

RED NEURONAL ARTIFICIAL PARA LA PRESCRIPCIÓN DE DIETAS ALIMENTICIAS “UDDIET”

Geinny Dayana Basto Quiroga *

Diana Carolina Tarapues Chirivi **

Jorge Enrique Rodríguez Rodríguez ***

Resumen

El artículo presenta el desarrollo de un software para la formulación de dietas alimenticias, a través de la implementación de redes neuronales artificiales. Inicialmente se da una introducción sobre la nutrición vista como fuente de vida. En segundo lugar, se describe la forma como el nutricionista/dietista lleva a cabo la formulación de una dieta alimenticia para el ser humano, destacando la manera como este razona. Luego se justifica la selección, el diseño, e implementación de redes neuronales artificiales. Posteriormente, se aborda el diseño del software, basado en aspectos, tales como: definición de entradas y salidas para la

* Tecnóloga en Sistematización de Datos – Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Correo electrónico: geinnyb@hotmail.com

** Tecnóloga en Sistematización de Datos – Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Correo electrónico: carolina_tch@hotmail.com

*** Ingeniero de Sistemas. Especialista en Ingeniería de Software. Especialista en Telemática. Magíster en Ingeniería – Ingeniería de Sistemas. Docente de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Correo electrónico: jrodri@udistrital.edu.co

red neuronal, modelo de la red, normalización de datos, método de entrenamiento, entre otros. Por último, se muestran los resultados obtenidos junto con las conclusiones.

Palabras claves: nutrición, patología, dieta, red neuronal artificial, algoritmo de retropropagación.

Abstract

This paper gives an introduction with respect to the nutrition in the humans, and the importance of using artificial neural networks for the support to the taking of decisions, in this area of the knowledge. The form is described like the dietitian carries out the formulation of a nutritious diet in the humans, deepening the way like east reasons.

Key words: nutrition, pathology, diet, artificial neural network, backpropagation algorithm.

INTRODUCCIÓN

El diagnóstico médico especializado (por ejemplo, prescripción de dietas) es esencialmente una labor de búsqueda de patrones, durante el proceso el especialista indaga sobre la presencia o ausencia de ciertas características que lo lleven a generar el diagnóstico más apropiado, descartando en el camino otras opciones. Debido a que las redes neuronales artificiales, son herramientas computacionales diseñadas, entre otros aspectos, para la

clasificación de patrones, se consideran muy pertinentes para el apoyo al proceso de prescripción de dietas, ya que tienen la capacidad de hallar las relaciones existentes entre los datos de entrada (datos antropométricos del paciente) y salida (dieta alimenticia) a partir de casos reales que se le presentan; prueba de ello es que en los últimos años se han realizado múltiples aplicaciones de las redes neuronales artificiales en diferentes campos del diagnóstico médico [8].

Entre las aplicaciones médicas de las redes neuronales artificiales se destacan: diagnóstico de enfermedades cardíacas, clasificación de tumores, determinación de factores de riesgo en diabetes, determinación de alteraciones del sueño, análisis de arritmias basándose en el electrocardiograma, predicción de demencias, imaginología médica, procesamiento de señales eléctricas biológicas, diagnóstico de enfermedades metabólicas, diagnóstico de leucemias, diagnóstico de epilepsia basándose en electroencefalograma, diagnóstico de SIDA, etc. [7].

La nutrición es fuente de energía vital para el ser humano, de allí provienen los nutrientes, calorías y en sí, todos los elementos con los cuáles el organismo de todo individuo se desarrolla. La nutrición de cada individuo debe ser balanceada y debe responder a sus necesidades corporales, lo que implica una previa planificación de su alimentación diaria, tarea que se realiza por especialistas en esta área: los nutricionistas/ dietistas, quienes establecen los requerimientos nutricionales y las patologías presentes que influyen directamente en la formulación de una dieta alimenticia. Esta tarea, resume la labor

desarrollada por el nutricionista y es aquí donde la Inteligencia Artificial pretende apoyar el área de nutrición; apoyo que se materializa en herramientas útiles para la representación del conocimiento y reconocimiento del mismo, en este caso las redes neuronales artificiales buscan ayudar al nutricionista en la prescripción de dietas, para pacientes que tengan un tracto gastrointestinal¹ en condiciones favorables que les permita realizar su alimentación por vía oral. De esta forma, se quiere ayudar al nutricionista en sus tareas diarias (no busca reemplazarlo).

Con UDDiet, se pretende: - representar y plasmar el conocimiento de diferentes expertos en el área, a través del diseño de una base de conocimiento, - aplicar una técnica de aprendizaje computacional, para solucionar problemas reales, - utilizar redes neuronales en tareas donde se requiera apoyar la toma de decisiones, y - como se ha mencionado, suministrar una herramienta para nutricionistas/dietistas que les permita agilizar la prescripción de dietas alimenticias y fundamentalmente apoyar sus decisiones.

1. ¿CÓMO SE LLEVA A CABO LA FORMULACIÓN DE UN TRATAMIENTO NUTRICIONAL?

Para describir este proceso se utilizó el conocimiento y experiencia de diferentes nutricionistas/dietistas. La determinación de dietas alimenticias se maneja con relación a los datos antropométricos del paciente: peso, altura, edad, sexo, circunferencia del brazo y

¹ Estructura atómica que cumple con la función de digestión

pliegue cutáneo del tríceps, junto con los valores bioquímicos tomados en los exámenes médicos, donde se encuentran los datos parciales de la patología del paciente. Con el análisis de la información obtenida y su tabulación se diagnostica la patología² que este presenta. Luego se determina el funcionamiento del tracto gastrointestinal; si su estado es normal se elige nutrición por vía oral o en caso contrario se elige terapia enteral o terapia parenteral [6]. Con la patología y otros datos como: gustos alimenticios, costumbres, disponibilidad económica y en algunos casos antecedentes patológicos de su familia, se elabora una dieta alimenticia adecuada para el paciente.

