

ARTÍCULO ORIGINAL

Recibido para publicación: septiembre 29 de 2012.

Aceptado en forma revisada: diciembre 2 de 2012.

Factores predictivos para el riesgo de tuberculosis en población vulnerable: clasificación del riesgo por medio del uso de red neuronal artificial

Predictive factors for the risk of tuberculosis in a population considered vulnerable: risk classification through the use of an artificial neural network.

[Díaz Pérez Anderson](#),¹ [Roldán Menco Consuelo](#),² Muñoz Baldiris Jairo,³ Alexandra Giraldo Giraldo Alexandra,⁴ Evelin García Caro,⁴ July Llanos Perdomo,⁴ [Campo Peñaloza Francia](#)⁵

RESUMEN

Introducción: La tuberculosis es una patología curable y prevenible, persiste como problema de salud pública a pesar de contar con medidas de diagnóstico y tratamiento eficaz. A nivel mundial existe una elevada proporción de casos en la población de 15 a 54 años. **Objetivo:** Brindar un acercamiento metodológico a la aplicación de redes neuronales artificiales (RNA) para la predicción del riesgo de padecimiento de tuberculosis en una población vulnerable y proponer una clasificación matemática para el nivel o tipo de riesgo. **Materiales y Métodos:** Emergente de Red Neuronal Artificial. Se seleccionó una muestra probabilística conformada por 370 individuos, de una población de 10.363 personas, con un nivel de confianza del 95% y un nivel de error alfa del 5%. Se realizó un análisis de tres fases: primero, se efectuó un análisis descriptivo de factores; segundo, se definió una propuesta de clasificación para el riesgo de tuberculosis por medio de un lenguaje de modelado matemático de factores predictivos; y tercero, el modelo de RNA *Perceptron*

¹ MSc en Ciencias Básicas Biomédicas, Doctorando en Bioética. Programa de Enfermería, Corporación Universitaria Rafael Núñez, Cartagena, Colombia.

² MSc en Bioquímica Clínica. Programa de Enfermería, Corporación Universitaria Rafael Núñez, Cartagena, Colombia.

³ Ingeniero en Sistemas de Información. Programa de Enfermería, Corporación Universitaria Rafael Núñez, Cartagena, Colombia.

⁴ Enfermera. Grupo de Investigación en Enfermería. Programa de Enfermería, Corporación Universitaria Rafael Núñez, Cartagena, Colombia.

⁵ Especialista en gestión educativa. Universidad Popular del Cesar.

Correspondencia: anderson.diaz@curnvirtual.edu.co

Multicapa de Red Supervisada Unidireccional (MLP: Multilayered Perceptron) en tres fases: fase de proceso o entrenamiento del modelo; fase de validación cruzada y fase de tamaño y arquitectura de la red. **Resultados:** La interacción de factores se consideraron condicionantes para la enfermedad, cuando se interpretan en conjunto terminan todos interactuando para el riesgo de presentar la enfermedad en menor o mayor grado, pero comportándose como factores de riesgo siempre con tendencia al riesgo alto: factor género (63.7%), factor fumador (100%), factor ingesta de alcohol (65,5%), factor ingreso familiar (57,6%), factor conocimiento sobre identificación de los signos y síntomas de la enfermedad (54,5%) y en menor grado los propios síntomas (35,2%) para la predisposición de presentar tuberculosis. **Conclusión:** La red neuronal artificial es una herramienta importante para llegar a predecir el riesgo de tuberculosis, la clasificación propuesta para el riesgo puede resultar al momento de considerar una población como vulnerable o no para contraer tuberculosis.

Palabras claves: Factores predictivos, tuberculosis, riesgo, biología computacional.

ABSTRACT

Introduction: Tuberculosis is a curable and preventable disease, persists as a public health problem despite having diagnostic and treatment measures effective, globally there is a high proportion of cases in the population aged 15 to 54 years. **Objective:** To provide a methodological approach to the application of artificial neural networks (ANN) for predicting the risk of suffering from tuberculosis in a vulnerable population and propose a mathematical classification for the level or type of risk. **Materials and Methods:** Emerging Artificial Neural Network. We selected a random sample consisting of 370 of a population of 10,363 people, with a confidence level of 95% and an alpha error level of 5%. An analysis of three phases: first, a descriptive analysis was performed of factors; second, we defined a classification for the risk of tuberculosis by a mathematical modeling language predictors; and third, model (ANN) Multi-Layer Perceptron Supervised Unidirectional Network (MLP: Multilayered Perceptron) in three phases: or process model training; cross validation phase and phase and size of the network architecture. **Results:** Interaction of factors were considered conditions for the disease, when interpreting all interacting together end to the risk of developing the disease in greater or lesser degree, but behaving as risk factors always prone to high risk: gender factor (63.7%), smoking factor (100%), alcohol intake factor (65.5%), family income factor (57.6%), knowledge factor identification of signs and symptoms of the disease (54.5%) and less symptoms themselves (35.2%) for the predisposition to present tuberculosis. **Conclusion:** The artificial neural network is an important tool for reaching predict the risk of tuberculosis, the proposed classification for risk can result when considering a population as vulnerable or not to contract tuberculosis.

Keywords: Predictors, tuberculosis, risk, computational biology.

INTRODUCCIÓN

Existe en la comunidad científica mundial gran preocupación por encontrar modelos predictivos precisos que logren interpretar los mecanismos que regulan la

predisposición a enfermedades, entre ellas la tuberculosis. Las técnicas estadísticas multivariantes proporcionan algún tipo de solución a este tipo de eventos [1,2]. La propuesta de utilizar la técnica de Red Neuronal Artificial (RNA) nace como necesidad de identificar los mecanismos de asociación e interacción entre un conjunto de factores considerados condicionantes para la presentación de tuberculosis en una población vulnerable debido a su condición socioeconómica [2].

