



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO
ESCUELA DE POSGRADO
DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN



TESIS

**MODELO DE RECOMENDACIÓN DE DIETAS SALUDABLES MEDIANTE
ALGORITMOS DE ÓPTIMIZACIÓN, LÓGICA DIFUSA Y LÓGICA DE
PRIMER ORDEN**

PRESENTADA POR:

FLOR CAGNIY CARDENAS MARIÑO

PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE:

DOCTORIS SCIENTIAE EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

PUNO, PERÚ

2021



DEDICATORIA

Este trabajo es dedicado a todos aquellos investigadores que día a día buscan generar nuevos conocimientos para el desarrollo de nuestra sociedad.



AGRADECIMIENTOS

- A la Universidad Nacional del Altiplano por brindarme la oportunidad de ampliar mis conocimientos y dar paso a la generación de nuevos conocimientos.
- A mi familia por motivarme a lograr los objetivos propuestos.



ÍNDICE GENERAL

	Pág.
DEDICATORIA	i
AGRADECIMIENTOS	ii
ÍNDICE GENERAL	iii
ÍNDICE DE TABLAS	vi
ÍNDICE DE FIGURAS	vii
ÍNDICE DE ANEXOS	viii
RESUMEN	ix
ABSTRACT	x
INTRODUCCIÓN	1

CAPÍTULO I

REVISIÓN DE LITERATURA

1.1. Marco Teórico	2
1.1.1. Inteligencia Artificial	2
1.1.2. Técnicas de Inteligencia Artificial	2
1.1.3. Sistema Experto	3
1.1.4. Arquitectura de un Sistema Experto	4
1.1.5. Lógica	5
1.1.6. Lógica Proposicional	6
1.1.7. Lógica de primer orden	6
1.1.8. Lógica difusa	11
1.1.9. Conjuntos difusos	12
1.1.10. Reglas difusas IF-THEN	13
1.1.11. Base de reglas de lógica difusa	14
1.1.12. Interpretación de las reglas difusas IF-THEN	14
1.1.13. Sistemas de Inferencia Difuso (FIS)	15
1.1.14. Sistema de Inferencia Mamdani	15
1.1.15. Sistema de Inferencia Sugeno	16
1.1.16. Algoritmos de optimización	17
1.1.17. Optimización	17
1.1.18. Técnicas de Optimización	18
1.1.19. Heurísticas	19



1.1.20. Alimentación	19
1.1.21. El valor energético de los alimentos	19
1.1.22. Nutrición	20
1.1.23. Necesidades nutricionales	20
1.1.24. Distribución de macronutrientes	21
1.1.25. Malnutrición	22
1.1.26. Consecuencias de la malnutrición	22
1.1.27. Requerimiento de energía para jóvenes y adultos	22
1.1.28. Cálculo de la Tasa Metabólica Basal	23
1.1.29. Estimación del Peso de Referencia para jóvenes (18 a 29 años) y adultos (30 a 59 años)	23
1.1.30. Tabla de composición de alimentos	24
1.1.31. Actividad física	25
1.2. Antecedentes	26

CAPÍTULO II

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

2.1. Identificación del problema	36
2.2. Enunciado del problema	39
2.2.1. Problema general	39
2.2.2. Problemas específicos	39
2.3. Justificación	39
2.4. Objetivos	40
2.4.1. Objetivo general	40
2.4.2. Objetivos específicos	40
2.5. Hipótesis	41
2.5.1. Hipótesis general	41
2.5.2. Hipótesis específicas	41

CAPÍTULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Lugar de estudio	42
3.2. Población	42
3.3. Muestra	42
3.4. Método de investigación	42
3.5. Descripción detallada de método por objetivos específicos	43



3.5.1 OE1: Método para diseñar el modelo de recomendación de dietas saludables mediante lógica difusa y de primer orden.	43
3.5.2 OE2: Metodología de diseño del prototipo de sistema experto	58
3.5.3 OE3: Metodología para validar la dieta saludable	61

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Resultados de lógica difusa	62
4.2. Resultados de lógica de primer orden	64
4.3. Resultado final del modelo de recomendación de dieta saludable	67
4.4. Discusión de los resultados	70
CONCLUSIONES	72
RECOMENDACIONES	73
BIBLIOGRAFÍA	74
ANEXOS	80

Puno, 29 de enero de 2021.

ÁREA: Ciencias de la ingeniería
TEMA: Recomendación de dieta saludable
LINEA: Sistemas, Computación e Informática



ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
1. Mediana del imc, talla y peso para varones jóvenes y adultos, según área de residencia	24
2. Mediana del imc, talla y peso para mujeres jóvenes y adultos, según área de residencia	24
3. Conjunto difuso para edad	45
4. Conjunto difuso para peso	45
5. Conjunto difuso para talla	45
6. Conjunto difuso para nivel de actividad	46
7. Reglas de inferencia para lógica difusa	49
8. Tabla comparativa de calorías	53
9. Kilocalorías de acuerdo con los datos de la persona	58
10. Planes de menú de acuerdo con el gusto	59
11. Datos de personas (edad, peso, talla, nivel de actividad)	62
12. Kilocalorías obtenidas mediante la lógica difusa	63
13. Clasificación de los alimentos	64
14. Gustos los gustos de las personas	65
15. Gustos de las personas	65
16. Combinatoria de menús recomendados de acuerdo con los gustos	66
17. Resultado final del sistema experto	68



ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
1. Arquitectura de un sistema experto basado en reglas	4
2. Diagrama de bloques de un control difuso	12
3. Diagrama general de un sistema de inferencia difusa.	15
4. Sistemas tipo mamdani	16
5. Sistemas tipo sugeno	16
6. Prevalencia de la anemia en niñas y niños de 6 - 35 meses de edad, 2005-2017	38
7. Modelo propuesta de recomendación de dietas	43
8. Arquitectura general de la lógica difusa	44
9. Gráfica de función de membresía para el conjunto difuso edad	47
10. Gráfica de función de membresía para el conjunto difuso peso	47
11. Gráfica de función de membresía para el conjunto difuso talla	48
12. Gráfica de función de membresía para el conjunto difuso nivel de actividad	49
13. Sistema mamdani	52
14. Salidas de la lógica difusa y lógica de primer orden	58
15. Plan de comida de acuerdo con los gustos	60
16. Menú recomendado de acuerdo con la kilocaloría de la persona	61



ÍNDICE DE ANEXOS

	Pág.
1. Ingredientes y sus kilocalorías de cada menú y valores nutricionales de cada ingrediente	81
2. Base conocimiento relación gusto (ingrediente,gusto)	96
3. Base de conocimiento ingrediente (menu, ingrediente)	97
4. Base de conocimiento menú plan	98

RESUMEN

Los malos hábitos alimenticios y la mala nutrición son un problema que se encuentra latente en nuestra sociedad y es la causante de diversas enfermedades y muertes en el mundo. Muchas veces nos obligamos a consumir alimentos tan solo para saciar el apetito ya sea por cuestiones de trabajo, otras actividades y/o por falta de conocimiento y no consideramos las necesidades nutricionales diarias para nuestro cuerpo. Por otro lado, no es fácil gestionar nuestros alimentos con los componentes necesarios para una dieta balanceada. Esta investigación tiene como objetivo diseñar un sistema experto que recomiende dietas saludables tomando en consideración los datos de las personas como la edad, el peso, la talla y el nivel de actividad física para obtener las kilocalorías diarias requeridas mediante la lógica difusa, por otro lado mostrar una plan de menú considerando el de desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena de acuerdo con los gustos de la persona mediante la lógica de primer orden, una vez obtenida las kilocalorías y la lista de menús mediante un algoritmo de selección el sistema experto selecciona el plan de menú que más se ajuste a las kilocalorías de las persona, además la persona puede decidir si quiere subir de peso o bajar de peso, entonces el sistema experto muestra el plan que más se ajuste a las necesidades de la persona. Para validar el modelo propuesto se ha tomado en cuenta 200 personas del dataset kaggle, de los cuales se tomó los datos personales necesarios y además se simuló los gustos y preferencias de cada persona en la comida de cada persona, finalmente al aplicar el modelo, el sistema experto recomienda para cada persona el plan de menú de acuerdo con kilocalorías y gustos.

Palabras clave: Dieta saludable, lógica de primer orden, lógica difusa, optimización, recomendación de dietas.



ABSTRACT

Bad eating habits and poor nutrition are a problem that is latent in our society and is the cause of various diseases and deaths in the world. Many times, we force ourselves to consume food just to satisfy our appetite either due to work, other activities and lack of knowledge and we do not consider the daily nutritional needs for our body. On the other hand, it is not easy to manage your food with the necessary components for a balanced diet. This research aims to design an expert system that recommends healthy diets taking into account people's data such as age, weight, height and level of physical activity to obtain the required daily kilocalories through fuzzy logic, on the other hand show a menu plan considering the breakfast, mid-morning, lunch, mid-afternoon and dinner according to the tastes of the person using first-order logic, once the kilocalories and the list of menus have been obtained through a selection algorithm, the expert system selects the menu plan that best suits the person's kilocalories, in addition, the person can decide if they want to gain or lose weight, then the expert system shows the plan that best suits the person's needs. To validate the proposed model, 200 people from the kaggle dataset have been taken into account, from which the necessary personal data was taken and also the tastes and preferences of each person in the food of each person were simulated, finally when applying the model, the expert system recommends the menu plan for each person according to kilocalories and tastes.

Keywords: Diet recommendation, healthy diet, first-order logic, fuzzy logic, optimization.

INTRODUCCIÓN

La malnutrición y los malos hábitos alimenticios son un problema que se encuentra latente en nuestra sociedad y son responsables de la adquisición de diversas enfermedades, de esta manera cada individuo se hace responsable de su nutrición.

Sin embargo, muchas veces ya sea por falta de conocimiento o por la vida agitada que llevamos no nos permite visitar a expertos que puedan recomendarnos la dieta adecuada de acuerdo con las calorías necesarias para nuestro organismo, además, visitar constantemente a un experto no siempre es una alternativa viable y es que en muchas ocasiones nos encontramos ocupados en otras actividades y no siempre se prioriza la alimentación. Según MedlinePlus (2016), es difícil modificar alguna dieta prescrita sin perjudicar por otra parte algún componente necesario si no sabemos balancearlo adecuadamente, si no proveemos las energías y nutrientes adecuados para la buena salud entonces incurrimos en una mala nutrición.

En esta investigación proponemos un sistema experto que recomiende una dieta saludable, para ello se ha utilizado el algoritmo de Lógica Difusa que determinan las kilocalorías de acuerdo a los datos (edad, peso, talla y actividad física), por otro lado se ha utilizado la inferencia de lógica de primer orden para listar menús de acuerdo a los gustos, finalmente se ordena la lista de menús recomendados y se selecciona el más adecuado acorde a kilocalorías considerando además la opción de subir o bajar peso.

Este trabajo está dividido en 4 capítulos, en el primer capítulo se realiza la revisión de la literatura científica, en el segundo capítulo se realiza el planteamiento del problema y los objetivos, en el tercer capítulo se desarrolla la parte metodológica del desarrollo del sistema experto para la recomendación de dietas y en el cuarto capítulo se muestran los resultados y discusión.

CAPÍTULO I

REVISIÓN DE LITERATURA

1.1. Marco Teórico

1.1.1. Inteligencia Artificial

La IA es la rama de la ciencia que se encarga del estudio de la inteligencia en elementos artificiales y, desde el punto de vista de la ingeniería, propone la creación de elementos que posean un comportamiento inteligente. Dicho de otra forma, la IA pretende construir sistemas y máquinas que presenten un comportamiento que, si fuera llevado a cabo por una persona, se diría que es inteligente. El aprendizaje, la capacidad de adaptación a entornos cambiantes, la creatividad, etc., son facetas que usualmente se relacionan con el comportamiento inteligente.

Además, la IA es muy interdisciplinario y en ella intervienen disciplinas tan variadas como la Neurociencia, la Psicología, las Tecnologías de la Información, la Ciencia Cognitiva, la Física, las Matemáticas, etc. (Russell y Norvin, 2004).

1.1.2. Técnicas de Inteligencia Artificial

Las técnicas clásicas, desde el punto de vista tecnológico han tenido un relativo éxito, y sus productos (Sistemas Expertos, Sistemas Basados en el Conocimiento, etc.) se usan ampliamente. El principal problema de estas técnicas radica en que no son capaces de adaptarse a los cambios del entorno y que es preciso tener un conocimiento explícito del problema para poder abordarlo satisfactoriamente. Estos sistemas han de ser programados y no pueden autoprogramarse y adaptarse así a nuevos requisitos del entorno. Para resolver este problema, se han desarrollado diversas aproximaciones computacionales conocidas de forma global como

Técnicas Adaptativas. A continuación, se describirán las más utilizadas. (Romero *et al.*, 2007).

1.1.3. Sistema Experto

El origen de los sistemas expertos surge de un modelo de Newell y Simon que consistía en representar conocimiento sobre cómo resolver un problema mediante reglas del tipo SI-ENTONCES.

Los sistemas expertos (SE) pueden ser considerados como uno de los campos que más se ha trabajado en la IA. Un sistema experto resuelve problemas complejos del mundo real que requieren experiencia mediante un computador. Los sistemas bien diseñados imitan el proceso de razonamiento que los expertos utilizan para resolver problemas específicos. Se utilizan computadores, bien por su capacidad para realizar trabajos de gran volumen de cálculo, ya que se trata de máquinas incansables, bien como apoyo en determinados entornos para mejorar la resolución de problemas (Banda, 2014).

Según el Instituto Español de Estudios Estratégicos (2019), cuando se habla de SE, es habitual referirse a un sistema que tiene un conocimiento profundo en algún tema en específico, en este entorno es capaz de razonar igual o mejor que un experto humano, aunque no necesariamente de la misma manera. Sin embargo, si el sistema está bien configurado las conclusiones deberían ser las mismas.

Características un Sistema Experto

1. Solucionan problemas aplicando su experiencia de una forma eficaz, haciendo deducciones a partir de datos incompletos o inciertos.
2. Explican y justifican lo que están haciendo.
3. Se comunican con otros expertos y adquieren nuevos conocimientos.
4. Reestructuran y reorganizan el conocimiento.
5. Interpretan al mismo tiempo el espíritu y la letra de las reglas.
6. Determinan cuando un problema está en el dominio de su experiencia.

Tipos de Sistema Experto

Principalmente existen tres tipos de sistemas expertos:

- Basados en reglas previamente establecidas.
- Basados en casos o CBR (Case Based Reasoning).
- Basados en redes bayesianas.

En cada uno de ellos, la solución a un problema planteado se obtiene:

- Aplicando reglas heurísticas apoyadas generalmente en lógica difusa para su evaluación y aplicación.
- Aplicando el razonamiento basado en casos, donde la solución a un problema similar planteado con anterioridad se adapta al nuevo problema.
- Aplicando redes bayesianas, basadas en estadística y el teorema de (Bayes y Viejo, 2003).

1.1.4. Arquitectura de un Sistema Experto

La arquitectura de un sistema experto proporciona una descripción situación de sus componentes y permite la construcción y distribución del sistema.

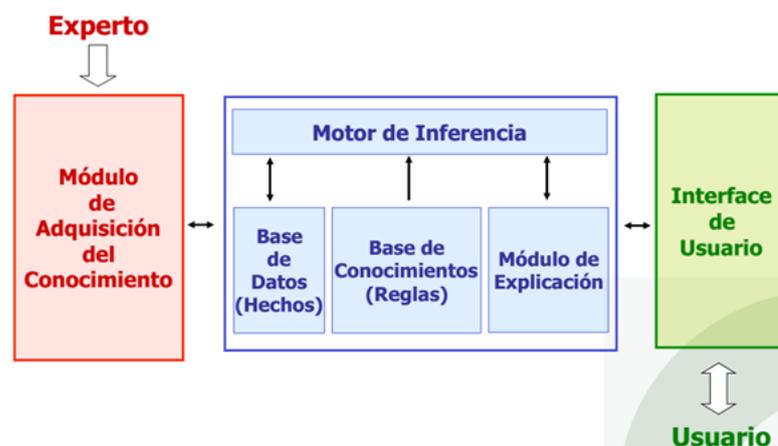


Figura 1. Arquitectura de un sistema experto basado en reglas

Fuente: (Díez, 2010)

Experto: es el individuo que interactúa con el sistema para entrenarlo o/o transferirle su conocimiento, mediante la inserción de reglas.

Módulo de Adquisición del Conocimiento: interfaz que existe entre el sistema experto basado en reglas y el humano experto, por medio del cual se ingresan nuevos conocimientos a la base de conocimientos.

Base de Datos (Hechos): son los datos importantes o relevantes relacionados al problema específico. Consta de dos partes (Grado en Ingeniería Informática, 2005):

- **Permanente:** son los hechos que no cambian y que siempre se presentan en el problema.
- **Temporal:** son hechos variantes que cambian mientras se intenta solucionar el problema.
- Se pueden añadir y borrar los hechos de la base de datos.

Base de Conocimientos (Reglas): Es la manera como se guarda el conocimiento utilizando las reglas. Una regla es solo una parte del conocimiento con el cual se soluciona el problema. Se almacenan con el siguiente formato:

Hipótesis (Antecedente) → Conclusión (Consecuente)

No son deducciones lógicas, sino más bien el conocimiento adquirido por un experto.

Se les puede asignar una prioridad para tener ordenadas las reglas de acuerdo con su importancia de aplicación. A diferencia de los hechos, las reglas pueden contener variables. Estas variables aumentan la expresividad de las reglas, la complejidad de su gestión y facilitan la modificación de las reglas (Díez, 2010).

Módulo de Explicación: este es el encargado de generar los resultados o diagnósticos para el usuario, que se han obtenido del motor de inferencia.

Motor de Inferencia: es el encargado de la generación de conocimiento nuevo utilizando el que ya se tiene, por medio de la simulación de un procedimiento de razonamiento.

1.1.5. Lógica

La lógica está considerada como una ciencia formal que se encarga de estudiar los principios y procesos válidos del razonamiento humano. Como es conocido hoy en

día razonamiento el inductivo y el deductivo. En el primer caso, está relacionado a la inducción que es un proceso que lleva consigo una conclusión general a partir de casos particulares. Mientras que el razonamiento deductivo es el método lógico que lleva desde lo general a lo particular (Figueroa, 2016).

1.1.6. Lógica Proposicional

La lógica proposicional conocido también como lógica matemática o la lógica simbólica, es un enunciado, frase o expresión que tiene un significado determinado y que mediante un criterio es susceptible de ser calificada como verdadero o falso.

La lógica Proposicional pretende estudiar las frases declarativas simples (enunciados o proposiciones) que son los elementos básicos de transmisión de conocimiento humano.

En la lógica proposicional las sentencias o fórmulas bien formadas se construyen usando símbolos proposicionales ($p, q, r, s, t, v, \text{ect.}$), conectores lógicos y símbolos auxiliares.

Los símbolos primitivos: “ p ”, “ q ”, “ r ”, “ s ”,...

Conectores lógicos: conjunción (\wedge), disyunción (\vee), negación (\neg), implicación condicional (\rightarrow), bicondicional (\leftrightarrow).

Símbolos auxiliares: “(”, “)””, “[”, “]”, “{”, “}”

En la lógica proposicional se puede determinar el valor de verdad de una proposición sin necesidad de tener en cuenta la semántica de las de expresión, es suficiente con conocer su estructura (Palma *et al.*, 2014).

1.1.7. Lógica de primer orden

El lenguaje de la lógica de primer orden conocido también como lógica de predicados está construido sobre objetos y relaciones. Precisamente por este motivo ha sido tan importante para las Matemáticas, la Filosofía y la inteligencia artificial (y en efecto, en el día a día de la existencia humana) porque se puede pensar en ello de forma utilitaria como en el tratamiento con objetos y de las relaciones entre éstos.

La lógica de primer orden también puede expresar hechos acerca de algunos o todos los objetos de un universo de discurso. Esto nos permite representar leyes generales o reglas (Russell y Norvin, 2004).

a) Sintaxis

Los símbolos básicos a partir de los cuales se construyen las fórmulas del lenguaje son:

- Símbolos de Constantes: A, B, C,... , Casa, Marco.
- Símbolos de Funciones: f, g, h,... , resta, suma.
- Cada símbolo de función tiene asociado un entero (>1) denominado grado o aridad, que indica cuantos argumentos tomará el símbolo de función.
- Símbolos de predicado: P, Q, R, ..., COLOR, PADRE

Los símbolos de predicado también tienen asociado un grado o aridad.

- Símbolos de variable: x, y, z, x_1 , y_1 , z_1 , ... (contable)
- Conectores Lógicos: \neg , \vee , \wedge , \leftrightarrow , \supset
- Cuantificadores: \forall , cuantificador universal, para todo.
- \exists , cuantificador existencial, existe.
- Símbolos Auxiliares: (,), ,

✓ Vocabulario

Un vocabulario, W, es una cuádrupla $\langle C, F, P, d \rangle$ donde

- C: conjunto finito de símbolos de constantes
- F: conjunto finito de símbolos de función
- P: conjunto finito de símbolos de predicado
- d: función grado o aridad; $d: F \cup P \rightarrow \{1, 2, 3, \dots\}$

Con la restricción de que C, F y P son disjuntos dos a dos. Supondremos, además, que no contienen símbolos de variable, conectores, cuantificadores, ni símbolos auxiliares.

✓ **Términos**

Se denominan términos de un vocabulario, W , a las siguientes expresiones:

- símbolos de constantes (constantes)
- símbolos de variable (variable)
- $g(t_1, t_2, \dots, t_n)$, donde g es un símbolo de función de grado n t_1, t_2, \dots, t_n , son términos.

Los términos denotarán objetos:

- A constante referencia a un elemento específico, siempre el mismo
- x variable referencia a un elemento específico, según el contexto
- $g(A, B)$ función referencia a un elemento específico, de forma indirecta

✓ **Fórmulas atómicas o átomos**

Las fórmulas atómicas son expresiones de la forma $P(t_1, t_2, \dots, t_n)$, siendo P un símbolo de predicado de grado n y t_1, t_2, \dots, t_n términos.

Las fórmulas atómicas expresen relaciones entre los objetos que denotan sus términos:

- JEFE (Marco, Carlos) Marco es el jefe de Carlos
- RESPETA (Carolina, madre (Carolina)) Carolina respeta a su madre.

✓ **Fórmula bien formada**

Las fórmulas bien formadas (FBS's) se definen inductivamente por:

- Una fórmula Atómica es una FBF.

- Si α es una FBF, $(\neg\alpha)$ es una FBF.
- Si α y β son FBF's $(\alpha \wedge \beta)$, $(\alpha \vee \beta)$, $(\alpha \supset \beta)$, $(\alpha \leftrightarrow \beta)$ son FBF's.
- Si α es una FBF, $(\forall x\alpha)$ y $(\exists x\alpha)$ son FBF
- El conjunto de FBF's es el cierre transitivo del conjunto de fórmulas atómicas con las leyes 1), 2), 3) y 4)

Conjunto de FBF's: Lenguaje de primer orden sobre W : $L^1 W$ (L^1 si W fijo).

EL uso de los paréntesis se puede reducir con los convenios:

asociatividad: de izquierda a derecha

prioridad: \leftrightarrow , \supset , \wedge , \vee , \neg , \forall , \exists

✓ **Cuantificadores y alcance**

Sea la FBF $Qx\alpha$, con Q uno de \forall o \exists . Se denominan:

- cuantificador (sobre x): Qx
- alcance del cuantificador: α

b) Semántica

El objetivo de la semántica es dotar de significado a los términos y fórmulas de un Lenguaje de Primer Orden.