Cuando se elabora un tratamiento nutricional, el nutricionista/dietista debe recordar la restricción de nutrientes de cada patología, y así determinar las cantidades de calorías, carbohidratos, proteínas y lípidos que el paciente puede consumir. Posteriormente, el nutricionista consulta alrededor de nueve referentes teóricos de intercambios alimenticios estándares para relacionar los alimentos que satisfagan estas características, para finalmente organizar el menú diario que se debe consumir.

El manejo de patologías, de diferentes tablas de alimentos [4] y la aplicación de los modelos matemáticos por parte del nutricionista/dietista en el momento de prescribir un diagnóstico y elaborar tratamientos nutricionales, en un gran volumen de pacientes, conlleva a dedicar un intervalo considerable de tiempo y en ocasiones a tomar decisiones erróneas; debido a esto

² Es el estudio de las características, causas y efectos de las enfermedades que se reflejan en función de la estructura y del organismo.

el nutricionista/dietista aplica sus conocimientos y la experiencia que ha obtenido con otros pacientes y elabora una dieta adecuada pero sin garantizar eficiencia y que sea pertinente en cien por ciento con las verdaderas necesidades nutricionales del paciente.

2. ¿POR QUÉ REDES NEURONALES ARTIFICIALES?

El conocimiento de los nutricionistas en ocasiones se ve afectado por el corto tiempo que tiene para dedicar a la prescripción de una dieta alimenticia, por lo cual, el análisis que se requiere para cada paciente es abordado por la aplicación de dietas utilizadas en pacientes con patologías similares, ó en otros casos tomar decisiones apresuradas. Otros sistemas, como por ejemplo el Sistema Experto para la Formulación de Dietas Alimenticias por Vía Enteral en el Ser Humano [9], fue de gran ayuda para los nutricionistas, a la hora de tomar decisiones, pero con este no es posible formular dietas considerando más de una patología. Del mismo modo, no es posible asumir el padecimiento de una patología en un bajo nivel, ni la generación de nuevo conocimiento; tarea que si es posible con la implementación de redes neuronales artificiales u otras técnicas de aprendizaje computacional.

Con la implementación de UDDiet, los profesionales en nutrición y dietética, cuentan con una herramienta que les permite agilizar el tratamiento nutricional y apoyar la toma de decisiones. Además, con UDDiet se puede formular dietas a pacientes sin importar que la patología presente, no se encuentre en la base de conocimiento, razón por la cuál, entre otras, este proyecto se enmarca dentro del aprendizaje computacional.

A continuación se exponen algunos criterios que justifican el desarrollo de este software:

- Mejorar la calidad en el dominio del nutricionista/dietista; ya que, si se proporciona el conocimiento y sus formas de solución a problemas, se tiene la posibilidad de ordenar, y dar rigor a los criterios de decisión que utilizan.
- Preservar el conocimiento de verdaderos expertos en nutrición, plasmándolos en una base de conocimiento.
- Un nutricionista/dietista saturado de trabajo ha de hacer evaluaciones o recomendaciones basado en gran cantidad de información que en ocasiones puede olvidar.
- Otro criterio que justifica el desarrollo de UDDiet, es la implementación de una técnica de aprendizaje computacional, obteniendo, un software funcional, y apoyado por métodos contemporáneos de la Inteligencia Artificial.
- Uno de los aspectos fundamentales del uso de Redes Neuronales Artificiales es su capacidad de generalización, es decir, la capacidad de responder de forma adecuada a casos que no fueron presentados durante el entrenamiento. La capacidad de

generalización de una red neuronal artificial está determinada por: - la arquitectura de la red, - el número de patrones de entrenamiento y - la complejidad del problema [2].

- Las redes neuronales artificiales no pueden ser programadas para realizar labores específicas, ya que han sido diseñadas para aprender mediante los ejemplos que se le presenten. La red descubre las relaciones existentes en la información presentada como ejemplo, logrando establecer generalizaciones, que le permiten interpolar y extrapolar de una manera sensible ante elementos que no pertenecían al conjunto de entrenamiento. Considerando que los ejemplos presentados son los que le entregarán el conocimiento a la red, es muy importante seleccionarlos de forma adecuada, de otra manera se gastaría mucho tiempo en el entrenamiento o en el peor de los casos la red aprendería de manera incorrecta [10].
- En el contexto de clasificación de patrones, una red neuronal puede ser diseñada para suministrar información no solamente acerca de un patrón particular, sino también acerca de su confiabilidad en la toma de decisiones [2].
- Una de las principales propiedades de las redes neuronales artificiales es su habilidad para generar nuevos conocimientos que no son explícitos en las entradas de la red. En particular, el aprendizaje en las capas internas (comúnmente conocidas como capas ocultas) en una red neuronal multicapa, para representar características intermedias, usadas en el entrenamiento de una función objetivo [5].

3. DISEÑO DEL MODELO NEURONAL

Para el diagnóstico de la patología se utilizó una red neuronal, con las siguientes especificaciones: las entradas son los resultados de los datos antropométricos del paciente y datos bioquímicos del mismo (índice de masa corporal, circunferencia muscular del brazo, sexo, ácido úrico, albúmina, colesterol, glicemia pre, glicemia pos, globulina, hematocrito, hemoglobina, proteínas, tensión diastólica, tensión sistólica y triglicéridos).

Por otro lado, las salidas generadas, son: anemia, desnutrición, diabetes, hipercolesterolemia, hiperlipidemia mixta, hipertensión arterial, hipertrigliceridemia, hiperuricemia, hipoglicemia y obesidad. Con estos datos se genera una red con tres capas, la capa de entrada contiene 15 (quince) neuronas, la capa de salida 10 (diez) neuronas y la oculta³ 16 (diez y seis), ver figura 1.