La tuberculosis (TBC) es curable y prevenible, persiste como problema de salud pública a pesar de contar con medidas de diagnóstico y un tratamiento eficaz y de bajo costo [4]. La principal estrategia de control de la TBC consiste en la identificación precoz, el tratamiento completo y la curación de los casos, pero la mayoría de los estudios dejan a un lado la identificación temprana de los factores de riesgo por considerarlos de alguna manera comunes tanto en población vulnerable como no vulnerables, es decir, como factores confusores, donde numerosos programas y estudios han evidenciado que la no adherencia al tratamiento por parte de personas infectadas contribuyen a prolongar la transmisión de la enfermedad; además del desarrollo de cepas resistentes e incluso, el aumento del riesgo de muerte [4].

La Organización Mundial de la Salud (OMS), declaró la TBC como un problema de salud pública a nivel mundial. Según sus estimaciones, un tercio de la población se encuentra infectado por el *Mycobacterium tuberculosis*. Cada año se estima una ocurrencia de más de 10 millones de casos nuevos y 3.5 millones de defunciones por tuberculosis [2]. En la mayoría de los países del mundo, una elevada proporción de los casos se presentan en la población de 15 a 54 años; edades en las cuales los individuos son activos económicamente; situación que afecta el sistema productivo de las comunidades donde viven estas personas [2].

La población más afectada por la TBC pertenece a los sectores de bajos recursos, como es el caso de la población estudiada en la presente investigación, sin embargo son escasos los estudios que a nivel mundial analizan los factores relacionados con las condiciones de vida, nivel educativo, situación socioeconómica, grado de conocimiento acerca de los riesgos ambientales a los cuales se enfrenta diariamente directa o indirectamente, donde la interacción de los factores tanto ambientales como biopsicosociales [2] nos deben permitir comprender de manera integral conociendo el patrón de asociación tanto de los factores considerados como condicionantes como los confusores, incluso aquellos factores que aun no se encuentran asociados o correlacionados con la presencia de TBC, al igual que puede estar sucediendo con muchas otras enfermedades infecciosas [4]; es decir conocer la relación que existe entre los factores personales biológicos, socioculturales, con los factores ambientales y la interacción entre estos, es supremamente indispensable para comprender las enfermedades infecciosas como la Tuberculosis, el VIH/SIDA, entre otros.

El objetivo de esta investigación es brindar un acercamiento metodológico a la aplicación de redes neuronales artificiales (RNA) como técnica de investigación emergente, desde el contexto epidemiológico para la predicción al riesgo de enfermedades infecciosas específicamente la TBC en población considerada como vulnerable, de acuerdo a los factores sociales, económicos y ambientales presentes en la población de estudio, por el cual proponemos una clasificación contextualizada a la realidad y contexto de la población para poder considerarla como de bajo, medio o alto riesgo de presentar tuberculosis.

MATERIALES Y MÉTODOS

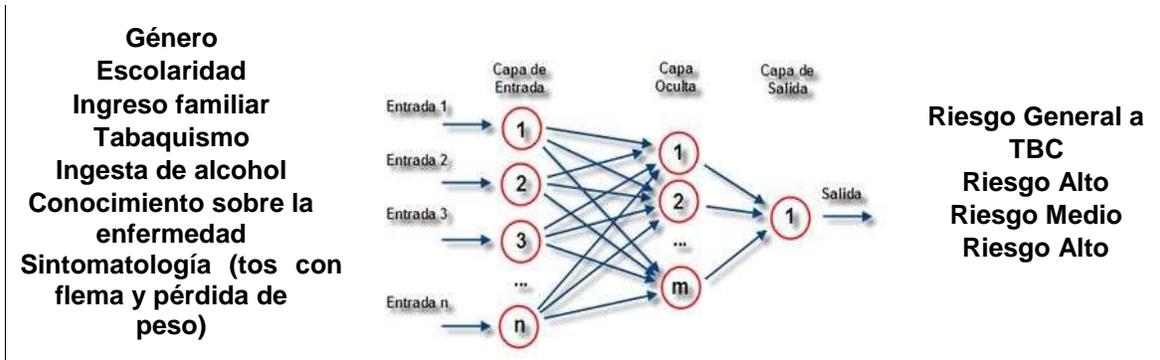
Emergente de Red Neuronal Artificial. Se seleccionó una muestra probabilística conformada por 370 individuos de una población de 10.363 personas, con un nivel de confianza del 95% y un nivel de error alfa del 5%.

Se realizó un análisis descriptivo para las variables cualitativas dicotómicas con respuesta de (SI / NO) en tablas de frecuencia, porcentajes y las variables cuantitativas como edad, número de personas que habitan la vivienda, discriminados en ancianos y niños, se analizaron por medio de análisis de frecuencias, moda, mediana, desviación estándar, promedio, etc.

