

Universidad Autónoma del Estado de México



Maestría en Ciencias de la Computación

Clasificación de Somatotipos Mediante Análisis de Bioimpedancia Eléctrica
Especial Usando Redes Neuronales Artificiales

Tesis que presenta:

María Fernanda Urdañez Carbajal

Director de Tesis:

Dr. en I.S. José Sergio Ruiz Castilla

Línea de Generación y Aplicación del Conocimiento:

Inteligencia Artificial

Contenido

1. Introducción	5
1.1. Planteamiento del problema	9
1.2. Justificación.....	11
1.3. Objetivos	16
1.3.1. Objetivo principal.....	16
1.3.2. Objetivos específicos.....	16
1.3.3. Hipótesis.....	16
1.4. Estado del arte	16
2. Preliminares.....	28
2.1. Somatotipos.....	28
2.2. Sobrepeso y obesidad	29
2.3. Hábitos de ejercicio.....	31
Programas de acondicionamiento neuromuscular	33
2.5. Características del Deep learning	34
2.6. Extracción de características	35
3. Metodología	37
3.1. Metodología propuesta.....	37
3.2. Redes neuronales artificiales	40
3.3. Dataset.....	41
3.3.1. Obtención del Dataset.....	41
3.4. Método aplicado	43
3.5. Métodos aplicados.....	46
3.5.1. Procesamiento con Orange.....	46
4. Resultados	47
5. Conclusiones.....	50
6. Trabajo futuro	50
7. Referencias.....	51

Índice de Figuras

Figura 1 Gasto promedio mensual per cápita en alimentos por tipo de localidad. México, Fuente: ENSAUT 2012 y 2018-19	10
Figura 2 Clasificación del Somatotipo (obtenido de Bartinelli,T (2007), Ilustración de la clasificación del somatotipo, Phisque, fitness and performance)	13
Figura 3 Pirámide de la Alimentación Saludable (SENEC,2004).....	15
Figura 4 Clasificación de obesidad por imc y circunferencia de la cintura (cc) obtenido de S. Barquera Cervera, et al.: Obesidad en México	30
Figura 5 Diagrama de las tres Dataset para el entrenamiento	44

Índice de Tablas

Tabla 1 Gasto per cápita promedio por hogar en alimentos y salud en 2018. Fuente: ENSANUT 21018-19	10
Tabla 2 Características en las clases del somatotipo (obtenido de Cabañas, M. (2009), Comparación de la clasificación del somatotipo, Introducción de la técnica antropométrica. Método. Medidas antropométricas. Puntos anatómicos.)	14
Tabla 1 Subcategorías derivadas de Ectomorfo, mesomorfo y endomorfo según Carter & Heath [10]... 38	
Tabla 2 Medidas requeridas para determinar los grados de somatotipo.	38
Tabla 3 Valores del cálculo de un somatotipo.	40
Tabla 2 datos desde un dispositivo de bioimpedancia eléctrica [12].	42
Tabla 3 Datos desde medidas antropométricas [12].	43
Tabla 5 Variables del Dataset, con los nombre originales de la fuente.....	45
Tabla 5 Variables del Dataset, con los nombre originales de la fuente.....	47
Tabla 4 Resultados del Dataset de datos del dispositivo de bioimpedancia eléctrica.	47
Tabla 5 Matrices de confusión del Dataset de datos del dispositivo de bioimpedancia eléctrica.	48
Tabla 6 Resultados del Dataset con datos de medidas antropométricas.....	48
Tabla 7 Matrices de confusión del Dataset con datos de medidas antropométricas.....	48
Tabla 8 Resultados del Dataset con datos del dispositivo de bioimpedancia y medidas antropométricas.	49
Tabla 9 Matrices de confusión del Dataset de datos del dispositivo de Bioimpedancia y medidas antropométricas.	49
Tabla 10 Comparación de resultados propios y del estado del arte.....	49

1. Introducción

Los temas de clasificación y predicción para el área de computación han sido un gran reto, intentando buscar más aplicaciones eficientes en las que sean de utilidad todas estas herramientas para poder mejorarlas o corregirlas. Las redes neuronales han llamado la atención de los estudiosos de la estadística ya que se destaca un buen rendimiento para problemas con mucho ruido o que no sean lineales.

Por otro lado, las actividades en línea se han ido reforzando con el paso del tiempo, con la finalidad de ofrecer servicios de manera flexible y sobre todo que sean precisos y seguros. En el campo de la salud se ha buscado aplicar técnicas para poder adaptarse a esta nueva era tecnológica, con la intención de poder atender en la distancia a pacientes, hasta el punto de poder operarlos [1] La automatización de tareas entre las más destacadas, son la evaluación nutricional a poblaciones sanas o con alguna condición que presente enfermedad. En este trabajo se pretende identificar las mejores técnicas para poder clasificar la estructura corporal de las personas o pacientes, que tengan o no una enfermedad y que haya acudido con algún especialista de la salud con la intención de recibir atención para comenzar con un plan alimenticio y hacer ejercicio de acuerdo a sus necesidades físicas y poder mejorar su estado de salud.

La obesidad es una enfermedad crónica que se caracteriza por un mayor contenido de grasa corporal en la que influyen diferentes factores como su genética, el lugar donde vive, entre otros [2] La necesidad de atacar esta enfermedad ha promovido diferentes alternativas de solución para mejorar la calidad de vida y disminuir la mortalidad de las personas. Existen

diferentes factores que provocan el sobrepeso y la obesidad, pero en [3] nos permite encontrar tres elementos de nuestro interés, de los cuales se pueden definir los siguientes:

- Determinantes genéticos de la obesidad.
- Distribución de la grasa corporal en caso de la obesidad.
- La influencia de aspectos sociales, como son las condiciones socioeconómicas (CSE).

Los determinantes genéticos son resultado de la selección natural que sirven para la evolución de cada especie por lo que esos mismos factores provocan que características fisiológicas, hábitos y rasgos culturales se hereden, causando especial impacto en los últimos ya mencionados ya que, están íntimamente relacionados con las condiciones socioeconómicas (CSE). La distribución de grasa corporal permite analizar cuáles son las consecuencias de cualquier tipo de obesidad de acuerdo con la localización de la grasa. Y finalmente, los aspectos sociales y económicos como determinantes para el aumento de peso y obesidad.

En la Figura 1, Podemos observar el gasto que hacen las familias de lugares rurales y urbanos, en las que se puede apreciar que para ambos casos aumentó el gasto para alimentos. Aunado a esto, en este mismo reporte [4] realizado por *ENSANUT* e *INEGI*, se puede decir que los adultos de 20 a 69 años se clasificaron como muy activos (mínimo 300 minutos de actividad física moderada-vigorosa por semana), moderadamente activos (150 a 299 minutos de actividad física moderada-vigorosa por semana) y físicamente inactivos.

Podemos deducir que, aunque en apariencia los adultos tienen actividad física activa, es cierto que la alimentación es clave para una calidad de vida mejor, por lo que no hay punto de convergencia, ya que pudiéramos pensar que a mayor actividad física menor obesidad, pero

no es así. Ahora, sabemos que los gastos de comida están relacionados directamente con el ingreso de las familias, en la Figura 2, se puede apreciar que las familias rurales invierten más en alimentos saludables que las familias urbanas, pero también son los que más gastan en alimentos no saludables.

A todos estos datos estadísticos nos podemos dar cuenta que no tenemos unificados las variables de alimentación y actividad física. Los alimentos destinados no son los adecuados, no están supliendo las necesidades de las familias, solo están satisfaciendo su paladar, ignorando completamente la calidad de los alimentos y los requerimientos del cuerpo.

El primer objetivo es combatir la obesidad, pero no puede ser solamente disminuyendo el nivel calórico, debemos pensar en la calidad del cuerpo, en concentrar los niveles necesarios de nutrientes para las necesidades de cada persona.

Veamos, según el artículo científico [5] nos dice que las dietas hipocalóricas se utilizan para perder peso, enfocándose en la pérdida de masa grasa, esto se hace a través de aportar una cantidad de calorías insuficiente para que el cuerpo tome sus reservas, de esta forma se quemaría lo que está sobrando en el cuerpo. Pero la realidad no es tan simple como un conteo, ya que poder consumir una soda que contiene 160 calorías y unas papas fritas de 360 calorías aparentemente podrían sustituir una comida basándonos en el aporte calórico. En la que se hace evidente una falta de nutrientes, vitaminas que aporta una comida completa, la consecuencia de esto es obesidad, ya que las personas al no distribuir correctamente su alimentación, les da un sentido de insaciedad, mal humor, pensar en comida todo el día, lo que desencadena que haya una falta de constancia en el ejercicio y dieta, pues están afectando factores psicológicos y emocionales provocados por la mala alimentación.

Una segunda consecuencia negativa de llevar una dieta de esta índole, es que el cuerpo se adapta a este tipo de alimentación, provocando un efecto contrario: aumento de peso de manera significativa, aún mayor que cuando se comenzó ya que, el organismo hace un ajuste a la situación hipocalórica, es decir, quemaría menos calorías de las que está consumiendo, para tener más reservas y hacer frente a este sometimiento de energía por lo que, cuando el cuerpo se exponga a un aumento de alimento ese sería dirigido a esas reservas, provocando un efecto contrario. Esto se resume también en obesidad.

Ahora bien, una solución alterna es contratar los servicios de un nutriólogo, pero, ¿qué tan fiable es esto para la población mexicana?, de acuerdo a los datos de [4] podemos observar que el gasto promedio per cápita en alimentos a nivel nacional es de aproximadamente 70 dólares, como podemos observar en la Figura 2, por lo que podemos deducir que poder pagar actividades recreativas o servicio extra, es un gasto y no una inversión.

Ahora bien, las consecuencias de no tratar la obesidad son innumerables, que van desde consecuencias psicológicas, emocionales, fisiológicas, entre otras, se describen a continuación.

Según [6] define la obesidad como el aumento del peso corporal por la acumulación de triglicéridos, una práctica común pero no tan eficiente es medir el *Índice de Masa Corporal (IMC)* el cual se define en [7] como una herramienta para obtener el peso ideal de una persona a través de una fórmula que está dada por:

$$IMC = \frac{PESO}{TALLA^2}$$

En el que existen rangos para definir si una persona padece de obesidad o no, siendo una pandemia mundial, que afecta a cualquier persona. Las complicaciones médicas que produce la obesidad, como ya mencionamos son muchas, como enfermedades pulmonares, síndrome metabólico, enfermedades del corazón, diabetes, cáncer, hipertensión, entre otras.