Las salidas del modelo anterior, se utilizan como entradas del modelo neuronal que se encarga de la formulación de la dieta alimenticia; además, se agregan otras neuronas a la capa de entrada, tales como: gasto energético total, azúcares, carnes blancas, carnes rojas, cereales, frutas, lácteos, leguminosas, tubérculos y verduras⁴. Es decir, el modelo neuronal

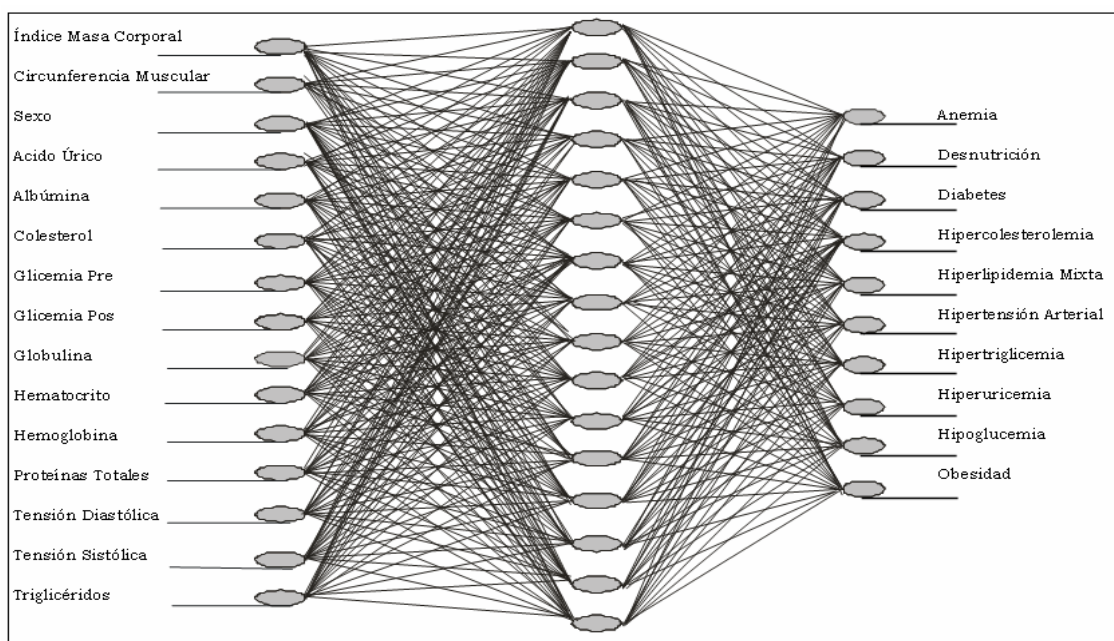
³ El número de capas ocultas junto con la cantidad de neuronas en cada capa., se obtuvo a través de la experimentación, llegando a la conclusión de utilizar una sola capa oculta con 16 neuronas. Esta conclusión se logró, luego de probar con diferentes configuraciones del modelo neuronal, en las cuales se incluyó modelos con varias capas ocultas; se aclara que los resultados obtenidos con varias capas ocultas no fue el mejor.

⁴ Estos datos fueron suministrados y corroborados con diferentes expertos en el área de nutrición

para la formulación de dietas alimenticias contiene en su capa de entrada 20 (veinte) neuronas.

Las salidas de esta red, están dadas por los intercambios alimenticios, estos son: carnes magras, carnes semigordas y gordas, verduras, frutas, cereales, tubérculos, leguminosas, lácteos, azúcares, grasa vegetal, proteínas, carbohidratos y lípidos, para un total de 13 (neuronas en la capa de salida)⁵. La capa oculta contiene 21 (veintiuno) neuronas, ver figura 2.

Figura 1. Red Neuronal Artificial para el diagnostico de enfermedades



fuelle: autores

⁵ Cada uno de estos resultados se contempla en número de intercambios y el valor de proteínas; carbohidratos y lípidos, se representan en porcentajes.

La normalización de los datos está dada por la ecuación 1

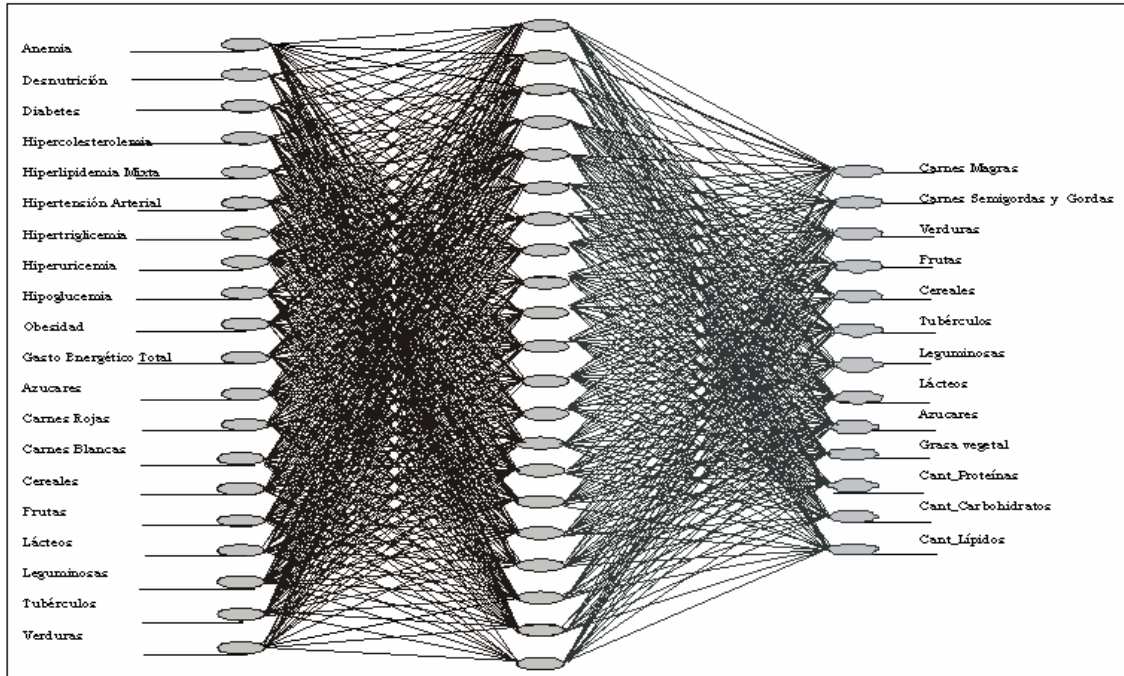
$$v = \frac{(v' - \min_A)}{\max_A - \min_A} (new_max_A - new_min_A) - new_min_A \quad \text{(Ecuación 1)}$$

donde A representa el conjunto de datos.