- **Interpretación**

Una interpretación, I , de un vocabulario, W , consiste en un par (D, f_I) siendo D el dominio o universo de discurso y f_I una función de interpretación.

f_I se define por:

- Si A es un símbolo de constante $f_I(A) = A^I \in D$
- Si x es un símbolo de variable $f_I(x) = x^I \in D$
- Si g es un símbolo de función con $d(g) = n$, $f_I(g) = g^I$ siendo g^I una función $g^I: K \rightarrow D$ y $K \subset D^n$

- Si P es un símbolo de predicado con $d(P)=n$, $f_i(P)=P^I$ siendo P^I una relación y $P^I \subset D^n$

- **Evaluación de términos y fórmulas atómicas**

A partir de I , se define de forma única una función de evaluación de términos y fórmulas atómicas V_t de la siguiente forma:

Términos

- Si A es un símbolo de constante $V_t(A) = f_t(A) = A^I \in D$
- Si x es un símbolo de variable $V_t(x) = f_t(x) = x^I \in D$
- Si g es un símbolo de función con $d(g) = n$, t_1, t_2, \dots, t_n términos, $V_t(g(t_1, t_2, \dots, t_n)) = g^I(V_t(t_1), V_t(t_2), \dots, V_t(t_n)) \in D$

- **Fórmulas atómicas**

Si $P(t_1, t_2, \dots, t_n)$ es una fórmula atómica,

$V_t(P(t_1, t_2, \dots, t_n)) = T$ si $(V_t(t_1), V_t(t_2), \dots, V_t(t_n)) \in P^I$; F si $(V_t(t_1), V_t(t_2), \dots, V_t(t_n)) \notin P^I$

c) Reglas de Inferencia

Son reglas de manipulación sintáctica que permiten generar nuevas fórmulas a partir de unas fórmulas.

A partir de un esquema de fórmulas bien formadas y reemplazando por las variables se obtienen el patrón:

- **Patrón de FBF**

patrón: $\alpha \supset (\beta \wedge \alpha)$ FBF's: $P(x) \supset (R(x) \wedge P(x)) \quad \forall y P(y) \supset (R(x) \wedge \forall y P(y))$.

- **Regla de inferencia**

Se denomina regla de inferencia a la estructura *antecedente* \rightarrow *consecuente*, donde antecedente o premisas: secuencia de patrones de FBF

consecuente: secuencia de patrones de FBF.

Dado un conjunto finito de FBF's, Ω , una regla de inferencia se puede aplicar si los patrones del antecedente se pueden particularizar a fórmulas de Ω . su efecto es obtener las FBF's resultantes de particularizar el consecuente.

- **Reglas de inferencia más comunes**

- Modus Ponens: $\alpha \supset \beta, \alpha \rightarrow \beta$
- Modus Tollens: $\alpha \supset \beta, \neg\beta \rightarrow \neg\alpha$
- Abducción: $\alpha \supset \beta, \beta \rightarrow \alpha$
- Eliminación And: $\alpha \wedge \beta \rightarrow \alpha, \beta$
- Introducción And: $\alpha, \beta \rightarrow \alpha \wedge \beta$
- Instanciación Universal: $\forall x\alpha \rightarrow \beta$, donde β se obtiene reemplazando las ocurrencias libres de x en α por un término t que sea libre respecto a x en α ⁴ un término t es libre respecto a la variable x en α sii x no ocurre, en α , en el alcance de un cuantificador de una variable de t , salvo, quizás, la propia x .
 - $\alpha \equiv \forall x(P(x) \supset R(x))$
 - $\beta \equiv P(A)$
 - a partir de α , IU: $\gamma \equiv P(A) \supset R(A)$
 - a partir de β, γ , MP se obtiene $R(A)$

1.1.8. Lógica difusa

La lógica difusa es un método para el razonamiento con expresiones lógicas que describen las pertenencias a los conjuntos difusos.

Es una alternativa de control valiosa para procesos que no pueden describirse con un modelo matemático o su desarrollo es muy complejo El control difuso es una metodología para la construcción de sistemas de control en los que las correspondencias entre las entradas real valuadas y los parámetros de salida están representadas por reglas difusas (Russell y Norvin, 2004).

a) Características de la Lógica Difusa:

1. Soporta datos imprecisos
2. Es conceptualmente fácil de entender
3. Es flexible
4. Es tolerante a los datos imprecisos
5. Se basa en el lenguaje humano
6. Se basa en la experiencia de expertos conocedores del problema en cuestión
7. Puede modelar funciones no lineales de alguna complejidad
8. Combina en forma unificada expresiones lingüísticas con datos numéricos
9. No se necesita conocer el modelo matemático que rige su funcionamiento

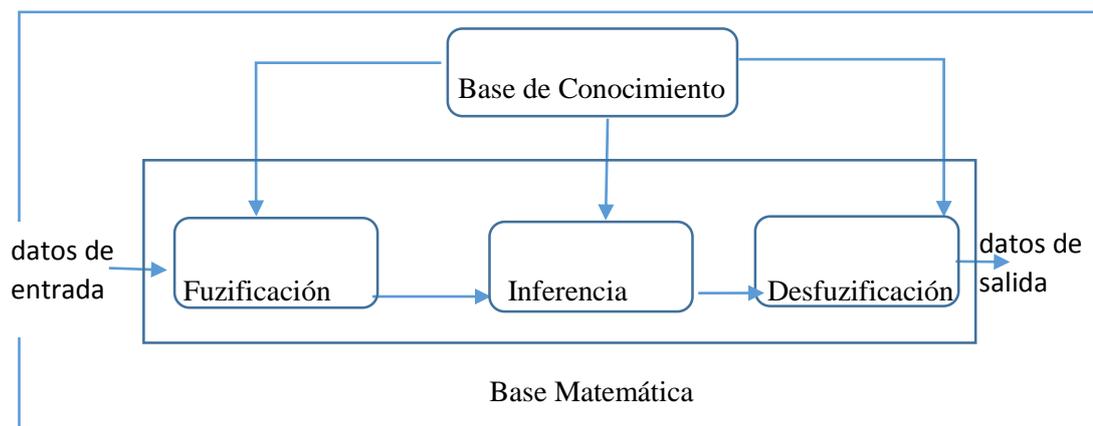


Figura 2. Diagrama de bloques de un control difuso

1.1.9. Conjuntos difusos

Un conjunto difuso, es un conjunto que contiene elementos que tienen diversos grados de pertenencia al conjunto, El conjunto difuso es aquél en donde el grado de pertenencia de sus elementos es definido mediante la siguiente función de pertenencia, función de distribución de posibilidad o de forma más simple, función de posibilidad:

$$\mu_A: X \rightarrow [0,1]$$
$$x \rightarrow \mu_A(X)$$

Donde:

- A el conjunto difuso, etiqueta lingüística o valor cualitativo que pertenece al dominio de valores cualitativos de la variable x .
- X representa el dominio de valores numéricos de esta variable.
- μ_A , es la función de posibilidad que asigna a cada valor de $x \in X$

Se debe considerar que la función de pertenencia asigna los valores de posibilidad de pertenencia a un valor numérico a un conjunto (Gonzales, 2005).

1.1.10. Reglas difusas IF-THEN

Se llama reglas difusas al conjunto de proposiciones IF – THEN que modelan un problema al que se quiere resolver.

Una regla general difusa SI-ENTONCES tiene la forma:

IF a_1 is A_1 AND.....AND a_n is A_n , THEN b is B .

Usando la operación y lógica difusa, esta regla es implementada mediante la siguiente fórmula de evaluación:

$$\mu_{A_1}(a_1) \wedge \dots \wedge \mu_{A_n}(a_n) \rightarrow \mu_B(B)$$

Donde:

$$\mu_{A_i}(a_i) \wedge \mu_{A_j}(a_j) = \min\{\mu_{A_i}(a_i), \mu_{A_j}(a_j)\}, 1 \leq i, j \leq n$$

Por lo tanto:

$$\mu_{A_1}(a_1) \wedge \mu_{A_n}(a_n) = \min\{\mu_{A_1}(a_1), \mu_1(a_1), \dots, \mu_{A_n}(a_n)\}$$

Sobre esta regla general difusa SI-ENTONCES y su evaluación, se deben aclarar algunas cuestiones:

1. No hay operación OR lógica difusa en una regla general difusa SI-ENTONCES.
2. No hay ninguna operación NOT lógica difusa en una regla general difusa SI-ENTONCES.

1.1.11. Base de reglas de lógica difusa

Las operaciones de lógica difusa se pueden definir y expresar simplemente mediante las operaciones AND y OR. Se pueden evaluar a través de los valores mínimo y máximo de la siguiente manera:

$$\mu_{A_1}(a_1) \wedge \mu_{A_2}(a_2) = \min\{\mu_{A_1}(a_1), \mu_{A_2}(a_2)\}$$

$$\mu_{A_1}(a_1) \vee \mu_{A_2}(a_2) = \max\{\mu_{A_1}(a_1), \mu_{A_2}(a_2)\}$$

$$\mu_{A_1}(\bar{a}) = \mu_{\bar{A}}(a) = 1 - \mu_A(a)$$

$$\mu_A(a \Leftrightarrow \bar{a}) = \mu_A(a) \Rightarrow \mu_{A_1}(\bar{a}) = \max\{1, 1 + \mu_{A_1}(\bar{a}) - \mu_A(a)\}$$

$$\mu_A(a \Leftrightarrow \bar{a}) = \mu_A(a) \Leftrightarrow \mu_A(\bar{a}) = 1 - |\mu_A(a) - \mu_A(\bar{a})|$$

Por lo tanto, todas las combinaciones finitas de estas operaciones de lógica difusa también se pueden expresar mediante las operaciones AND y OR, de modo que en cualquier enunciado de inferencia de lógica difusa finita.

1.1.12. Interpretación de las reglas difusas IF-THEN

En la lógica clásica de dos valores, la regla SI-ENTONCES se puede interpretar, es decir, "SI a es A ENTONCES b es B" es en sí mismo claro: la condición "a es A" infiere la conclusión "b es B." Por ejemplo, la afirmación "SI a es positivo ENTONCES b es negativo" es nítida, no vaga y absoluta. En la lógica difusa de valores múltiples, sin embargo, tanto A como B son subconjuntos difusos asociados con funciones de pertenencia difusa μ_A y μ_B . Dependiendo de los valores reales de membresía, $\mu_A(a)$ y $\mu_B(b)$ para los valores reales de los miembros $a \in A$ y $b \in B$, respectivamente, tanto la condición "a es A" como la conclusión "b es B" pueden tener varias interpretaciones.

A diferencia de la lógica clásica, una regla difusa SI-ENTONCES se puede interpretar de diferentes maneras: depende de las funciones de pertenencia que usemos o, en otras palabras, depende de las definiciones de los subconjuntos difusos involucrados en la condición. y la conclusión de la implicación.

1.1.13. Sistemas de Inferencia Difuso (FIS)

La inferencia difusa es el proceso de formulación del mapeo desde una entrada dada a una salida usando lógica difusa.

- El proceso de inferencia difusa implica funciones de membresía (FM), operaciones lógicas y reglas de if-then.
- FIS tiene naturaleza multidisciplinaria, también llamado sistemas basados en reglas difusas, sistemas expertos difusos, modelado difuso, memoria asociativa difusa, controladores de lógica difusa y simplemente (y ambiguamente) sistemas difusos.

Según Jang y Sun (1997), existen 3 tipos de sistemas de inferencia difusa: Mamdani, Takagi-Sugeno-Kang y Tsukamoto. Estos sistemas de inferencia se diferencian entre sí de acuerdo con el conjunto difuso dentro de los universos de salida.

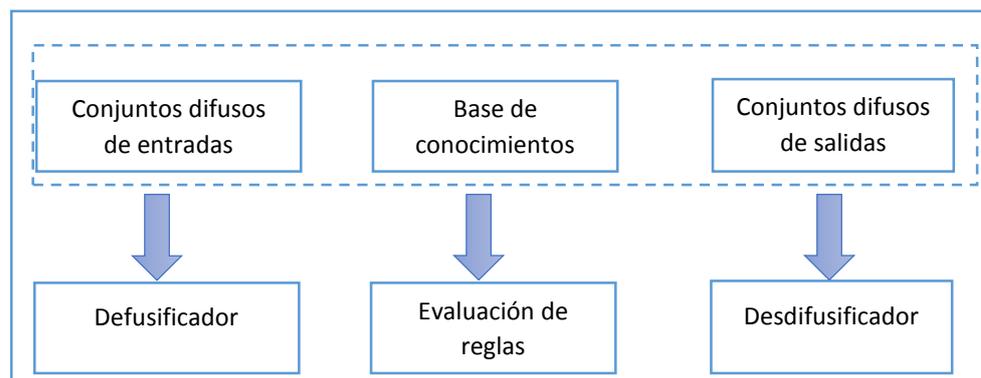


Figura 3. Diagrama general de un sistema de inferencia difusa.

1.1.14. Sistema de Inferencia Mamdani

Este tipo de sistema de inferencia utiliza conjuntos difusos tanto en los universos de entrada como de salida. Algunas veces puede utilizarse en una de las variables ya sea de entrada o salida otro tipo de conjuntos conocidos como impulsos difusos, que son impulsos con amplitud unitaria que ocurren en el universo en cuestión.

Algunos métodos de desdifusificación utilizados en el sistema Mamdani son: izquierda del máximo, media del máximo, derecha del máximo, bisectriz, promediado de pesos, centroide del área (Jang y Sun, 1997).

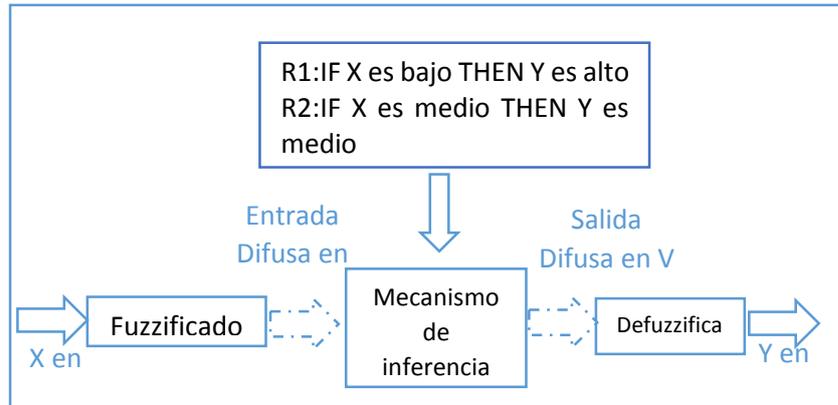


Figura 4. Sistemas tipo Mamdani

La fórmula de Mamdani es el siguiente: $y = \frac{\sum_i b_i \int \mu(i)}{\sum_i \int \mu(i)}$

1.1.15. Sistema de Inferencia Sugeno

Según Gonzales (2005), al igual que sucede con los operadores de unión y de intersección, también para el complemento de Sugeno existe gran variedad de clases. Uno de los más utilizados, además del complemento clásico ($\mu_A(x) = c(a) = 1 - a$), es el λ - complemento de Sugeno, que viene definido por la siguiente

expresión: $\mu_{A^\lambda}(x) = \frac{1 - \mu_A(x)}{1 + \lambda \mu_A(x)}$ con $\lambda \in (-1, \infty)$

Como se puede observar, si $\lambda = 0$, la función se comporta como el complemento clásico. Además, para cada valor de λ , se obtiene una expresión particular para el complemento.

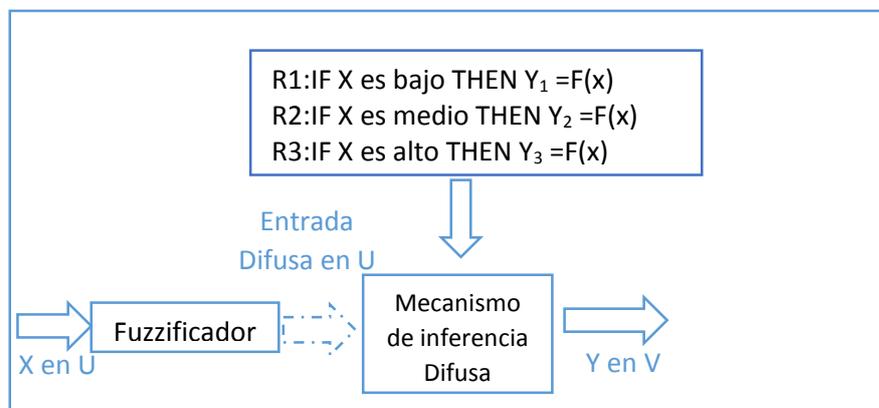


Figura 5. Sistemas tipo Sugeno

Pasos para aplicar la fuzzificación y defuzzificación mediante Mandami

- **Fuzificación:** Tiene como objetivo convertir valores crisp (reales) en valores difusos.
- **Base de Conocimiento:** Contiene el conocimiento asociado con el dominio de la aplicación y los objetivos del control.
- **Interferencia:** Relaciona los conjuntos difusos de entrada y salida para representar las reglas que definirán el sistema mediante el uso de condiciones.
- **Defuzificación:** Realiza el proceso de adecuar los valores difusos generados en la inferencia en valores crisp, que posteriormente se utilizarán en el proceso de control (Bayes y Viejo, 2003).

1.1.16. Algoritmos de optimización

Los algoritmos de optimización también conocidos como algoritmos evolutivos son métodos robustos diseñados para resolver problemas complejos con elevado número de elementos, restricciones y variables, en donde existen una o más soluciones óptimas que no se pueden aproximar por los métodos tradicionales de la programación lineal (García, 2012).

1.1.17. Optimización

El objetivo del problema de optimización es hallar las soluciones óptimas a un para dicho problema, es decir la mejor solución posible.

- **Definición del espacio de problema:** Es el conjunto que contiene todos los elementos de x que se podrían ser la solución para encontrar, la mayoría de las veces, este espacio está sujeto a:
 - o Restricciones lógicas
 - o Restricciones prácticas
- **Definición candidato a solución:** Un candidato a solución x es un elemento válido del conjunto X para un problema de optimización.

- **Definición de espacio de soluciones:** Se define el espacio S como la unión de todas las soluciones de un problema de optimización.
- **Definición de espacio de búsqueda:** El espacio de búsqueda de un problema de optimización, denotado por G , es el conjunto de todos los elementos $g \in G$ que pueden ser procesados por los operadores de búsqueda. Así G es una codificación del espacio de problema X .

1.1.18. Técnicas de Optimización

Existen muchas técnicas largamente conocidas y aplicadas para solucionar problemas de optimización.

a) Optimización lineal

La idea básica de la Optimización Lineal consiste en buscar una solución válida que mejore la función objetivo tomando como partida una solución válida inicial.

El problema de Programación Lineal consiste en minimizar el producto interno:

$$\min Z = c^T x$$

Sujeto a las siguientes:

$$Ax = b, x \geq 0$$

Donde:

$$A \ m \times n; r(A) = b \in R^m; c \in R^n$$

b) Optimización no lineal

Para optimización no lineal, hay métodos directos como la búsqueda aleatoria y métodos indirectos como el método del gradiente conjugado (Rao, 1996).

1.1.19. Heurísticas

La palabra heurística es un proceso que puede resolver un cierto problema, pero no ofrece garantía de lograrlo. Las heurísticas sirven para encontrar o descubrir un óptimo global.

Las heurísticas fueron un área predominante en los orígenes de la Inteligencia Artificial. Actualmente, el término suele usarse como un adjetivo, refiriéndose a cualquier técnica que mejore el desempeño en promedio de la solución de un problema, aunque no mejore necesariamente el desempeño en el peor caso (Russell y Norvig, 2004).

Según Andrew *et al.* (1998), “Una heurística es una técnica que busca soluciones buenas a un razonable costo computacional, aunque sin garantizar factibilidad u optimalidad de estas. En algunos casos, ni siquiera puede determinar qué tan cerca del óptimo se encuentra una solución factible en particular.”

Metaheurística: Una Metaheurística es un método que se aplica para resolver problemas genéricos. Combina funciones objetivo o heurísticas de una forma eficiente y abstracta que usualmente no dependen de la estructura del problema.

1.1.20. Alimentación

Grande (1984), define la alimentación como el proceso mediante el cual tomamos del mundo exterior una serie de sustancias que, contenidas en los alimentos que forman parte de nuestra dieta, son necesarias para la nutrición. El alimento es, por tanto, todo aquel producto o sustancia que una vez consumido aporta materiales asimilables que cumplen una función nutritiva en el organismo”.

1.1.21. El valor energético de los alimentos

Según la guía Nutricional elaborado por especialistas de (UNED, 2019) el valor energético o valor calórico de un alimento es proporcional a la cantidad de energía que puede proporcionar al quemarse en presencia de oxígeno. Se mide en calorías, que es la cantidad de calor necesario para aumentar en un grado la temperatura de un gramo de agua. Como su valor resulta muy pequeño, en dietética se toma como medida la kilocaloría (1 Kcal. = 1.000 calorías). Las dietas de los humanos adultos contienen entre 1.000 y 5.000 kilocalorías por día. Cada grupo de nutrientes

energéticos carbohidratos, grasas o proteínas tienen un valor calórico diferente y más o menos uniforme en cada grupo. Para facilitar los cálculos del valor energético de los alimentos se toman unos valores estándar para cada grupo: un gramo de glúcidos o de proteínas libera al quemarse unas 4 calorías, mientras que un gramo de grasa produce 9. De ahí que los alimentos ricos en grasa tengan un contenido energético mucho mayor que los formados por glúcidos o proteínas. De hecho, toda la energía que acumulamos en el organismo como reserva a largo plazo se almacena en forma de grasas. Las vitaminas y los minerales, así como los oligoelementos, el agua y la fibra se considera que no aportan calorías.

1.1.22. Nutrición

La OMS define a la nutrición como la ingesta de los alimentos de acuerdo con las necesidades dietéticas de nuestro organismo, entonces una buena nutrición es una dieta equilibrada, suficiente y combinada con el ejercicio físico (OMS,2021).

1.1.23. Necesidades nutricionales

- a) **Energía:** La energía no es ningún nutriente, sino que se obtiene tras la utilización de los macronutrientes por las células. Así, todos los alimentos, en función de los nutrientes que los componen, aportan energía o, lo que es lo mismo, calorías en mayor o menor medida.
- b) **Proteínas:** Las proteínas son grandes moléculas compuestas por cientos o miles de unidades llamadas aminoácidos. Según el orden en que se unan los aminoácidos y la configuración espacial que adopten formarán proteínas muy distintas con funciones diferentes. La función principal de las proteínas es la función estructural. Son el principal “material de construcción” que constituye y mantiene nuestro cuerpo: forman parte de los músculos, los huesos, la piel, los órganos, la sangre.
- c) **Hidratos de carbono:** Los hidratos de carbono también son llamados carbohidratos o glúcidos. Su función más importante es la de ser la primera fuente de energía para nuestro organismo, aportando aproximadamente 4 kcal por cada gramo. Por esta razón deben constituir entre un 50-55% de todas las calorías de la dieta.