1.1. Planteamiento del problema

La necesidad de las investigaciones para poder atacar la obesidad desde distintos factores ha promovido alternativas de solución para mejorar la calidad de vida y disminuir la mortalidad de las personas. En México, según el comunicado del INEGI [8] la prevalencia de obesidad mayor se encuentra en el grupo de edad de 30 a 59 años siendo el 35% de los hombres y 46% de las mujeres que lo padecen. Por lo que este último grupo corre riesgo incluso de muerte, debido a la evolución de la obesidad si no se corrige a tiempo

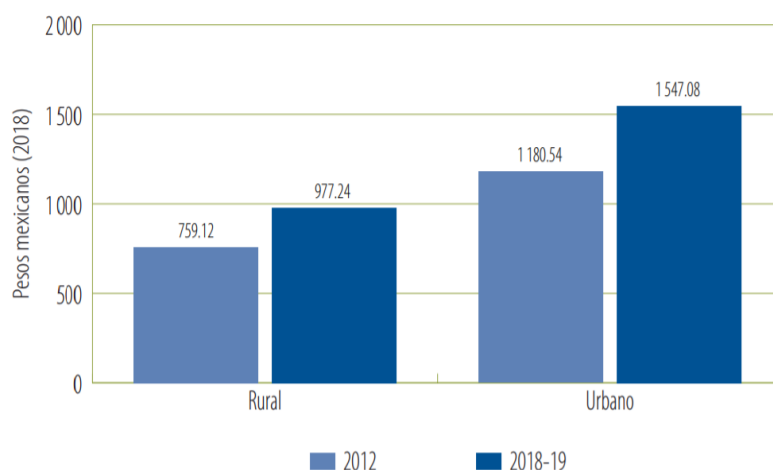


FIGURA 1 Gasto promedio mensual per cápita en alimentos por tipo de localidad. México, Fuente: ENSAUT 2012 y 2018-19

Tabla 1 Gasto per cápita promedio por hogar en alimentos y salud en 2018. Fuente: ENSANUT 21018-19

Región	Gasto mensual per cápita en alimentos			Gasto mensual per cápita en salud		
	Total	Proporción alimentos saludables	Proporción alimentos no saludables	Total	Con seguridad*	Sin seguridad
Nacional	1 409.43	75.30%	12.70%	162.38	157.92	188.59
Norte	1 623.00	71.10%	14.90%	156.06	155.33	161.15
Centro	1 404.03	76.10%	12.50%	168.9	166.91	180.48
Ciudad de México	1 699.73	74.60%	9.10%	218.86	215.05	232.9
Sur	1 160.20	77.40%	13.00%	134.99	127.52	186.06
Tipo de localidad						
Rural	977.24	78.30%	14.60%	135.81	122.51	246.05
Urbano	1 547.08	74.40%	12.10%	170.61	169.53	176.39

*Se consideran hogares asegurados aquellos en donde el jefe de familia reporta que usualmente se atiende en instituciones del IMSS, ISSSTE, SS Pemex, Semar o Sedena

*El resto se destina a la compra de bebidas alcohólicas, tabaco, agua embotellada y comidas fuera de casa

1.2. Justificación

Atender el problema de la obesidad nos da una acción en paralelo, ya que no tiene un efecto único, es decir, la obesidad es una causa raíz de muchos otros padecimientos, algunos de ellos fueron mencionados anteriormente. Atender este problema, nos ayudaría a disminuir de manera radical los otros padecimientos que son causa de muerte, como lo dice [9] las tres principales causas de muerte tanto para hombres como para mujeres son las enfermedades del corazón, la diabetes mellitus y los tumores malignos, las cuales son parte del 88.4% de fallecimientos en México.

Ahora bien, seleccionar al grupo de mujeres de entre 30 y 50 años como objeto de estudio nos permite poder erradicar un problema más, que es la herencia cultural pues la solución trabajaría en paralelo con los grupos más pequeños ya que, la mayoría de estos adultos tienen descendencia de esta forma, los padres de familia cambiarían hábitos, provocando que los más pequeños se adapten a los nuevos cambios de los padres. Esto es, que, si buscáramos resolver el problema en niños, los padres tendrían más dificultad de adaptarse a los hábitos de los pequeños.

Otra razón importante, es que la obesidad es un padecimiento reversible, aunque trae consigo otros padecimientos, la mortalidad es alta unificándolos todos, teniendo a nuestro alcance la solución a un problema que no solo es nacional sino mundial.

Ahora bien, sabiendo todo lo anterior, tenemos un factor al que es dependiente las soluciones, que es el aspecto económico, Poder automatizar un proceso para la evaluación física de una persona, como son su estructura corporal, somatotipo (unas líneas adelante se explicarán con

más detalle el término) nos permite poder disminuir costos. La razón radica en que la inversión será destinada directamente al consumo y no será distribuida también en el pago del servicio, disminuyendo los gastos del proceso, provocando que el gasto destinado a la alimentación en México no se vea afectado, lo que nos permite asegurar resultados exitosos.

Dotar a un Sistema artificial con las características necesarias para que evalúe el estatus físico de una persona, ayudaría al paciente a darle seguimiento a sus cambios mensuales, donde pudiera identificar sus aciertos y las áreas por mejorar. Aunque existen aplicaciones que evalúan la cantidad de calorías, eso no nos asegura una calidad de alimentación, ni mucho menos de vida, pues nuestro cuerpo no es funcional con solo contar las calorías, la justificación a esto mencionado como parte del problema es que la falta de información lleva a tomar dietas “estrictas” provocando efectos contrarios a los deseados.

Definir el estado nutricional implica un conjunto de rubros a evaluar en una persona, desde antecedentes clínicos, sociales, dietéticos, composición corporal, datos bioquímicos e influencia de fármacos en el cuerpo, que nos da como resultado un diagnóstico para diseñar planes nutricionales enfocados a cada necesidad. Para fines de esta investigación nos enfocaremos a la composición corporal que nos permite obtener la relación adecuada entre peso graso y peso libre de grasa, así también permite realizar el seguimiento de una persona para identificar la distribución de grasa y el desarrollo de la masa muscular, efecto de la dieta y rendimiento deportivo. Según [10] existen diferentes métodos para la determinación de la composición corporal. Para este caso se utilizarán medidas antropométricas y definición de somatotipo debido a su facilidad de aplicación, fiabilidad, comodidad y sobre todo su precio. Teniendo en cuenta que la cineantropometría es la ciencia que estudia la antropometría, somatotipo, proporcionalidad y composición corporal

Ahora bien, el somatotipo se define en [11] como una técnica para evaluar de manera cuantitativa la forma del cuerpo y su composición, en las que se pueden distinguir tres clases representativas que son:

- Endomorfo: Es definido como una persona con mucha grasa y una forma redonda.
- Mesomorfo: La estructura aparenta una robustez relativa musculoesquelético.
- Ectomorfo: Se define como una apariencia relativamente delgada

En la Figura 2, podemos observar un aproximado de las características físicas para cada grupo y en la Tabla 2, características más específicas para cada clasificación según el nivel predominante para cada categoría.

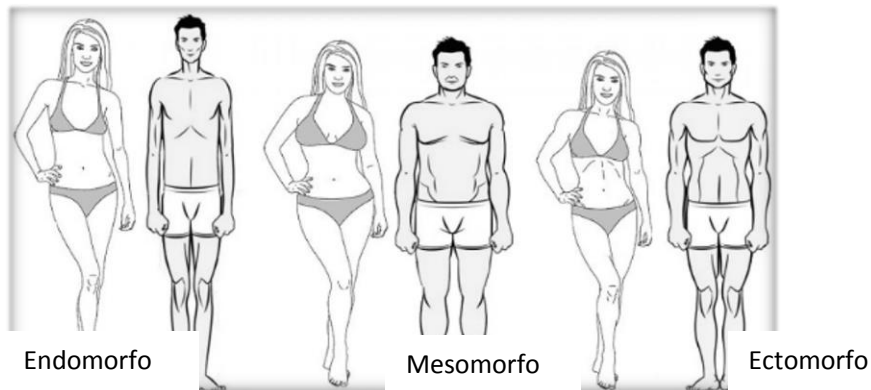


FIGURA 1 SOMATOTIPOS DE HOMBRES Y MUJERES. ECTOMORFO, ENDOMORFO Y MESOMORFO [9]

Figura 2 Clasificación del Somatotipo (obtenido de Bartinelli,T (2007), Ilustración de la clasificación del somatotipo, Phisique, fitness and performance)

Tabla 2 Características en las clases del somatotipo (obtenido de Cabañas, M. (2009), Comparación de la clasificación del somatotipo, Introducción de la técnica antropométrica. Método. Medidas antropométricas. Puntos anatómicos.)

Bajo de 0.5 a 2.5	Moderado de 3 a 5.5	Alto de 5.5 a 7	Muy alto 7.5 a -
Valor	Endomorfo	Mesomorfo	Ectomorfo
1-2.5	Poca grasa subcutánea Contornos musculares y óseos visibles	Bajo desarrollo muscular. Diámetros óseos y musculares pequeños	Linealidad relativa de gran volumen por unidad de altura. Extremidades relativamente voluminosas
3 - 5.5	Moderada adiposidad relativa. Apriencia más blanda.	Desarrollo músculo esquelético relativo moderado. Mayor volumen de músculos y huesos	Linealidad relativa moderada. Menos volumen por unidad de altura
5.5 - 7	Alta adiposidad relativa Grasa subcutánea abundante. Acumulación de grasa en el abdomen.	Alto desarrollo músculo esquelético relativo. Diámetros óseos y musculares grandes.	Linealidad relativa moderada. Poco volumen por unidad de altura
7.5 -	Adiposidad relativa muy alta Clara acumulación de grasa	Muy alto desarrollo músculo esquelético relativo	Linealidad relativa muy alta. Volumen muy pequeño por unidad de altura Individuos muy delgados.

	subcutánea, especialmente en abdomen.	Músculos y esqueletos grandes	
--	---------------------------------------	-------------------------------	--

En [12] menciona “La mejor manera de alcanzar un estado nutricional adecuado es incorporar

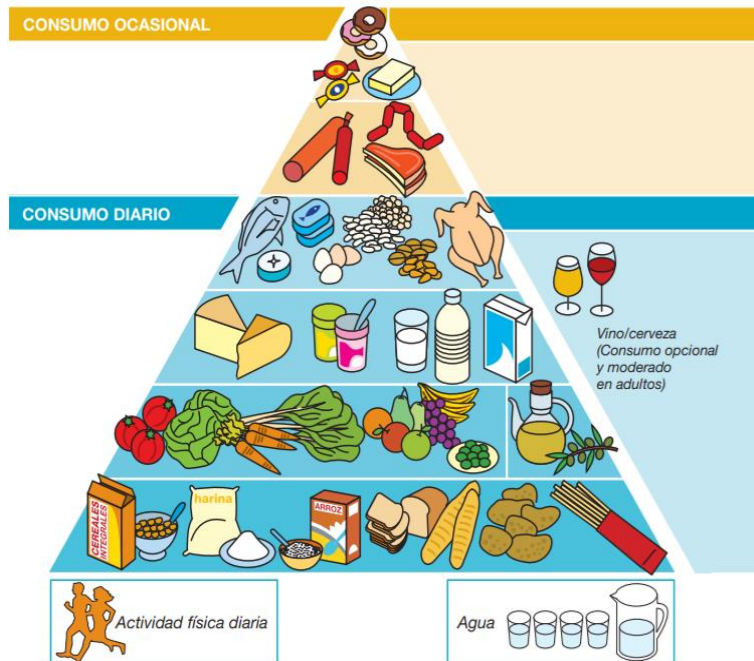


Figura 3 Pirámide de la Alimentación Saludable (SENEC,2004)

una amplia variedad de alimentos a nuestra dieta diaria y semanal.” por lo que, es fácil deducir que un solo alimento no tiene todos los nutrientes que nuestro cuerpo necesita, por ello se cae en un error basar nuestra alimentación en una dieta hipocalórica, la realidad es que debemos cumplir con ciertas porciones de todos los alimentos para obtener la nutrición adecuada, existiendo diferentes gráficos que demuestran las cantidades recomendadas como es la pirámide alimenticia (Figura 3). Los cuales son agrupados de acuerdo con su aporte característico