La propuesta de clasificación para considerar el riesgo de padecer TBC tuvo presente los factores referenciados en la literatura científica al igual que datos suministrados por la investigación, realizados al interior del grupo de investigación (GIE). Se utilizó un lenguaje matemático para considerar la sumatoria de los factores predictivos para un *nivel alto, moderado y bajo*, donde el riesgo moderado se le consideró como parte integral de un sistema complejo que interactúa de manera directa con los factores de riesgo considerados como alto, mientras que los factores de riesgo bajo se consideraron excluyentes debido a que la sumatoria de sus factores no alcanzan los umbrales de valor de los considerados niveles moderado y alto, los umbrales de valor de los factores moderados si alcanzan los valores referenciales del nivel de riesgo alto. El modelo de Red Neuronal Artificial (RNA) fue planificado, considerando elementos técnicos y metodológicos. El modelo fue tomado bajo la idea de la capacidad de evaluar el aprendizaje del sistema nervioso de manera que RNA aprenda el patrón de interacción entre los factores predictores (Nodos de Entrada) y el estado dependiente, es decir el riesgo a padecer (TBC) (Nodos de Salida) [1,5], (Tabla 1).

Tabla 1. Modelaje de los nodos y capa oculta considerada en la red neuronal artificial

NODOS DE ENTRADA (FACTORES PREDICTORES)	INTERACCIÓN Y ARQUITECTURA DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL	NODOS DE SALIDA (RIESGO A TBC)
--	---	---



Para el análisis de la información se utilizó el programa IBM Statistics SPSS versión 19, tanto para el análisis descriptivo de los datos como para el modelo de RNA Perceptron Multicapa de Red Supervisada Unidireccional (MLP: Multilayered Perceptron). Ya que el propósito fue analizar el fenómeno como un problema no lineal, incorporamos una capa oculta o intermedia de nodos (Hidden Units), en que la función de activación utilizada en el modelo fue el sigmoideo. La fórmula más usada se describe a continuación como (X) la función de entrada: La función f es una función umbral genérica, entre las que cabe destacar la función Sigmoid.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e(-x)}$$

Para diseñar el modelo se tuvieron en cuenta los siguientes parámetros:

Proceso o fase de entrenamiento del modelo: El entrenamiento consistió en la presentación repetida de un conjuntos de datos (factores predictores) “training set”, el cual constituye el grupo de neuronas o nodos de entrada, hasta lograr los pesos internos requeridos de estimulación de cada nodo, es decir; la respuesta determinada de acuerdo a los resultados esperados tomando en cuenta lo referenciado en la literatura y los ajustes dados al modelo los cuales se describen en el último parámetro. La medida o cálculo utilizado para evaluar error en la predicción fue la Raíz Cuadrática Medio (RME: Mean-Square-Error) entre los valores o factores de salida y los valores esperados, teniendo en cuenta los datos disponibles.

El proceso o fase consistió en calcular (RME) asociado a la red de pesos aleatorios de inicio (Red de Entrada), el cálculo (RME) permitió modificar en forma retrógrada los pesos de los nodos de inicio, este proceso se repitió cíclicamente hasta encontrar el mejor aprendizaje del modelo dado por los resultados esperados y no entrar en un sobre aprendizaje con todos los riesgos que este incluye, para este proceso se tomó como ejemplo el referenciado en la investigación de (Trujillano J. 2004), para el cual se analizó por el siguiente cálculo:

$$S_j = \sum_{i=0}^n w_{ji} a_i$$

S_j = Sumatoria de las entradas ponderadas es mayor o menor que un cierto valor umbral y genera la salida " X_j " según la ecuación:

Si $S_j > 0$ entonces $X_j = 1$

Si $S_j \leq 0$ entonces $X_j = 0$

Donde a_1 es la entrada la cual siempre presenta un valor fijo, +1 y funciona como una masa en un circuito eléctrico donde no varía de valor la cual se utilizó como un valor constante de referencia).

Donde la salida es X_j es el umbral de salida la cual es transmitida a lo largo de la línea de salida y constituye uno de los componentes del vector de salida de la red.

Validación cruzada: Los datos se dividieron en 3 conjuntos considerados de antemano como representativos según el cálculo muestral escogido de acuerdo a la población:

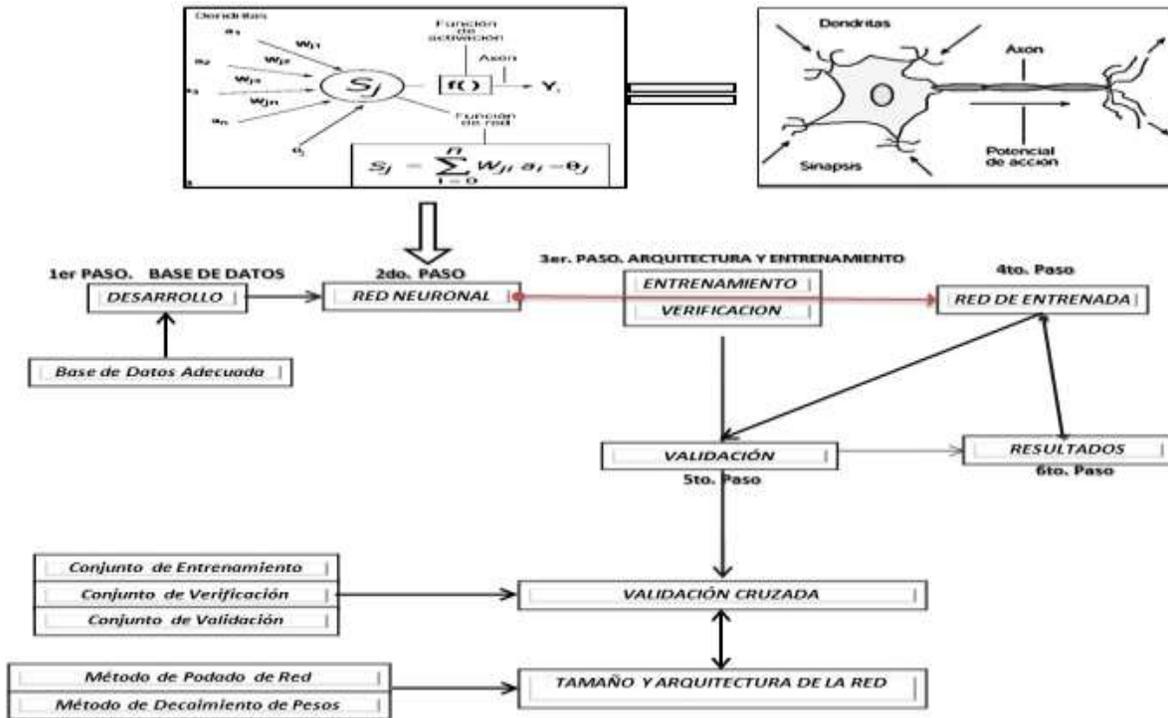
- a. Conjunto de entrenamiento **(Training Set)**
- b. Conjunto de Verificación **(Test Set)**
- c. Conjunto de Validación **(Validation Set)**