El método de entrenamiento utilizado es el algoritmo backpropagation (retropropagación), el cual es una regla de aprendizaje que se puede aplicar en modelos de redes con más de dos capas⁶. Una característica importante de este algoritmo es la representación interna del conocimiento que es capaz de organizar en la capa intermedia para conseguir cualquier correspondencia entre la capa de entrada y la capa de salida de la red [3].

⁶ Utilizar más de dos capas en un modelo neuronal artificial, implica agregar una o más capas ocultas a la red neuronal.

Figura 2. Red neuronal para la formulación de dietas



fuelle: autores

De forma simplificada, el funcionamiento consiste en un aprendizaje de un conjunto predefinido de entradas/salidas dados como ejemplo, empleando un ciclo propagación-adaptación de dos fases: primero se aplica un patrón de entrada como estímulo para la primera capa de las neuronas de la red, se va propagando a través de todas las capas superiores hasta generar una salida, se compara el resultado obtenido en las neuronas de salida con la salida que se desea obtener, y se calcula un valor de error para cada neurona de salida. A continuación, estos errores se transmiten hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa intermedia que contribuyen directamente a la salida,

recibiendo el porcentaje de error aproximado a la participación de la neurona intermedia en la salida original. Este proceso se repite capa por capa hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido un error que describa su aportación relativa al error total. Basándose en el valor del error recibido, se reajustan los pesos de conexión de cada neurona, de manera que la siguiente vez que se presente el mismo patrón, la salida esté más cercana a la deseada; es decir, el error disminuya [1]. El procedimiento de retropropagación es un procedimiento para entrenar redes neuronales. La retropropagación puede entenderse de manera heurística o mediante un análisis matemático [11].

A continuación se presenta a modo de síntesis los pasos del el algoritmo de entrenamiento [3]:

Paso 1: Inicializar los pesos de la red con valores pequeños aleatorios.

Paso 2: Presentar un patrón de entrada y especificar la salida deseada que debe generar la red.

Paso 3: Calcular la salida actual de la red; lo cual implica calcular las entradas netas para las neuronas ocultas precedentes de las neuronas de entrada, calcular las salidas de las neuronas ocultas, y realizar los mismos pasos para obtener las salidas de las neuronas de salida.

$$Net_p = \sum W_j X_p + \theta$$

(Ecuación 2)

El término θ puede ser opcional pues actúa como una entrada más.

Luego se calculan las salidas de las neuronas ocultas

$$Y_p = f(Net_p) \quad \text{(Ecuación 3)}$$

$$\text{Donde } f(Net_p) = \frac{1}{1 + e^{-(Net_p)}}$$

Se realizan los mismos cálculos para obtener las salidas de las neuronas de la salida

$$Net_k = \sum W_k Y_p + \theta \quad \text{(Ecuación 4)}$$

$$Y_k = f(Net_k) \quad \text{(Ecuación 5)}$$

$$\text{Donde } Y_k = \frac{1}{1 + e^{-(Net_k)}}$$

Paso 4: Calcular los términos de error para todas las neuronas.

$$\delta_k = (d_k - Y_k) f'(Net_k) \quad \text{(Ecuación 6)}$$

$$\delta_k = (d_k - Y_k) Y_k (1 - Y_k)$$

Y en las capas ocultas

$$\delta_p = Y_p(1 - Y_p) \sum \delta_k W_k \quad \text{(Ecuación 7)}$$

Paso 5: Actualizar los pesos.

Los pesos de la capa de salida son ajustados según

$$W_k(t+1) = W_k(t) + \alpha \delta_k Y_j \quad \text{(Ecuación 8)}$$

Los pesos de la capa oculta

$$W_j(t+1) = W_j(t) + \alpha \delta_j X_i \quad \text{(Ecuación 9)}$$

Donde α es la tasa de aprendizaje y se utiliza para agilizar y mejorar la precisión de dicho aprendizaje.

Paso 6: Repetir el proceso hasta que el término de error resulte aceptablemente pequeño para cada uno de los patrones aprendidos.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum \delta_k^2$$

(Ecuación 10)

En cuanto al mecanismo de aprendizaje, se utilizó el *Aprendizaje Supervisado*. Este mecanismo se caracteriza porque el proceso de aprendizaje se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor, maestro) que determina la respuesta (prescripción nutricional) que debería generar la red a partir de una entrada determinada (patología del paciente). El supervisor comprueba la salida de la red y en el caso de que esta no coincida con la deseada, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, con el fin de conseguir que la salida obtenida se aproxime a la deseada.

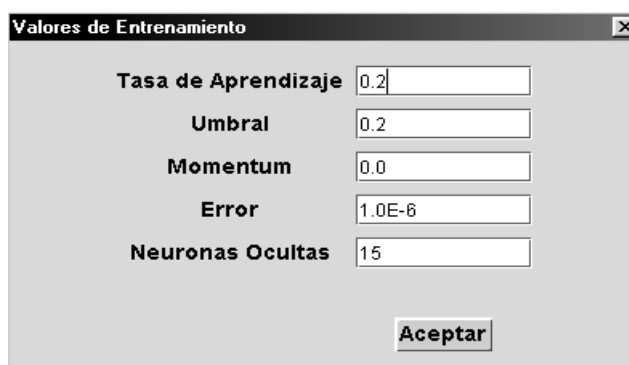
La herramienta seleccionada para el desarrollo del software fue JAVA; ya que emplea técnicas orientadas a objetos, tiene una velocidad de procesamiento que se ajusta a la máquina y al sistema operativo y da como resultado una ejecución de procesos largos con aprovechamiento de la máquina, óptimos elementos para el desarrollo de interfaces amigables y de fácil interacción con el usuario; además es un lenguaje portable y flexible a la hora de ejecutar aplicaciones.