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo principal

Aplicar algoritmos para la clasificación del somatotipo en personas a través de análisis de bioimpedancia eléctrica especial,

1.3.2 Objetivos específicos

1. Obtener los conjuntos de imágenes y clasificar el somatotipo por un experto
2. Configurar el Dataset de imágenes para su uso en la metodología
3. Aplicar técnicas de clasificación clásicas, extrayendo las características
4. Aplicar técnicas con técnicas y herramientas usando librerías y plataformas de inteligencia artificial.
5. Obtener y evaluar los resultados

1.3.3. Hipótesis

La aplicación de un sistema de visión artificial puede mejorar la clasificación del somatotipo y detección de obesidad a través de imágenes obtenidas por medio de impedancia eléctrica.

1.4. Estado del arte

En el trabajo de investigación de [13] con el objetivo de detectar y definir los tipos morfológicos con el uso de metodologías ligeramente diferentes. La muestra incluyó 149

hombres estudiantes de primer año de la facultad del deporte, que rondan en la edad de 20 años, utilizando medidas antropométricas. Se utilizaron un total de 12 medidas antropométricas, de las cuales se obtuvo medidas del esqueleto, volumen, peso corporal y tejido adiposo subcutáneo. Se utilizó estadística descriptiva para todas las variables y los sujetos se dividieron utilizando un método más avanzado en red neuronal taxonómica *Intruder*, la cual tiene como objetivo usar varias iteraciones del perceptrón multicapa para formar una matriz indicadora. Esta red se alimenta de un pre procesador, que forma una matriz indicadora inicial. El número de matrices y por ende el número de taxones se determina inicialmente con base en el *criterio PB* y para la clasificación se realiza mediante el método de análisis discriminante de *Fisherian*. Las diferencias por cada variable se determinaron mediante análisis de varianza univariante (ANOVA). Cabe señalar que los datos son bastante homogéneos en cuanto a las medidas del esqueleto, así como volumen y peso. Con diferencias en cuanto a variables utilizadas para la evaluación de tejido adiposo subcutáneo, por lo que se redujo la tabla y se quedó con los resultados más importantes del análisis. Algunos resultados de la clasificación no son correctamente clasificados en ninguno de los taxones, que inicialmente eran cuatro, pero el algoritmo de la red neuronal taxonómica está diseñado para aprender, por lo que se hicieron siete intentos, de esta manera se ajustó las funciones discriminativas logrando un índice de eficiencia de hasta el 100%. Los resultados muestran que la identificación y definición con metodologías ligeramente diferentes y más avanzadas conducen a una oportuna identificación de ciertas características.

En el trabajo [14] se pretende desarrollar un algoritmo de redes neuronales para elaborar planes de acondicionamiento físico en la ciudad. Se obtuvieron las variables de entrada para el algoritmo con ayuda de expertos para evaluar los datos más relevantes que se deben tener

en cuenta para diseñar adecuadamente un plan de acondicionamiento. Después se aplicó el *método Delphi*, lo que resultó en las siguientes variables: edad, sexo, porcentaje de grasa corporal, nivel de estado físico, enfermedades transmisibles o adquiridas, historia de lesiones articulares, historia de lesiones musculares, horario de entrenamiento, las cuales fueron seleccionadas por el equipo de expertos y que veían cuales tenían mayor influencia sobre el somatotipo. Este grupo corresponde a diez profesionales en educación básica, el cual consta de entre cinco y quince años de experiencia, quienes realizaron un formulario con base a estas variables. Para el algoritmo de redes neuronales, las variables mencionadas anteriormente son los datos de entrada, que corresponden a los siguientes valores.

- Ejercicio: Nombres de ejercicios
- Repeticiones: Cantidad de veces a ejecutar un ejercicio
- Tiempo: Unidades de tiempo (segundos)
- Distancia: Dado en metros en valores entre mil y cinco mil
- Series: Dado en valor numérico, entre valores de 3 y 10

Aparte se establecieron parámetros adicionales que es fase de la rutina que consta de tres fases donde cada una tiene un conjunto de ejercicios:

1. Calentamiento general
2. Entrenamiento central
3. Vuelta a la calma

Consta también de la calificación fase, que es la calificación que el individuo le otorga a cada fase de la rutina de ejercicios de acuerdo con el esfuerzo percibido en una escala ya definida llamada "*Escala de Borg*". Y también de la modificación fase, que es un parámetro utilizado

para que el individuo después de realizar la rutina de ejercicios califique e indique las correcciones a los parámetros indicados en la rutina de ejercicios.

Para la definición de valores objetivo en la red neuronal está definida en la *escala de Borg*, la cual utiliza como variable de entrada la percepción con respecto al ejercicio que puede ser evaluada.

El modelo se realizó a partir de submodelos y divisiones de la base de datos generales, el primer modelo se realizó para un día en específico y para una rutina específica. Es decir, se toma la división de la fase de datos por día. Las entradas de la neurona están definidas a continuación:

Por cada variable (valor de la semana, día, fase de entrenamiento, etc.) se tiene una neurona, en total son 42 neuronas que se conectan a la primera capa oculta. Se dividió el set de datos en dos bloques 20% para pruebas y el 80% para el entrenamiento de la red. En total se obtuvieron 240 nuevas rutinas, 8 rutinas diferentes por 30 individuos. El resultado dio 91.67% de asertividad en los ejercicios, solo se hizo una variación en ejercicios, series, repeticiones, impacto.

Mientras que en el trabajo [15] se utilizaron redes neuronales para identificar las fórmulas para determinar las clasificaciones del somatotipo a través de altura, peso y datos brutos obtenidos de impedancia bioeléctrica, lo cual permitió determinar cuáles son las entradas críticas que permiten definir los grados de impacto en la salida, en el que se propuso un perceptrón multicapa con las siguientes entradas:

- Índice de masa corporal
- Reactancia

- Resistencia
- Tasa metabólica en reposo

El grupo poblacional para el estudio pertenece a mujeres voluntarias sanas de etnia polaca de 19 a 29 años, los criterios de exclusión para las mujeres fueron si estaban embarazadas, en lactancia, epilepsia y menstruación.

Las medidas antropométricas se tomaron con el mismo dispositivo en condiciones totalmente controladas, realizando las tomas dos veces, en las que se obtuvo el 2.6% medio de error técnico. De igual forma para tomar la composición corporal se hizo en condiciones totalmente controladas, donde las mujeres tenían ciertas especificaciones alimenticias y físicas como no realizar ejercicio extenuante, para poder colocar los parches con electrodos en la mano y pies. El modelado se realizó con Matlab y los somatotipos se clasificaron a través de un perceptrón multicapa, en el que se dividieron 173 casos en los siguientes conjuntos: 121 para muestras de entrenamiento (70% de los casos), 26 muestras para validación (15% de los casos) y 26 muestras de prueba (15% de los casos)

Se utilizó dos redes neuronales de tres capas, la MLP 6-5-1 para determinar los somatotipos y la MLP 6-4-3 para determinar los somatotipos simultáneamente, con las funciones de activación logarítmica *sigmoidea*, *tangente hiperbólica sigmoidea* y *lineal*. La función de entrenamiento fue *Levenberg-Marquardt*.

En los resultados se puede observar que las ANN MLP 6-4-3 describe peor los somatotipos que los que solo tienen una salida, pero al evaluar, la ventaja de la ANN que tiene tres salidas calcula simultáneamente los somatotipos con la misma cantidad de errores que la red que tiene salida única (RMSE mayor en 0.14 y 0.08 para Endo y Meso, respectivamente).

En [16] se tomaron medidas y fotografías para obtener variables antropométricas con la finalidad de determinar la forma de un cuerpo humano, en el que se utilizó una red neuronal artificial para clasificar los somatotipos a partir de la imagen corporal. El estudio se realizó con un grupo de 126 hombres y 167 mujeres entre las edades de 19 y 40 años originarios de la India. Las medidas fueron tomadas en un ambiente controlado y fueron procesados a través de la técnica Heath-Carter para determinar los componentes del somatotipo. Se utilizaron diez parámetros antropométricos. Este conjunto de datos fue procesado por el algoritmo de perceptrón multicapa, así que se separó en tres clases, las unidades de entrada, la de salida que se encuentran los resultados del procesamiento y unidades intermedias. El objetivo es medir la precisión de predicción de la red neuronal. Para el conjunto total se utilizó un 72.7% para entrenamiento y el 27.3% para pruebas. En los resultados se pueden observar que existe una diferencia significativa en todas las variables medidas entre ambos sexos. Los resultados mostraron que la red neuronal tuvo mayor precisión en *endomorfia* y *ectomorfia* comparado con el modelo lineal teniendo una precisión del 93%.

En la investigación [17] se llevó a cabo la tarea de predicción de atributos físicos a partir de imágenes de rostros, en los que no se involucra pesos ni medidas. Se creó el conjunto de datos que contiene 61,864 imágenes, siendo una tarea complicada ya que los rostros no tienen un patrón para identificar los atributos físicos. Para observar el desempeño de las redes se utilizó ResNet-50 para realizar los experimentos. El conjunto de datos se dividió en 20% de prueba, 80% entrenamiento.

Cada red fue entrenada para 100 épocas a través de Keras, el reto principal fue diferenciar el género de las personas, pero la detección de tipo de cuerpo, etnia, peso y altura tuvo un 97.7% de precisión, los mejores resultados fueron del 70.51% para talla y 63.99 para peso.

En conclusión, la red utilizada (ResNet50) se desempeña bien en la clasificación de estos atributos, pudiendo ser mejorada aumentando los datos con sus respectivas etiquetas.