- d) **Fibra dietética:** No es un nutriente propiamente dicho, pues está compuesta por polisacáridos, oligosacáridos, análogos de hidratos de carbono y otras sustancias que son resistentes a la digestión y la absorción en el intestino delgado y que fermentan total o parcialmente en el intestino grueso. Existen dos tipos de fibra, la soluble y la insoluble, según se disuelvan o no en agua, que les confieren propiedades un poco diferentes. Su ingesta es muy importante, pues actúa como regulador del funcionamiento del aparato digestivo, del control glucémico y de la absorción de otros nutrientes como el colesterol.
- e) **Grasas:** Las grasas son un grupo heterogéneo de sustancias que se caracterizan por ser insolubles en agua y de aspecto untuoso o aceitoso. Su principal función es ser fuente de energía “concentrada”, pues cada gramo aporta 9 kcal.

Actúan como un gran almacén de energía en nuestro organismo. Además, tienen otras funciones importantes:

- Forman parte de la estructura de las membranas celulares,
 - Están implicadas en la absorción, el transporte y la formación de las vitaminas llamadas liposolubles,
 - Forman parte de algunas hormonas
- f) **Vitaminas:** Son sustancias orgánicas indispensables para el crecimiento y el buen funcionamiento del organismo que por sí mismo no pueden realizar sus síntesis.

1.1.24. Distribución de macronutrientes

Según el estudio realizado por (ANIVES, 2013), considera la distribución de proteínas, grasa y carbohidratos de 18,30 y 52% del valor calórico total (2000), es decir las proteínas 360 kcal (90g), las grasas 600kcal (67g) y carbohidratos 1040 kcal (260g).

a) Carbohidrato

Según la Autoridad Europea de Seguridad Alimentaria para la distribución porcentual de carbohidratos se sugiere que se encuentre entre el 50 y 60% del valor calórico total (200kcal).

b) Grasas

La OMS, la FAO (2010), y EFSA, consideran que la recomendación de ingesta de lípidos sea entre 20 - 35 % del valor calórico total.

c) Proteínas

El Instituto de Medicina de Estados Unidos de América que sugiere que el consumo de proteínas se encuentre entre el 10 % - 35 % del requerimiento calórico total diario.

1.1.25. Malnutrición

Según la (OMS, 2021), la malnutrición está dividida en dos grandes grupos: La desnutrición y el sobrepeso, la desnutrición comprende el retraso de crecimiento, la emaciación, la insuficiencia ponderal y las carencias de los macronutrientes esenciales para la buena salud y el sobrepeso, la obesidad y las enfermedades no transmisibles relacionadas con el régimen alimentario.

1.1.26. Consecuencias de la malnutrición

La malnutrición es adquirida muchas veces por la insuficiencia de recursos para comprar frutas, verduras frescas, legumbres carnes, leches y muchas veces estos productos son más caros mientras que los alimentos ricos en grasas y azúcares son más baratos y se pueden adquirir fácilmente, generando así el sobre peso, la obesidad en los niños y adultos y la carencia de macro y micronutrientes esenciales para una adecuada alimentación.

1.1.27. Requerimiento de energía para jóvenes y adultos

Teniendo en consideración que los problemas nutricionales de mayor interés en la población joven y adulta peruana son la obesidad y las enfermedades crónicas no transmisibles (problemas asociados con las primeras causas de morbilidad y mortalidad en jóvenes y adultos), y que según la Encuesta Nacional de Indicadores Nutricionales, Bioquímicos, Socioeconómicos y Culturales Relacionados con las Enfermedades Crónico Degenerativas (ENINBSC, 2005), realizada por el Centro Nacional de Alimentación y Nutrición describe los siguientes resultados:

- El sobrepeso afectó al 35,3% de la población peruana siendo el valor mayor en el caso de las mujeres (39,1%) que en los hombres (31,1%).
- La obesidad afectó al 16,5% de la población, en las mujeres existe una prevalencia de 20,3% y en los varones de 12,6%.
- El promedio nacional de IMC fue de 25,8 y se encuentra en el rango del sobrepeso. Siendo en el varón 25,1 y en la mujer 26,5.

Es preciso indicar que el crecimiento y desarrollo en este grupo poblacional no constituye un factor que demande una cierta cantidad de energía, y que la Tasa Metabólica Basal es relativamente constante para una edad y sexo determinado. Por tanto, el nivel de actividad física y el peso corporal se convierten en los principales determinantes para la estimación de los requerimientos de energía según los diferentes niveles de actividad física, rigiéndose en torno al siguiente esquema:

$$\text{Requerimiento de energía} = \text{Tasa Metabólica Basal} \times \text{Nivel de Actividad Física}$$

1.1.28. Cálculo de la Tasa Metabólica Basal

La Tasa Metabólica Basal, representa entre el 45 a 70% del Gasto Energético Total de las personas jóvenes y adultas, y es determinado básicamente por el peso corporal, sexo y edad de la persona. Esta puede ser medida con exactitud y en pequeñas variaciones intraindividual por calorimetría directa o indirecta bajo condiciones normales. Este indicador (TMB) puede ser medido solo bajo condiciones de laboratorio y con pequeños grupos de individuos representativos. A nivel poblacional existe la necesidad de estimar la TMB, siendo esto factible cuando se usan aproximaciones factoriales para calcular el Gasto Energético Total del promedio de la TMB y el valor del Nivel de Actividad Física en la población de referencia. Debido a estos antecedentes, la alternativa propuesta ha sido estimar la media grupal de la TMB, usando ecuaciones predictivas basadas en mediciones que son fáciles de obtener a nivel poblacional, tales como el peso y la talla.

1.1.29. Estimación del Peso de Referencia para jóvenes (18 a 29 años) y adultos (30 a 59 años)

La mediana del peso fue determinada por medio de la ecuación inversa del Índice de Masa Corporal ($\text{Peso} = \text{IMC} \times \text{Talla}^2$), donde el valor adecuado para el IMC en

estos grupos poblacionales fue de 22, según lo recomendado por el Comité Consultivo de Expertos de la FAO/OMS/UNU 2001 sobre los Requerimientos de Energía en Humanos. Mientras que el valor de la mediana de la talla se obtuvo de la base de datos del INEI - ENAHO II Semestre 2009 - I Semestre 2010, para cada grupo poblacional propuesto:

Tabla 1

Mediana del IMC, Talla y Peso para varones jóvenes y adultos, según área de residencia

Edad(años)	Mediana IMC	Mediana de la talla		Mediana del peso	
		Área urbana	Área rural	Área urbana	Área rural
18-29	22	1,660	1,624	60,6	58,0
30-59		1,647	1,612	59,7	57,2

Tabla 2

Mediana del IMC, Talla y Peso para mujeres jóvenes y adultos, según área de residencia

Edad(años)	Mediana IMC	Mediana de la talla (m)		Mediana del peso (kg)	
		Área urbana	Área rural	Área urbana	Área rural
18-29	22	1,537	1,507	52,0	50,0
30-59		1,519	1,497	50,8	49,3

1.1.30. Tabla de composición de alimentos

El Perú es un país que tiene variedad de productos, por ello hace más de 60 años se ha ido construyendo la tabla de composición de alimentos, esta tabla se ha ido actualizando desde su primera publicación y se han ido incorporando nuevos alimentos con su respectiva composición las cuales ha sido sometidas a cuidadosa comprobación, puesto que entre las principales funciones del Centro Nacional de Alimentación y Nutrición (CENAN) se encuentra la investigación y el ofrecer herramientas para el estudio del estado nutricional de los habitantes del país.

La publicación de las tablas permite el intercambio de datos confiables del contenido de nutrientes de los alimentos en forma apropiada, para satisfacer las

necesidades de las agencias de gobierno, científicos de la nutrición, profesionales de la salud y de la agricultura, planificadores y políticos, productores de alimentos, procesadores y agentes minoristas y consumidores

1.1.31. Actividad física

Según la definición de la (OMS, 2010) la actividad física es cualquier movimiento corporal las cuales son producidos por los músculos esqueléticos, con el fin de consumo de energía. La actividad física hace referencia a todo movimiento, entonces puede considerarse incluso durante el tiempo de ocio, para desplazarse a determinados lugares y desde ellos, o como parte del trabajo de una persona. La actividad física, tanto moderada como intensa, mejora la salud.

Entre las actividades físicas más comunes son: caminar, pedalear, practicar deportes, participar en actividades recreativas y juegos; todas ellas se pueden realizar con cualquier nivel de capacidad y para disfrute de todos.

La actividad física regular ayuda a controlar y prevenir diversas cardíacas, los accidentes cerebrovasculares, la diabetes y varios tipos de cáncer. Además, ayuda a prevenir la hipertensión, a mantener un peso corporal saludable y puede mejorar la salud mental, la calidad de vida y el bienestar.

1.2. Antecedentes

Existen investigaciones relacionados al uso de las tecnologías para enfocarse en el tema nutricional.

En la investigación realizada por (Rostami *et al.*, 2020), propusieron un modelo alimentario personal considerando una perspectiva multimodal y multimedia centrada en la persona sobre la informática alimentaria, para ello tomaron en cuenta la respuesta biológica de los alimentos capturados en flujos de datos multimodales utilizando dispositivos portátiles, donde consideraron: la vista, el gusto, el olfato e incluso el sonido, tomando en cuenta el enfoque de alimentación personal considerando el gusto, preferencia y respuesta biológica de cada individuo, de esta manera se puede utilizar el modelo eficazmente en los sistemas de recomendación de alimentos. Llegaron a la conclusión de que la adecuada combinación de las características que contribuyen tanto para el disfrute como para el sustento optimiza la salud y la calidad del sueño.

En el trabajo de investigación realizado por Al-Dhuhli, Al-Gadini, Al-Alawi y Al-Busaidi, propusieron un prototipo de un sistema experto en el dominio de la nutrición y la dieta utilizando una técnica basada en reglas. Para construir la lógica de este sistema experto, organizaron el conocimiento como entradas, intermedias y salidas, en donde el sistema captura en lenguaje de máquina utilizando Shell basado en reglas de freeware e2go, el sistema experto ha sido evaluado por 15 estudiantes catalogados con usuarios potenciales. Obteniendo como resultado que los usuarios identificaron que los beneficios del sistema desarrollado de expertos en nutrición y dieta fueron en orden de ahorro de tiempo (citado por el 73% de los encuestados), ayudando a identificar el tipo de cuerpo (46,66%), facilidad de uso (40%), proporcionando consejos útiles (33,33 %), ahorro de dinero (26.66%), proporcionar una solución rápida (20%), servicios más consistentes que los humanos (20%), instar a interesar la salud (13.33%), directa y clara (6.66%) y disponibilidad (6.66 %). Llegando a la conclusión de que el uso del sistema experto puede ayudar a mejorar y obtener un asesoramiento adecuado de dietas (Al-Dhuhli *et al.*, 2020).

En el trabajo realizado por Yera, Alzahrani y Martínez, propusieron una arquitectura global para implementar un sistema de recomendación nutricional basado en preferencias e información nutricional, en la investigación incorporan

una etapa de pre-filtrado que utiliza AHPSort como herramienta de análisis de decisiones multicriterio para filtrar alimentos que no son apropiados para las características del usuario, además incorpora una etapa basada en la optimización para generar un plan de alimentación diario cuyo objetivo es la recomendación de alimentos preferidos por el usuario no consumidos recientemente y que satisfagan los requerimientos nutricionales diarios. Para ello consideraron un caso de estudio respaldado por tablas de nutrición de Wander en donde muestra que para los usuarios diabéticos y con sobrepeso, las etapa de filtrado excluye 32 y 40 alimentos detectados como inapropiados y por lo tanto no se consideraron para la etapa posterior, además un estudio de la etapa basada en la optimización con 50 perfiles sintéticos de usuario evidenciaron que su objetivo de promover la recomendación de alimentos con una frecuencia de consumo alta pero no consumidos recientemente, verificaron explícitamente que los perfiles de usuario más grandes impulsan la generación de una composición de menú más diversa, y que el enfoque basado en la probabilidad también funciona mejor en tales perfiles. Finalmente, el estudio de los principales parámetros muestra que pueden gestionar la entrega de la recomendación de una forma más flexible y personalizada (Yera *et al.*, 2019).

Chen *et al.* (2018), utilizaron un modelo de redes neuronales profundas para poder categorizar productos de manera automática. Con esa información, se pudo filtrar los productos categorizados con un modelo basado en la data genética del individuo. Introdujeron un algoritmo genético para maximizar el puntaje de saludable el cual fue saturado para la 410 generación y una nota máxima de 0.2568., encontrando así que el aumento de dietas personalizadas se debe a la aparición de la nutrigenética y a los servicios de exámenes genéticos. Sin embargo, el sistema de recomendaciones está lejos de ser lo suficientemente maduro para hacer recomendaciones personalizadas a consumidores. La principal barrera para conectar información genética con dietas personalizadas es la complejidad de la data y la escalabilidad de los sistemas aplicados.

En la investigación realizada por (Hussain *et al.*, 2018), propusieron un sistema de Inferencia Difusa para sugerir a las personas del área rural un cuadro de alimentos saludables y nutritivos. Para esta investigación dividieron los nutrientes en tres grupos consumidos los cuales fueron etiquetados como bajo, medio y alto, además se sugirió una tabla de alimentos limitados, basada solo en tres macronutrientes:

proteínas, carbohidratos y grasas. Obteniendo como resultado que el sistema no recomienda el hábito alimenticio diario, sino que se agrega aquí los alimentos necesarios o se reduce el desbordamiento nutricional para garantizar una dieta adecuada de las personas de acuerdo con el costo local de los alimentos lo cual se ajusta utilizando una lógica difusa de acuerdo con su capacidad financiera y sus necesidades nutricionales.

Franco (2017), en su investigación descubrió que, en la última década, los sistemas de salud han tenido un cambio de paradigma, de ser enfocado en tratamiento a ser más personalizado. Esto se debe al incrementar el costo de salud de límites no sostenibles, de sistemas basados en tratamientos, al ritmo sedentario de vida que se lleva, hábitos alimenticios pobres y al envejecimiento general de la población. El artículo presenta un sistema experto para el cuidado nutricional personalizado para las necesidades específicas de adultos mayores. El conocimiento dietético es definido por nutricionistas y es codificado como ontología del proceso de cuidado de nutrición. El proyecto concluye que su sistema experto es tan competente como un nutricionista. Los exámenes de eficiencia computacional muestran que, aunque la relación de tiempo de procesamiento y número de adultos mayores es exponencial, para un grupo de 210 personas, el tiempo de procesamiento sigue siendo razonable.

En la investigación realizada por (Roanes *et al.*, 2017), determinaron que las posibilidades de ingerir un alimento con ingredientes alérgicos al usuario o dañinas según alguna enfermedad que padezcan, es elevada si no se conoce como está compuesto el plato, por lo que resulta complejo su elección. Debido a esto, los autores proponen un sistema capaz de resolver la formulación de platos mediante límites preestablecidos en una dieta y/o restricciones médicas. Para ello, construyeron un motor de inferencia basado principalmente en 3 elementos en la base del conocimiento: ingredientes, comidas parciales; las cuales no son platos en sí pero ya es una combinación de ingredientes, por ejemplo: la mayonesa y platos completos. El problema lo resolvió a través de bases algebraicas de Groebner basados en un motor de inferencia. El investigador considera que su resultado es un prototipo bastante útil, aunque es solo un ejemplo de lo que se podría generar.

Gupta *et al.* (2017), proponen un sistema experto para la recomendación de dietas saludables, ellos dividen el sistema en 2 módulos: Administración y Generador de Menús. En el módulo de Administración, solicitan la información de la persona, (edad, peso, altura, sexo, enfermedades crónicas y un historial médico). Esta información es procesada y además calculan el BMI (body mass index)., luego esta información es transferida al siguiente módulo. En el módulo de Generación de Menús, analizan los requisitos nutricionales y se genera una tabla de intercambio de ingredientes y platos. Con estos, se sugiere un menú. Finalmente, los autores concluyen que con este sistema implementado en la plataforma Android, los usuarios tienen acceso a un sistema experto que les recomendará una dieta saludable y balanceada de acuerdo con sus gustos y necesidades nutricionales. Los autores también mencionan, que debido a que el sistema se encuentra al alcance de las personas, es más efectivo que acudir a un nutricionista.

Rehman *et al.* (2017), buscaron solucionar patologías específicas bajo la recomendación de dietas altas en nutrientes específicos que ayudan a curar ciertas enfermedades, para lo cual en esta investigación usaron una estructura de un grafo en donde cada nodo representa un alimento específico y además se puede acceder a la información nutricional, de esta manera el problema se reduce a un problema de búsqueda, para ello aplicaron el algoritmo de la colonia de hormigas, con la cual buscaron encontrar el máximo global o por lo menos una de las mejores soluciones mediante la repartición de hormigas o iteradores en lugares aleatorios del grafo. Luego, las hormigas van a dirigirse hacia los nodos que tengan más de los nutrientes adecuados para el usuario. Es aquí en donde introducen el concepto de feromonas. Se indica, que las hormigas van a dejar feromonas (un valor numérico) que va a ir incrementando (y disminuyendo progresivamente) dependiendo de qué tan bueno sea el alimento. Todas las hormigas van a sentirse atraídas por las feromonas y van a buscar dirigirse hacia la dirección que tenga mayor cantidad de estas. Como resultado, se van a dirigir a la zona con los alimentos más apropiados para el usuario. Finalmente, los autores indican la importancia de, testear los tradeoff entre distintas cantidades de alimentos, cantidad de nutrientes, etc. De forma más importante, indican la importancia de calcular la cantidad necesaria de hormigas para la red con la que trabajara el sistema propuesto. Ellos calcularon que no había

cambio importante en el resultado al pasar las 80 hormigas, por lo que se decidió mantener este número.

Uyar (2016), realizó una investigación para la sugerencia de preparación de dietas saludables mediante un sistema experto difuso teniendo en cuenta la información del usuario, además el sistema experto utiliza una estructura actualizable cuya información se obtiene de expertos, libros y otras literaturas, con esta información y otras informaciones completas y a través del método de encadenamiento hacia adelante y hacia atrás se establecieron las reglas. El sistema experto prepara una dieta durante siete días de la semana dividida por seis comidas considerando la cantidad de calorías requeridos por el individuo, la cual se calculó utilizando la ecuación de Mifflin St Jeor. Llegando a la conclusión de que mediante la aplicación de la lógica difusa se puede representar adecuadamente la ingesta recomendada de energía y nutrientes, así como para representar precios y preferencias aceptables de selección de menú para las personas en una región específica.

En el trabajo de investigación de (Cioara *et al.*, 2016), realizaron una investigación de un sistema experto para el proceso de atención nutricional de adultos mayores, desarrollaron un motor de inferencia sobre ontología para identificar patrones dietéticos poco saludables y detectar la instauración temprana de la desnutrición en los ancianos y proporcionar planes dietas, pedidos de alimentos de acuerdo con las necesidades nutricionales, condiciones de salud y preferencias alimentarias en los adultos mayores.

Pawar *et al.* (2016), en su investigación descubrieron que la importancia de una dieta nutricional es su capacidad para combatir ciertas enfermedades como la diabetes, colesterol entre otros. Por lo que es de vital importancia consumir una dieta nutricional. Para ello, proponen un sistema de recomendación para recetas utilizando el método de recomendación basado en el conocimiento de restricciones y el algoritmo de forward checking. Su sistema permite que el usuario coma su comida y desayuno con la ingesta nutricional adecuada que mejor se adapte a su enfermedad. Además, que puede aplicar para usuarios que no padezcan de enfermedades. Los resultados de la propuesta son recetas que proporcionan una precisión del 75% y un 15% para la diabetes tipo 1, un 91% de precisión y un 15% para la diabetes tipo 2.

Marji y Ratnawati (2016), hallaron que el problema principal de la nutrición no es el costo de los ingredientes, sino la óptima elección de estos que puedan cubrir todas las necesidades nutricionales. Otro problema que encontraron es, la correcta proporción de ingredientes para obtener los nutrientes necesarios. Para ello, los autores proponen un sistema experto que recomiende la cantidad de cada ingrediente de comida para una persona en una dieta normal o específica. Para este sistema experto propusieron la generación de valores a través de un algoritmo de “vecino óptimo”. Para la determinación de los requerimientos nutricionales y calóricos usaron un sistema de medición de actividades físicas: sedentarios, poco activos, moderadamente activos, muy activos y demasiado activos. Los resultados que obtuvieron fueron por medio de 10 casos de prueba comparando con los resultados de un experto real, para las calorías: 76.33 % - experto y 100.36% - aplicación, proteínas: 84.12% - experto y 104.45% - aplicación, grasas: 92.70% - experto y 126.89% - aplicación y carbohidratos: 64.34% - experto y 81.77 % - aplicación. Concluyeron que, los resultados obtenidos por la aplicación difieren en un rango aproximado del 25% con respecto a un experto real.

En la investigación realizada por (Tom *et al.*, 2016), determinaron que, debido al incremento de problemas de salud relacionados a la forma de alimentación, diversos países han implementado bases de datos nutricionales y obligando a las cadenas de comida rápida incluir información nutricional de sus productos, pero aun así implica analizar, evaluar y utilizar los datos disponibles para posteriormente recomendar comidas nutricionales. Por ello, los autores proponen un sistema basado en la optimización difusa para la construcción de una dieta diaria que permite consumir los nutrientes que se necesita. Su propuesta está dividida en dos niveles: el primer nivel, es componer comidas individuales de modo que cumplan con los objetivos de distribución de RDI (Recommended Dietary Intakes - recomendación de ingesta dietética). El segundo nivel, es la composición de dieta diaria conformadas por comidas individuales. Los resultados obtenidos por los autores son, 5 propuestas de dieta conformado cada una por Breakfast, Morning snack, Lunch, Afternoon, snack y Dinner. Asimismo, El artículo concluye que la solución a este problema mediante programación lineal difusa de múltiples objetivos es viable.

En la investigación que realizaron (Marinchev y Agre, 2016), desarrollaron un sistema experto para la nutrición y la dietética saludable, su objetivo fue clasificar los productos alimenticios como apropiados y no apropiados para los diferentes grupos de personas, en la investigación el proceso de clasificación consta de 3 pasos: el primer paso es la categorización preliminar, donde se utiliza el algoritmo del vecino más cercano y como resultado de este paso se obtiene una categorización preliminar del producto en forma de categorías candidatas al producto objetivo, el segundo paso es la propagación de credibilidad y el último paso es la clasificación del producto según la jerarquía de clases objetivo, para procesar los datos en el sistema lo separaron en 2 partes: los productos concretos y los productos estándar, las cuales son representados en 2 tablas que contienen la composición de nutrientes de los productos y otra tabla con características comerciales de los productos. El enfoque de investigación se basó en la metodología denominada CRISP-DM (Modelo de proceso estándar de minería de datos) que incluye diferentes etapas, como la comprensión y la formalización del dominio objetivo, la selección de diferentes técnicas de modelado, la implementación y la evaluación de los modelos seleccionados. Como resultado se obtuvo un sistema experto el cual se podía acceder desde la web, con una base de datos y la base de conocimientos centralizados que facilitan a las tiendas minoritarias el comercio de productos saludables y dietéticos.

Hazman y Idrees (2016), hallaron que la comida saludable es uno de los aspectos más críticos en la familia, especialmente para los niños ya que una dieta saludable para ellos resulta en una mejor vida como mejora en su capacidad de aprendizaje, ejercicio e incluso comportamiento. Debido a esto, se necesita una forma de soporte para poder brindar a niños comida saludable. En el artículo se propone un sistema experto de nutrición que genere comidas saludables para los niños. El sistema genera comidas saludables dependiendo del rango de edad de la persona fijándose en criterios como estado de desarrollo, género y estado de salud. Aunque el caso de estudio prueba la aplicación de un sistema como este, validar el conocimiento para el sistema y completar la base del conocimiento son dos de las principales direcciones a seguir.