⁷ La tasa de aprendizaje es una constante que varía entre $0 < \alpha \leq 1$, normalmente se establece aleatoriamente o utilizando una heurística. Existen teorías que afirman y sugieren cambiar la tasa durante el aprendizaje, dado que en ocasiones la tasa inicial puede desviar dicho proceso.

El sistema se basa en los requerimientos nutricionales de personas entre los 18 y 75 años, se ajusta a las patologías anteriormente nombradas, y las dietas se adaptan a 9 (nueve) tipos de intercambios que contemplan los alimentos necesarios en el menú diario de una persona con costumbres colombianas. Teniendo en cuenta todas las indicaciones y recomendaciones dadas por los nutricionistas, y la teoría consultada, se construye la base de conocimiento (datos de entrenamiento), la cual fue revisada por el experto, y luego confrontada con el sistema.

Posteriormente, se procedió a realizar pruebas con datos reales de pacientes. Hecha las pruebas pertinentes, el conocimiento generado por UDDiet fue corroborado por diferentes nutricionistas, llegando a la conclusión que en la mayoría de los casos la efectividad fue de más del 90%.

Figura 3. Ejemplo de configuración de un modelo neuronal



The image shows a dialog box titled "Valores de Entrenamiento" with a close button (X) in the top right corner. It contains five rows of configuration parameters, each with a label and a text input field:

Parámetro	Valor
Tasa de Aprendizaje	0.2
Umbral	0.2
Momentum	0.0
Error	1.0E-6
Neuronas Ocultas	15

At the bottom center of the dialog box is a button labeled "Aceptar".

Fuente: autores

El modo de acceso a UDDiet se puede realizar de dos formas: - modo ingeniero del conocimiento⁸, quien se encarga de transformar y actualizar el conocimiento del sistema, y – modo experto, quien aplica el conocimiento generado por el sistema a tareas reales. La configuración del modelo neuronal está dada por: la tasa de aprendizaje, un valor umbral, el momentum, el error a alcanzar y el número de neuronas en la capa oculta. En la figura 3, se muestra una configuración hecha durante la fase de pruebas y validación de UDDiet⁹.

Una vez configurada la red (según figura 1), se procede a ingresar los datos antropométricos y entrenar el modelo, para realizar el diagnóstico de la patología del paciente. Luego, se entrena el modelo para la prescripción de la dieta (figura 2), con el fin de prescribir la dieta alimenticia. Una vez entrenado el modelo, se continúa con la fase de prueba. En las figura 4 y 5, se observan los datos requeridos para el diagnóstico y la patología obtenida, respectivamente.

⁸ El ingeniero del conocimiento también tiene la tarea de configurar el modelo neuronal, de acuerdo a la experiencia.

⁹ Son dos los modelos neuronales (modelo de diagnóstico y modelo de prescripción) empleados para la formulación de dietas alimenticias, por lo tanto hay que tener especial cuidado en la configuración de cada uno de estos modelos.

Figura 4. Panel diagnóstico

UD Diet
 Configuración Entrenar **Diagnostico** Dieta Ayuda

Datos Generales

Peso Kgs
 Altura Mts
 Pliegue Cutan. ml
 del Triceps
 Circunferencia cm
 del Brazo
 Edad Años
 Sexo Mujer Hombre
 Actividad/día Leve Media Alta

Síntomas

	Nunca	A Veces	Siempre
Estreñimiento	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Diarrea	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Dolor de Cabeza	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Mareo	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Vomito	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Parámetros Bioquímicos

Acido Urico mg/dL Hematocrito %
 Albumina g/dL Hemoglobina %
 Colesterol mg/dL Proteínas Totales g/dL
 Glicemia Pre mg/dL Tensión Diastólica
 Glicemia Pos mg/dL Tensión Sistólica
 Globulina g/dL Trigliceridos mg/dL

fuentes: autores

Figura 5. Diagnostico del Paciente

Diagnostico Paciente

Datos Paciente	Valoración Nutricional
Peso 55 Kgs	Peso ideal 53 %
Altura 1.6 mts	Peso Actual 105 %
Edad 22 Años	Ind. Masa C. 22
Sexo Femenino	Circun. Brazo 8.0 cm - 35 %
	Plieg. Triceps 2.0 cm - 13 %
	Cir.Muscular B. 2.0 cm - 8 %

Patología	Tratamiento
Anemia Leve 72.02878283582234 %	Aumento en la ingesta de hierro y proteínas es el factor importante que procede en estos casos y también de todos los nutrientes esenciales.

fuentes: autores

Obtenida la patología, se procede a formular la dieta alimenticia (figura 5).

4. PRUEBAS Y ANALISIS DE RESULTADOS

El entrenamiento se realizó con 550 patrones, y las pruebas con 40 patrones. A continuación, muestra algunas de las pruebas.