El trabajo [18] involucra la detección y metástasis del cáncer en mujer y hombres a partir de imágenes, se utilizó una CNN para 970 imágenes consecutivas de cuerpo completo de 817 pacientes masculinos diferentes quienes presentaban cáncer o estaban curados así como lesiones degenerativas. Después de esto se realizó una selección de imágenes, quedando 586 que correspondían a 368 exploraciones óseas que corresponden a pacientes masculinos con metástasis y 218 pacientes masculinos sin metástasis. Se le aplicó técnicas de aprendizaje profundo, y los pasos fueron los siguientes; procesamiento de datos para la normalización de estos, fase de entrenamiento para el aprendizaje y validación, después de esto se trabajaron en la red neuronal convolucional logrando una precisión de clasificación del 97.38%. Por lo que se las CNN puede tener un resultado favorable para la detección de metástasis

El objetivo de [19] es identificar tipos constitucionales en la muestra de jóvenes hombres y determinar las diferencias en la manifestación de somatotipos en habilidades motoras. Los datos utilizados en el trabajo fueron recolectados dentro del proyecto científico llevado a cabo por la facultad de deporte y educación física, el cual está compuesta por 99 encuestados cuyo promedio es de aproximadamente 14 años los cuales fueron sometidos a pruebas antropométricas y motoras, resultando las siguientes variables: altura del cuerpo, peso del cuerpo, circunferencia del pecho, circunferencia del medio brazo, abdominal, pliegue cutáneo, pliegue cutáneo subescapular, pliegue cutáneo tríceps, las medidas se tomaron siguiendo las recomendaciones del programa biológico internacional formado por medidores calificados. La evaluación de las pruebas motoras incluye prueba de velocidad, carrera de 20 m de carrera de obstáculos, evaluación de movimientos alternativos, flexibilidad, fuerza

estática de la mano y región del hombro, así como fuerza repetitiva del cuerpo. De acuerdo con los resultados obtenidos por la *red neuronal intruder*, el primer tipo constitucional siendo el 41% de la población de estudiantes de 7° y 8°, fueron encuestados como típicos de estatura media, pero con una reducción significativa de valores con respecto a la circunferencia y masa corporal, el segundo tipo constitucional que incluye el 31% de la población de estudiantes de 7° y 8° se caracteriza por el promedio superior con valores en el campo longitudinal. Se puede observar que la identificación tiene una tendencia hacia meso-ectomorfos. La tercera constitución que es de los endomorfos, incorpora al 25% de la población, se caracteriza por la submedia dimensiones longitudinales del esqueleto y cantidad superior a la media de masa muscular. El coeficiente de eficiencia de la red neuronal fue del 97% que es por todos los medios satisfactorio, siendo que 3 sujetos no fueron clasificados como miembros de cualquiera de los tres grupos.

En el trabajo [20] se tiene como objetivo identificar el nivel de asimetría morfológica entre la población general de polacos en relación con el sexo y el tipo de cuerpo, se obtuvieron características antropométricas de un grupo de 618 jóvenes que se divide en 354 hombres y 264 mujeres alrededor de los 19 años utilizando el *método Heath-Carter*, la composición corporal se realizó a través de *bioimpedancia eléctrica*. Las diferencias de cada somatotipo se realizaron a través de análisis de varianza de una vía (ANOVA), usándose una sola para medidas repetidas de 2x3 para el índice de la grasa, masa y masa muscular. Los resultados obtenidos se detallan a continuación, la muestra total se dividió en tres grupos según el predominio del componente (endomorfo, mesomorfo, ectomorfo) a través del *método Heath-Carter*, distribuyéndose de la siguiente manera: el grupo de endomorfos incluía 100 varones y 183 mujeres, el grupo de mesomorfo 146 hombres y 23 mujeres y el grupo de ectomorfo

108 hombres y 58 mujeres. Las diferencias estadísticas mayores se encontraron para la altura corporal, masa corporal, masa grasa y masa muscular. Para la *endomorfía* y *mesomorfía* se observó una diferencia promedio en el Índice de masa corporal (IMC) y el más pequeño se observó en la *ectomorfía*. Se observaron también diferencias significativas en el porcentaje entre hombres y mujeres en todos los casos. Así también existieron diferencias significativas

En [21] se tiene como objetivo analizar las aplicaciones del aprendizaje automático en las ciencias del deporte relacionadas con la cineantropometría, utilizando la plataforma Microsoft Azure Machine Learning y comparar los algoritmos clasificadores que son parte de esta, por ejemplo: red neuronal multiclase, bosque de decisión multiclase, jungla de decisión multiclase y regresión logística multiclase, se comenta que debido a la falta de datos la categorización se generó con base a un estudio de somatotipo en adolescentes, por lo que se utilizó un tamaño de muestra de 1000 datos, el cual se dividió en el 75% para entrenamiento y el 25% para pruebas. El objetivo de una clasificación multiclase es poder identificar un dato en más de dos clases sin necesidad de intervención de una persona. Para los algoritmos utilizados se tuvo las siguientes precisiones respectivamente: red neuronal multiclase el .8483, jungla de decisión multiclase el .7448, para la regresión logística multiclase 0.2009 y árboles de decisión multiclase 0.7658

Para el trabajo [22] se realiza una comparación en la predicción del cuerpo de las mujeres por medio de un análisis estadístico discriminante y una red neuronal artificial, en el cual se utiliza una técnica de clasificación en la parte inferior del cuerpo, en el que se incluyó datos antropométricos y estadísticos de los principales análisis de componentes. Para esta investigación se utilizaron datos antropométricos del “6th Size Korea project” que es una encuesta de dimensionamiento nacional. Los investigadores seleccionaron a 322 mujeres que

eran mas altas que 165 cm que tenian un IMC de 25 y eran categorizadas como de bajo peso y normal. En las que se utilizaron 33 mediciones principals de componentes corporals que incluye 8 alturas, 12 circunferencias, 5 longitudes, 3 anchos, 4 profundidades y 1 circunferencia de cadera menos la circunferencia de cintura. De estos componenetes principals se extrajeron cinco variables para el análisis. PC2 dimensiones horizontals de cintura a cadera, PC2 parte inferior del cuerpo, PC3 dimensiones horizontals de la pierna PC4 dimensiones verticals de cintura a cadera y PC5 tampo de cadera. A partir de los subgrupos o clusters mencionados se identificaron tres tipos de cuerpo, que se definen en las siguientes categorías, Tipo 1: representaba un tipo copulento, Tipo 2: represent un tipo curvo y el Tipo 3: era Delgado. Para el análisis discriminante se extrajo medidas clave para diferenciar entre grupos. El conjunto de datos incluia lost res tipo de cuerpo identificada a partir del análisis de cliusters como una variable de agrupación y las 33 variables de medición. Al obtener las meidas clave de cada grupo se calculó su significancia y el porcentaje de las varianzas.

Para predecir el tipo de cuerpo a través de redes neuronales, se utilizó la propagación hacia atrás del perceptron multicapa con una red neuronal de retroalimentación multicapa de tres capas, en la primer capa se extrajeron 33 mediciones utilizando el discriminante ya que se incluyeron en el análisis de esta sale nueve mediciones clave que son los datos de entrada para la sigueinte capa, el numero de neuronas se la segunda capa o capa oculta se determine a partir de una serie de iteraciones y el numero varió entre una y nueve, por lo que se seleccionó esta ultma debido al desempeño a partir del buen reconocimiento y finalmente la tercer capa estaba compuesta por 3 neuronas. Los resultados fueron los siguientes Se observó

que la ANN generó una precisión del 94.7% para predecir los tipos de cuerpo con mayor precisión que el discriminante análisis 83.5%.

En [23] tiene el objetivo de presentar una arquitectura de red neuronal de regression capaz de predecir con precision 76 medidas coporales detalladas a partir de siete características corporales fáciles de medir. Para este trabajao se utilizó un dataset de código abierto de la encuesta antropométrica del ejército de EEUU de 2012 que es una de las colecciones más grandes y completas de dimensiones del cuerpo humano, esta contiene 93 mediciones antropométricas y 15 sobre información demográfica descriptiva de los rasgos antropométricos.

Como se mencionó el método propuesto predice 76 dimensiones antropométricas a partir de siete características de entrada, que incluye información demografica como la edad, sexo y cinco características corporals como estatura, peso, circunferencia del busto, circunferencia de la cintura y circunferencia de la cadera, siendo que las primeras dos pueden afectar directamente a las características físicas. Para esta clasificación se obtuvo una precisión del .90 al .92.

En el trabajo [24] se realizó la clasificación de la forma del cuerpo de los estudiantes basada en la red neuronal profunda basado en los datos del cuerpo humano en 3D, de 62 estudiantes, para los cuales se obtuvieron las coordenadas en matlabl para identificar los cuatro ángulos del cuerpo, al comparar los resultados de clasificación se encontró que los mejores resultados se obtuvieron cuando las muestras se dividieron en cuatro categorías y la probabilidad F fue inferior a 0.05.

En [25] se tiene como objetivo obtener el somatotipo utilizando fotografías de personas que tienen diferentes resoluciones con los atletas con un fondo blanco y con iluminación artificial, estas imágenes fueron capturadas de culturistas en los campeonatos regionales de la federación internacional de culturismo en los años 2014 y 2016. Las imágenes fueron grabadas en format JPG con dos imágenes para cada atleta, en los que ellos están posicionados de manera estratégica para realizar la segmentación de manera más fácil. El dataset se compone de 15 varones y 31 mujeres entre las edades de 29- 37 años. Para los experimentos se utilizó una red neuronal multicapa para estimar el somatotipo y las medidas. Los resultados obtenidos muestran que el tipo de somatotipo de los fisicoculturistas se puede estimar solo con base a las imágenes, obteniendo la mejor tasa de clasificación del 92%.

En el trabajo [26] se tiene como objetivo desarrollar modelos de aprendizaje automático que permitan la estimación automática de los somatotipos de Heath-Carter utilizando un Sistema de escaneo 3D y técnicas de procesamiento de imágenes para extraer características de la forma del cuerpo. Para después desarrollar modelos de aprendizaje automático para predecir los somatotipos. Para los datos se recopiló medidas de 46 participantes, en los que 17 se utilizaron como conjunto de prueba, de cada uno se obtuvieron las medidas antropométricas tradicionales y se capturaron datos de escaneo 3D. Para el desarrollo se encontraron tres modelos de regresión para estimar las escalas del somatotipo (endomorfo, mesomorfo y ectomorfo). Para el resultado es que el escaneo 3D permiten predicciones precisas con un error medio menor a 0.5.

2. Preliminares

2.1. Somatotipos

El somatotipo es definido en [27] como la descripción cuantitativa de una persona en cuanto a su composición y forma de su cuerpo, el cual es una referencia para plantear estrategias en planes deportivos o nutricionales con la finalidad de obtener cambios físicos para mejorar la salud.