Los investigadores (Merwe *et al.*, 2015), realizaron un sistema experto en dietas utilizando modelos de programación lineal que se basó en un motor de inferencia,

el sistema experto estaba compuesto por módulos como la interfaz de usuario, memoria de trabajo, el motor de inferencia y la base de conocimiento. Para la investigación se pidió a un dietista que creara planes de dietas saludables económicos de para cada uno de los seis voluntarios que participaban en el estudio de acuerdo a las preferencias alimentarias y los hábitos alimenticios, estos planes también se utilizaron para evaluar el sistema experto creado, los resultados mostraron que cuando la prioridad del costo era alta, no todos los alimentos preferidos del usuario aparecían en el plan de alimentación ya que el sistema tenía como objetivo elaborar un plan de alimentación equilibrada de menor costo. Las estadísticas mostraron que a medida que disminuía la prioridad del costo, aumentaba la preferencia alimentaria, aumenta el precio de la dieta resultante y aumenta la satisfacción de preferencia alimentaria. Las prioridades para el costo total versus la preferencia de alimentos del usuario se establecieron en pesos iguales porque no se consideraron durante las sesiones con el dietista. Para un total de 146 alimentos utilizados en el plan generado por el sistema, el número promedio de alimentos similares a los de los planes de la dietista fue del 68.07%, con el 24.97% de los alimentos de los mismos grupos de intercambio y el 6.96% de los alimentos que fueron seleccionado de diferentes grupos de intercambio. Llegando a la conclusión de que los sistemas existentes que utilizan programación lineal para resolver el problema de la dieta generalmente minimizan el costo de una dieta o proporcionan una dieta optimizada en términos de preferencia alimentaria.

En el trabajo de investigación de (Ahmed *et al.*, 2015), propusieron técnicas de razonamiento para sistemas expertos en diabetes, para ello se centraron en las cuatro principales metodologías de razonamiento comunes en el desarrollo de sistemas expertos en diabetes. El resultado principal de este estudio cubre una variedad de cuatro metodologías de razonamiento, que revela que el paradigma de razonamiento basado en casos es la mejor metodología de técnica de razonamiento con respecto a los temas de mantenimiento, representación poderosa y de conocimiento.

En el trabajo de investigación realizada por (Chen *et al.*, 2013), encontraron que debido a que las personas tienen una vida irregular, presión laboral entre otros, estas presentan una dieta poco saludable a largo plazo, el cual conlleva a incrementar sus posibilidades de padecer una enfermedad crónica como la diabetes, hipertensión y colesterol alto. Asimismo, en sus análisis descubrieron que el principal problema

de la mayoría de los sistemas de recomendación dietética es que no pueden proporcionar recomendaciones para individuos que padezcan enfermedades crónicas. Para ello, los autores construyeron un sistema de recomendación para enfermedades crónicas con un conocimiento experto y proporcionó recomendaciones dietéticas más convenientes y precisas. Usaron ontología, árbol de decisiones y Jena para construir el sistema de recomendaciones. Los resultados obtenidos por los autores fueron, recomendaciones dietéticas (validados por una evaluación de dietistas), con una precisión de verificación de 100%. Por lo tanto, concluyen que el sistema propuesto de recomendaciones dietéticas puede proporcionar recomendaciones dietéticas de nutrientes para pacientes con enfermedades crónicas para lograr una dieta cómoda y saludable.

En la investigación de (Chen *et al.*, 2012), realizaron un sistema experto de recomendación de dieta racional para usuarios que tienen 3 tipos de enfermedades como es la diabetes, hipertensión y colesterol, el sistema utiliza las reglas de inferencia difusas y JENA y el algoritmo del problema de la mochila para calcular las calorías requeridas y recomendar los alimentos a los usuarios. El algoritmo de la mochila está separado en dos partes, la primera es para seleccionar todos los alimentos de interés del usuario y la segunda utiliza un problema de mochila probable para combinar los resultados para poder recomendar el mejor grupo de alimentos. Para el experimento utilizaron 15 voluntarios, obteniendo como resultado que a los usuarios 7, 12, 13, 14 y 15 no se han recomendado comidas porque eligen los alimentos que no son adecuados para ellos. Por otro lado, el número de alimentos seleccionados debería estar en un rango de sistema a razonamiento. Si los usuarios seleccionan muy poco, la información será muy poca para razonar. Si los usuarios seleccionan demasiado, el rendimiento del sistema disminuirá. La sugerencia es seleccionar de 6 a 10 alimentos En el experimento y la evaluación, los usuarios pueden obtener la información correcta de recomendación del sistema. La precisión total del sistema es del 72%, si se agrega una nueva clase de grasa en las 18 categorías principales, el sistema promoverá la precisión total al 100%.

Los investigadores (Chen *et al.*, 2012), propusieron un sistema experto para el diagnóstico nutricional basado en la web utilizando las técnicas de inteligencia artificial para lo cual implementaron el proceso y el modelo de atención nutricional

definidos por la American Dietetic Association en 2008 e integraron la base de conocimientos de diagnóstico nutricional. La base de conocimiento del sistema experto tiene un motor de reglas que contiene las reglas de diagnóstico de nutrición convertidas a partir de signos y síntomas para el diagnóstico de nutrición de profesionales de la dietética y expresadas en formato XML que luego se almacenan en una base de datos SQL. Para esta investigación seleccionó 100 pacientes con enfermedad renal crónica en hemodiálisis de un hospital universitario, de los cuales se registró sus datos para poder realizar un diagnóstico nutricional tanto con el sistema experto y un profesional dietético. Luego realizó una comparación de los resultados obtenidos del sistema experto y el dietista humano se llegó a la conclusión que el sistema experto es más rápido y preciso que el dietista humano.

En la investigación realizada por (Kovácsnai, 2011), se realizó un sistema un experto para la recomendación de dietas basado en casos, en donde la idea era resolver nuevos problemas a partir de problemas similares al problema actual, utilizaron las reglas de ondulación descendente (RDR), el uso de estas reglas permitió subdividir el espacio del objeto en particiones cada vez más pequeñas y clasificarlas de acuerdo a su misma partición y de esta manera el experto en el dominio pueda construir directamente la base del conocimiento y pueda agregar más reglas de forma incremental, usando estos conocimiento el sistema construye un árbol RDR, en donde en cada nodo se almacena una condición lógica y una conclusión, finalmente el sistema muestra las recomendaciones de dietas tomando en cuenta la recomendación o prohibición de ciertos nutrientes y si en caso que el usuario no estuviera de acuerdo entonces se agrega un nuevo nodo en el árbol RDR. Llegaron a la conclusión de que haciendo es uso de las reglas de ondulación RDR y la representación adecuada de las reglas, el enfoque que presentaron sería más aplicable en el sistema de gestión de registros de salud.

CAPÍTULO II

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

2.1. Identificación del problema

Los malos hábitos alimenticios son un problema que se encuentra latente en nuestra sociedad, la malnutrición se muestra como una mala combinación de nutrientes necesarios para nuestro cuerpo y es responsable ampliamente por la adquisición de diversas enfermedades, de esta forma, cada ser humano es responsable de lo que consume, nuestro cuerpo al metabolizar el alimento, obtiene nutrientes que son esenciales para cubrir las demandas diarias necesarias por nuestro cuerpo, demandas que permiten desarrollar funcionalidades básicas como: producción y repartición de energía, reconstrucción muscular, funcionalidad cognitiva, pensamiento ágil, etc. (World Health Association, 2016).

Sin embargo, muchas veces ya sea por falta de conocimiento o por la vida agitada que llevamos no optamos por una alimentación saludable que cubra todas o la mayor parte de las demandas nutritivas diarias necesarias para nuestro cuerpo, sacrificando de esta manera los más importante que es la salud. Por otro lado, no es fácil gestionar el insumo de nutrientes, para ello se tiene que recorrer a expertos (Nutricionistas o médicos) para recibir una dieta adecuada de acuerdo con las necesidades de la persona. Sin embargo, visitar constantemente a un experto no siempre es una alternativa viable, y es que en muchas ocasiones nos encontramos ocupados en otras actividades y no siempre se prioriza la alimentación. Además, según MedlinePlus (2016), es difícil modificar alguna dieta prescrita sin perjudicar por otra parte algún componente necesario si no sabemos balancearlo adecuadamente, si no proveemos las energías y nutrientes adecuados para la buena salud entonces incurrimos en una mala nutrición.

Durante los últimos 40 años, la proporción de personas obesas ha aumentado en el doble de las que presentan peso bajo. Esta tendencia indica que alrededor del año 2030, más del 40% de la población mundial tendrá sobrepeso y más del 20% será obesa (Malo *et al.*, 2019).

De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS) (2019), desde 1975 la obesidad casi se ha triplicado en todo el mundo, en 2016, más de 1900 millones de adultos de 18 o más años tenían sobrepeso (39%), de los cuales, más de 650 millones eran obesos (13%), los lactantes y niños pequeños comprendidos entre 0 - 5 años que padecen sobrepeso u obesidad también aumentó de 32 millones en 1990 a 41 millones en 2016.

Según el diario (El Comercio, 2019), el Perú es un país con una gran variedad gastronómica y una amplia agrobiodiversidad. Sin embargo, esto no indica que la población tenga una alimentación saludable. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS), las enfermedades cardiovasculares, hipertensión arterial, cáncer, diabetes y males pulmonares crónicos relacionados con el sobrepeso y la obesidad causaron el 72% de las muertes a escala global en el 2016. Según la Encuesta Demográfica y de Salud Familiar Nacional (Endes) del 2018, el 60% de los peruanos mayores de 15 años sufrieron obesidad. Se estima que 240,000 niños menores de 5 años ya presentan problemas de sobrepeso y obesidad, de acuerdo con el Sistema de Información del Estado Nutricional, y uno de cuatro adolescentes de entre 10 y 17 años, también enfrenta este mal. Esta enfermedad, afecta más a las mujeres (63.1%) con respecto a los hombres (56.8%) y se ha establecido en toda la sociedad.

En el Perú se ha ido implementando programas contra la lucha de la desnutrición, según el instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) 2017, ha tenido éxito, reduciendo la desnutrición en 5,2% en los últimos 5 años. Otro gran problema de la malnutrición que afecta a niñas y niños entre 6 y 35 meses es la anemia que afectó en 43,6% de la población peruana y que en los últimos cinco años de manera general disminuyó en 0,9%. Según su tipo de anemia, la anemia leve se incrementó en los últimos cinco años de 25,4% a 27,8%, la anemia moderada disminuyó de

18,5% a 15,5% y la anemia severa no mostró variación respecto al año 2016 (0,4%) (Andina, 2019).

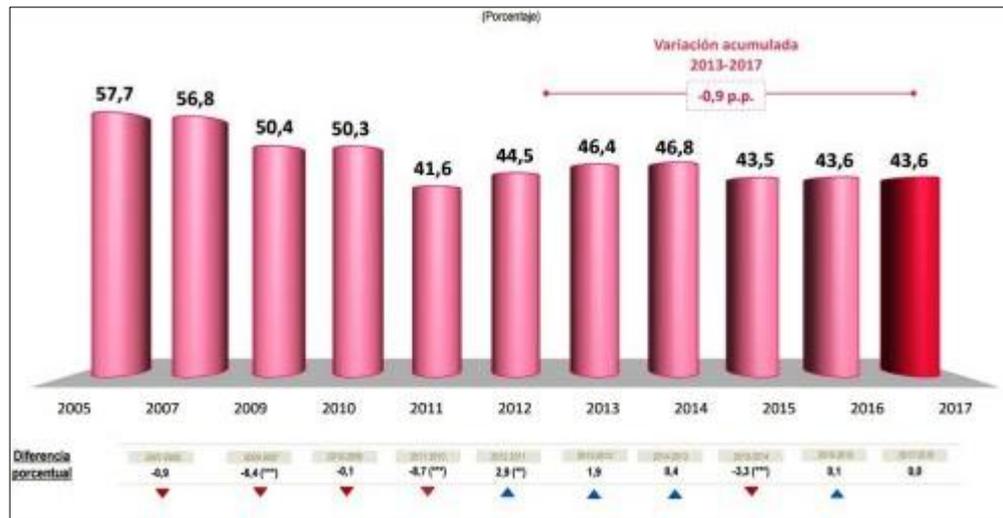


Figura 6. Prevalencia de la anemia en niñas y niños de 6 - 35 meses de edad, 2005-2017

Fuente: INEI

Por otro lado, el aporte de los algoritmos de inteligencia artificial ha ido avanzado a pasos agigantados, contribuyendo en gran manera a la salud es por eso que muchas las personas optan por buscar herramientas tecnológicas las cuales pueden ayudar a recomendar una dieta saludable.

Se han realizado investigaciones utilizando sistemas expertos que recomiendan dietas saludables para mejorar el estilo de vida de las personas, tal es el caso de la investigación realizado por (Pawar *et al.*, 2016), proponen un sistema de recomendación para recetas utilizando el método de recomendación basado en el conocimiento de restricciones y el algoritmo de forward checking. Su sistema permite elegir su alimento con la ingesta nutricional adecuada para contrarrestar la enfermedad. Sin embargo, no consideran gustos de la persona en la recomendación.

Hazman y Idrees (2016), proponen un sistema experto de nutrición que genera recetas de comidas saludables para los niños utilizando modelos de dominio, dependiendo del rango de edad de la persona, fijándose en criterios como estado de desarrollo, género y estado de salud, la propuesta apunta recomendación para niños, es necesario seguir aportando par personas adultas sin considerar las enfermedades.

En la investigación realizada por (Tom *et al.*, 2016), utilizaron un modelo de redes neuronales profundas para poder categorizar productos de manera automática. Con esa información, se pudo filtrar los productos categorizados con un modelo basado en la data genética del individuo. Introdujeron un algoritmo genético para maximizar el puntaje de saludable el cual fue saturado para la 410 generación y una nota máxima de 0.2568., encontrando así que el aumento de dietas personalizadas se debe a la aparición de la nutrigenética y a los servicios de exámenes genéticos. Sin embargo, el sistema de recomendaciones está lejos de ser lo suficientemente maduro para hacer recomendaciones personalizadas a consumidores. La principal barrera para conectar información genética con dietas personalizadas es la complejidad de la data y la escalabilidad de los sistemas aplicados.

2.2. Enunciado del problema

2.2.1. Problema general

Como la salud es fundamental para los seres humanos y aprovechando el avance de los algoritmos de la inteligencia artificial, la investigación responde a ¿Es posible recomendar dieta saludable mediante algoritmo de lógica difusa basado en datos de la persona y mediante la lógica de primer orden basado en los gustos?

2.2.2. Problemas específicos

- ¿Será posible diseñar el modelo de recomendación de dietas saludables mediante lógica difusa y lógica de primer orden?
- ¿Será posible construir un prototipo de sistema experto que recomienda dieta saludable con el modelo propuesto?
- ¿Es posible validar la generación de dietas saludables de personas reales mediante el modelo propuesto?

2.3. Justificación

En la actualidad la sociedad vive una vida llena de desafíos, donde el afán por sobrevivir y enfrentar los múltiples cambios y desafíos, la falta de una educación alimentaria genera desórdenes alimenticios, donde muchas veces las personas consumen alimentos solo para poder saciar el hambre dejando de lado algunos elementos esenciales, de esta manera pueden aumentar los índices de enfermedades

como la anemia, la desnutrición crónica, la hipertensión, la diabetes, entre otros. Por lo tanto, un modelo de recomendación de dieta saludable ayuda a reducir las enfermedades y permite disminuir desórdenes alimenticios.

La concientización, necesidad de cambiar de estilo de vida y mejorar la calidad de la alimentación es muy fundamental pero muchas veces por falta de tiempo y/o economía no pueden acudir a un especialista que les oriente sobre una dieta saludable, por lo que un modelo de recomendación de dieta saludable permite optimizar el tiempo que se emplea para visitar al especialista asimismo se reduciría el costo de las consultas del especialista.

Por otro lado, el avance de los algoritmos de inteligencia artificial ha ayudado en gran manera a mejorar el estilo de vida de las personas. Hay investigaciones que han enfatizado la alimentación saludable utilizando las técnicas de la Inteligencia Artificial y los Sistemas Expertos, es por ello por lo que en esta investigación se plantea un modelo de recomendación de dieta saludable y la preparación de un determinado plato de comida utilizando la lógica difusa y lógica de primer orden.

2.4. Objetivos

2.4.1 Objetivo general

Proponer modelo de recomendación de dietas saludables mediante algoritmo de lógica difusa y lógica de primer orden.

2.4.2 Objetivos específicos

- Diseñar el modelo de recomendación de dietas saludables mediante lógica difusa y lógica de primer orden.
- Construir un prototipo de sistema experto que recomienda dieta saludable con el modelo propuesto.
- Validar la generación de dietas saludables.

2.5. Hipótesis

2.5.1 Hipótesis general

El modelo de recomendación de recomendación dieta saludable mediante la lógica difusa y la lógica de primer orden recomienda adecuadamente las dietas saludables de acuerdo con los datos y gustos de la persona.

2.5.2 Hipótesis específicas

- Es posible diseñar un modelo de recomendación de dieta saludable mediante la lógica difusa y lógica de primer orden.
- Es posible construir un prototipo de sistema experto que recomienda dieta saludable con el modelo propuesto.
- Es Posible validar la generación de dietas saludables de personas reales mediante el modelo propuesto.

CAPÍTULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 Lugar de estudio

La investigación se realizó en la ciudad de Lima durante el mes de diciembre del 2020, donde se consideró las dietas de las personas residentes en la ciudad.

3.2 Población

En la presente investigación se ha considerado 200 datos (edad, peso, talla y nivel de actividad) de personas las cuales fueron tomadas de la comunidad de científica de datos kaggle y 50 menús elaborados tomando en cuenta el cuadro de composición de alimentos del Perú,

3.3 Muestra

En esta investigación la muestra representa la misma cantidad de la población el cual está determinado al criterio del investigador.

3.4 Método de investigación

El método de la investigación es experimental. Se ha diseñado un modelo de recomendación de dieta saludable mediante el algoritmo de lógica difusa para determinar las kilocalorías que requiere una persona a través de sus datos proporcionados y lógica de primer orden para generar una lista de menús de acuerdo a sus gustos, con estos datos y mediante la aplicación de las reglas de inferencia de ha logrado recomendar el plan de menú: desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena.

3.5 Descripción detallada de método por objetivos específicos

3.5.1 OE1: Método para diseñar el modelo de recomendación de dietas saludables mediante lógica difusa y de primer orden.

En esta investigación se propone el modelo de recomendación de dieta saludable basado en el perfil de las personas y gustos:

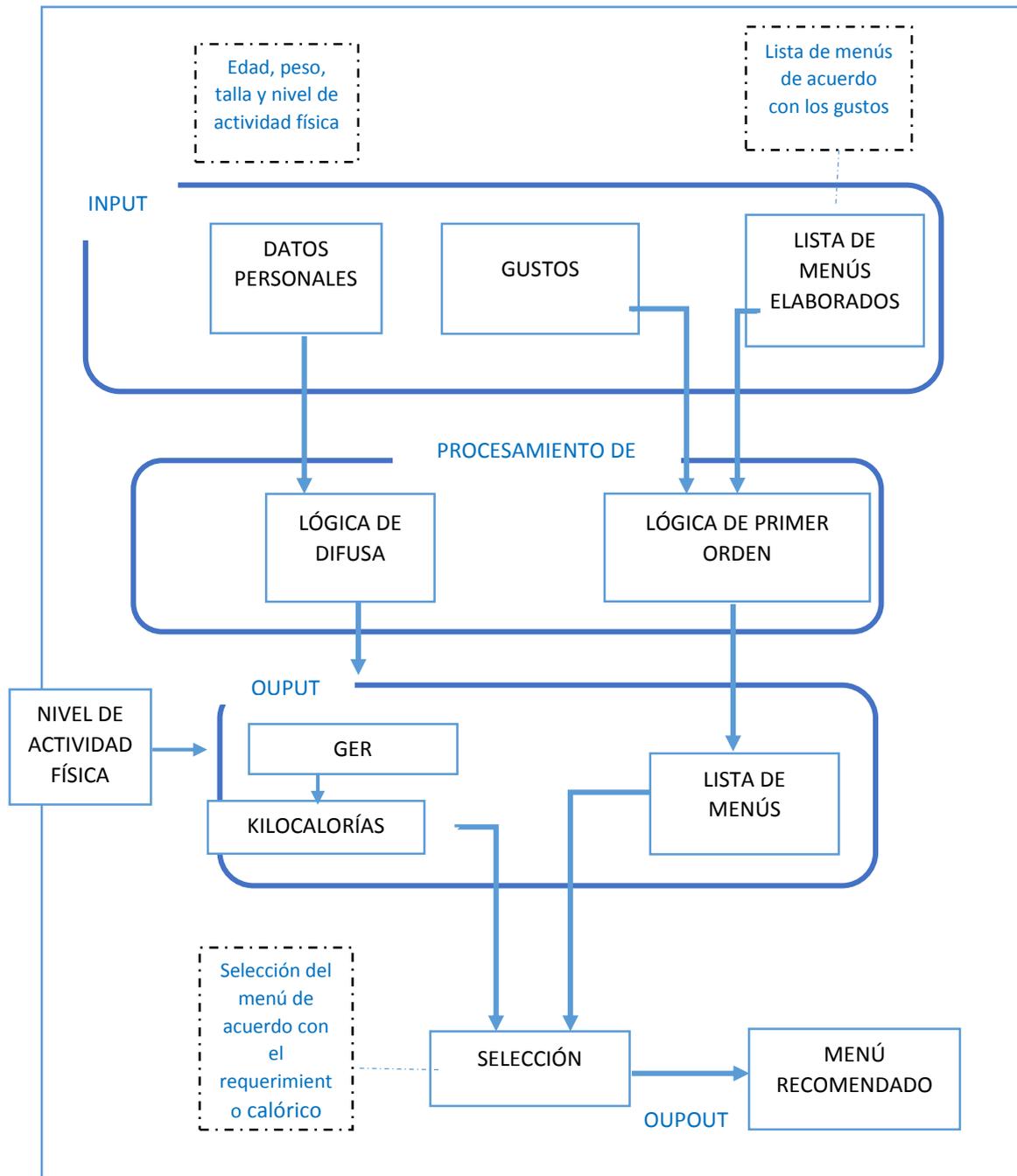


Figura 7. Modelo propuesta de recomendación de dietas

Para el modelo propuesto se consideran cuatro tipos de datos de entrada:

- Datos de la persona (edad, peso, talla y nivel de actividad física) como entrada para la lógica difusa, donde aplica las reglas de inferencia para obtener el gasto energético requerido de acuerdo con los datos proporcionados.
- Lista de menús elaborados por un especialista, para el modelo propuesto se ha elaborado 10 desayunos, 10 medias mañanas, 10 almuerzos, 10 medias tardes y 10 cenas, las cuales sirven como dato de entrada a la lógica de primer orden.
- Gustos o preferencia en la comida (desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena) como datos de entrada para la lógica de primer orden.
- Deseo de subir o bajar de peso.

La lógica difusa determina el gasto energético basal de acuerdo con los datos (edad, peso, talla y actividad física), una vez obtenido este dato se multiplica por el nivel de actividad física para poder obtener la kilocaloría diaria requerida por la persona, por otro lado, se utiliza la inferencia de lógica de primer orden para listar menús de acuerdo con los gustos, se ordena la lista de menús recomendados y se selecciona el más adecuado acorde a kilocalorías considerando además la opción de subir o bajar peso.