4.1 Pruebas de diagnostico

Las pruebas se realizaron para pacientes con patologías: anemia y desnutrición

- Primer caso

Tabla 1. Datos antropométricos

Peso	Talla	F. Actividad	Sexo	Edad	Pliegue	Circunferencia del brazo
52	1.65	1.2	f	20	20	25

Figura 7. Panel de formulación de la dieta alimenticia

Requerimientos Nutricionales			
Gasto Energetico Basal	1352 Kics	Proteinas	13 % - 53 gr
Gasto Energetico Total	1622 Kics	Carbohidratos	57 % - 229 gr
		Lipidos	25 % - 44 gr

Sugerencias Consumo Diario	Especificación grupos
<i>Verduras Leve</i> 5.462275252093454	ALIMENTO PESO gm MEDIDA CASERA
<i>Frutas Leve</i> 7.3168117230558405	ALIMENTO PESO.gm Medida_Casera
<i>Cereales</i> 1.1852207717640826	Pimentón 50 MediaUnidad
<i>Carnes Semigordas y Gordas</i> 2.1527362351253467	MorronDulce
	Repollo 50 MediaUnidad
	(HojasBlancas)
	Pimentón 50 1/4deUnidad
	MorronVerde
	Repollo 50 2_1/2
	HojasGrandes
	Coliflor 50 DosTallos
	Habichuela 50 15de14x0.5cms
	Calorías = 12
	Proteinas = 1gm
	Grasas = 0gm
	Carbohidratos = 2gm

Aceptar

fuelle: autores

Tabla 2. Síntomas generales

Estreñimiento	Diarrea	Dolor cabeza	Mareo	Vómito
5	1	1	5	1

Tabla 3. Resultados de los exámenes

Acido úrico	5
Albúmina	4.5
Colesterol	190
Glicemia Pre	85
Glicemia Pos	45
Globulina	6
Hematocrito	50
Hemoglobina	20
Proteínas	6.5
Tensión diastólica	80
Tensión sistólica	110
Triglicéridos	120

Para un paciente con de talla 1.65 mts, se requiere un peso ideal de 57.5 Kg, el paciente muestra un peso de 52 Kg; además su nivel de glucosa en la sangre es bajo en el examen de glicemia pos indicando una patología de Hipoglucemia en valores importantes, por ejemplo más de 81%.

Resultados obtenidos por la red: - Desnutrición: 55.3162630, - Hipoglucemia: 89.690902

Cada uno de estos valores indica el porcentaje de que se presente desnutrición y hipoglucemia. Los demás diagnósticos (por ejemplo, anemia, diabetes, hipercolesterolemia, hipertriglicemia,) tienen valores cercanos al 0%, por tanto no se tienen en cuenta para la prescripción de la dieta.

- Segundo caso

Tabla 4. Datos antropométricos del paciente

Peso	Talla	F. Actividad	Sexo	Edad	Pliegue	Circunferencia del brazo
45	1.60	1.2	f	47	14	20

Tabla 5. Síntomas generales

Estreñimiento	Diarrea	Dolor cabeza	Mareo	Vómito
1	1	5	5	1

Tabla 6. Resultados de los exámenes

Acido úrico	5
Albúmina	4
Colesterol	180
Glicemia Pre	70
Glicemia Pos	110
Globulina	7
Hematocrito	10
Hemoglobina	4
Proteínas	5.9
Tensión diastólica	80
Tensión sistólica	100
Triglicéridos	80

Paciente con caso patológico de desnutrición y anemia debido a su bajo contenido de

hemoglobina y hematocrito en la sangre

Resultados obtenidos por la red: - Anemia 94.52566, - Desnutrición 60.56789

- Tercer caso

Tabla 7. Datos antropométricos del paciente

Peso	Talla	F. Actividad	Sexo	Edad	Pliegue	Circunferencia del brazo
72	1.80	1.3	m	26	1.5	26

Tabla 8. Síntomas generales

Estreñimiento	Diarrea	Dolor cabeza	Mareo	Vómito
1	1	5	5	1

Tabla 9. Resultados de los exámenes

Acido úrico	5
Albúmina	3.5
Colesterol	354
Glicemia Pre	55
Glicemia Pos	34
Globulina	5
Hematocrito	45
Hemoglobina	13
Proteínas	7
Tensión diastólica	125
Tensión sistólica	80
Triglicéridos	120

Para un paciente de talla 1.80 con un peso de 72Kg se encuentra en el rango ideal, su

nivel de colesterol se encuentra elevado, el nivel de glucosa en la sangre es bajo en el examen de glicemia pre y pos, indicando una patología de Hipoglucemia; además presenta hematocritos en nivel pequeño.

Resultados obtenidos por la red: - Anemia 60.80, - Hipercolesterolemia 83.02, - Hipoglucemia: 85.25.

- Cuarto caso

Tabla 10. Datos antropométricos del paciente

Peso	Talla	F. Actividad	Sexo	Edad	Pliegue	Circunferencia del brazo
90	1.57	1.4	m	32	3.5	32

Tabla 11. Síntomas generales

Estreñimiento	Diarrea	Dolor cabeza	Mareo	Vómito
5	1	1	5	1

Tabla 12. Resultados de los exámenes

Acido úrico	18
Albúmina	3.5
Colesterol	232
Glicemia Pre	125
Glicemia Pos	302
Globulina	5
Hematocrito	47
Hemoglobina	16

Proteínas	9
Tensión diastólica	125
Tensión sistólica	80
Triglicéridos	249

Para un paciente de talla 1.57 mts. y un peso de 90 Kg, indica que se encuentra por encima del rango ideal, su nivel de colesterol se encuentra elevado, el nivel de glucosa en la sangre es medio en el examen de glicemia pre y glicemia pos indicando una patología de Diabetes; además presenta triglicéridos altos y el nivel de ácido úrico también es alto.

Resultados obtenidos por la red: - Diabetes 65.50, - Hiperlipidemia mixta 71.83, - Obesidad 97.79, - Hipercolesterolemia 60.47, -Hipertrigliceridemia 94.91, - Hiperuricemia 90.37.