Esta fase ayudó a determinar que el error del conjunto de verificación sea mínimo (RME) para esto se cumplió con las siguientes características:

La información se propuso como suficiente ya que se obtuvo una selección apropiada de las variables teniendo en cuenta la literatura científica y un instrumento suficientemente validado, con un tamaño de datos suficientes (Conjunto de Validación). También se logró que el modelo perciba pequeños cambios en las variables de salida dados por pequeños cambios en las variables o nodos de entrada (Conjunto de Verificación).

Tamaño y arquitectura de la red: Se diseñó un modelo de (2) dos nodos (Entrada y Salida) y una capa oculta de los factores predisponentes para TBC las cuales a su vez se tomaron como variables intermedias. Se aplicó el modelo o cálculo de *conjunto de podado* (Weight Sharing) para eliminar del modelo los pesos de los nodos de menor influencia para el riesgo de presentar TBC, y el modelo por *decaimiento de pesos* (Weight decay) para eliminar automáticamente del modelo los pesos con tendencia a cero. El siguiente esquema resume la planeación del RNA modificado del propuesto por (Trujillano J. Aproximación metodológica al uso de redes neuronales artificiales para la predicción de resultados en medicina. 2004) [1] (figura 1).

Figura 1. Secuencia de planeación del modelo de aplicación basada en red neuronal artificial Perceptron Multicapa de Red Supervisada Unidireccional (MLP: Multilayered Perceptron)



RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La tabla 2 muestra como las 370 personas analizadas se encuentran en un promedio de edad entre 42 y 43 años, con una edad mínima de 18 años y una máxima de 88 años. Con relación al número de habitaciones en las viviendas se evidenció que las personas tienen un promedio de 2 a 3 habitaciones donde todas las casas tienen al menos una ventana y máximo 6 ventanas.

Tabla 2. Resumen estadístico de factores modificables y no modificables para TBC

	Edad (Años)	Nº de habitaciones	Nº de personas que habitan en la vivienda	Nº de personas que habitan por habitación	Nº de personas por cama	Nº de hijos o niños por familias o personas que habitan en la vivienda	Nº de ancianos
Recuento	370	370	370	370	370	370	370
Promedio	42,559	2,578	5,648	2,586	1,827	2,802	0,883
Desviación Estándar	18,122	1,015	2,721	1,137	0,604	2,608	0,928
Coefficiente de variación	42,58%	39,36%	48,17%	43,99%	33,09%	93,06%	105,04%
Mínimo	18,0	1,0	1,0	1,0	1,0	0	0
Máximo	88,0	6,0	15,0	7,0	4,0	12,0	5,0
Rango	70,0	5,0	14,0	6,0	3,0	12,0	5,0

El número de personas que habitan en la vivienda obtuvo un promedio de familias conformadas por cinco (5) a seis (6) personas; sin embargo, se encontraron viviendas habitadas por una sola persona y viviendas ocupadas hasta por 15

personas, entrando al fenómeno de hacinamiento, incluso tomando en cuenta la sumatoria de factores como el número de ventanas y número de habitaciones mencionadas en el análisis anterior, esta última observación se relaciona con el número de personas que viven en la habitación la cual mostró que el promedio de personas es de 2 a 3 pero se encontró familias donde habitan hasta siete (7) personas por habitación; sumado al número de personas por cama se encontró un promedio de (2) dos personas por cama, pero se encontraron familias que el número de personas por cama era de hasta de cuatro (4) personas, y esto es lógico ya que con relación al número de hijos o niños por familias o personas que habitan en las viviendas, se encontró un promedio de 2 a 3 niños, pero se encontraron familias hasta con 12 niños.

Con relación al número ancianos se encontró un promedio de 1 a 2 ancianos por familias; sin embargo, se encontraron familias hasta con 5 ancianos conviviendo con las familias.

Tabla 3. Edades

EDAD		
RESPUESTA	FRECUENCIA	PORCENTAJE
45	1	50,0%
72	1	50,0%
TOTAL	2	100%

La tabla 3 muestra las edades de las dos personas con diagnóstico de TBC al momento de realizar el estudio con una edad de 45 años y de 72 años de edad la cual ya es considerada un adulto mayor para la sociedad y se comprueba como la edad es un factor necesario para el riesgo de adquirir tuberculosis con una prevalencia de **0,54%** de personas diagnosticadas con la enfermedad.