Metodología para determinar el gasto energético requerido mediante la lógica difusa

Para la determinar el gasto energético requerido mediante lógica difusa se ha definido los conjuntos difusos, función de membresía, diseño de reglas de inferencia y la defuzificación mediante Mandami.

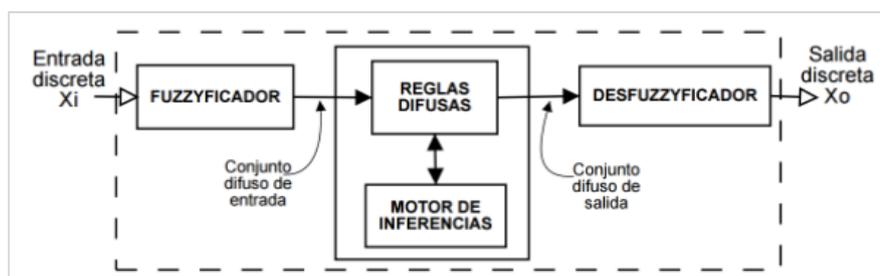


Figura 8. Arquitectura general de la lógica difusa

a) Definición de conjuntos difusos (variables de entrada)

- ✓ **Edad:** La investigación está dirigida para personas adultas que no padecen ninguna enfermedad y que se encuentran en un rango de edad entre 18 y 60 años, estos datos se tomaron en cuenta de la Revista de Investigación en Psicología.

Tabla 3

Conjunto difuso para edad

Edad	Rango
Joven	18-24
AdultoJoven	25-40
Adulto	41-60

- ✓ **Peso:** se consideró el peso actual de cada persona, las cuales se segmentó de acuerdo con el índice de masa corporal especificada por el MINSA.

Tabla 4

Conjunto difuso para peso

Peso	Rango
Bajo	39-45
Normal	46-70
Sobrepeso	71-90

- ✓ **Talla:** La estatura es un parámetro necesario para determinar las calorías necesarias estos datos se tomaron de acuerdo con MINSA, las cuales se fue segmentado de la siguiente manera:

Tabla 5

Conjunto difuso para talla

Talla	Rango
Bajo	1.39-1.52
Normal	1.52-1.70
Alto	1.70-1.90

- ✓ **Nivel de Actividad Física:** Este dato se tomó de acuerdo con la organización mundial de la salud, la cual hace referencia al nivel de actividad que realiza cada persona.

Tabla 6

Conjunto difuso para nivel de actividad

Nivel de actividad	Rango
Leve	1.2-1.6
Moderado	1.61-1.78
Intenso	1.79-2.10

b) Aplicación de las funciones de membresía

Para la generación de las funciones de membresía se ha considerado la función de membresía Trapezoidal, en donde se consideró la siguiente fórmula:

$$\text{Trapezoidal}(x, a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{d-c}\right), 0\right)$$

Donde:

- x, es el rango del conjunto difuso
- a, es la variable difusa inicial
- b, es la variable difusa intermedia
- c, es la variable difusa intermedia
- d, es la variable difusa final

Para realizar los gráficos correspondientes se reemplazó todas las variables difusas en la siguiente fórmula.

$$\text{Trapezoidal}(\text{rangoConjuntoDifuso}, \text{posInicial}, \text{posIntermedia}, \text{posFinal})$$

Función de membresía para Edad

- Conjunto difuso edadJoven: $\text{Trapezoidal}(\text{Edad}, 0, 18, 24, 28)$
- Conjunto difuso edadAdultoJoven: $\text{Trapezoidal}(\text{Edad}, 24, 30, 40, 45)$

- Conjunto difuso Adulto: $Trapezoidal(Edad, 40, 45, 60, 60)$

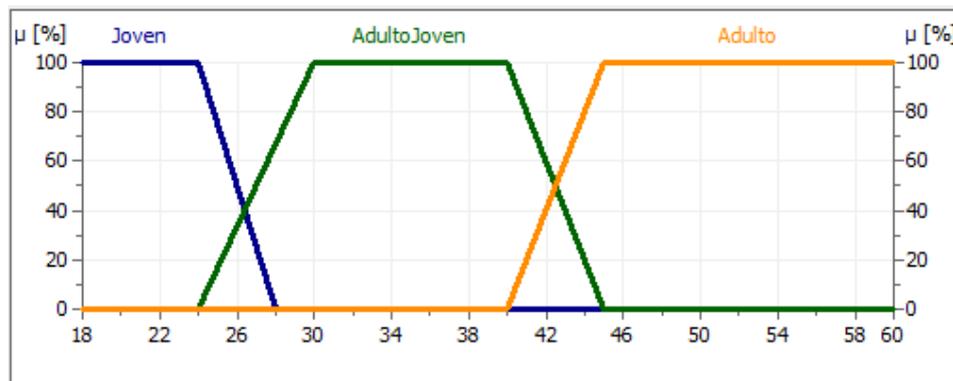


Figura 9. Gráfica de función de membresía para el conjunto difuso Edad

En la figura se puede observar la función de membresía para el conjunto difuso edad, donde joven es considerado desde los 18 años hasta 28 años, adultoJoven desde 24 hasta los 45 años y como adulto se considera desde los 40 hasta los 60 años.

Función de membresía para Peso

- Conjunto difuso pesoDelgado: $Trapezoidal(Peso, 0, 39, 45, 50)$
- Conjunto difuso pesoNormal: $Trapezoidal(Peso, 45, 50, 70, 75)$
- Conjunto difuso Sobrepeso: $Trapezoidal(Peso, 65, 70, 90, 90)$

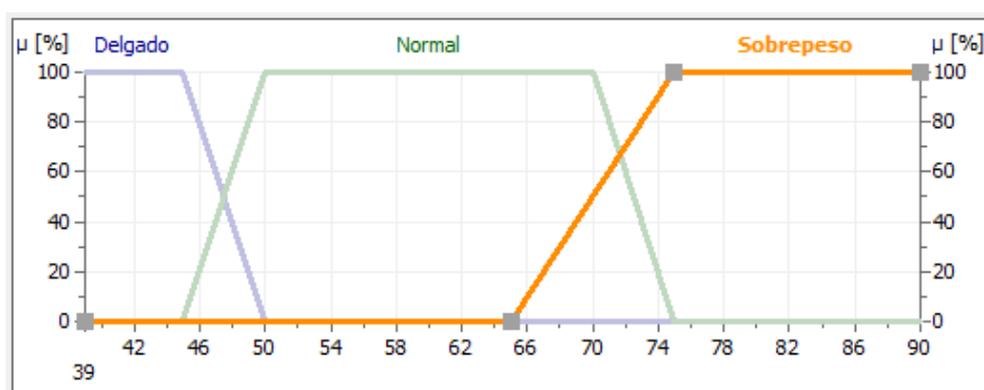


Figura 10. Gráfica de función de membresía para el conjunto difuso Peso

En la figura 10 se observa la función de membresía para el conjunto difuso peso donde se ha considerado como delgado a partir de los 39 kg hasta los 50 kg de

peso, Normal desde 45 hasta 75Kg de peso y Sobrepeso desde 65 hasta 90 kg de peso.

Función de membresía para estatura

- Conjunto difuso estaturaBaja: *Trapezoidal(Estatura, 0, 138,147,155)*
- Conjunto difuso estaturaNormal: *Trapezoidal(Peso, 150,160,170,180)*
- Conjunto difuso estaturaAlta: *Trapezoidal(Estatura, 170,180,190,190)*

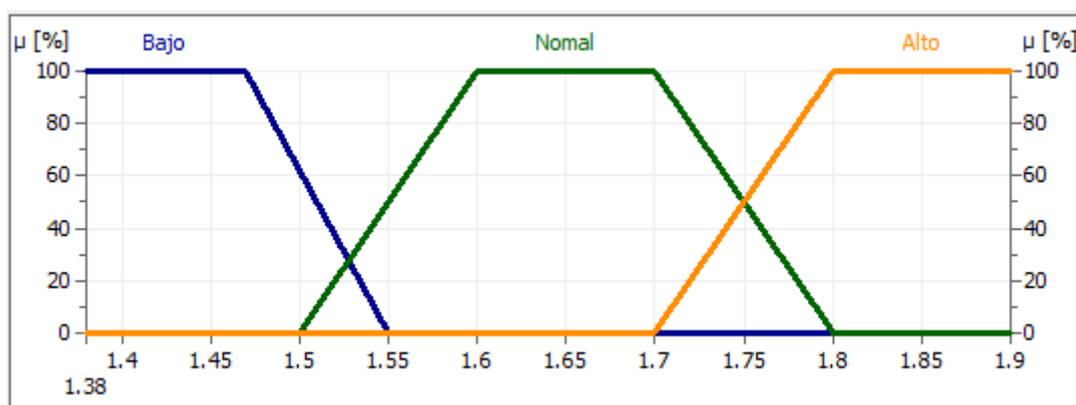


Figura 11. Gráfica de función de membresía para el conjunto difuso Talla

En la figura 11 se puede observar la función de membresía para el conjunto difuso talla donde se consideró talla Baja desde 1.40 hasta 1.56, Normal desde 1.50 hasta 1.80 y Alto desde 1.70 hasta 1.90 m de estatura.

Función de membresía para nivel de actividad

- Conjunto difuso nivelActividad: *Trapezoidal(NActividad, 0,1.2, 1.4, 1.6)*
- Conjunto difuso pesoNormal: *Trapezoidal(NActividad, 1.42, 1.54, 1.72,1.82)*
- Conjunto difuso Sobrepeso: *Trapezoidal(NActividad, 1.75, 1.88, 2.10,2.10)*

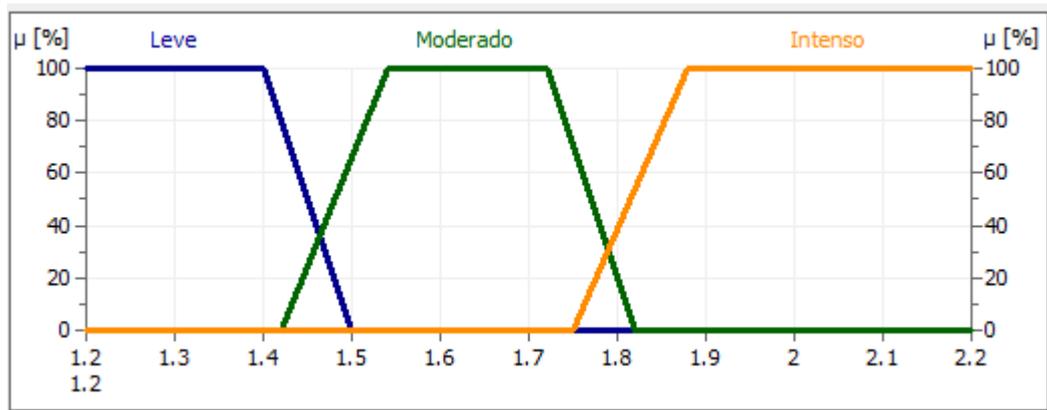


Figura 12. Gráfica de función de membresía para el conjunto difuso Nivel de Actividad

En la figura 12 se puede observar la función de membresía para el conjunto difuso Nivel de actividad se ha considerado actividad Leve desde 1.20 hasta 1.50, Moderad desde 1.40 hasta 1.80 e intenso desde 1.75 hasta 2.20.

c) Diseño y construcción de Reglas

Para el diseño y la construcción de las reglas se hizo una combinación ($C = n^m$), de los conjuntos difusos edad, peso, talla y nivel de actividad física. El conjunto difuso edad (joven, adultoJoven y adulto) combinando con el conjunto difuso peso (bajo, normal, alto) obteniendo un total de 09 combinaciones, este resultado se ha combinado con el conjunto difuso talla (bajo, normal y alto) obteniendo 27 combinaciones las cuales además se han combinado con el conjunto difuso nivel de actividad (leve, moderado e intenso) obteniendo como resultado 81 reglas.

A continuación, se presenta las reglas generadas:

Tabla 7

Reglas de inferencia para lógica difusa

Cant.	Edad	Peso	Talla	Nivelactividad	Calorias
1	JOVEN	BAJO	BAJO	LEVE	BAJO
2	JOVEN	BAJO	BAJO	MODERADO	NORMAL
3	JOVEN	BAJO	BAJO	INTENSO	ALTO
4	JOVEN	BAJO	NORMAL	LEVE	NORMAL
5	JOVEN	BAJO	NORMAL	MODERADO	NORMAL
6	JOVEN	BAJO	NORMAL	INTENSO	ALTO
7	JOVEN	BAJO	ALTO	LEVE	NORMAL
8	JOVEN	BAJO	ALTO	MODERADO	NORMAL
9	JOVEN	BAJO	ALTO	INTENSO	ALTO



10	JOVEN	NORMAL	BAJO	LEVE	NORMAL
11	JOVEN	NORMAL	BAJO	MODERADO	ALTO
12	JOVEN	NORMAL	BAJO	INTENSO	ALTO
13	JOVEN	NORMAL	NORMAL	LEVE	NORMAL
14	JOVEN	NORMAL	NORMAL	MODERADO	ALTO
15	JOVEN	NORMAL	NORMAL	INTENSO	ALTO
16	JOVEN	NORMAL	ALTO	LEVE	NORMAL
17	JOVEN	NORMAL	ALTO	MODERADO	ALTO
18	JOVEN	NORMAL	ALTO	INTENSO	ALTO
19	JOVEN	SOBREPESO	BAJO	LEVE	ALTO
20	JOVEN	SOBREPESO	BAJO	MODERADO	ALTO
21	JOVEN	SOBREPESO	BAJO	INTENSO	ALTO
22	JOVEN	SOBREPESO	NORMAL	LEVE	ALTO
23	JOVEN	SOBREPESO	NORMAL	MODERADO	ALTO
24	JOVEN	SOBREPESO	NORMAL	INTENSO	ALTO
25	JOVEN	SOBREPESO	ALTO	LEVE	ALTO
26	JOVEN	SOBREPESO	ALTO	MODERADO	ALTO
27	JOVEN	SOBREPESO	ALTO	INTENSO	ALTO
28	ADULTOJOVEN	BAJO	BAJO	LEVE	BAJO
29	ADULTOJOVEN	BAJO	BAJO	MODERADO	NORMAL
30	ADULTOJOVEN	BAJO	BAJO	INTENSO	NORMAL
31	ADULTOJOVEN	BAJO	NORMAL	LEVE	BAJO
32	ADULTOJOVEN	BAJO	NORMAL	MODERADO	NORMAL
33	ADULTOJOVEN	BAJO	NORMAL	INTENSO	ALTO
34	ADULTOJOVEN	BAJO	ALTO	LEVE	NORMAL
35	ADULTOJOVEN	BAJO	ALTO	MODERADO	NORMAL
36	ADULTOJOVEN	BAJO	ALTO	INTENSO	ALTO
37	ADULTOJOVEN	NORMAL	BAJO	LEVE	NORMAL
38	ADULTOJOVEN	NORMAL	BAJO	MODERADO	NORMAL
39	ADULTOJOVEN	NORMAL	BAJO	INTENSO	ALTO
40	ADULTOJOVEN	NORMAL	NORMAL	LEVE	NORMAL
41	ADULTOJOVEN	NORMAL	NORMAL	MODERADO	ALTO
42	ADULTOJOVEN	NORMAL	NORMAL	INTENSO	ALTO
43	ADULTOJOVEN	NORMAL	ALTO	LEVE	NORMAL
44	ADULTOJOVEN	NORMAL	ALTO	MODERADO	ALTO
45	ADULTOJOVEN	NORMAL	ALTO	INTENSO	ALTO
46	ADULTOJOVEN	SOBREPESO	BAJO	LEVE	NORMAL
47	ADULTOJOVEN	SOBREPESO	BAJO	MODERADO	ALTO
48	ADULTOJOVEN	SOBREPESO	BAJO	INTENSO	ALTO
49	ADULTOJOVEN	SOBREPESO	NORMAL	LEVE	ALTO
50	ADULTOJOVEN	SOBREPESO	NORMAL	MODERADO	ALTO
51	ADULTOJOVEN	SOBREPESO	NORMAL	INTENSO	ALTO
52	ADULTOJOVEN	SOBREPESO	ALTO	LEVE	ALTO
53	ADULTOJOVEN	SOBREPESO	ALTO	MODERADO	ALTO
54	ADULTOJOVEN	SOBREPESO	ALTO	INTENSO	ALTO
55	ADULTO	BAJO	BAJO	LEVE	BAJO
56	ADULTO	BAJO	BAJO	MODERADO	BAJO
57	ADULTO	BAJO	BAJO	INTENSO	NORMAL

58	ADULTO	BAJO	NORMAL	LEVE	BAJO
59	ADULTO	BAJO	NORMAL	MODERADO	NORMAL
60	ADULTO	BAJO	NORMAL	INTENSO	NORMAL
61	ADULTO	BAJO	ALTO	LEVE	BAJO
62	ADULTO	BAJO	ALTO	MODERADO	NORMAL
63	ADULTO	BAJO	ALTO	INTENSO	NORMAL
64	ADULTO	NORMAL	BAJO	LEVE	BAJO
65	ADULTO	NORMAL	BAJO	MODERADO	NORMAL
66	ADULTO	NORMAL	BAJO	INTENSO	ALTO
67	ADULTO	NORMAL	NORMAL	LEVE	NORMAL
68	ADULTO	NORMAL	NORMAL	MODERADO	NORMAL
69	ADULTO	NORMAL	NORMAL	INTENSO	ALTO
70	ADULTO	NORMAL	ALTO	LEVE	NORMAL
71	ADULTO	NORMAL	ALTO	MODERADO	NORMAL
72	ADULTO	NORMAL	ALTO	INTENSO	ALTO
73	ADULTO	SOBREPESO	BAJO	LEVE	ALTO
74	ADULTO	SOBREPESO	BAJO	MODERADO	NORMAL
75	ADULTO	SOBREPESO	BAJO	INTENSO	ALTO
76	ADULTO	SOBREPESO	NORMAL	LEVE	ALTO
77	ADULTO	SOBREPESO	NORMAL	MODERADO	ALTO
78	ADULTO	SOBREPESO	NORMAL	INTENSO	ALTO
79	ADULTO	SOBREPESO	ALTO	LEVE	ALTO
80	ADULTO	SOBREPESO	ALTO	MODERADO	ALTO
81	ADULTO	SOBREPESO	ALTO	INTENSO	ALTO
...

Para establecer las reglas se ha revisado las diversas fuentes como la OMS, MINSA, ANIVES que consideran las kilocalorías diarias promedio requeridas para una persona que oscilan desde los 1400 Kcal hasta las 3000Kcal de acuerdo con la edad, peso, talla y nivel de actividad física.

d) Aplicación de MAMDNI

La inferencia difusa es el proceso de formulación del mapeo desde una entrada dada a una salida usando lógica difusa.

El proceso de inferencia difusa implica funciones de membresía (FM), operaciones lógicas y reglas de if-then.

En esta investigación se utilizó el sistema de inferencia difusa Mamdani, donde su arquitectura es como se muestra a continuación:

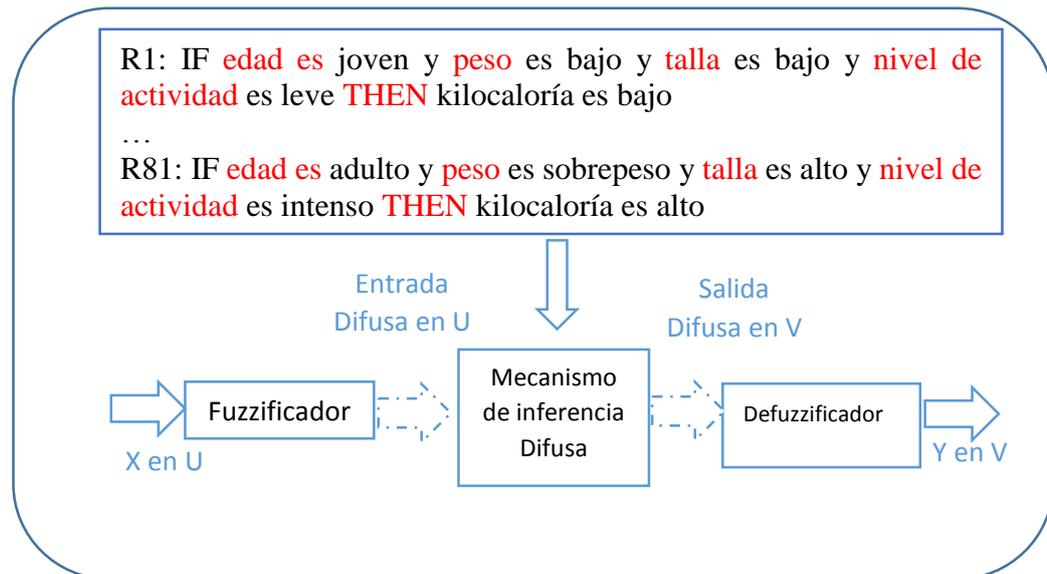


Figura 13. Sistema Mamdani

Para la defuzificación se ha considerado las funciones de membresía de cada conjunto difuso las cuales fueron sometidas a las reglas de inferencia obteniendo como resultado el centroide con la fórmula:

$$y = \frac{\sum_i b_i \int \mu(i)}{\sum_i \int \mu(i)}$$

Donde:

- b_i es el valor de entrada perteneciente al conjunto difuso.
- μ_i es el grado de pertenencia expresado como probabilidad en el rango de 0 a 1,

En esta investigación el centroide hallado es el GER para cada persona.

Tomando el resultado centroide en términos de nutrición es el GER, a este valor se multiplica con el nivel de actividad física de la persona para obtener las kilocalorías que necesita, esto es el resultado final del proceso de lógica difusa.

e) Validación de las calorías obtenidas mediante la lógica difusa

La aplicación de las reglas de inferencia de la lógica difusa dió como salida de la cantidad de gasto energético basal, las cuales han sido multiplicadas con el nivel de actividad física obteniendo las kilocalorías necesarias, estos valores obtenidos

se han contrastado con la ecuación de ECUACION DE MIFFLIN-ST. JEOR para los varones y mujeres.

$$GER(Varones) = 9,99 \times \text{peso} + 6,25 \times \text{talla} - 4,92 \times \text{edad} + 5$$

$$GER(Mujeres) = 9,99 \times \text{peso} + 6,25 \times \text{talla} - 4,92 \times \text{edad} - 161$$

$$\text{Kilocalorías} = \text{GER} \times \text{Nivel de actividad}$$

A continuación, se muestra la tabla comparativa de las calorías obtenidas mediante la lógica difusa y la ECUACION DE MIFFLIN-ST. JEOR.