- Quinto caso

Tabla 13. Datos antropométricos del paciente

Peso	Talla	F. Actividad	Sexo	Edad	Pliegue	Circunferencia del brazo
32	1.73	1.2	f	26	1.5	21

Tabla 14. Síntomas generales

Estreñimiento	Diarrea	Dolor cabeza	Mareo	Vómito
1	1	5	5	1

Tabla 15. Resultados de los exámenes

Acido úrico	18
Albúmina	2.1
Colesterol	200
Glicemia Pre	70
Glicemia Pos	110
Globulina	4.1
Hematocrito	45
Hemoglobina	13
Proteínas	3.1
Tensión diastólica	145
Tensión sistólica	96
Triglicéridos	120

Para un paciente de talla 1.73 con un peso de 32Kg se presenta un desnutrición severa además presenta índices de albúmina, globulina y proteínas bajo, el nivel de acido úrico se encuentra elevado, y el valor de tensión sistólica y sistólica se encuentran por encima del rango normal.

Resultados obtenidos por la red: - Hipertensión arterial 64.48, - Desnutrición 99.28, - Hiperuricemia 93.61.

4.2 Pruebas de prescripción de dietas

- Primer caso

Diagnostico obtenido: - Hipertrigliceridemia 62.52, - Obesidad 75.63.

Los gustos alimenticios del paciente fueron expresados de la siguiente manera:

- Consumo una vez a la semana: azúcares, carnes rojas (carnes semigordas o gordas en su mayoría) y tubérculos.
- El resto de los alimentos presentan una frecuencia de consumo de 3 a 4 días a la semana: carnes blancas, cereales, frutas, lácteos, leguminosas y verduras

Tratamiento

Debido a la obesidad presentada, el gasto energético total debe ser más bajo que el de una persona de la misma estatura y su peso muy cercano al peso ideal. La Hipertrigliceridemia exige una reducción del porcentaje de grasas y aumento de cualquiera de las proteínas dentro de los valores nutricionales.

Gasto Energético Total: 2103

Porcentaje de Proteínas: 14%

Porcentaje de Carbohidratos: 58%

Porcentaje de Lípidos: 28%

Intercambios:

Carnes Magras	2.5	
Carnes Semigordas y gordas:		0.5
Verduras	4	
Frutas	6.5	
Cereales	4.5	
Tubérculos	0.5	
Leguminosas	0.25	
Lácteos		0.35
Azucres	0.5	
Grasas	0.5	

Los intercambios indican el valor de consumo de cada uno de estos alimentos, durante cada comida.

Demostración (tabla 16)

Debido a la obesidad moderada la persona debe consumir 280 kilocalorías menos de las normales.

$$\text{Calorías} = 2103 - 280 = 1823$$

El porcentaje de nutrimentos se obtiene de la siguiente manera:

Proteínas = (Kilocalorías * 14%) /4:

Proteínas= ((1823 * 14%)/4) = 63 gramos

Carbohidratos= (Kilocalorías * 58%) /4

Carbohidratos= (1823* 58%) /4 = 56 gramos

Lípidos= (Kilocalorías * 28%)

Lípidos= (1823* 28%) /9 = 264.3 gramos

Tabla 16. Demostración dietas Caso 1

Intercambio	cantidad	kcalorías	proteínas(g r)	carbohidratos(gr)	lípidos(gr)
Carnes Magras	2.5	130	15	5	0
Carnes Gordas	0.5	47.5	2.5	4	0
Verduras	4	48	4	0	8
Frutas	6.5	247	0	0	65
Cereales	4.5	472.5	9	4.5	103.5
Tubérculos	0.5	49.5	0.5	0	11
Leguminosas	2.5	230	15	0	40
Lácteos	3.5	490	28	28	38.5
Azucares	0.5	49.5	0.5	0	11
Grasas	0.5	39.5	0	4.5	0
Total		1803.5	74.5	46	277

- Segundo caso

Diagnostico obtenido: - Desnutrición moderada 79.5, - Diabetes 86.59, Hipertensión arterial 52.663.

Los gustos alimenticios del paciente fueron expresados de la siguiente manera:

- Consumo una vez a la semana azucares y tubérculos.
- Consumo de 5 a 6 días a la semana carnes rojas.
- El resto de los alimentos presentan una frecuencia de consumo de 3 a 4 días a la semana carnes blancas, cereales, frutas, lácteos, leguminosas y verduras.

Tratamiento

Debido a la desnutrición, se debe aumentar las kilocalorías de consumo, aumentar las proteínas, y disminuir la grasa y los azucares debido a la diabetes.

Gasto Energético Total: 1203

Porcentaje de Proteínas:	14%
Porcentaje de Carbohidratos:	58%
Porcentaje de Lípidos:	28%

Intercambios:

Carnes Magras	1.5
Carnes Semigordas y gordas:	0.5
Verduras	5
Frutas	6
Cereales	3.5
Tubérculos	0
Leguminosas	2
Lácteos	1.5
Azúcares	0.5
Grasas	0

Demostración (tabla 17)

Debido a la desnutrición moderada la persona, debe consumir 280 kilocalorías más de las

normales.

$$\text{Calorías} = 1203 - 280 = 1483$$

El porcentaje de nutrimentos se obtiene de la siguiente manera

$$\text{Proteínas} = (\text{Kilocalorías} * 14\%) / 4:$$

$$\text{Proteínas} = ((1483 * 14\%) / 4) = 51 \text{ gramos}$$

$$\text{Carbohidratos} = (\text{Kilocalorías} * 58\%) / 4$$

$$\text{Carbohidratos} = (1483 * 58\%) / 4 = 46 \text{ gramos}$$

$$\text{Lípidos} = (\text{Kilocalorías} * 28\%)$$

$$\text{Lípidos} = (1483 * 28\%) / 9 = 215 \text{ gramos}$$

Tabla 17. Demostración dietas Caso 2

Intercambio	cantidad	kcalorías	proteínas(g r)	carbohidratos(gr)	lípidos(gr)
Carnes Magras	1.5	78	9	3	0
Carnes Gordas	3	285	15	24	0
Verduras	5	60	5	0	10
Frutas	6	228	0	0	60

Cereales	3.5	367.5	7	3.5	80.5
Tubérculos	0	0	0	0	0
Leguminosas	2	184	12	0	32
Lácteos	1.5	210	12	12	16.5
Azúcares	0.5	49.5	0,5	0	11
Grasas	0	0	0	0	0
Total		1462	60.5	42.5	210

- Tercer caso

Diagnostico obtenido: Hipercolesterolemia 85.52.