Clasificación de los factores de riesgo para adquirir TBC en una población considerada como vulnerable basado en un modelo matemático y modelaje de red neuronal artificial:

Tabla 4. Propuesta de una clasificación de riesgo para adquirir TBC en población vulnerable para Tuberculosis

FACTORES DE RIESGOS	PONDERACION MATEMÁTICA AL RIESGO DE CONTRAER TUBERCULOSIS
---------------------	---

<p>POBLACIÓN CON RIESGO ALTO DE TBC</p> <p>El número factores equivalen al 100% del riesgo en conjunto,</p> <p>FACTORES DE RIESGO</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. VIH/SIDA donde cada factor tiene un <i>Factor de riesgo alto</i>: 2. Contacto de personas con TBC en el valor equivalente a 33.3. (Fra_n) 3. Uso de drogas parenterales CONSIDERAR ES ALTO <p>POBLACIÓN CON MODERADO RIESGO DE TBC</p> <p>El numero factores equivalen al 100% del riesgo en conjunto,</p> <p>FACTORES DE RIESGO</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Tos con flema y sangre donde cada factor tiene un <i>Factor de riesgo moderado</i>: (Frm_n) 2. Pérdida de peso valor equivalente a 0.7 3. Sudoración por las noches 4. Ventanas en la vivienda 5. Número de personas en la vivienda SI (X) ES >0.7 Y <33.3 6. Número de personas por habitación RIESGO A 7. Número de personas por cama DE <p>EL CONSIDERAR ES 7. MODERADO</p> <p>POBLACION CON BAJO RIESGO DE TBC</p> <p>FACTORES DE RIESGO</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Edad 2. Sexo 3. Escolaridad <i>Factor de riesgo</i> donde cada factor tiene un 4. Ingreso familiar 5. Fuma ⁿ⁾ 6. Ingiere licor 7. Conocimientos sobre los síntomas de TBC 8. Material de las paredes 9. Material del piso 10. Servicios públicos 	<p>último trimestre SI</p>
$X = \sum Fra_n + \sum Frm_n + \sum Frb_n$	

(X): nivel de riesgo de presentar TBC en población considerada como vulnerable

Con base a la información obtenida y analizada de la literatura científica en relación a los factores condicionantes relacionadas con el confinamiento familiar, la humedad y contagio de las personas con la infección, así como la relación directa con personas con VIH/SIDA, entre otras; cruzada con los datos de los factores

identificados obtenida en la presente investigación, tales como los relacionados con la ventilación, el grado de conocimiento acerca de la enfermedad, consumo de alcohol, edad, el sexo, el nivel socioeconómico y educativo entre otros, proponemos una herramienta conceptual y práctica para medir e identificar los factores de riesgos presentes para adquirir la TBC (Tabla 4).

La presente propuesta llevó a clasificar e identificar la población considerando los factores de riesgo propuestos en la tabla 3, determinando que el 94% de la población presentó un riesgo bajo para adquirir TBC mientras que el 4% un riesgo moderado seguido de un 2% que corresponde a un riesgo alto (Tabla 5).

Tabla 5. Tipo de riesgo de presentar TBC

TIPO DE RIESGO	FRECUENCIA	PORCENTAJE
ALTO	9	2%
MODERADO	15	4%
BAJO	346	94%
TOTAL	370	100%

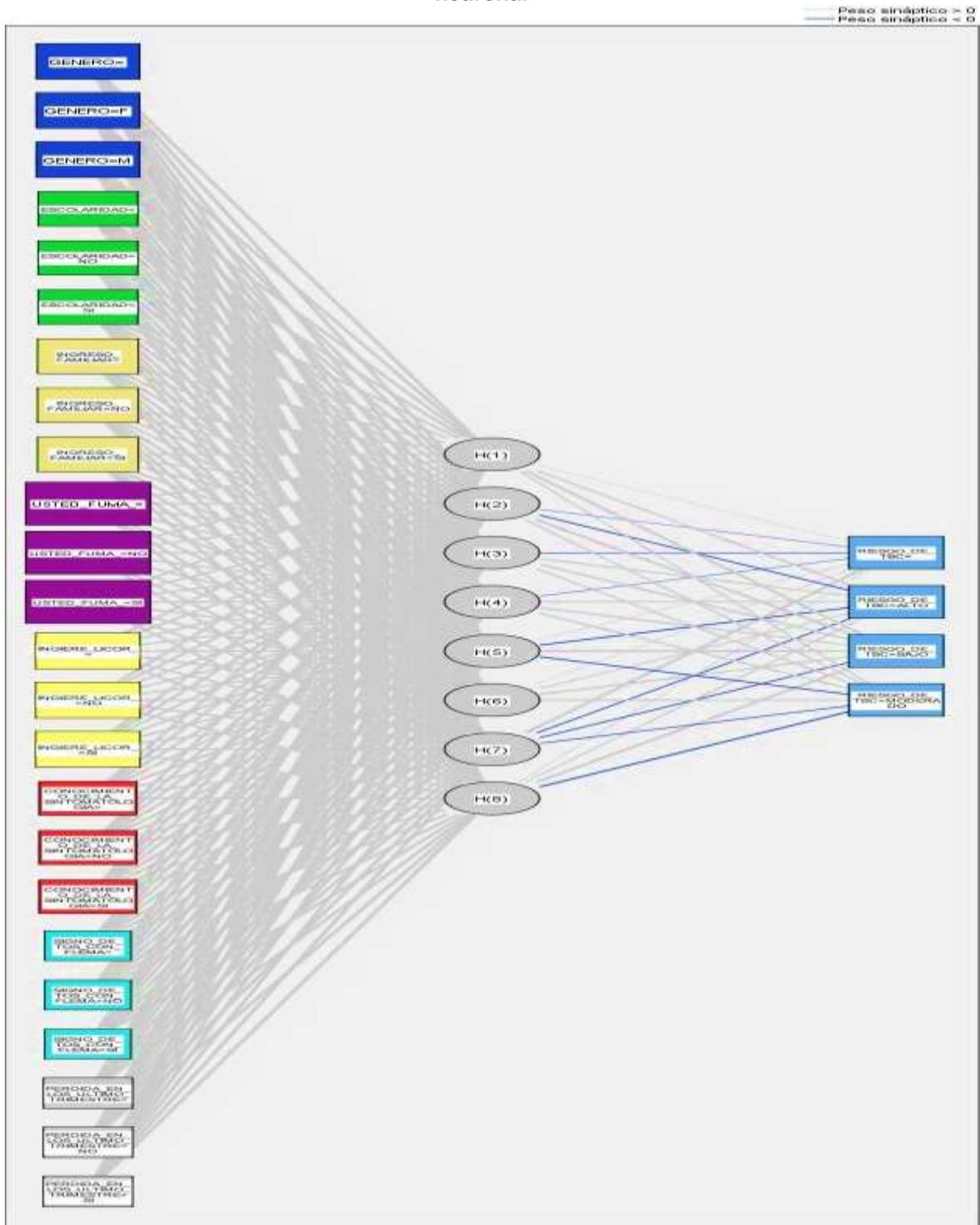
En la figura 2 y tabla 6, se observa que el grado de escolaridad (H2) se muestra asociado con el riesgo alto de presentar la patología. El consumo de alcohol (H5) con el riesgo alto y moderado, la tos con flema (H7) con el riesgo en las tres escalas (alto, moderado y bajo) y la pérdida de peso (H8) con el riesgo moderado de presentar la tuberculosis.