Tabla 8

Tabla comparativa de calorías

N°	Edad	Peso	Talla	Nivel Actividad	Kilocalorías mediante Lógica difusa	Ecuación de Mifflin-st. Jeor
0	50	62	168	1.41	1676.49	1779.96
1	55	85	156	1.56	2218.93	2431.34
2	52	64	165	1.45	1724.05	1817.97
3	48	82	169	1.52	2179.03	2499.29
4	48	56	156	1.6	2168.0	2085.25
5	48	71	158	1.6	2168.0	2345.01
6	54	68	164	1.85	2506.75	2670.73
7	52	60	173	1.45	1724.05	1832.52
8	41	60	165	1.56	2113.8	2236.93
9	54	78	158	1.62	2315.2	2439.78
...
...
...
186	58	74	169	1.62	2287.67	2454.54
187	40	60	159	1.84	2187.76	2273.04
188	57	73	160	1.62	1980.18	2086.28
189	56	55	163	1.74	2068.86	1969.12
190	49	70	164	1.54	2086.7	2291.86
191	50	70	165	1.62	2195.1	2413.07
192	54	62	157	1.87	2533.85	2505.71
193	50	68	178	1.42	1688.38	1966.44
194	59	69	171	1.62	2195.1	2385.90
195	56	63	159	1.85	2506.75	2502.31
196	54	50	154	1.5	1771.28	1552.98
197	50	68	178	1.42	1924.1	2202.16
198	59	69	171	1.62	2195.1	2385.90

199	56	63	159	1.85	2199.65	2195.21
200	54	50	154	105	1771.28	1552.98

Como se puede apreciar en la tabla comparativa de calorías, se muestra una pequeña variación de 1.34% con respecto al promedio de la ecuación de MIFFLIN-ST. JEOR con el cálculo de kilocalorías mediante la lógica difusa.

Diseño de reglas de inferencia de lógica de primer orden para el modelo de recomendación de dietas saludables

Para el diseño y construcción de las reglas de inferencia de la lógica de primer orden se construyó la base de conocimiento para el tipo de menú, los ingredientes de cada plato y sus respectivos valores nutricionales con su respectiva kilocaloría y macronutriente.

a) Base de conocimiento

Para la base de conocimiento se consideró los 10 planes de menús considerando el desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena las cuales han sido preparados por el especialista haciendo un total de 50 menús. El diseño de base de conocimientos corresponde a tres relaciones:

- **Relación *Gusto***

Gusto (ingrediente, tipo_alimento)

En esta relación *Gusto*, el ingrediente es un tipo de gusto que la persona elige, como el caso de: *Gusto (Atún, Pescado)*, donde el atún es un gusto de la persona el cual pertenece al grupo de alimentos pescado.

En esta etapa se han generado 358 relaciones de acuerdo con los menús diseñados.

- **Relación *Ingrediente***

Ingrediente (tipo_alimento,menu)

En esta relación *Ingrediente*, el tipo de alimento es un ingrediente del menú, como el caso de: *Ingrediente (Pollo, Pollo_a_la_plancha)*, donde el pollo es un ingrediente que compone el menú pollo a la plancha.

En esta etapa se han generado 358 relaciones de acuerdo con los menús diseñados.

- **Relación Plan_de_comida**

Plan_de_comida(menu, plan_alimento)

En esta relación *Plan_de_comida*, el menú es un plan de comida, como el caso de: *Plan_de_comida* (pollo_a_la_plancha, almuerzo), donde el pollo a la plancha en un plan de almuerzo.

En esta etapa se han generado 358 relaciones de acuerdo con los menús diseñados.

b) Diseño de reglas de inferencia basado en lógica de primer orden

En esta etapa se procedió a construir las reglas de inferencia para la lógica de primer orden, para ello se tomó en cuenta la base del conocimiento y el gusto de las personas de acuerdo con los grupos de alimentos:

1. Lácteos y derivados.
2. Carne, huevos
3. Tubérculos, legumbres, leguminosas y frutos secos.
4. Verduras y hortalizas.
5. Frutas.
6. Pan, pasta, cereales y azúcar.
7. Grasas, aceites y mantequillas.
8. Pescado

- **Regla de inferencia para recomendar desayuno**

Esta regla infiere una lista de desayunos de acuerdo con el gusto de la persona, la formalización de esta regla es:

Para todo ingrediente existe un gusto y todo menú tiene ingredientes y para un plan desayuno existen algunos menús recomendados. Entonces se recomiendan para el plan desayuno los menús con sus respectivas kilocalorías.

Usando cuantificadores: $\forall I, \exists GD, \forall M, \forall P, \exists M, \exists K$

Formalización de los cuantificadores

[gusto(I, GD \wedge ingrediente(I, M), plan(M, P, K) \rightarrow recomienda(P, M, K)]

```
salidaD = [(x,y,z) for x,y,z in run(10,  
(P,M,K),gusto(I,GustoDesayuno[recorrido]),ingrediente(I,M),  
plan(M,P,K)) if x=="Desayuno" ]
```

- **Regla de inferencia para recomendar dieta de media mañana**

Esta regla infiere una lista de menús de media mañana de acuerdo con el gusto de la persona, la formalización de esta regla es:

Sentencia:

Para todo ingrediente existe un gusto y todo menú tiene ingredientes y para un plan media mañana existen algunos menús recomendados. Entonces se recomiendan para el plan media mañana los menús con sus respectivas kilocalorías.

Usando cuantificadores: $\forall I, \exists GMM, \forall M, \forall P, \exists M, \exists K$

Formalización de los cuantificadores

[gusto(I, GMM \wedge ingrediente(I, M), plan(M, P, K) \rightarrow recomienda(P, M, K)]

```
salidaMM = [(x,y,z) for x,y,z in run(10,  
(P,M,K),gusto(I,GustoMediaM[recorrido]),ingrediente(I,M),pl  
an(M,P,K)) if x=="Media Mañana" ]
```

- **Regla de inferencia para recomendar almuerzo**

Esta regla infiere una lista de almuerzos de acuerdo con el gusto de la persona, la formalización de esta regla es:

Sentencia:

Para todo ingrediente existe un gusto y todo menú tiene ingredientes y para un plan Almuerzo existen algunos menús recomendados. Entonces se recomiendan para el plan Almuerzo los menús con sus respectivas kilocalorías.

Usando cuantificadores: $\forall I, \exists GA, \forall M, \forall P, \exists M, \exists K$

Formalización de los cuantificadores

$[\text{gusto}(I, GA \wedge \text{ingrediente}(I, M), \text{plan}(M, P, K) \rightarrow \text{recomienda}(P, M, K)]$

```
salidaA = [(x,y,z) for x,y,z in run(10,  
(P,M,K),gusto(I,GustoAlmuerzo[recorrido]),ingrediente(I,M),pl  
an(M,P,K)) if x=="Almuerzo" ]
```

- **Regla de inferencia para recomendar la cena**

Esta regla infiere una lista de cenas de acuerdo con el gusto de la persona, la formalización de esta regla es:

Sentencia:

Para todo ingrediente existe un gusto y todo menú tiene ingredientes y para un plan cena existen algunos menús recomendados. Entonces se recomiendan para el plan cena los menús con sus respectivas kilocalorías.

Cuantificadores: $\forall I, \exists GC, \forall M, \forall P, \exists M, \exists K$

Formalización de los cuantificadores

$[\text{gusto}(I, GC \wedge \text{ingrediente}(I, M), \text{plan}(M, P, K) \rightarrow \text{recomienda}(P, M, K)]$

```
salidaC = [(x,y,z) for x,y,z in run(10,  
(P,M,K),gusto(I,GustoCena[recorrido]),ingrediente(I,M),  
plan(M,P,K)) if x=="Cena" ]
```

3.5.2 OE2: Metodología de diseño del prototipo de sistema experto

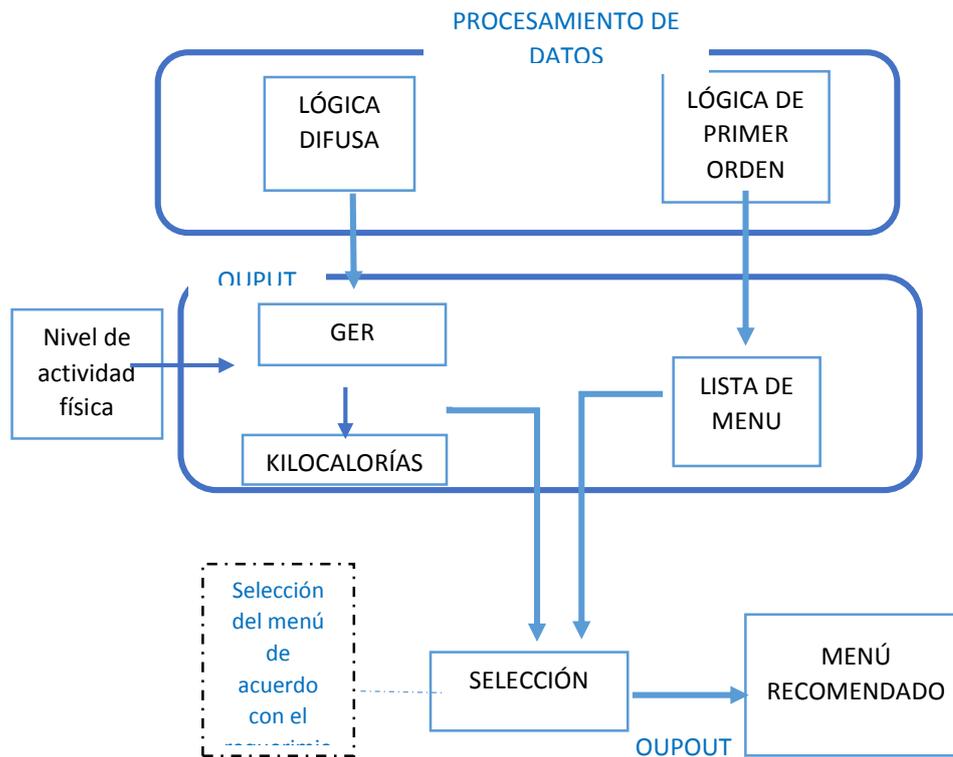


Figura 14. Salidas de la lógica difusa y lógica de primer orden

a) Salida de datos de la lógica difusa

En esta etapa se obtiene como salida el gasto energético basal y se multiplica con el nivel de actividad física obteniendo así la cantidad de kilocalorías requeridas por una persona de acuerdo con los datos solicitados como son la edad, peso, talla y nivel de actividad.

Tabla 9

Kilocalorías de acuerdo con los datos de la persona

Nº	Edad	Peso	Talla	NivelA	K.cal.LD
0	23	41	141	1.43	1788.52
1	19	40	142	1.4	1576.19
...
198	20	45	145	1.7	2624.24
199	21	67	170	1.23	2284.67

b) Salida de datos de la lógica de primer orden

De acuerdo con el modelo planteado la lógica de primer orden muestra una lista de menús de acuerdo con el plan y la cantidad de kilocalorías contenidas en el plato. Estos menús son el resultado de una combinatoria con los gustos de la persona para el desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena como se muestra en la tabla 10:

Tabla 10

Planes de menú de acuerdo con el gusto

Plan_Comida	Id_Menu	kilocalorías
Desayuno		
Desayuno	D7	516
Desayuno	D2	456
Desayuno	D4	448
Media Mañana		
Media Mañana	MM7	195
Media Mañana	MM2	194
Media Mañana	MM5	193
Media Mañana	MM6	114
Almuerzo		
Almuerzo	A10	696
Almuerzo	A7	631
Almuerzo	A3	704
Media Tarde		
Media Tarde	MT9	187
Media Tarde	MT1	185
Cena		
Cena	C3	401

En la tabla 10 se puede observar un plan de menú para una persona donde se recomienda 3 desayunos D7 con 516 kilocalorías, D2 con 456 kilocalorías y D4 con 448 kilocalorías, para la media mañana recomienda 4 opciones de menú MM7 con 195, MM2 con 194, MM5 con 193 y MM6 con 114 kilocalorías, para el almuerzo recomienda 3 opciones de almuerzo A10 con 696 , A7 con 631 y A3 con 703 kilocalorías, para la media tarde recomienda 2 opciones MT9 con

187 y MT1 con 185 kilocalorías y para la cena recomienda 1 opción C3 con 401 kilocalorías de acuerdo al gusto de la persona, con estos menús generados se hace una combinatoria obteniendo un total de 72 menús recomendados.

Aplicando la aplicación de las reglas de inferencia para cada persona se obtiene una lista de menús para el desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena de acuerdo con los gustos de la persona, las cuales son el resultado de la combinatoria de cada plan de comida como se muestra en la figura 15:

[('Desayuno', 'D4', 448), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A7', 631), ('Media Tarde', 'MT1', 185), ('Cena', 'C3', 401), 1779]
[('Desayuno', 'D4', 448), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A7', 631), ('Media Tarde', 'MT9', 187), ('Cena', 'C3', 401), 1781]
[('Desayuno', 'D2', 456), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A7', 631), ('Media Tarde', 'MT1', 185), ('Cena', 'C3', 401), 1787]
[('Desayuno', 'D2', 456), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A7', 631), ('Media Tarde', 'MT9', 187), ('Cena', 'C3', 401), 1789]
[('Desayuno', 'D4', 448), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A10', 696), ('Media Tarde', 'MT1', 185), ('Cena', 'C3', 401), 1844]
[('Desayuno', 'D4', 448), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A10', 696), ('Media Tarde', 'MT9', 187), ('Cena', 'C3', 401), 1846]
[('Desayuno', 'D7', 516), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A7', 631), ('Media Tarde', 'MT1', 185), ('Cena', 'C3', 401), 1847]
[('Desayuno', 'D7', 516), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A7', 631), ('Media Tarde', 'MT9', 187), ('Cena', 'C3', 401), 1849]
[('Desayuno', 'D2', 456), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A10', 696), ('Media Tarde', 'MT1', 185), ('Cena', 'C3', 401), 1852]
[('Desayuno', 'D4', 448), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A3', 704), ('Media Tarde', 'MT1', 185), ('Cena', 'C3', 401), 1852]
[('Desayuno', 'D2', 456), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A10', 696), ('Media Tarde', 'MT9', 187), ('Cena', 'C3', 401), 1854]
[('Desayuno', 'D4', 448), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A3', 704), ('Media Tarde', 'MT9', 187), ('Cena', 'C3', 401), 1854]
[('Desayuno', 'D4', 448), ('Media Mañana', 'MM5', 193), ('Almuerzo', 'A7', 631), ('Media Tarde', 'MT1', 185), ('Cena', 'C3', 401), 1858]
[('Desayuno', 'D4', 448), ('Media Mañana', 'MM2', 194), ('Almuerzo', 'A7', 631), ('Media Tarde', 'MT1', 185), ('Cena', 'C3', 401), 1859]
[('Desayuno', 'D2', 456), ('Media Mañana', 'MM6', 114), ('Almuerzo', 'A3', 704), ('Media Tarde', 'MT1', 185), ('Cena', 'C3', 401), 1860]

Figura 15. Plan de comida de acuerdo con los gustos

En la figura 15 se observa una lista de plan de comida para cada una de las 200 personas, para generar los planes de menús se ha tomado en cuenta las kilocalorías necesarias de obtenidas con la lógica difusa, y además se ha considerado el gusto de cada persona en cuento a los alimentos.

Como salida final el sistema experto presenta un plan de menú para cada tipo de comida (desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena) para cada persona una de las 200 personas, estos planes recomendados son los que más se aproxima a la kilocaloría de acuerdo a los datos proporcionados y el gusto de la persona, adicionalmente se ha considerado una opción de subir o bajar de peso. En la figura 16 se muestra la salida final de los menús recomendados para un día.

```
Recomendado , pos= 67 Recorrido 7 BajarSubir: -1  
2000.0 [('Desayuno', 'D7', 516), ('Media Mañana', 'MM2', 194),  
( 'Almuerzo', 'A3', 704), ('Media Tarde', 'MT1', 185), ('Cena', 'C3', 401), 2000]
```

Figura 16. Menú recomendado de acuerdo con la kilocaloría de la persona

3.5.3 OE3: Metodología para validar la dieta saludable

Para validar el modelo se tomó los datos de las personas: edad, peso, talla y nivel actividad física, a estos datos se aplicó las reglas de inferencia de la lógica difusa para obtener las kilocalorías que requeridas de la persona, por otro lado se generó una lista de menús de acuerdo a los gustos de la persona mediante la lógica de primer orden, aplicando las reglas de inferencia se obtiene un plan de menú: desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena para cada una de las 200 personas de acuerdo a sus gustos.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se presenta el análisis e interpretación de los resultados de la investigación.

Para validar la investigación se ha tomado el conjunto de datos de Kaggle Cardiovascular Disease Detection de los cuales se tomaron datos de 200 personas considerando los criterios como la edad, el peso, la estatura y el nivel de actividad. Una vez seleccionada y clasificada los datos se aplicó el algoritmo de lógica difusa y la lógica de primer orden.

4.1. Resultados de lógica difusa

Definimos los datos de entrada para lógica difusa, presentamos en la siguiente tabla los 200 registros de datos de personas.

Tabla 11

Datos de personas (edad, peso, talla y nivel de actividad)

N°	Edad	Peso	Talla	Nivel Actividad
0	50	62	168	1.41
1	55	85	156	1.56
2	52	64	165	1.45
3	48	82	169	1.52
4	48	56	156	1.6
5	48	71	158	1.6
6	54	68	164	1.85
7	52	60	173	1.45
8	41	60	165	1.56
9	54	78	158	1.62
10	58	75	170	1.65
11	46	52	158	1.56
12	48	68	154	1.86

13	54	83	163	1.67
14	59	69	157	1.92
15	46	68	170	1.48
...
...
...
190	58	74	169	1.62
191	40	60	159	1.84
192	57	73	160	1.62
193	56	55	163	1.74
194	49	70	164	1.54
195	50	70	165	1.62
196	54	62	157	1.87
197	50	68	178	1.42
198	59	69	171	1.62
199	56	63	159	1.85
200	54	50	154	1.5

De acuerdo con los datos presentados y aplicado el sistema de lógica difusa, obtenemos las kilocalorías como salida.

Tabla 12

Kilocalorías obtenidas mediante la lógica difusa

N°	Edad	Peso	Talla	Nivel Actividad	Kilocalorías mediante Lógica difusa
1	23	41.00	141.00	1.43	1182.37
2	19	40.00	142.00	1.40	1200.60
3	20	45.00	145.00	1.70	1277.85
4	21	67.00	170.00	1.23	1699.78
5	22	55.00	188.00	1.40	1617.48
6	23	60.00	160.00	1.70	1539.64
7	24	88.00	167.00	1.22	1954.30
8	25	42.00	176.00	1.43	1357.78
9	26	72.50	155.00	1.70	1666.85
10	26	72.50	155.00	1.70	1666.85
...
...
...
195	45	45.00	145.00	1.70	1108.98
196	33	67.00	170.00	1.23	1618.72
197	28	55.00	188.00	1.40	1576.95

98	49	60.00	160.00	1.70	1364.01
199	29	88.00	187.00	1.22	2020.60
200	31	72.00	180.00	1.43	1751.26

En la tabla 12 se muestra las kilocalorías generadas mediante la lógica difusa para cada una de las 200 personas tomando en cuenta sus datos personales: edad, peso, talla y nivel de actividad física, como en el caso 199, sus datos de la persona en cuanto a la edad es 29 años, su peso es 88 kg, la talla es 187cm y el nivel de actividad es leve, aplicando las reglas de inferencia de la lógica difusa se obtuvo que la persona requiere 2020.60 kilocalorías.

4.2.Resultados de lógica de primer orden

Para obtener la lista de menú recomendados para cada plan de comida (desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena) los alimentos/ingredientes han sido clasificados en 8 grandes grupos de alimentos.

Tabla 13

Clasificación de los alimentos

N°	Tipo
1	Lácteos y derivados.
2	Carne, huevos
3	Tubérculos, legumbres, leguminosas y frutos secos.
4	Verduras y hortalizas.
5	Frutas.
6	Pan, pasta, cereales y azúcar.
7	Grasas, aceites y mantequillas.
8	Pescados

Como entrada los gustos para cada persona se han generado por simulación presentamos en la siguiente tabla el gusto para cada plan de comida del día (gusto para desayuno, gusto para media mañana, gusto para almuerzo, gusto para media tarde y gusto para cena), adicionalmente se ha simulado para cada usuario el deseo de subir o bajar de peso, donde 1 significa subir y -1 significa bajar calorías.

Tabla 14

Gustos los gustos de las personas

N°	Gusto Desayuno	Gusto MediaM	Gusto Almuerzo	Gusto MediaT	Gusto Cena	Bajar/Subir
1	1	5	2	1	6	-1
2	5	5	8	5	4	1
3	3	3	2	5	6	-1
4	3	5	8	5	4	1
5	5	5	2	3	6	-1
6	5	5	2	3	4	1
7	6	1	2	1	6	1
8	3	1	3	1	3	-1
9	3	5	2	5	4	1
10	6	1	8	6	6	1
...
...
...
195	3	3	2	5	6	-1
196	3	5	8	5	4	1
197	5	5	2	3	6	-1
198	5	5	2	3	4	1
199	6	1	2	1	6	1
200	3	1	3	1	3	-1

Con estos datos de entrada de acuerdo con la tabla anterior, utilizamos la lógica de primer orden y aplicando las reglas de inferencias diseñadas en el capítulo III, se muestra como salida la lista menús recomendados para cada persona, donde se muestra (plan comida, Id Menú es el nombre del menú que está especificada en la base de conocimiento en el capítulo III, Kilocalorías corresponde a la sumatoria de kilocalorías de un menú en cuanto a sus ingredientes)

Tabla 15

Gustos de las personas

Plan_Comida	Id_Menú	Kilocalorias
Desayuno		
Desayuno	'D8',	513
Desayuno	'D6',	477
Media Mañana		
Media Mañana	'MM4',	213
Media Mañana	'MM5',	193
Almuerzo		

Almuerzo	'A6',	696
Almuerzo	'A7',	631
Almuerzo	'A8',	722
Almuerzo	'A4',	638
Media tarde		
Media tarde	'MT3',	184
Media tarde	'MT9',	187
Media tarde	'MT1',	185
Media tarde	'MT4',	187
Cena		
Cena	'C6',	404
Cena	'C10',	403

De la misma forma para cada persona se ha realizado la combinatoria de menús diferentes que se pueden presentar, esta combinatoria realizada con los diferentes (desayunos, media mañana, almuerzos, media tarde y cenas), en la estructura presentamos la combinatoria de una persona como resultado de menús recomendados para el día además se ha ordenado en forma ascendente las kilocalorías, es necesario recalcar que la cantidad de menús recomendados para cada persona es diferente.