La persona puede consumir todos lo alimentos todos los días y le gustan todos los alimentos.

Tratamiento

Debido a la hipercolesterolemia deben ser reducidas las grasas de los porcentajes de nutrimentos diarios, la enfermedad tiene restricción alimenticia en cuanto a las grasa, azúcares y tubérculos

Gasto Energético Total: 1282

Porcentaje de Proteínas: 16%

Porcentaje de Carbohidratos: 59%

Porcentaje de Lípidos: 25%

Intercambios:

Carnes Magras 3

Carnes Semigordas y gordas: 1.5

Verduras 5

Frutas 5.5

Cereales 4.5

Tubérculos 0

Leguminosas 0.5

Lácteos 0.5

Azucres 0.5

Grasas 1.5

Demostración (tabla 18)

En este caso las kilocalorías no se modifican. El porcentaje de los nutrimentos se obtiene de la siguiente manera

Proteínas = (Kilocalorías * 16%) /4:

Proteínas= ((1282 * 16%)/4) = 51 gramos

Carbohidratos= (Kilocalorías * 59%) /4

Carbohidratos= (1282* 59%)/4 = 35 gramos

Lípidos= (Kilocalorías * 25%)

Lípidos= (1282* 25%) /9 = 189 gramos

Tabla 18. Demostración dietas Caso 3

Intercambio	cantidad	kcaloría s	proteínas(g r)	carbohidratos(gr)	lípidos(gr)
Carnes Magras	3	156	18	6	0
Carnes Gordas	1.5	142.5	7.5	12	0
Verduras	5	60	5	0	10
Frutas	5.5	209	0	0	55
Cereales	4.5	472.5	9	4.5	103.5
Tubérculos	0	0	0	0	0
Leguminosa s	0.5	49.5	0.5	0	11
Lácteos	1.5	118.5	0	13.5	0
Azucars	0.5	49.5	0.5	0	11
Grasas	1.5	118.5	0	13.5	0
Total		1324	47	40	193

En los tres casos, el porcentaje de Kilocalorías obtenido se encuentra dentro de los 50

permitidos, los porcentajes de proteínas, carbohidratos y lípidos no sobrepasan los valores de los 10 gramos de desfase permitidos.

5. TRABAJOS FUTUROS

- Ampliar la base de conocimiento para involucrar otros diagnósticos junto con la prescripción de dieta alimenticia.
- Utilizar diferentes heurísticas para variar la tasa de aprendizaje de los dos modelos neuronales, con el fin de agilizar el entrenamiento.
- Emplear validación cruzada y parada temprana para obtener resultados más cercanos a la realidad, por cuanto la validación se realiza en el momento del entrenamiento, evitando de esta forma sobreajuste de la red.

Conclusiones

- Con la implementación de redes neuronales artificiales para solucionar este tipo de problemas, se puede llegar plantear el grado de pertenencia de cada prescripción, con fin de dar una dieta alimenticia más exacta; siendo esta una notable ventaja de las redes neuronales con respecto a los sistemas expertos (también llamada Inteligencia Artificial

Clásica), dado que estos sistemas solo plantean la existencia o no de un diagnóstico y/o prescripción¹⁰.

- A nivel de Inteligencia Artificial, el sistema corrobora, por un lado, el campo de acción de las Redes Neuronales ya que de los resultados obtenidos se deduce que con estos sistemas realmente se logra sintetizar el conocimiento necesario para una tarea humana y por otro lado se confirma que gracias a su proceso de entrenamiento se logra obtener nuevo conocimiento fiable con respecto a su anterior aprendizaje.
- La arquitectura de red diseñada puede adaptarse fácilmente para generalizar su aplicación a cualquier combinación de dietas tanto de adultos como de niños.
- Una vez entrenada la red mostró ser tan efectiva como expertos humanos para prescribir dietas alimenticias. En los casos de patrones que combinan diversa patologías la red es superior que su contraparte humana pues considera todas las posibles combinaciones con las que fue entrenada y no solo las más frecuentes en la práctica.

Referencias Bibliográficas

¹⁰ Algunos sistemas expertos que utilizan lógica difusa, pueden plantear el grado de pertenencia de una o más variables.

- [1] FREEMAN, J. y SKAPURA, D. Redes Neuronales Artificiales “Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación”. USA: Addison-Wesley/Díaz de Santos, 1991.
- [2] HAYKIN, Simon. Neural Networks. USA: Prentice Hall, 1999.
- [3] HILERA, J. y MARTINEZ, V. Redes Neuronales Artificiales. USA: Ed. Addison-Wesley Iberoamericana, 1995.
- [4] Tabla de Composición de Alimentos Colombianos. Colombia: Instituto Colombiano de Bienestar Familiar, 1978.
- [5] MITCHELL, Tom. Machine Learning. USA: McGraw Hill, 1997.
- [6] MORA, Rafael. Soporte nutricional especial. Colombia: Editorial Panamericana, 1992.
- [7] PACIFIC NORTHWEST NATIONAL LABORATORY. Neural networks: Application in Medicine & Health.
- [8] PENNY, W., FROST, D. USA: Neural Networks in Clinical Medicine. 1996.
- [9] ROMERO, Mariluz. Sistema Experto para la Formulación de Dietas Alimenticias por Vía Enteral en el Ser Humano. Colombia: Universitaria de Boyacá, 1998.

[10] SIGAMOS Dimitrios. ¿Why neural networks?

[11] WINSTON, Patrick. Inteligencia Artificial. USA: Addison-Wesley/Iberoamericana, 1994.

Infografía

<http://www.emsl.pnl.gov:2080/proj/neuron/neural/bib/medicine.html#P>

http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol1/ds12/article.html