Sin embargo la importancia de este cálculo o probabilidad radica en el énfasis que se realiza en la interacción de todos los factores no considerando factores protectores, confusores o condicionantes, simplemente el conjunto de elementos tanto intrínsecos correspondiente a las personas objeto del estudio como los factores externos, ambientales, físicos, entre otros para conferir el riesgo o no de presentar la enfermedad.

Dentro del modelo se consideró solamente el riesgo ya sea este alto, moderado o bajo, donde la nulidad de los factores al momento de considerarlos como protectores no se tomaron como convenientes en la presente investigación debido a la vulnerabilidad de la población de presentar la TBC como al final se puede concluir, todos los factores están interrelacionados en todos los niveles propuestos, donde el riesgo a presentar la TBC es debido al posible mimetismo de factores fortaleciendo de manera conjunta en un orden aleatorio en que se presente el evento, referenciado en la figuras como las líneas grises el cual menciona su valor correlaciones prevalentes mayor de cero, validando de alguna manera la clasificación propuesta en la presente investigación.

Se puede observar en la figura 3 que en los factores de riesgo (bajo) para adquirir tuberculosis hay una tendencia a “interactuar” con factores considerados de riesgo alto y los factores de riesgo moderado terminan comportándose como factores de riesgo alto para la presencia de TBC factor de riesgo.

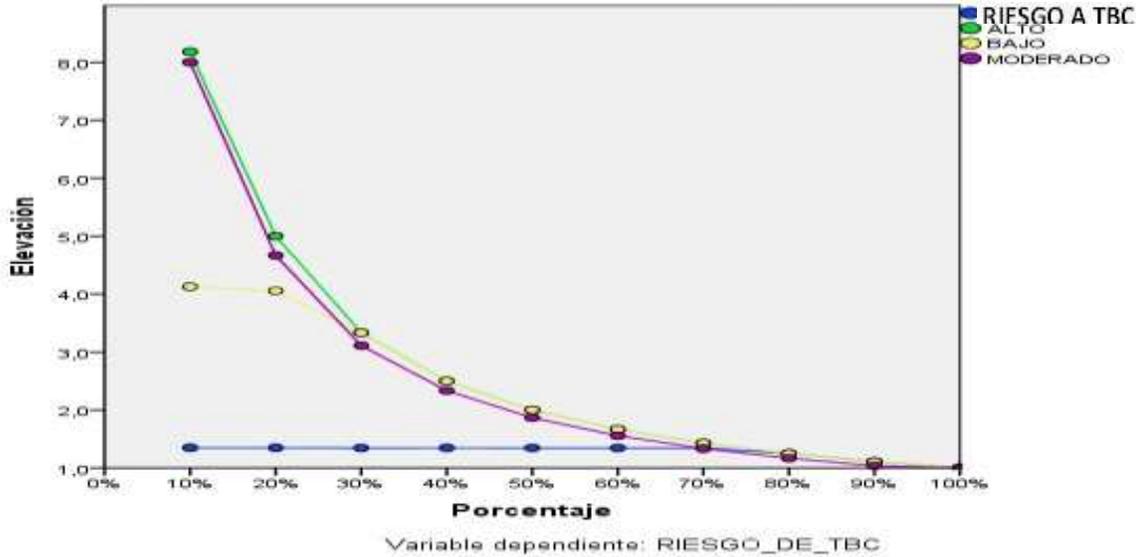
Figura 2. Correlación de factores de riesgo aplicando el método de probabilidad de red neuronal



Las líneas en azul en la grafica de RNA representan la fuerza de correlación existente entre un factor y otro para poder predecir al riesgo de tuberculosis en menor grado o probabilidad de acuerdo a la clasificación anteriormente propuesta.