Tabla 16

Combinatoria de menús recomendados de acuerdo con los gustos

N°	Desayuno	Kc D	Media Mañana	kc MM	Almuerzo	Kc A	Media tarde	Kc MT	Cena	Kc C	Total Kc menú
1	'D6'	477	'MM4'	213	'A6'	696	'MT9'	187	'C10'	403	1976
2	'D6'	477	'MM4'	213	'A6'	696	'MT4'	187	'C10'	403	1976
3	'D6'	477	'MM4'	213	'A6'	696	'MT9'	187	'C6'	404	1977
4	'D6'	477	'MM4'	213	'A6'	696	'MT4'	187	'C6'	404	1977
5	'D6'	477	'MM5'	193	'A8'	722	'MT3'	184	'C10'	403	1979
6	'D6'	477	'MM5'	193	'A8'	722	'MT3'	184	'C6'	404	1980
7	'D6'	477	'MM5'	193	'A8'	722	'MT1'	185	'C10'	403	1980
8	'D6'	477	'MM5'	193	'A8'	722	'MT1'	185	'C6'	404	1981
9	'D6'	477	'MM5'	193	'A8'	722	'MT9'	187	'C10'	403	1982
10	'D6'	477	'MM5'	193	'A8'	722	'MT4'	187	'C10'	403	1982
11	'D6'	477	'MM5'	193	'A8'	722	'MT9'	187	'C6'	404	1983
12	'D6'	477	'MM5'	193	'A8'	722	'MT4'	187	'C6'	404	1983
13	'D8'	513	'MM5'	193	'A6'	696	'MT3'	184	'C10'	403	1989
14	'D8'	513	'MM5'	193	'A6'	696	'MT3'	184	'C6'	404	1990
15	'D8'	513	'MM5'	193	'A6'	696	'MT1'	185	'C10'	403	1990
16	'D8'	513	'MM5'	193	'A6'	696	'MT1'	185	'C6'	404	1991

17	'D8'	513	'MM5'	193	'A6'	696	'MT9'	187	'C10'	403	1992
18	'D8'	513	'MM5'	193	'A6'	696	'MT4'	187	'C10'	403	1992
19	'D8'	513	'MM5'	193	'A6'	696	'MT9'	187	'C6'	404	1993
20	'D8'	513	'MM5'	193	'A6'	696	'MT4'	187	'C6'	404	1993
21	'D6'	477	'MM4'	213	'A8'	722	'MT3'	184	'C10'	403	1999
22	'D6'	477	'MM4'	213	'A8'	722	'MT3'	184	'C6'	404	2000
...
..
..
75	'D6'	477	'MM4'	213	'A8'	722	'MT1'	185	'C6'	404	2001
76	'D6'	477	'MM4'	213	'A8'	722	'MT9'	187	'C10'	403	2002
77	'D6'	477	'MM4'	213	'A8'	722	'MT4'	187	'C10'	403	2002
78	'D6'	477	'MM4'	213	'A8'	722	'MT9'	187	'C6'	404	2003
79	'D6'	477	'MM4'	213	'A8'	722	'MT4'	187	'C6'	404	2003
80	'Da8'	513	'MM4'	213	'A6'	696	'MT3'	184	'C10'	403	2009

4.3. Resultado final del modelo de recomendación de dieta saludable

Para resultado final de recomendación de dieta saludable para cada persona se ha ubicado la kilocaloría obtenida en lógica difusa de cada persona entre la lista de kilocalorías de la lista de menús recomendados de la misma persona, si desea bajar de peso se selecciona el menú con kilocalorías que tenga por debajo de kilocaloría dada por lógica difusa, en caso contrario se selecciona el menú con kilocalorías que supera las kilocalorías de lógica difusa,

La salida final de recomendación de dieta saludable presenta un solo menú para cada plan de comida (desayunos, media mañana, almuerzos, media tarde y cenas) esta recomendación realizada para cada persona se presenta en la siguiente tabla.

Tabla 17

Resultado final del sistema experto

N°	Edad	Peso	Talla	NivelA	K.cal.LD	GustoD	GustoMM	GustoA	GustoMT	GustoC	Sub Baj	Rec-Des	Rec-MM	Rec-AI	Rec-MT	Rec-C	Kcal Consumir
0	50	62	168	1.41	2038	1	5	2	1	6	-1	D5	MM9	A2	MT4	C6	2038
1	55	85	156	1.56	2581	5	5	8	5	4	1	D1	MM4	A3	MT7	C5	2046
2	52	64	165	1.45	2029	3	3	2	5	6	-1	D7	MM5	A8	MT8	C1	2029
3	48	82	169	1.52	2592	3	5	8	5	4	1	D7	MM4	A3	MT7	C5	2056
4	48	56	156	1.6	2026	3	5	2	5	4	1	D7	MM2	A5	MT7	C5	2026
5	48	71	158	1.6	2285	5	5	2	3	4	1	D1	MM4	A2	MT5	C5	2098
6	54	68	164	1.85	2589	6	1	2	1	6	1	D8	MM4	A2	MT7	C4	2121
7	52	60	173	1.45	2028	5	5	2	3	4	1	D4	MM4	A2	MT5	C7	2028
8	41	60	165	1.56	2465	3	5	2	5	4	1	D7	MM4	A2	MT7	C5	2120
9	54	78	158	1.62	2591	3	3	2	5	6	-1	D7	MM3	A2	MT7	C4	2110
10	58	75	170	1.61	2597	1	5	2	1	6	-1	D8	MM4	A2	MT7	C4	2121
...
...
...
192	46	68	170	1.48	2212	5	5	8	5	4	1	D1	MM4	A3	MT7	C5	2046
193	40	65	153	1.45	2254	5	5	2	3	4	1	D1	MM4	A2	MT5	C5	2098
194	54	59	156	1.43	2026	4	1	3	1	2	-1	D4	MM4	A8	MT7	C5	2006
195	50	78	159	1.32	2594	3	5	2	5	4	1	D7	MM4	A2	MT7	C5	2120
196	40	66	166	1.34	2097	3	5	8	5	4	1	D7	MM4	A3	MT7	C5	2056
197	58	74	169	1.67	2478	1	5	2	1	6	-1	D8	MM4	A2	MT7	C4	2121
198	40	60	159	1.65	2594	5	5	8	5	4	1	D1	MM4	A3	MT7	C5	2046
199	57	73	160	1.23	2394	3	3	2	5	6	-1	D7	MM3	A2	MT7	C4	2110
200	56	55	163	1.23	2040.00	3	5	8	5	4	1	D8	MM8	A3	MT7	C7	2040

Interpretando los datos de la primer fila de la salida final de recomendación tomamos en cuenta los datos de la primera persona:

Datos de entrada

- Edad. - 50
- Peso. - 62
- Talla. - 168 cm
- Nivel de actividad (NivelA)- 1.41
- Kilocalorias (K.cal.LD). - 2038.14
- Gusto en el desayuno (GustoD). - 1
- Gusto en media mañana (GustoMM).- 5
- Gusto en el almuerzo (GustoA).- 2
- Gusto en media tarde (GustoMT).- 1
- Gusto en la cena (GustoC).- 6
- Subir o bajar kilocaloría (SubBaj)- -1

Datos de salida

- **Recomendación para el desayuno (Rec-Des.)** - D5 (“Yogurt descremado con miel + pepino dulce + pan molde con aceituna”)
- **Recomendación para media mañana (Rec-MM).**- MM9(“Galleta soda con mantequilla de semilla de girasol + manzana”)
- **Recomendación para el almuerzo (Rec-AI).**- A2(“Ají de gallina con arroz + ensalada de lechuga + gelatina”)
- **Recomendación para media tarde (Rec-MT).**- MT4 (“Yogurt con fresa y kiwicha pop + almendras”)
- **Recomendación para la cena (Rec-C).**- C6(“Pizzas de tortilla de maíz rellena con cebolla, champiñones, salsa tomate y queso + infusión”)

- **Kilocaloría total del plan (KCalConsumir).- 2038**

4.4. Discusión de los resultados

- a) El modelo de recomendación de dieta saludable propuesto presenta un sistema experto para la recomendación nutricional personalizado, considerando las características de la persona y los gustos que tiene, en esta investigación se ha considerado a las personas normales (sin alguna enfermedad) desde los 18 hasta los 60 años, mientras en la investigación realizada por (Rodrigo, 2017), presenta un sistema experto para el cuidado nutricional personalizado para las necesidades específicas de adultos mayores.
- b) En esta investigación se diseñó un modelo de recomendación de dieta saludable mediante la lógica difusa para determinar el requerimiento calórico y la lógica de primer orden para que recomiende el plan de menú de acuerdo a los gustos, mientras que (Marji & Ratnawati, 2016) propusieron un sistema experto que recomiende la cantidad de cada ingrediente de comida para una persona en una dieta normal o específica, utilizando el algoritmo de vecino óptimo para la determinación de los requerimientos nutricionales y calóricos tomando en cuenta un sistema de medición de actividades físicas: sedentarios, poco activos, moderadamente activos, muy activos y demasiado activos.
- c) Tom *et al.* (2016), propusieron un sistema basado en la optimización difusa para la construcción de una dieta diaria que permite consumir los nutrientes que se necesita, para lo cual dividieron en dos niveles: el primer nivel, es componer comidas individuales de modo que cumplan con los objetivos de distribución de recomendación de ingesta dietética, el segundo nivel, es la composición de dieta diaria conformadas por comidas individuales, mientras en nuestra propuesta en el primer nivel se determina la cantidad de kilocalorías que requiere la persona mediante la lógica difusa, en el segundo nivel se infiere la lista de menús para mostrar el plan de menús que más se ajuste a los requerimientos calóricos mediante la lógica de primer orden y en el tercer nivel el sistema experto selecciona el menú que más se ajuste al requerimiento calórico de la persona.
- d) Los investigadores (Gupta *et al.*, 2017), propusieron un sistema experto para la recomendación de dietas saludables, donde dividieron el sistema en 2 módulos:



Administración y Generador de Menús. En el módulo de Administración, solicitan la información de la persona, (edad, peso, altura, sexo, enfermedades crónicas y un historial médico), una vez obtenida esta información calcularon el índice de masa corporal para ser transferida al siguiente módulo de generación de Menús en este módulo analizaron los requisitos nutricionales y se generó una tabla de intercambio de ingredientes y platos, con estos datos, se sugiere un menú, en nuestra propuesta se determina el requerimiento calórico total de la persona según los datos (edad, peso, talla y nivel de actividad física), por otro lado se genera una lista de menús las cuales han sido elaborados por un especialista indicando sus respectivas kilocalorías de cada ingrediente y por cada plan de menú, finalmente el sistema experto selecciona el plan de menú de acuerdo al gusto de la persona para el desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena) y la kilocaloría necesaria requerida de la persona.

CONCLUSIONES

- Se ha diseñado un modelo de recomendación de dietas saludables mediante la lógica difusa y la lógica de primer orden, en donde mediante la lógica difusa determina la cantidad de kilocalorías diarias requeridas para una persona considerando sus datos como la edad, peso, talla y nivel de actividad física; y la lógica de primer orden ha permitido inferir que menús recomendables como el desayuno, media mañana, almuerzo, media tarde y cena son recomendable basado en gustos de la persona.
- Se ha elaborar un sistema experto considerando el modelo diseñado, donde se consideró como dato de entrada los datos de la persona para la lógica difusa obteniendo como salida la cantidad de kilocalorías de la persona, así mismo como dato de entrada para la lógica de primer orden se consideró la lista de menús elaborados y el gusto de la persona, el cual dio como salida una conjunto de menús con sus respectivas kilocalorías y de las cuales el sistema experto selecciona el plan que más se ajuste a la kilocaloría de la persona, adicionalmente se ha agregado una opción en donde se indique si la persona quiere subir o bajar la kilocaloría.
- Se ha realizado la prueba con los datos de 200 personas tomadas del conjunto de datos de Kaggle, en donde para cada persona se ha determinado la cantidad de kilocalorías requeridas y el plan de menú para el día.

RECOMENDACIONES

- Las reglas de inferencia de lógica difusa son 81 en este trabajo, sin embargo, mediante una revisión exhaustiva se pueda optimizar en tener menos cantidad de reglas.
- Podría haber otros algoritmos que permitan hallar le mejor cantidad de kilo calorías para la persona considerando los mismos datos entrada, es necesario explorar otros algoritmos para sacar conclusiones al respecto.
- La lógica de primer orden considera 3 expresiones para su inferencia, es posible considerar otras caracterizas del producto (carbohidratos, grasas, proteínas) para mejorar las inferencias.
- En esta investigación se ha considerado a las personas que no padecen ninguna enfermedad, sin embargo, se puede considerar inferencias en donde se considere estos datos sobre si padece o no alguna enfermedad o no.

BIBLIOGRAFÍA

- Ahmed, I. M., Alfonse, M., Aref, M., & Salem, A. B. M. (2015). Reasoning Techniques for Diabetics Expert Systems. In *Procedia Computer Science* (Vol. 65, pp. 813–820). Elsevier Masson SAS. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.09.030>
- Al-Dhuhli, B. A., Al-Gadidi, B. S., Al-Alawi, H. H., & Al-Busaidi, K. A. (2020). Developing a nutrition and diet expert system prototype. In *Vision 2020: Innovation, Development Sustainability, and Economic Growth - Proceedings of the 21st International Business Information Management Association Conference, IBIMA 2013* (Vol. 2, Issue June, pp. 1368–1375). Recuperado de https://www.researchgate.net/publication/244993766_Developing_a_Nutrition_and_Diet_Expert_System_Prototype
- Anives (2013). Distribución de macronutrientes y fuentes alimentarias en la población española: resultados obtenidos del estudio científico ANIBES. Recuperado de https://www.fen.org.es/anibes/archivos/documentos/ANIBES_numero_7.pdf
- Andina (2019), INEI: desnutrición infantil disminuyó 5,2% en los últimos 5 años en el Perú. Recuperado de <https://andina.pe/agencia/noticia-inei-desnutricion-infantil-disminuyo-52-los-ultimos-5-anos-el-peru-711991.aspx>
- Andrew, A. M. (1998). Modern heuristic search methods. *Kybernetes*, 27(5), 582–585. <https://doi.org/10.1108/k.1998.27.5.582.3>
- Banda, H. (2014). Inteligencia Artificial Principios y Aplicaciones. *Inteligencia Artificial*, 2(6), 1–33. Recuperado de: <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Inteligencia+Artificial:+un+enfoque+moderno#0>
- Bayes y Viejo. (2003). *Sistemas Expertos*, (2da ed). España: Dupesa.
- Begoña, A. (2008). *Alimentación Saludable. Guía para las familias*. Consejo de Educación y Ciencia. Madrid. España.
- Chen, C. H., Karvela, M., Sohbaty, M., Shinawatra, T., & Toumazou, C. (2018). PERSON - Personalized Expert Recommendation System for Optimized Nutrition. In *IEEE*

- Transactions on Biomedical Circuits and Systems* (Vol. 12, Issue 1, pp. 151–160).
<https://doi.org/10.1109/TBCAS.2017.2760504>
- Chen R., Ting Y., Chen J. and Lo Y. (2015). The nutrients of chronic diet recommended based on domain ontology and decision tree. Conference on Technologies and Applications of Artificial Intelligence (TAAI), Tainan, 2015, pp. 289-295. DOI: 10.1109/TAAI.2015.7407127
- Chen, Y., Hsu, C. Y., Liu, L., & Yang, S. (2012). Constructing a nutrition diagnosis expert system. In *Expert Systems with Applications* (Vol. 39, Issue 2, pp. 2132–2156). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.07.069>
- Chen, R. C., Lin, Y. Da, Tsai, C. M., & Jiang, H. (2013). Constructing a diet recommendation system based on fuzzy rules and knapsack method. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics): Vol. 7906 LNAI* (pp. 490–500). https://doi.org/10.1007/978-3-642-38577-3_50
- Cioara, T., Anghel, I., Salomie, I., Barakat, L., Miles, S., Reidlinger, D., Taweel, A., Dobre, C., & Pop, F. (2018). Expert system for nutrition care process of older adults. In *Future Generation Computer Systems* (Vol. 80, pp. 368–383). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.future.2017.05.037>
- Díez, J. (2010). *Sistemas Inteligentes T6: Sistemas Basados en Reglas*. Oviedo: Universidad de Oviedo.
- El Comercio (2019). ¿Por qué promover la alimentación saludable en el Perú?. Recuperado de <https://elcomercio.pe/especial/perusostenible/planeta/que-promover-alimentacion-saludable-peru-noticia-1994487>
- Figuroa García, Ricardo. (2016) *Matemática Básica I*. Lima, Perú: Ediciones “América” R.G.M. Cuarta Edición.
- Franco, R. Z. (2017). Online recommender system for personalized nutrition advice. *RecSys 2017 - Proceedings of the 11th ACM Conference on Recommender Systems*, 411–415. <https://doi.org/10.1145/3109859.3109862>

- García, A. (2012). Métodos de Optimización: Algoritmos genéticos. Reflexión independiente sobre sistemas de trading. Recuperado de <http://www.tradingsys.org/metodos-de-optimizacion-algoritmos-geneticos>
- Grande F. (1984). Alimentación y nutrición. Colección Temas Clave. n° 48. Salvat Editores, SA. Barcelona.
- Gupta, M. V, Bhattacharjee, P., & Kotian, N. (2017). DANES: Diet and Nutrition Expert System for Meal Management and Nutrition Counseling. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*, 5(12), 204–208. <http://www.ijritcc.org> DOI: <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v5i12.1357>
- Hazman, M., & Idrees, A. M. (2016). A healthy nutrition expert system for children. In *2015 E-Health and Bioengineering Conference, EHB 2015* (pp. 1–4). <https://doi.org/10.1109/EHB.2015.7391367>
- Hussain, M. A., Yeasmin, S., Chowdhury, S., Wasee, F. R., Afrin, S., Tanzim, S. M., & Rahman, R. M. (2018). Income Based Food List Recommendation for Rural People Using Fuzzy Logic. In *Proceedings - 17th IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science, ICIS 2018* (pp. 116–121). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICIS.2018.8466403>
- Instituto Nacional de Estadística e Informática (2017). Desnutrición crónica. Recuperado de <http://m.inei.gob.pe/prensa/noticias/desnutricion-cronica-afecto-al-129-de-la-poblacion-menor-de-cinco-anos-de-edad-en-el-ano-2017-10773/>
- Instituto Español de Estudios Estratégicos (2019). La inteligencia artificial aplicada a la defensa. España: Edita y maqueta: Ministerio de defensa.
- Jang, J. S. R. ., Sun, C. T. ., & Mizutani, E. (1997). Neuro-Fuzzy and Soft Computing— A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. In *1482 Book Reviews IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL* (Vol. 42, Issue 10, pp. 1482–1484).
- Kovácsnai, G. (2011). Developing an expert system for diet recommendation. In *SACI 2011 - 6th IEEE International Symposium on Applied Computational Intelligence and Informatics, Proceedings* (pp. 505–509). <https://doi.org/10.1109/SACI.2011.5873056>

- Malo Serrano, M., Castillo M., N., & Pajita D., D. (2017). Obesity in the world. In *Anales de la Facultad de Medicina* (Vol. 78, Issue 2, p. 67). http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1025-55832017000200011. DOI: <https://doi.org/10.15381/anales.v78i2.13213>
- Marinchev, I., & Agre, G. (2016). An expert system for healthful and dietary nutrition. In *ACM International Conference Proceeding Series* (Vol. 1164, Issue June, pp. 229–236). <https://doi.org/10.1145/2983468.2983485>
- Marji, & Ratnawati, Di. E. (2017). Mobile-based expert system for human diet planning using optimum neighbor. In *2016 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems, ICACISIS 2016* (pp. 283–287). <https://doi.org/10.1109/ICACISIS.2016.7872802>
- MedlinePlus (2019). Malnutrition. Recuperado de: <https://medlineplus.gov/malnutrition.html>
- MINSA (2012). Tabla de valoración nutricional según IMC adultas/os. Recuperado de https://bvs.ins.gob.pe/insprint/CENAN/Tabla_valor_nutricional_segun_IMC_adultos.pdf
- Merwe, A. Van Der, Kruger, H., & Steyn, T. (2015). A diet expert system utilizing linear programming models in a rule-based inference engine. *Journal of Applied Operational Research*, 7(1), 13–22. <http://orlabanalytics.ca/jaor/archive/v7/n1/jaorv7n1p13.pdf>
- OMS (2019) "Obesidad y sobrepeso, Datos y cifras". Recuperado de: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight>
- OMS (2019). Datos y cifras para acabar con la obesidad infantil. Recuperado de <https://www.who.int/end-childhood-obesity/facts/es>
- OMS (2019). Malnutrition. Recuperado de <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/malnutrition>
- OMS 2021. Nutrición. Recuperado de <https://www.who.int/nutrition/es/>

- OMS 2010. Recomendaciones mundiales sobre la actividad Física para la salud. Ginebra.
Recuperado de:
https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/44441/9789243599977_spa.pdf
- Pawar, K. R., Ghorpade, T., & Shedge, R. (2016). Constraint based recipe recommendation using forward checking algorithm. In *2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics, ICACCI 2016* (pp. 1474–1478). <https://doi.org/10.1109/ICACCI.2016.7732256>
- Palma, J., & Marín, R. (2008). Inteligencia Artificial. *Inteligencia Artificial*, March, 1–158. <https://doi.org/10.13140/2.1.3720.0960>
- Rao, S. S. (1996). *Engineering Optimization. Theory and Practice*. John Wiley & Sons, third edition.
- Rehman, F., Khalid, O., Haq, N. U., Khan, A. U. R., Bilal, K., & Madani, S. A. (2017). Diet-right: A smart food recommendation system. In *KSII Transactions on Internet and Information Systems* (Vol. 11, Issue 6, pp. 2910–2925). <https://doi.org/10.3837/tiis.2017.06.006>
- Roanes-Lozano, E., Galán-García, J. L., & Aguilera-Venegas, G. (2016). A prototype of a RBES for personalized menus generation. In *Applied Mathematics and Computation* (Vol. 315, pp. 615–624). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2016.12.023>
- Romero, J. J., Dafonte, C., Gómez, Á., & Penousal, F. J. (2007). Inteligencia Artificial Y Computación Avanzada. In *Inteligencia Artificial*. Recuperado de <http://fmachado.dei.uc.pt/wp-content/papercite-data/pdf/ms07.pdf#page=9>
- Rostami, A., Pandey, V., Nag, N., Wang, V., & Jain, R. (2020). Personal food model. *ArXiv*, 4416–4424. <https://doi.org/10.1145/3394171.3414691>
- Russell S., & Norving, P. (2004). *Inteligencia Artificial. Un enfoque modern*. 2da Edición. Pearson Educación. Madrid, España.
- Tom, M., Wibovo, S., & Williams, S. (2016). Optimized daily diet composition for a nutritionally balanced diet: An application of fuzzy multiple objective linear



programming. In *2016 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, FUZZ-IEEE 2016* (pp. 1628–1634). <https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE.2016.7737885>

UNED, (2021). Guía nutricional. Principios básicos sobre nutrición y salud. Recuperado de: <https://www2.uned.es/pea-nutricion-y-dietetica-I/guia/PDF/Guia%20de%20Alimentacion%20y%20Salud%20-%20Guia%20Nutricional.pdf>

UYAR, O. (2016). Preparing Diet List Suggestion with Fuzzy Expert System. In *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering* (Vol. 4, Issue Special Issue-1, pp. 58–62). <https://doi.org/10.18201/ijisae.266528>

World Health Association (2016). What is malnutrition? Recuperado de: <http://www.who.int/features/qa/malnutrition/en/>

Yera Toledo, R., Alzahrani, A. A., & Martinez, L. (2019). A food recommender system considering nutritional information and user preferences. In *IEEE Access* (Vol. 7, Issue 1, pp. 96695–96711). <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2929413>



ANEXOS

Anexo 1. Ingredientes y sus kilocalorías de cada menú y valores nutricionales de cada ingrediente

Alimento	Medida casera	Cantidad (g)	Energía (kcal)	Agua (g)	Proteínas (g)	Grasa (g)	Carbohidratos (g)
Bebida de soya con fresa y avena + pan integral con aceituna							
D3	leche soya	1 tza	130	221	11	5	12
Desayuno	fresas	1 taza	48	125	1	1	12
	avena hojuela cruda	1/4 tza	60	16	2	1	13
	pan integral suave	2 unidad	148	23	6	3	28
	aceitunas botija	4 unidad	95	18	0	10	2
	Total		481	402	21	19	68
		%Adecuación	96		92	117	104
Mango picado con pistachos							
MM3	mango	1 taza	86	132	1	0	25
Media mañana	pistacho	25 unidades	114	0	4	9	5
	agua	1 vaso	0	200	0	0	0
	Total		199	332	5	10	31
		%Adecuación	100		55	143	118
Bonito a la plancha con arroz, frejol canario y camote + ensalada de tomate y palta+ compota de piña							
A3	aceite	1 cda	97	0	0	11	0
Almuerzo	bonito	1 filete	166	85	28	5	0
	arroz cocido	1 tza	161	101	3	0	35
	frejol canario cocido	1/2 tza	33	59	4	0	12
	camote	1/2 unidad	95	74	2	0	23
	cebolla chilena	1/4 tza	6	28	0	0	2
	tomate	1 unidad	14	87	1	0	4
	palta	1/4 unidad	59	36	1	6	3
	jugo de limón	1 cda	4	12	0	0	1
	piña	1/2 rodaja	70	63	0	0	7
				23		0	0

chuño	1 cda	6	22	0	0	0	5
panela	1 cda	8	26	1	0	0	7
agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
Total			704	744	39	23	99
%Adecuación			101	125	97	109	