Desde la antigüedad ya existían clasificaciones corporales que definían a las personas no solo en sus personalidades sino sus capacidades y habilidades que servían para orientarlos a ciertas actividades, como áreas de guerra o construcción. Pero hasta 1940 un profesor llamado William H. Sheldon definió un método a través de imágenes denominado como foscópico, para visualizar la forma corporal, pues había descubierto una relación entre los componentes primarios del cuerpo que son grasa, músculo y linealidad, en las que establecía que estas eran una entidad genética, es decir, que las personas nacían con esa composición corporal y ya no podían modificarla a lo largo de su vida. Con esto pudo clasificar a las personas en tres categorías endomorfo que es la adiposidad relativa, mesomorfo: que es la robustez o magnitud del músculo y finalmente ectomorfo que se refiere a la linealidad relativa o delgadez de un físico. Con el tiempo los estudiosos en las ciencias del deporte trataron de buscar soluciones para algunas limitaciones que planteaba Sheldon, fue hasta 1964 cuando se consolidó un método que se basaba meramente en antropometría que consiste en una serie de mediciones que expresan de manera cuantitativa las dimensiones del cuerpo, la cual representa un punto clave la selección de mediciones. Esta valoración de pliegues subcutáneos y medidas de las circunferencias fue establecido por Heath y Carter. Aunque en la actualidad existen diferentes métodos, este es el más objetivo y fácil de usar. Carter establece que el

somatotipo es la definición numérica de la forma física, la cual debe ser establecida dentro de la somatocarta que es una representación gráfica para clasificar la forma corporal de las personas a las que previamente se le tomaron las medidas antropométricas. En este método se mantiene el uso de los tres componentes que son endomorfismo, ectomorfismo y mesomorfismo definido en una sola expresión compuesta por los tres números, el cual sirve para identificar y comparar los tres componentes y definir a que somatotipo pertenece.

2.2. Sobrepeso y obesidad

La organización mundial de la salud la define como una enfermedad crónica no transmitible que tiene como característica el aumento de grasa corporal, esta se origina por la interacción de diferentes circunstancias como factores genéticos y ambientales [28] el cual tiene un aumento importante en la mortalidad y morbilidad ya que está asociada a muchas otras enfermedades en las que afecta a la mayor parte del organismo.

Tener una dieta en alto contenido de grasa, azúcares, carbohidratos, saltarse comidas, mantener una baja actividad física son algunas características que provocan el progreso de esta enfermedad. Para poder saber si una persona tiene obesidad, se utiliza el IMC que se define en [29] como la relación entre estatura y peso, la cual es una división que nos da como resultado un valor utilizado para ubicarlo entre los parámetros definidos por la OMS y saber cuanta masa grasa tiene una persona. Otros parámetros importantes que se consideran a la hora de la obtención del IMC son las diferencias de género, siendo que las mujeres tienen mayor grasa abdominal subcutánea y menor grasa intrabdominal en comparación a los hombres. A continuación, en la Figura 4, se definen los parámetros establecidos por la OMS y la NOM para definir obesidad y sobrepeso. En la que podemos observar que la principal

diferencia entre obesidad y sobrepeso es el grado de IMC entre uno y otro, es decir tener obesidad es estar en un IMC más alto.

Otro valor importante y utilizado para definir el sobrepeso y obesidad es la circunferencia de la cintura que es un indicativo de una mayor acumulación de grasa central, el cual es muy útil para evaluar el riesgo cardiovascular. Aunque cabe resaltar que en diferentes estudios realizados como [30] hace énfasis que utilizar estos valores para diferenciar entre grasa corporal y masa magra es deficiente a pesar de ser procedimientos de bajo costo y nada invasivos.

Por IMC* de acuerdo a la OMSy la Norma Oficial Mexicana (NOM)						
Fuente	Bajo peso	Normal	Sobrepeso	Obesidad		
OMS	< 18.5	18.5-24.9	25.0-29.9	Grado I 30.0-34.9	Grado II 35.0-39.9	Grado III >40.0
NOM	-	-	25.0-26.9	> 27		
Por el riesgo de desarrollar complicaciones metabólicas de acuerdo con la CC*						
Riesgo de complicaciones metabólicas	Incrementado		Sustancialmente incrementado			
Hombres	≥ 94 cm		≥ 102 cm			
Mujeres	≥ 80 cm		≥ 88 cm			
Obesidad abdominal de acuerdo a los criterios de la <i>International Diabetes Federation</i> †						
Hombres	≥ 90 cm					
Mujeres	≥ 80 cm					

IMC: peso actual (kg)/estatura (m)²
 IMC saludable* < 24
 Peso saludable o IMC saludable = (24)xaltura en (m²)
 Rango de peso saludable: IMC saludable (escoger un IMC menor a 25) ejemplo: (24.9)x 1.60 m²
 Peso saludable mínimo = 18.5 x 2.56 = 47.3
 Peso saludable máximo = 24.9 x 2.56 = 63.7
 *El IMC saludable se puede definir en el ámbito clínico entre 20 y 25 unidades en hombres y entre 19 a 24 en mujeres.
 El personal de salud debe determinar cuál es el IMC saludable dentro de este rango tomando como base la constitución, la edad y las expectativas de cada paciente.
 Si se toma el límite superior del rango, el peso despejado se puede denominar peso máximo normal.
 †Adaptado de: WHO (2000) *Obesity: Preventing and Managing the Global Epidemic, Report of a WHO Consultation on Obesity.*

FIGURA 4 CLASIFICACIÓN DE OBESIDAD POR IMC Y CIRCUNFERENCIA DE LA CINTURA (CC) OBTENIDO DE S. BARQUERA CERVERA, ET AL.: OBESIDAD EN MÉXICO

Entre las diversas causas que provocan esta enfermedad estar relacionadas con cambios de hábito en la vida de la persona, alteraciones hormonales, metabólicas, ortopédicas y sobre

todo alteraciones psicológicas, herencia e influencias familiares y por supuesto estilo de vida

Como se ha mencionado, esta enfermedad trae consigo padecimientos más graves, provocando hipertensión, enfermedades cardiovasculares, así como algunos cánceres [31].

También provoca desordenes en el sueño, enfermedades degenerativas como diabetes tipo 2 que a su vez provoca ceguera. A todo esto, los problemas son reversibles si la persona decide bajar de peso.

2.3. Hábitos de ejercicio

El tratamiento para la obesidad y sobrepeso está íntimamente relacionado con el cambio de hábitos, en los que pueden ser aplicados tratamientos farmacéuticos, pero estos solo son eficientes si es acompañado con actividad física. Por lo que es vital llevar un estilo de vida activo. La OMS define como actividad física cualquier movimiento musculo-esqueletico que consuma energía, por lo que realizar cualquier actividad es considerada en este rúbro. Pero el ejercicio físico es una parte estructurada y planeada con el objetivo de mejorar la condición física que ayuda a mejorar habilidades como la fuerza, resistencia, velocidad, etc. Aunque si bien es cierto que este último ayuda a mejorar la calidad de vida ya que interviene el gasto de energía. En el trabajo [32] hace una importante mención sobre la íntima relación entre la alimentación y el ejercicio físico, ya que para poder tener una modificiación sobre el peso corporal no es suficiente el ejercicio sino una combinación de estos dos.

Sabiendo esto es importante tener conciencia plena acerca de los objetivos a seguir para dedicarse de forma adecuada y constante al ejercicio para que sea sano y que el ejercicio sea

acorde a las posibilidades físicas de una persona. Existen diferentes modelos de ejercicio que involucran diferentes tipos de intensidad descritos en [32] que son:

Ejercicio continuo: el cual es una actividad física que implica un tiempo de 5 a 240 minutos, el cual es ideal para el tratamiento de obesidad y sobrepeso y puede ser gradual la intensidad en la que se realiza. Es importante remarcar que se necesita aplicar más tiempo de realización en comparación con otros modelos, sin embargo, este es el ideal para prevenir enfermedades realizando 30 min de este tipo de ejercicio durante cinco días con una intensidad moderada.

Ejercicio intermitente o de alta intensidad: Este tipo de ejercicio implica ciclos de máxima duración con intervalos de descanso, en las que existen diferentes combinaciones o variables que permiten mejorar la calidad del ejercicio. Los beneficios en la salud destacan el aumento de oxigenación en el cuerpo. También es importante resaltar que es un método seguro y tolerado en personas que ya tienen padecimientos como diabetes, hipertensión. Por lo que es un buen ejercicio para pacientes con sobrepeso u obesidad ya que pueden lograr pronto sus objetivos como la pérdida de grasa. Lo que implica una mayor disciplina que utilizar un ejercicio continuo.

Ejercicio de sobrecarga muscular: Este es un tipo de ejercicio que implica múltiples variables que se debe tener en cuenta para que tenga un mejor resultado como la intensidad, número de repeticiones, orden de los ejercicios, pausas tipo de contracción en el ejercicio, velocidad, entre otros. Es importante resaltar que al aplicar una restricción calórica en personas enfermas también se observa una disminución de masa magra, por lo que este efecto es contrarrestado por este tipo de ejercicios ya que ayudan al crecimiento de masa muscular, mejorando considerablemente la estructura corporal.

Como se ha mencionado anteriormente el somatotipo se puede ir modificando de acuerdo al ejercicio y alimentación, pero a su vez también este es una referencia para poder seleccionar el deporte ideal para los diferentes tipos de cuerpo, por ejemplo:

Ectomorfo: por naturaleza las personas son delgadas lo que les permite desarrollarse de mejor manera en deportes como la natación, ciclismo, entre otros deportes que sean de fondo. Se debe poner especial énfasis en que, aunque los deportistas se podrán desenvolver de mejor manera, se debe poner especial atención en su pérdida de peso, ya que este tipo de ejercicios fomenta el no crecimiento del músculo.

Endomorfo: Las personas con este tipo de cuerpo tienen proporciones más grandes entre cintura, musculos, etc. Con tendencia a acumular grasa. Se debe poner mucha atención en mantener el peso correcto en las personas con este tipo de cuerpo y una vez conseguido pueden practicar deportes como lanzamiento, halterofilia o pruebas de lucha

Mesomorfo: En esta clasificación las personas tienen cuerpo atlético por naturaleza, por lo que cualquier deporte puede ser ideal para este somatotipo.

Es importante mantener los objetivos bien definidos, como es mantener la salud de las personas y no realizar cambios con fines estéticos, en la que se debe tener especial atención en la calidad de la dieta, mantener salud mental, conservar los ciclos de sueño entre otros

Programas de acondicionamiento neuromuscular

El acondicionamiento físico nos ayuda a mejorar las capacidades de coordinación y condicionales para mejorar el rendimiento físico a través del ejercicio, lo que permite mantenerse saludable y más fuerte. Este acondicionamiento debe ser realizado en la parte inicial de las sesiones de ejercicio, después de realizar los estiramientos, el cual es un proceso

de activación muscular, lo que permite dejar en el punto correcto al cuerpo para recibir estímulos con mayor intensidad. Algunos de los beneficios que se listaron son los siguientes: mejora el flujo sanguíneo, capacidad de reacción de los músculos es más elevada, mejora el metabolismo del músculo, mejora los procesos neuromusculares como es la respuesta del sistema nervioso.