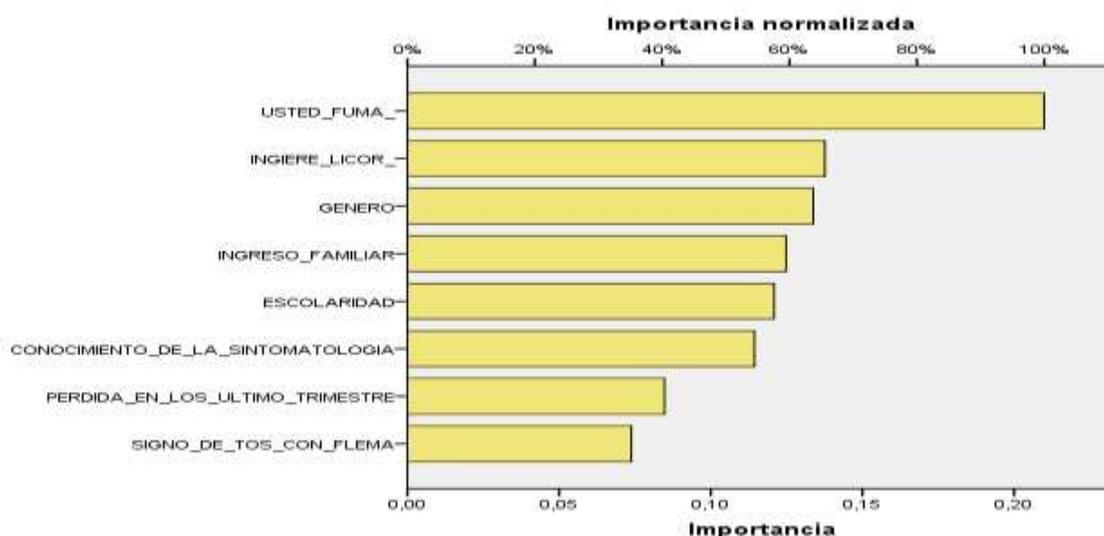
Capa oculta	H(3)=INGRESO FAMILIAR								
	H(4)=FUMAR								
	H(5)=LICOR								
	H(6)=CONOCIMIENTO DE LA SINTOMATOLOGIA								
	H(7)=SIGNOS DE TOS CON FLEMA								
	H(8)=PERDIDA DE PESO								

Figura 3. Interacción de factores para conferir el riesgo de tuberculosis



La interacción de factores independientemente los cuales al final se pueden considerar como condicionantes o no para TBC, su interpretación en conjunto dentro del sistema complejo terminan todos por determinar el grado o riesgo de presentar la enfermedad en menor o mayor grado; comportándose como factores de riesgo siempre con tendencia al riesgo alto, en donde por ejemplo el género con un 63.7%, fumar en un 100%, ingerir licor con un 65,5%, el ingreso familiar con un 57,6%, el tener cierto tipo de conocimiento con relación a la identificación de los signos y síntomas de la enfermedad con un 54,5% y en menor grado los propios síntomas con un 35,2% de manera individual confieren cierto grado de riesgo para la predisposición de presentar TBC, pero que en su conjunto toman el mismo nivel o grado de importancia al momento de interactuar ya que la importancia no radica en una visión parcializada del problema, sino en la complejidad del fenómeno (figura 4).

Figura 4. Nivel o grado de Importancia de los factores para predecir el riesgo de presentar la TBC en población considerada como vulnerable.



Se tomó en cuenta para el diseño del modelo RNA la propuesta de clasificación, los pesos o porcentajes de los factores considerados como predictivos por el RME los cuales contribuyen de alguna manera mucho más directa al riesgo de presentar TBC en la población considerada como vulnerable (figura 4).

Discusión: En los últimos años son muchos los estudios que proponen la utilización de técnicas emergentes de investigación, tales como la red neuronal artificial, para tratar de comprender un poco más los factores condicionantes y los considerados como confusores para que se presente o no el riesgo (X) de adquirir (Y) enfermedad y tratar de entender el fenómeno como un sistema complejo no lineal utilizando herramientas de inteligencia artificial y física-cuántica para entablar modelos muchos más prácticos y conocer los hechos de una forma más integral.

La primera implementación práctica de estas ideas se describen en los trabajos realizados por McCulloch and Pitts en 1946 donde el desarrollo histórico de este tipo de técnicas llevo a que Roseblatt en 1986 propusiera las redes multicapas para dar solución a problemas considerados como no lineales [1].

La investigación que proponemos es una de las pocas referenciadas en el campo epidemiológico sobre todo en poblaciones consideradas como vulnerables, donde el interés del grupo de investigadores es contribuir como primera medida a una aproximación metodológica de las redes neuronales como técnica emergente y complementaria en la búsqueda de entender los mecanismos que regulan los fenómenos, específicamente del proceso salud-enfermedad y no simplemente remitirnos como otros autores a la predicción y diagnóstico temprano de la enfermedad [6-9].

La incursión de estos nuevos paradigmas computacionales para tratar de comprender los fenómenos del proceso salud-enfermedad, han llevado a aprender lenguajes y

arquitecturas, diferentes de reflexión mental que ayude al desarrollo y validación de nuevas teorías con la utilización de la estadística que se pueden utilizar para comprender y comparar la metodologías epidemiológicas utilizadas actualmente para identificar el riesgo de presentar TBC [10-12].