Yogurt descremado con papaya picada y almendras

YOGUR desc	1 tza	220	80	188	7	0	14
papaya	1/2 tza	60	15	54	0	0	5
agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
almendras	15 unidades	16	88	1	4	9	2
Total			184	443	11	9	22
%Adecuación			92	127	134	83	

Jugo de naranja + tostada integral con mermelada fresa y ajonjolí tostado + huevo

jugo de naranja	1 tza	220	70	200	1	0	22
tostada integral	2 unidad	50	147	15	5	2	27
mermelada fres glori	2 cda	20	63	6	0	0	15
ajonjolí	1 cda	8	42	0	1	4	2
huevo cocido	1 unidad	55	80	42	7	5	0
Total			401	263	14	12	67
%Adecuación			100	78	90	128	

TOTAL DÍA
%

1969	2185	91	72	285
98	109	101	109	110

ADECUACIÓN

Alimento	Medida casera	Cantidad (g)	Energía (kcal)	Agua (g)	Proteínas (g)	Grasa (g)	Carbohidratos (g)
Jugo de papaya con miel + tortilla de huevo con champiñones y cebolla + tortilla de maíz							
papaya	1 tza	120	30	109	0	0	10
agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
miel	1 cda	18	59	3	0	0	15

	cebolla	1/4 tza	30	6	28	0	0	2
	champiñon	1/2 tza	65	14	59	2	0	4
	huevo entero	1 unidad	55	83	40	7	6	0
	aceite de oliva	1 1/2 cdta	6	53	0	0	6	0
	tortilla maíz rapidita	3 piezas	75	203	34	6	7	29
	Total		448	472	15	20	60	
	%Adecuació n		90	69	118	92		
MM4	Yogurt con granadilla y maní							
Media mañana	granadilla	1 unidad	50	40	41	1	1	8
	maní	30 unidades	20	118	0	5	10	3
	YOGUR desc	2/3 tza	150	55	128	5	0	10
	Total		213	169	12	11	21	
	%Adecuació n		106	129	170	81		
A4	Tallarines rojos con pollo + papa la huancaína + limonada							
Almuerzo	tallarín sancocado	1 tza	145	131	109	4	0	31
	pollo muslo s/piel	1 unidad	80	167	50	21	9	0
	zanahoria	1/3 tza	38	7	34	0	0	3
	papa blanca	1/2 unidad	90	78	67	2	0	20
	Ajo	1 cabeza	7	8	4	0	0	2
	cebolla	1/4 tza	30	6	29	0	0	2
	tomate	1 unidad	92	14	87	1	0	4
	ají amarillo	1/2 und	30	12	27	0	0	3
	queso fresco vaca	1 taj	30	79	17	5	6	1
	huevo	1/4 unidad	13	18	9	2	1	0
	lechuga	1 tza	20	1	19	0	0	0
	aceite	1 1/2 cdta	6	53	0	0	6	0
	miel	1 cda	18	59	3	0	0	15
	agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0

	jugo de limón	1 cda	13	4	12	0	0	1
			Total	638	668	36	23	82
			%Adecuació n	91	115	97		91
MT4	Yogurt con fresa y kiwicha pop + almendras							
	YOGUR desc	1/2 tza	110	40	94	4	0	7
	fresa	1/3 tza	42	14	37	0	0	4
	kiwicha pop	1 tza	27	100	2	4	2	18
	almendra	6 unidad	6	33	0	1	3	1
			Total	187	134	9	6	30
			%Adecuació n	94	100	91		114
C4	Crepes de harina + plátano y miel + jugo melón							
	harina	1/4 tza	27	98	3	3	1	21
	leche fresca descr	1/4 tza	53	23	48	2	1	2
	plátano	1 unidad	100	74	76	2	0	21
	miel	1 cda	18	59	3	0	0	15
	huevo crudo	1 unidad	55	86	40	7	6	24
	aceite de oliva	1 1/2 cdta	6	53	0	0	6	0
	agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
	melón	2/3 tza	110	23	102	1	0	6
			Total	416	471	14	14	90
			%Adecuació n	104	76	102		172
	TOTAL DÍA			1902	1914	86	73	282
	% ADECUACIÓ N			95	96	95	110	109

Alimento	Medida casera	Cantidad (g)	Energía (kcal)	Agua (g)	Proteínas (g)	Grasa (g)	Carbohidratos (g)
D5							
Yogurt descremado con miel + pepino dulce + pan molde con aceituna							
Pepino dulce	1 unidad med	220	57	203	1	0	15
YOGUR desc	1 tza	220	80	188	7	0	14
miel abeja	1 cda	18	30	1	0	0	8
pan integral	3 taj	75	185	28	7	3	35
molde							
aceituna botija	6 unidad	48	143	28	0	15	4
agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
Total			495	648	16	19	75
%Adecuación			99		70	113	116
MM5							
Yogurt con plátano isla picado + ajonjolí							
plátano de isla	1 unidad	120	90	89	1	0	26
ajonjolí	1 1/2 cda	12	63	1	2	6	3
YOGUR desc	1/2 tza	110	40	94	4	0	7
agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
Total			193	383	7	6	36
%Adecuación			97		81	93	138
A6							
Crepes de harina relleno con saltado de pollo (pollo+ pimiento rojo + zapallito queso) + zarza cebolla y jugo maracuyá							
harina	2/3 tza	80	290	9	8	2	61
leche	1/3 tza	69	44	61	2	2	4
huevo	1/2 unidad	26	41	19	3	3	0
pollo	1 filete	60	71	45	13	2	0
zapallito	1/4 tza	30	17	25	1	0	4
cebolla chilena	1/4 tza	30	6	28	0	0	2
pimiento rojo	1/4 tza	25	7	23	0	0	1
ajo	1 cabeza	7	8	4	0	0	2
queso fresco	1 taj	30	79	17	5	6	1
aceite	1 cda	11	97	0	0	11	0

MT6	maracuya pulpa	1 cda	12	7	10	0	0	2
	panela	1 cda	8	26	1	0	0	7
	agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
	Total		693	440	34	26	84	92
	%Adecuación	99	107	112	112	92		
Mazamorra de durazno con guindones y almendras								
Media tarde	durazno	1 unidad	70	30	60	1	0	9
	chuño	2 cdas	12	44	1	0	0	11
	guindones	2 unidades	10	22	3	0	0	6
	panela	1 cda	8	26	1	0	0	7
	almendra	14 unidades	14	77	1	3	8	2
Total		199	66	4	8	35	134	
	%Adecuación	99	45	116	116	134		
C6	Salteado de espárragos y pollo + camote cocido + huevo cocido y agua de manzana							
Cena	camote	1/2 unidad	110	105	81	2	0	26
	pollo	1 filete	100	119	75	21	3	0
	huevo cocido	1 unidad	55	80	42	7	5	0
	espárrago	1/2 tza	48	7	45	1	0	2
	manzana	1/2 unidad	80	40	68	0	0	12
	aceite	1 cdta	4	35	0	0	4	0
	panela	1 cda	8	26	1	0	0	7
	agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
	Total		412	511	32	13	46	88
	%Adecuación	103	177	96	96	88		
TOTAL DÍA		1992	2048	93	72	276		
% ADECUACIÓN		100	102	103	107	106		

	Alimento	Medida casera	Cantidad (g)	Energía (kcal)	Agua (g)	Proteínas (g)	Grasa (g)	Carbohidratos (g)	
D7	Bebida de avena + tortilla huevo, cebolla y queso + choclo + kiwi								
	choclo	1 tza	136	141	92	4	1	38	
	huevo	1 und	50	73	38	6	5	0	
	queso	1 taj	30	79	17	5	6	1	
	cebolla	1/4 tza	30	6	28	0	0	2	
	aceite de oliva	1 1/2 cdtá	6	53	0	0	6	0	
	kiwi	2 unidad	160	62	137	5	0	17	
	avena	1 cda	8	30	0	1	0	6	
	panela	2 cda	10	32	2	0	0	8	
	agua	1 tza	200	0	200	0	0	0	
	Total		477	513	22	19	72		
	%Adecuación		95	98	114	110			
MM7	yogurt descremado con kiwicha pop + granadilla + almendras								
	yogurt glor	1 tza	220	80	188	7	0	14	
	kiwicha pop	1 tza	27	100	2	4	2	18	
	granadilla	1 unidad	35	18	29	1	1	4	
	almendra	5 unidades	5	29	0	1	3	1	
	agua	1 tza	200	0	200	0	0	0	
		Total		227	419	13	6	37	
		%Adecuación		114	144	91	143		
	A7	arroz con pollo + ensala de lechuga + chicha morada							
		arroz crudo	1/2 tza	89	319	12	7	1	69
pollo pierna crud		1/2 tza	100	187	70	18	12	0	
arveja fesca		1/4 tza	33	28	24	2	0	6	
zanahoria		1/8 tza	18	3	16	0	0	1	
culantro		1/2tza	12	4	10	0	0	1	
ajo		1/2 unidad	3	4	2	0	0	1	
pimiento rojo		1/4 tza	20	5	18	0	0	1	

	lechuga	2 tza	40	3	39	0	0	1
	aceite de oliva	1 cda	11	97	0	0	11	0
	panela	1 1/2 cda	12	39	2	0	0	10
	maiz morado	1/2 unidad	80	0	0	0	0	0
	jugo de limón	2 cdas	26	7	23	0	0	3
	Total		696	216	29	25	93	
	%Adecuación		99	91	105	102		
MT7	yogurt con fresa picada + galletas soda con mantequilla maní							
	yogurt glor	1 tza	220	80	188	7	0	14
	fresa	1/2 tza	60	20	53	0	0	5
	galleta soda	4 unidades	14	60	1	1	2	10
	agua	1 tza	0	0	200	0	0	0
	mantequilla maní	1/2 cda	6	35	0	2	3	1
	Total		196	442	11	5	31	
	%Adecuación		98	121	80	119		
C7	pizzas de tortilla de maiz rellena con cebolla, champiñones, salsa tomate y queso + infusión							
	queso parmes	1/4 tza	30	132	7	12	9	1
	tortilla maíz	2 piezas	68	184	31	4	4	4
	rapidita	1/4 tza	30	7	27	0	0	2
	cebolla blanca	1 tza	130	29	117	4	1	7
	champiñones	1 unidad	110	13	104	1	0	4
	tomate italiano	1 vaso	200	0	200	0	0	0
	infusion	1 1/2 cda	12	39	2	0	0	10
	panela							
	Total		404	488	21	14	28	
	%Adecuación		101	117	106	55		
	TOTAL DÍA		487	2001	2078	96	69	261
	%							
	ADECUACIÓN		100	104	107	104	100	

	Alimento	Medida casera	Cantidad (g)	Energía (kcal)	Agua (g)	Proteínas (g)	Grasa (g)	Carbohidratos (g)	
D8 Desayuno	Bebida de quinua + arepas rellenas con queso y espinaca + 1 naranja picada								
	quinua	1 cda	15	53	2	2	1	10	
	agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0	
	harina maiz	1/2 tza	69	237	8	4	3	53	
	queso fresco	1 taj	30	52	20	5	3	1	
	espinaca	1 tza	22	5	20	0	0	1	
	naranja huando	1 und	120	43	105	1	0	13	
	aceite de oliva	1 cda	11	97	0	0	11	0	
	panela	1 cda	8	26	1	0	0	7	
				Total	513	355	13	19	85
			%Adecuación	103		56	113	131	
MM8 Media mañana	Cancha serrana + gelatina + nísperos								
	maiz cancha tostada	1/4 tza	30	103	3	2	1	24	
	gelatina prep	1/2 tza	120	74	101	1	0	17	
	níspero	1/2 tza	65	35	56	0	0	8	
				Total	212	160	4	1	49
				%Adecuación	106		41	12	189
	A8 Almuerzo	asado de res + puré de papa + arroz + ensalada de lechuga, pepinillo y palta + jugo de cocona							
		papa	1 unidad med	150	152	110	3	1	35
		arroz cocido	1 tza	140	161	101	3	0	35
		asado de res	1 filete	120	160	86	26	6	0
zanahoria		1/8 tza	18	3	16	0	0	1	
pepinillo		1/2 tza	68	6	66	0	0	2	
arveja fesca		1/4 tza	33	28	24	2	0	6	
lechuga		1 tza	20	2	19	0	0	1	
aceite de oliva		1 cda	11	97	0	0	11	0	
palta		1/4 unidad	42	55	33	1	5	2	

	cebolla chile	1 cda	9	2	8	0	0	1
	ajo	1 cabeza	7	8	4	0	0	2
	tomate	1 cda	9	2	8	0	0	0
	jugo de limón	1 cda	13	4	12	0	0	1
	agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
	cocona	1/4 tz	37	16	33	0	0	3
	panela	1 cda	8	26	1	0	0	7
	Total		722	721	37	24	97	
	%Adecuación		103	119	102	107		
MT8	yogurt descremado + pera y nueces							
Media tarde	yogurt glor	1 tza	220	80	188	7	0	14
	pera de agua	1 unidad	105	44	90	0	1	14
	nueces	4 unidades	10	65	0	2	7	1
	Total		190	278	10	8	29	
	%Adecuación		95	107	116	111		
C8	crema de zapallo con leche y pollo + infusión							
Cena	zapallo macre	2 tzas	200	52	184	1	0	13
	kion	1 cdta	2	1	2	0	0	0
	cebolla blanca	1/8 tza	18	4	16	0	0	1
	aceite de oliva	1 cda	11	97	0	0	11	0
	leche fresc entera	1 tza	100	64	88	3	3	5
	pollo	1 filete	100	119	75	21	3	0
	infusion toronjil	1 tza	200	0	200	0	0	0
	panela	1 cda	8	26	1	0	0	7
	Total		363	566	26	18	26	
		%Adecuación	91	145	133	50	286	
	TOTAL DÍA	2000	2080	89	69	110		
	% ADECUACIÓN	100	104	99	103	110		

Alimento	Medida casera	Cantidad (g)	Energía (kcal)	Agua (g)	Proteínas (g)	Grasa (g)	Carbohidratos (g)
D9							
crepes de aevna, chocolate y platanos + platanos picado y fresa + yogurt							
avena envazada	1/2 tza	34	129	2	5	2	24
agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
platanos seda	1 unidad	120	89	9	2	0	25
yogurt glor	1/2 tza	110	40	94	4	0	7
cocoa	1 cda	8	32	0	1	0	7
huevo	1 und	55	86	40	7	6	0
aceite de oliva	1 cda	11	97	0	0	11	0
fresa	1/2 tza	60	20	53	0	0	5
		Total	493	398	18	20	69
		%Adecuación	99	81	120	106	
MM9							
galleta soda con mantequilla de semilla de girasol + manzan							
galleta soda	6 unidades	21	90	1	2	2	16
semilla girasol	1 cda	10	59	0	2	6	1
manzana	1/2 unidad	70	35	59	0	0	10
		Total	184	61	5	8	27
		%Adecuación	92	52	124	104	
A9							
caigua rellena con carne molida, pasas, huevo, aceituna + arroz + ensalada de rabanito + limonada							
caigua	2 und grande	300	45	285	2	1	10
arroz cocido	1 tza	140	161	101	3	0	35
carne res	1 filete	100	133	72	22	5	0
ají panca	1 cda	4	8	1	0	0	2
ají amarillo licu	1 cda	12	5	11	0	0	1
aceituna	4 unidades	32	95	18	0	10	2
huevo	1 unid	55	86	40	7	6	0
aceite de oliva	1 cda	4	35	0	0	4	0

	cebolla chile	1 cda	15	3	14	0	0	1
	ajo	1 cabeza	7	8	4	0	0	2
	pasas	1/4 tza	35	80	11	1	0	22
	rabanito	1 unidad	44	3	42	0	0	1
	jugo de limón	1 1/2 cda	17	5	15	0	0	2
	panela	1 1/2 cda	12	39	2	0	0	10
	Total		706	616	36	27	89	
	%Adecuación		101	115	115	115	98	
MT9	yogurt descremado con sandía picada + pecanas							
	yogurt glor	1 tza	220	80	188	7	0	14
	sandía	1 tza	145	33	135	1	0	9
	pecana	2 unidades	11	74	0	1	8	1
	agua	1 vaso	200	0	200	0	0	0
	Total		187	523	9	8	24	
	%Adecuación		94	106	127	93		
C9	crema de espárragos con leche y pollo + infusión							
	espárragos	2tza	165	25	153	4	0	6
	papa amarilla	1 unidad	150	152	110	3	1	35
	cebolla blanca	1/8 tza	18	4	16	0	0	1
	aceite de oliva	1 cdtá	4	35	0	0	4	0
	leche fresc							
	entera	1/4 tza	53	34	47	2	2	3
	pollo	1 filete	100	119	75	21	3	0
	infusion toronjil	1 tza	200	0	200	0	0	0
	panela	1 cda	8	26	1	0	0	7
	Total		395	602	30	10	52	
	%Adecuación		99	166	74	100	261	
	TOTAL DÍA		1965	2199	98	73	100	
	% ADECUACIÓN		98	110	109	110	100	

Tipo de comida	Alimento	Medida casera	Cantidad (g)	Energía (kcal)	Agua (g)	Proteínas (g)	Grasa (g)	Carbohidratos (g)	
D10									
omelette relleno de tomate champiñón, espinaca, queso, jamón + choclo + café									
Desayuno	choclo	1/3 tza	47	49	32	2	0	13	
	tomate	1 unidad	92	25	87	1	0	4	
	champiñón	1/2 tza	50	11	45	2	0	3	
	espinaca	1 tza	22	5	20	0	0	1	
	jamón del país	3 lonjas	25	86	12	6	7	0	
	huevo	1 und	55	86	40	7	6	0	
	aceite de oliva	1 cda	11	97	0	0	11	0	
	queso	1 taj	30	79	17	5	6	1	
	café prep	1 tza	220	0	220	0	0	0	
	panela	1 1/2 cda	12	39	2	0	0	10	
	Total				477	473	23	31	32
	%Adecuación				95	101	184		
MM10									
yogurt con dátiles + almendras									
Media mañana	yogurt glor	1 tza	220	80	188	7	0	14	
	almendra	10 und	10	55	1	2	5	1	
	dátiles	4 unidades	35	68	13	0	0	21	
	Total				204	201	10	6	37
%Adecuación				102	115	87			
A10									
sudado de lenguado + yuca sancochada + zarza cebolla china con cancha serrana + bebida de cebada									
Almuerzo	tomate	1 unidad	92	25	87	1	0	4	
	yuca sancochada	2 tza	208	283	129	1	0	76	

pescado culantro ají amarillo lic maiz cancha tostada cebolla china jugo de limón aceite de oliva cebolla chile ajo cebada panela	1 filete	150	137	119	28	2	0
	1 cdtá	4	1	3	0	0	0
	1 cda	12	5	11	0	0	1
	1/4 tza	22	75	2	1	1	18
	1/3 tza	30	11	27	1	0	2
	1 cda	13	4	12	0	0	1
	1 cda	11	97	0	0	11	0
	1/2 und	60	11	56	0	0	4
	1 cabeza	7	8	4	0	0	2
	1 cda	0	0	200	0	0	0
	1 1/2 cda	12	39	2	0	0	10
	Total		696	651	33	14	118
	%Adecuación		99	106	62	62	129
pop corn + mandarina							
maiz pop corn mandarina	1/4 tza	47	160	4	6	2	30
	1 unidad	150	44	135	1	0	13
	agua	200	0	200	0	0	0
Total		204	204	339	7	2	42
%Adecuación		102	73	36	36	163	
sandwich capresse + jugo de naranja							
tomate pan molde integral albahaca aceite de oliva queso mozzarella jugo de naranja	1/2 unidad	45	12	42	0	0	2
	2 taj	60	148	23	6	3	28
	1/2 tza	10	3	9	0	0	1
	1 cdtá	4	35	0	0	4	0
	1/3 tza	45	135	23	10	10	1
	1 tza	220	70	200	1	0	22
Total		403	296	18	17	54	
%Adecuación		101	98	129	129	103	



TOTAL DÍA	1984	1960	90	70	283
% ADECUACIÓN	99	98	100	106	109

Anexo 2. Base conocimiento relación Gusto (ingrediente,gusto)

N°	Ingredientes	Gustos
1	yogurt	1
2	mango	5
6	huevo	2
11	palta	5
12	Atún	8
29	Pepino dulce	5
30	yogurt	1
98	leche	1
100	fresa	5
107	yogurt	1
112	pollo	2
115	brocoli	4
132	pollo	2
134	lechuga	4
139	bonito	8
141	frejol	3
145	palta	5
180	pollo	2
186	lechuga	4
250	mango	5
254	papaya	5
277	pera	5
283	maiz	6
286	avena	6
306	harina	6
308	plátano	5
323	tortilla	6

Anexo 3. Base de conocimiento ingrediente (Menu, ingrediente)

N°	Ingredientes	Menu
1	yogurt	D1
2	mango	D1
3	linaza	D1
4	pan	D1
5	agua	D1
...
21	papaya	D4
23	miel	D4
24	cebolla	D4
25	champiñon	D4
26	huevo	D4
27	aceite	D4
...
79	kiwi	MM2
80	yogurt	MM2
...
89	platano	MM5
90	ajonjoli	MM5
...
110	aceite	A1
111	ajo	A1
112	pollo	A1
113	arroz	A1
114	lenteja	A1
...
253	YOGURT	MT3
254	papaya	MT3
255	agua	MT3
...
271	yogurt	MT7
272	higo	MT7
273	Almendras	MT7
...
288	mantequilla	C1
289	tostada	C1
290	huevo	C1
...
301	jugo	C3
302	tostada	C3
303	mermelada	C3
304	ajonjoli	C3
305	huevo	C3

Anexo 4. Base de conocimiento menú plan

N°	Menu	Plan	Kcal
1	D1	Desayuno	506
3	D3	Desayuno	481
6	D6	Desayuno	477
7	D7	Desayuno	516
8	D8	Desayuno	513
9	D9	Desayuno	493
10	D10	Desayuno	477
11	MM1	MediaM	183
12	MM2	MediaM	194
13	MM3	MediaM	199
15	MM5	MediaM	193
16	MM6	MediaM	114
18	MM8	MediaM	212
...
21	A1	Almuerzo	679
...
...
27	A7	Almuerzo	631
28	A8	Almuerzo	722
29	A9	Almuerzo	706
30	A10	Almuerzo	696
31	MT1	MediaT	185
32	MT2	MediaT	183
...
...
39	MT9	MediaT	187
40	MT10	MediaT	204
41	C1	Cena	408
42	C2	Cena	363
43	C3	Cena	401
45	C5	Cena	412
47	C7	Cena	400
48	C8	Cena	363
49	C9	Cena	395
50	C10	Cena	403