985. *IEEE*, pp. 116 - 132, 1985.
- [13] L. Hongxing y L. Puyin, "fuzzy neural network theory and application," vol. 59, Series in Machine Perception and Artificial Intelligence World Scientific, p. 376, 2004.
- [14] V. Hinojosa, "Aplicaciones de inteligencia artificial (ANFIS) en sistemas de suministro de energía eléctrica: pronóstico de demanda de muy corto plazo y pronóstico de los precios spot de corto plazo," *Cenace DSpace*, n° 3, pp. 77-85, 2007.

Digital Object Identifier: (to be inserted by LACCEI).
ISSN, ISBN: (to be inserted by LACCEI).