La aproximación metodológica de la presente investigación, brinda una visión general del problema al considerar una población vulnerable o no para el riesgo de (X) enfermedad y entender el tipo de interacción que puede existir entre los factores considerados como predisponentes y cuáles no, pero que al final dentro del modelo y en la realidad compleja se entiende que de alguna u otra manera existe algún tipo de interacción entre ellos.

CONCLUSIÓN

La tuberculosis es considerada como un grave problema en la mayoría de los países de bajos ingresos, es la causa más frecuente de muerte en personas de entre 15 y 49 años. El conjunto de datos fueron tomados directamente de la población en la cual se encontró muchos de los factores considerados por la literatura la cual contribuyó en el diseño de la propuesta de clasificación para el riesgo de contraer tuberculosis, somos consciente de los errores cometidos en cuanto a un posible sobre ajuste, sin embargo; al momento de definir los factores o nodos plausibles en el modelo y por ende en la clasificación, por ser un primer acercamiento metodológico del grupo de investigadores, se considera digno de análisis y reflexión para diseñar estudios a futuros con más detalle y comparar la red neuronal con técnicas estadísticas similares que ayuden a validar de alguna manera los resultados.

Como conclusión final la clasificación propuesta para los riesgos de contraer tuberculosis resulta ser útil para futuros estudios epidemiológicos que permiten etiquetar a una población como vulnerable o no a contraer tuberculosis u otro tipo de enfermedad infecciosa y de impacto en la salud pública de la población en general. Este es el primer trabajo donde se desarrolla un nuevo diagnóstico matemático por medio de sistemas de complejidad y caos del riesgo de presentar TBC. La importancia de este estudio radica en considerar a poblaciones donde se han presentado algún tipo de epidemias ya sean estas aisladas, como verdaderos vectores de riesgo y considerarlos en dos categorías “Población de riesgo y población sin riesgo a TBC” y así poder plantear programas de intervención más dinámicos y precisos para la prevención de la tuberculosis a corto, mediano y largo plazo.

AGRADECIMIENTO

Al doctor Rafael Ulloque Barrios por sus contribuciones, observaciones y sugerencias al presente estudio. Al Departamento Administrativo Distrital De Salud por sus aclaraciones al momento de tomar los datos en la comunidad y por soportar con datos nuestra decisión de tomar el barrio la Esperanza de la ciudad de Cartagena como población vulnerable. A las personas y comunidad en general del barrio la Esperanza por abrirnos sus puertas para poder recopilar la información.

BIBLIOGRAFÍA

1. Trujillano J, March J, Sorribas A. Aproximación metodológica al uso de redes neuronales artificiales para la predicción de resultados en medicina. *Med Clin (Barc)* 2004;122. Disponible en: <http://web.udl.es/Biomath/Group/Treballs/2004MedClin.pdf>
2. Cadena Santos MF, Alonso Castillo MMM, Alarcón Luna MNS, Guajardo Balderas MV, Botello Moreno MY. Relación de los factores personales biológicos, socioculturales y apoyo social con la responsabilidad en salud a pacientes con Tuberculosis pulmonar. *Enfermería Universitaria* 2012 feb 21;4(1). Disponible en: <http://www.ojs.unam.mx/index.php/reu/article/view/30299>
3. Trujillano J, Sarria-Santamera A, Esquerda A, Badia M, Palma M, March J. Approach to the methodology of classification and regression trees. *Gaceta Sanitaria*. 2008;22(1):65–72.
4. Herrero MB, Greco A, Ramos S, Arrossi S. Del riesgo individual a la vulnerabilidad social: factores asociados a la no adherencia al tratamiento de tuberculosis. *Rev Argent Salud Pública* 2011;2(8). Disponible en: <http://msal.gov.ar/rasp/rasp/articulos/volumen8/revisiones.pdf>
5. Trujillano J, Sarria-Santamera A, Esquerda A, Badia M, Palma M, March J. Aproximación a la metodología basada en árboles de decisión (CART): Mortalidad hospitalaria del infarto agudo de miocardio. *Gaceta Sanitaria*. 2008;22(1):65–72.
6. Er O, Temurtas F, Tanrikulu A, Ç. Tuberculosis disease diagnosis using artificial neural networks. *Journal of medical systems*. 2010;34(3):299–302.
7. El-Solh AA, Hsiao CB, Goodnough S, Serghani J, Grant BJB. Predicting active pulmonary tuberculosis using an artificial neural network. *Chest Journal*. 1999;116(4):968–73.
8. Asada N, Doi K. Method and system for differential diagnosis based on clinical and radiological information using artificial neural networks. Google Patents; 1995. Disponible en: <http://www.google.com.co/patents?hl=es&lr=&vid=USPAT5463548&id=XWooAAAAEBAJ&oi=fnd&dq=Artificial+Neural+Networks+and+tuberculosis&printsec=abstract>
9. Hopfield JJ. Artificial neural networks. *Circuits and Devices Magazine, IEEE*. 1988;4(5):3–10.
10. Valencia PE. Clasificación de patrones mediante redes neuronales artificiales. *Anales del instituto de ingenieros de Chile* 1999: 24–31. Disponible en: <http://www.ing.uchile.cl/~em753/pdf/clasificador.pdf>
11. Yang KT. Artificial neural networks (ANNs): a new paradigm for thermal science and engineering. *Journal of heat transfer* 2008;130(9). Disponible en: <http://cat.inist.fr/?aModele=afficheN&cpsidt=20562018>
12. Díaz Pérez Anderson. La revolución del pensamiento científico con una ética del saber : Autorenpotrait BoD - Books on Demand. Disponible en: http://www.bod.ch/index.php?id=1132&objk_id=588009