Ahora bien, como se ha mencionado anteriormente el ejercicio debe ser una actividad de mejoramiento íntegra, en la que también se trabaja el sistema músculo esquelético y lo que se recomienda desde siempre es el ejercicio aeróbico, el cual está enfocado a que el corazón bombee más sangre más rápido y con mayor fuerza lo que resulta imposible lograrlo con otro tipo de ejercicios, pero después de muchas investigaciones se logró obtener que a través de programas de acondicionamiento neuromuscular se pueden obtener los mismos objetivos [33].

2.5 Características del Deep learning

Para poder abordar el Deep learning es importante retomar el concepto más global que es la inteligencia artificial, la cual ha estado desde tiempos que se creó la computación ya que la razón inicial fue crear herramientas para automatizar tareas intelectuales que realiza el ser humano [34]. Con el tiempo fue evolucionando y abarca el Deep learning y machine learning, pero también muchos otros temas que no implican al aprendizaje, como reglas programadas, definida como Inteligencia Artificial (IA) simbólica [35], la cual es adecuada para la solución de problemas bien definidos con reglas bien estructuradas. Pero aún había problemas sin resolver, como la clasificación de imágenes, el reconocimiento de voz, entre otros, por lo que se le dio un nuevo enfoque a la IA, el aprendizaje automático. Este último fue pensado y aplicado para que los humanos introduzcan los datos y respuestas para que esta información

fuera procesada y diera como resultado las reglas, todo lo contrario, a la IA simbólica, ya que aquí entran datos con reglas y como salida se esperan los resultados o respuestas. Podemos observar que el aprendizaje automático no se programa, sino que se entrena. Por ejemplo, si queremos identificar duraznos, se presentan muchas imágenes ya etiquetadas por humanos y el sistema aprendería reglas basadas en la estadística para relacionar imágenes a las etiquetas específicas. Este aprendizaje radica en la medición estadística del resultado que regresa un algoritmo de aprendizaje automático con la identificación o etiqueta real, lo que permitirá hacer un ajuste y volver a probar. Los algoritmos utilizan representaciones que describan los datos de entrada, por ejemplo, representaciones de color que funcionarían en diferentes formatos para diferentes imágenes. Ahora bien, el aprendizaje profundo es un subcampo del aprendizaje automático, llamado así por que se pone especial énfasis en promover capas sucesivas que puedan identificar diferentes representaciones de los datos

2.6 Extracción de características

Poder extraer información de las imágenes para poder identificar objetos o escenas de manera automática se ha convertido en una tarea recurrente que ha permitido optimizar las técnicas, siendo mucho más fácil que hacerlo de manera manual, es decir con la intervención de una persona. A pesar de que la tarea de identificación de imágenes en los humanos es aparentemente más sencilla, nos ha llevado millones de años de evolución. Pero para una computadora es una actividad mucho más complicada ya que una imagen es representada como una cuadrícula con números, por lo que no es tan sencillo ubicar un objeto. Para que se le pueda enseñar a una computadora como clasificar estas matrices de números es extrayendo las características que nos ayudan a cuantificar todo lo que existe en la matriz. Explicándolo de manera sencilla, esta actividad que es un pre-paso para la clasificación, se

define de la siguiente manera: se toma una imagen, se aplica un algoritmo y se tiene una lista de números que nos permita cuantificar esta imagen. Existen diferentes algoritmos, unos más óptimos que otros para poder describir cada imagen, pero todo esto presenta un reto ya que existen variaciones de posición, iluminación, oclusión, modificaciones en el fondo, diferencias en el tamaño, entre otros.

3. Metodología

3.1. Metodología propuesta

Para llevar a cabo la clasificación de somatotipos se propuso el método que se muestra en la Figura 3.

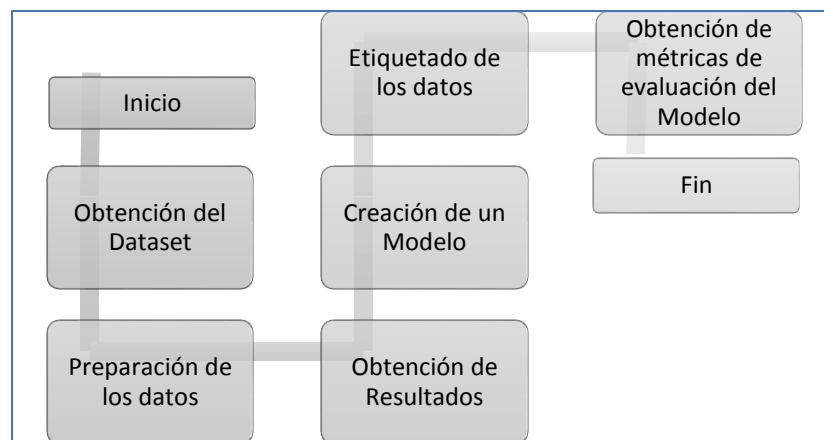


FIGURA 2 MODELO IMPLEMENTADO EN ORANGE.

Los somatotipos esencialmente son tres. Ectomorfo, Mesomorfo y Endomorfo. Ver la Figura 1.

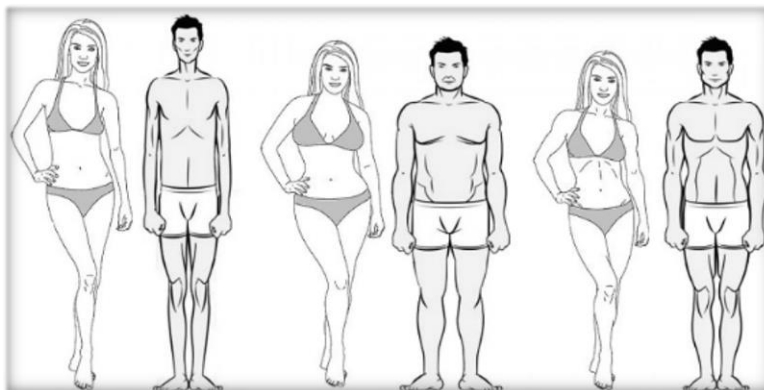


FIGURA 3 SOMATOTIPOS DE HOMBRES Y MUJERES. ECTOMORFO, ENDOMORFO Y MESOMORFO [9]

El Ectomorfo guarda bajo nivel de musculatura y grasa. Por otro lado, el Mesomorfo guarda un equilibrio entre grasa y musculatura. Mientras que el Endomorfo tiende a acumular gran cantidad de grasa. Existen otras subcategorías como las que se muestran en la Tabla 1.

TABLA 3 SUBCATEGORÍAS DERIVADAS DE ECTOMORFO, MESOMORFO Y ENDOMORFO SEGÚN CARTER & HEATH [10].

Subcategorías de la clasificación de somatotipos según Carter & Heath		
Central	Meso-endomórfico	Ectomorfismo balanceado
Endo-ectomórfico	Mesomorfismo balanceado	Ecto-endomórfico
Endomorfismo balanceado	Meso-ectomórfico	Ectomorfo-endomorfo
Endo-mesomórfico	Ectomorfo-mesomorfo	
Endomorfo-mesomorfo	Ecto-mesomórfico	

Para obtener el somatotipo se sigue el método de “” el cual consiste en medir múltiples partes del cuerpo. Las medidas del cuerpo determinan grados de pertenencia a cada somatotipo. La Tabla 2 muestra las medidas tomadas para determinar cada somatotipo.

TABLA 4 MEDIDAS REQUERIDAS PARA DETERMINAR LOS GRADOS DE SOMATOTIPO.

Somatotipo	Medidas aplicadas
Endomorfia	Pliegues tríceps, subescapular y suprailíaco (mm) (H) Estatura (cm)

Mesomorfia	(Hu) Anchura biepicondilar del húmero, (fe) anchura biepicondilar del fémur (H) Estatura (cm)
Hectomorfia	(H) Estatura (cm), (W) Peso (kg)

Una vez que se tienen las medidas se aplican las siguientes ecuaciones. En este caso, para calcular la *Endomorfia* se usa la Ecuación 1.

$$E = -0.7182 + (170.18 / H) [0.1452(X) - 0.00068(X^2) + 0.0000014(X^3)] \quad (1)$$

Dónde: X =suma de los pliegues tríceps. Subescapular y suprailíaco, en milímetros. H =estatura, en centímetros [36].

Por otro lado, para calcular la *Mesomorfia* se usa la Ecuación 2.

$$M = [(0,858 hu) + (0,601 fe) + (0,188 \text{ circunferencia del brazo corregida}) + (0,161 \text{ circunferencia de la pierna corregida})] - (H 0,131) + 4,50$$

(2)

Dónde: hu = anchura biepicondilar del húmero, fe = anchura biepicondilar del fémur. H =estatura, en centímetros. La corrección de las circunferencias se realiza a partir de los espesores de los pliegues cutáneos [36].

Finalmente, para calcular la *Ectomorfia* se usa la Ecuación 3.

$$Ec = [(H/(W)^{1/3}) 0.732] - 28.58$$

(3)

Dónde: H = estatura, en centímetros. W = Peso, en kilos.

Hay que considerar que, si la *Ectomorfia* es menor que 40,75 y mayor que 38,25, se calcula con la Ecuación 4.

$$Ec = [(H/(W)^{1/3}) 0.463] - 17.63. \text{ Pero si } (H / (W)^{1/3}) \text{ es igual o menor que } 38,25, \text{ se le asigna el valor de } 0,1 \text{ [36].} \quad (4)$$

Al aplicar las ecuaciones se obtiene un valor de cada somatotipo. Cada somatotipo tendrá un valor, ver el ejemplo mostrado en la tabla 3.

TABLA 5 VALORES DEL CÁLCULO DE UN SOMATOTIPO.

Endomorfía	Mesomorfía	Ectomorfía
2.7396	4,6818	3.1795

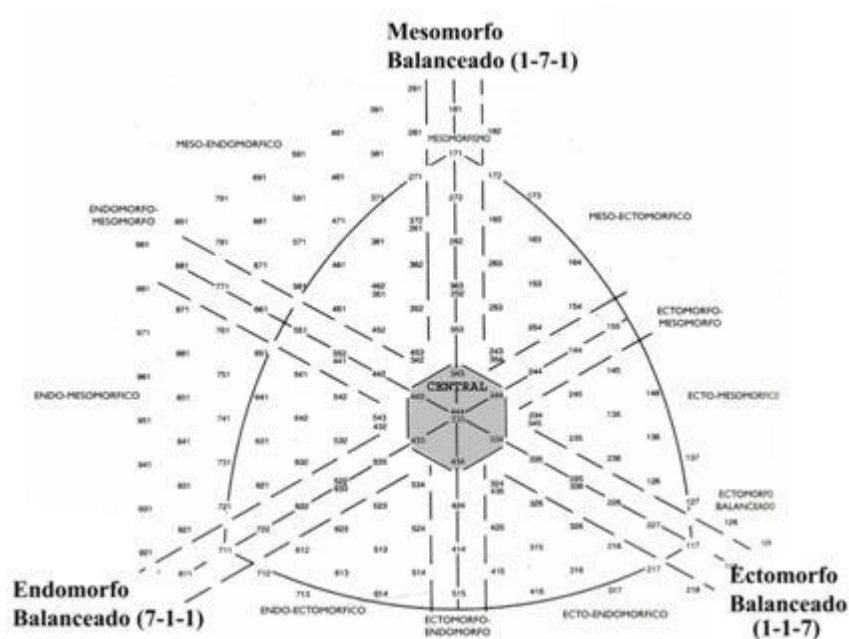


FIGURA 4 SOMATOCARTA DISEÑADA POR FRANZ REULEAUX (1829-1905) [11]

3.2 Redes neuronales artificiales

Las Redes neuronales artificiales son las más usadas para obtener resultados en la inteligencia artificial. Inicialmente fue propuesto un *perceptrón* capaz de hacer una clasificación binaria. Más tarde se crearon las *redes multicapa* y *Backpropagation*. Con las nuevas redes fue posible clasificar múltiples categorías con una buena precisión. En los últimos años, se crearon las Redes neuronales convolucionales (RNC). Las RNC permiten múltiples capas logrando un proceso profundo.

También, en Google se creó la librería *TensorFlow*. En este caso, François Chollete creó la librería *Keras* que es capaz de ejecutarse sobre *TensorFlow*. La librería de *Keras* fue escrita en *Python*. Con dicha librería y otras es posible entrenar un algoritmo con pocos pasos y líneas de código.

Por otro lado, La Universidad de *Ljubijana* creó una aplicación llamada *Orange* que permite crear modelos de clasificación de forma sencilla. Basta arrastra y soltar elementos para crear un modelo. Con el modelo es posible entrenar una red neuronal y obtener resultados. Así mismo es posible aplicar métodos de evaluación del desempeño del modelo de la red.

Técnicas de clasificación

Existen múltiples técnicas de clasificación, desde Árboles de decisión, el Vecino más cercano, Máquinas de soporte vectorial y por supuesto Redes neuronales. Los resultados dependen del tipo de datos que se clasifican. Se deben probar diferentes técnicas para identificar la mejor técnica para obtener mejores resultados.

3.3. Dataset

3.3.1 Obtención del Dataset

Una Báscula de Bioimpedancia eléctrica (BBE) proporciona datos relacionados con el peso, cantidad de grasa, masa muscular y agua entre otros indicadores. La BBE es utilizada por los entrenadores físicos profesionales y los nutriólogos. Cada BBE proporciona diferentes indicadores. Sin embargo, la información es considerada privada, por lo que es complicado que dicha información sea compartida.

Para este trabajo se uso un Dataset disponible por Krzykala. El Dataset cuenta con datos de una BBE y con datos de Medidas Antropométricas (MA) [12]. Ver Tabla 2. El Dataset se dividió por columnas para trabajar con datos de la BBE y MA por separado. Al final se hacen pruebas con los datos juntos.

TABLA 6 DATOS DESDE UN DISPOSITIVO DE BIOIMPEDANCIA ELÉCTRICA [12].

S E X	DECIMA L AGE	HEIGHT [cm]	WEIGH T [kg]	TBW P [%]	FATP [%]	FATM [kg]	PMM [%]	PMM [kg]	FFM [kg]	RLFAT P [%]	RLFAT M [kg]	RLPM M [%]	TRFF M [kg]
F	19.25	163.5	44.2	60.2	11.6	5.2	37.4	16.5	39.3	22.0	1.9	6.3	... 22.5
F	18.92	174.8	60.9	57.3	21.1	12.7	45.3	27.6	47.7	24.6	2.7	7.8	... 26.9
F	18.92	165.8	51.0	61.0	16.3	8.4	41.0	20.9	43.2	23.4	2.3	6.9	... 24.8
F	19.67	163.2	44.0	60.1	25.0	14.1	40.0	17.6	42.1	32.6	3.4	6.6	... 24.2
F	19.83	184.4	67.0	60.9	13.2	9.3	58.4	39.1	61.2	10.1	1.2	10.3	... 32.9
F	19.25	171.7	55.4	57.9	24.0	13.8	41.7	23.1	43.9	27.0	2.8	7.2	... 24.6
F	19.58	174.0	55.7	58.9	19.6	10.9	42.4	23.6	44.8	24.5	2.5	7.2	... 25.5
F	19.75	166.8	53.7	58.7	20.0	10.7	41.0	22.0	43.0	25.7	2.6	7.0	... 24.5
F	19.50	165.8	50.4	60.3	8.1	4.1	43.3	21.8	46.3	20.7	2.0	7.1	... 26.4
F	19.58	177.9	70.6	56.4	23.1	16.3	51.6	36.4	54.3	28.2	3.6	8.5	... 31.0
F	18.92	174.5	59.8	56.5	22.7	13.6	43.9	26.3	46.2	26.1	2.8	7.6	... 26.0
F	18.83	171.0	55.1	57.0	30.5	18.8	40.7	22.4	42.9	32.4	3.6	7.1	... 24.1
F	20.67	176.8	61.6	56.7	24.7	15.6	45.3	27.9	47.7	27.2	3.1	7.8	... 26.7
F	20.17	173.0	62.9	57.6	21.7	13.7	46.9	29.5	49.4	28.4	3.2	7.7	... 28.4
F	19.08	163.9	50.4	60.7	16.7	8.6	41.0	20.7	43.2	25.1	2.4	6.9	... 24.8
F	21.17	167.2	51.5	59.2	17.5	8.9	39.6	20.4	41.7	25.6	2.4	6.6	... 24.0
F	18.92	161.8	43.4	50.9	30.4	13.2	28.7	12.5	30.2	41.2	3.8	5.1	... 17.1
F	18.67	172.2	56.1	55.4	24.3	13.7	40.3	22.6	42.5	26.4	2.7	7.1	... 23.6
F	19.42	168.2	54.1	55.8	23.9	13.0	39.0	21.1	41.2	28.0	2.8	6.8	... 23.2
F	19.50	172.0	57.0	52.8	27.8	15.9	39.2	22.3	41.1	32.3	3.3	6.6	... 23.5

El Data set tiene 35 columnas incluyendo: Género, Edad, Estatura y peso. No se muestran todas las columnas en la Tabla 2, por falta de espacio

Por otro lado, se tienen datos de medidas antropométricas. Para este caso se conservó: Género, edad, Estatura y peso. Ver la Tabla 3.

TABLA 7 DATOS DESDE MEDIDAS ANTROPOMÉTRICAS [12].

SEX	DECIMAL AGE	HEIGHT [cm]	WEIGHT [kg]	TBWP [%]	Elbow width [cm]	Knee width [cm]	Subscapular skinfold [mm]	Triceps skinfold [mm]	Suprailiac skinfold [mm]	Calf skinfold [mm]	Arm circumference [cm]	Calf circumference [cm]
F	19.25	163.5	44.2	60.2	5.7	8.3	9.0	11.2	7.4	9.8	21.5	30.0
F	18.92	174.8	60.9	57.3	6.0	9.0	8.2	15.6	11.6	14.2	23.0	35.0
F	18.92	165.8	51.0	61.0	5.8	8.3	8.4	9.6	9.0	10.0	23.5	32.5
F	19.67	163.2	44.0	60.1	5.6	8.4	15.0	13.6	21.6	14.4	24.0	32.0
F	19.83	184.4	67.0	60.9	7.0	9.4	10.0	8.2	11.2	11.6	26.0	33.5
F	19.25	171.7	55.4	57.9	5.9	8.7	7.0	10.2	15.0	8.0	23.0	34.0
F	19.58	174.0	55.7	58.9	6.1	9.1	9.4	11.0	12.0	9.8	23.5	33.5
F	19.75	166.8	53.7	58.7	6.1	9.2	8.2	14.2	10.2	12.8	23.0	34.5
F	19.50	165.8	50.4	60.3	6.1	8.4	7.2	8.2	8.0	5.2	21.5	32.0
F	19.58	177.9	70.6	56.4	6.9	9.5	10.0	9.6	10.2	10.4	27.0	37.0
F	18.92	174.5	59.8	56.5	5.9	8.5	9.0	12.0	14.0	12.0	24.5	36.0
F	18.83	171.0	55.1	57.0	6.6	8.8	10.8	13.8	15.4	10.8	24.0	33.0
F	20.67	176.8	61.6	56.7	5.9	8.7	9.2	15.8	15.8	12.4	24.0	34.0
F	20.17	173.0	62.9	57.6	6.0	8.5	8.4	12.0	12.0	14.0	26.0	34.5
F	19.08	163.9	50.4	60.7	5.7	8.3	10.4	9.6	12.0	9.0	22.5	34.0
F	21.17	167.2	51.5	59.2	6.0	8.1	11.2	11.0	18.0	9.0	24.0	32.5
F	18.92	161.8	43.4	50.9	5.6	8.3	8.0	14.0	9.2	17.4	22.0	31.5
F	18.67	172.2	56.1	55.4	6.1	9.1	7.8	16.4	10.8	12.6	23.1	35.6
F	19.42	168.2	54.1	55.8	6.0	8.5	13.4	12.6	11.2	12.0	23.8	32.3

En la Tabla de MA se tienen medidas en centímetros y milímetros. Se cuenta con 13 datos o columnas.

Se creó un Dataset con ambos datos para el entrenamiento. Lo anterior para hacer tres entrenamientos y comparar los datos.

3.4. Método aplicado

Con el Dataset de Kryska se trataron los datos por separado. Por un lado, los datos de la BBE y por el otro lado los datos de las MA. Luego se llevó a cabo el entrenamiento con los algoritmos de Redes neuronales artificiales (RNA) y Regresión logística (RL). Para el

Entrenamiento se utilizó la aplicación de *Orange*. Se obtuvieron datos de cada conjunto de datos. Finalmente, se obtuvieron datos de los datos juntos BBE y Las MA. Ver la Figura 1.

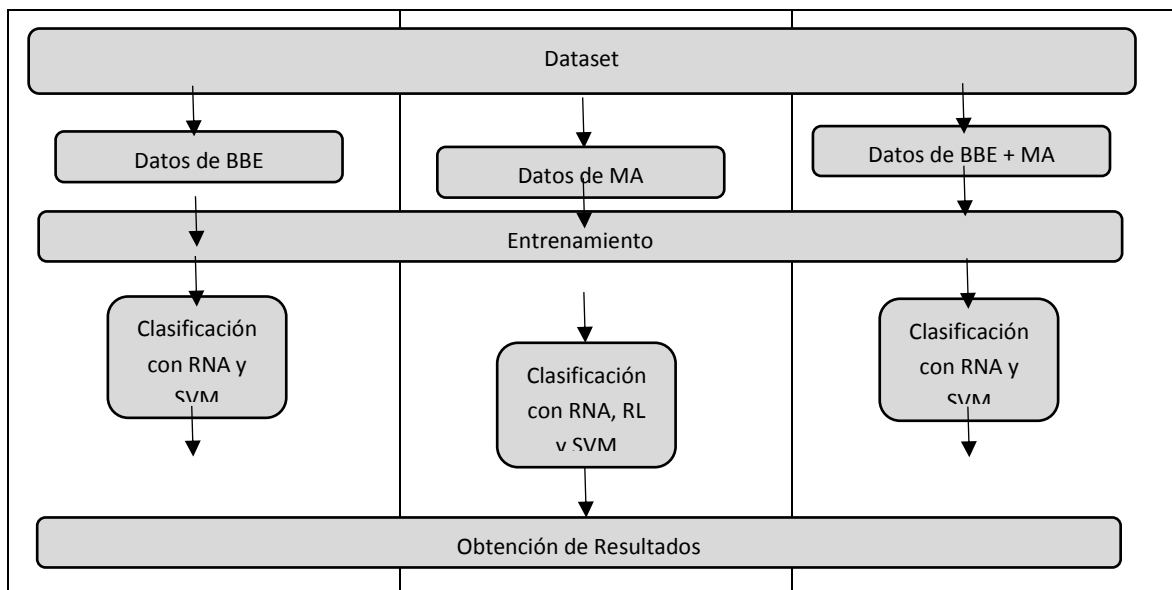


FIGURA 5 DIAGRAMA DE LAS TRES DATASET PARA EL ENTRENAMIENTO.

El Dataset contiene 76 Ectomorfos (12%), 457 Endomorfos (74%) y 85 Mesomorfos (14%). Presenta un desbalance de hasta 6 veces más Endomorfos que Ectomorfos. Se evaluó el efecto de desbalance y no afectó los resultados.

Se crearon dos escenarios: El primero incluye todas las medidas y los valores de los tres somatotipos, La segunda conserva solo los valores calculados para determinar cada somatotipo. Lo anterior, con el fin de buscar la mejor precisión. En un último escenario se normalizaron los datos.

Para obtener resultados se creó el siguiente modelo en la aplicación de Orange. En la Figura 4 se muestra el modelo.

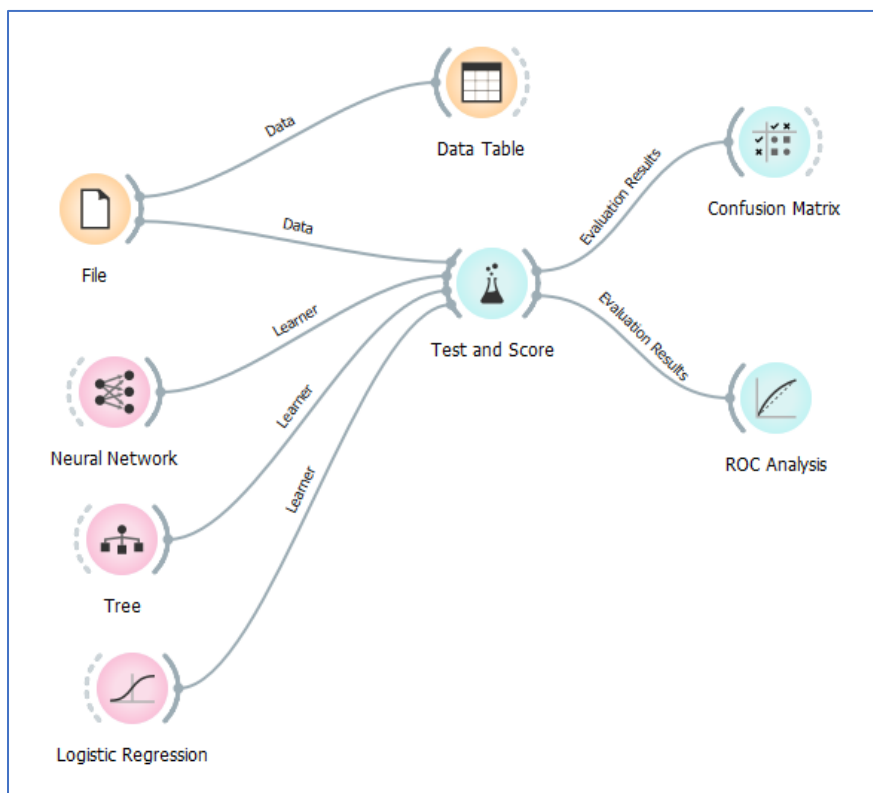


FIGURA 5 MODELO USADO EN ORANGE PARA LA CLASIFICACIÓN DE SOMATOTIPOS.

El Dataset contiene valores y parámetros que se detallan en la Tabla 5. El Dataset está compuesto por 618 registros con 43 características. En este caso se respetaron los nombres técnicos originales de la fuente del Dataset. El último valor corresponde a la Categoría o Etiqueta.

TABLA 8 VARIABLES DEL DATASET, CON LOS NOMBRE ORIGINALES DE LA FUENTE.

Características del Dataset. Cada característica corresponde a una columna.					
SEX	DECIMAL-AGE	HEIGHT [cm]	WEIGHT [kg]	TBWP [%]	FATP [%]
FATM [kg]	PMM [%]	PMM [kg]	FFM [kg]	RLFATP [%]	RLFATM [kg]
RLPMM [%]	RLPMM [kg]	RLFFM [kg]	LLFATP [%]	LLFATM [kg]	LLPMM [%]
LLPMM [kg]	LLFFM [kg]	RAFATP [%]	RAFATM [kg]	RAPMM [%]	RAPMM [kg]
RAFFM [kg]	LAFATP [%]	LAFATM [kg]	LAPMM [%]	LAPMM [kg]	LAFFM [kg]
TRFATP [%]	TRFATM [kg]	TRPMM [%]	TRPMM [kg]	TRFFM [kg]	Elbow width [cm]
Knee width [cm]	Subscapular skinfold [mm]	Triceps skinfold [mm]	Suprailiac skinfold [mm]	Calf skinfold [mm]	Arm-circumference [cm]

Calf-circumference [cm]	Mesomorfo	Ectomorfo	Endomorfo	Somatotipo	
----------------------------	-----------	-----------	-----------	------------	--

Para la ejecución del modelo se aplicaron diversos parámetros. Los parámetros corresponden a Validación cruzada con 10 pliegues (*K-folds*), 50 *Épocas*, el 80% de registros para el Entrenamiento y 20% para Validación.

3.5. Métodos aplicados

3.5.1. Procesamiento con Orange

Para obtener resultados se creó el siguiente modelo en la aplicación de Orange. En la Figura 4 se muestra el modelo.

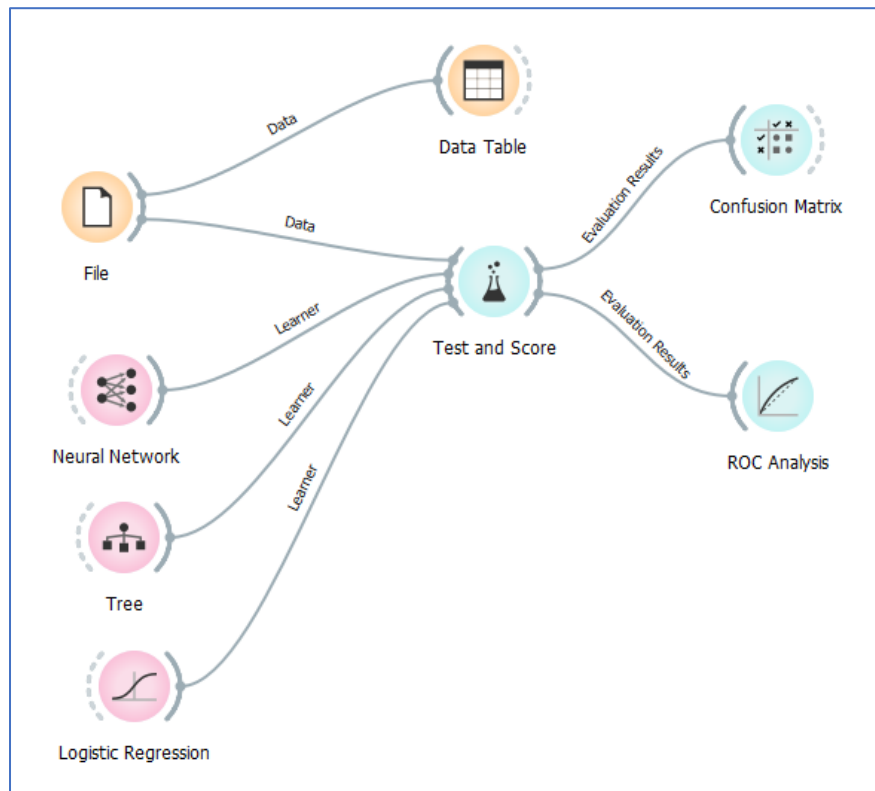


FIGURA 6 MODELO USADO EN ORANGE PARA LA CLASIFICACIÓN DE SOMATOTIPOS.

El Dataset contiene valores y parámetros que se detallan en la Tabla 5. El Dataset está compuesto por 618 registros con 43 características. En este caso se respetaron los nombres técnicos originales de la fuente del Dataset. El último valor corresponde a la Categoría o Etiqueta.

TABLA 9 VARIABLES DEL DATASET, CON LOS NOMBRE ORIGINALES DE LA FUENTE.

Características del Dataset. Cada característica corresponde a una columna.					
SEX	DECIMAL-AGE	HEIGHT [cm]	WEIGHT [kg]	TBWP [%]	FATP [%]
FATM [kg]	PMM [%]	PMM [kg]	FFM [kg]	RLFATP [%]	RLFATM [kg]
RLPMM [%]	RLPMM [kg]	RLFFM [kg]	LLFATP [%]	LLFATM [kg]	LLPMM [%]
LLPMM [kg]	LLFFM [kg]	RAFATP [%]	RAFATM[kg]	RAPMM [%]	RAPMM [kg]
RAFFM [kg]	LAFATP [%]	LAFATM [kg]	LAPMM [%]	LAPMM [kg]	LAFFM [kg]
TRFATP [%]	TRFATM [kg]	TRPMM [%]	TRPMM [kg]	TRFFM [kg]	Elbow width [cm]
Knee width [cm]	Subscapular skinfold [mm]	Triceps skinfold [mm]	Suprailiac skinfold [mm]	Calf skinfold [mm]	Arm-circumference [cm]
Calf-circumference [cm]	Mesomorfo	Ectomorfo	Endomorfo	Somatotipo	

Para la ejecución del modelo se aplicaron diversos parámetros. Los parámetros corresponden a Validación cruzada con 10 pliegues (*K-folds*), 50 *Épocas*, el 80% de registros para el Entrenamiento y 20% para Validación.

4. Resultados

Para la clasificación de somatotipos usando solo datos de la BBE. Se presentan los resultados de cada categoría. Ver la Tabla 4 y 5.

TABLA 10 RESULTADOS DEL DATASET DE DATOS DEL DISPOSITIVO DE BIOIMPEDANCIA ELÉCTRICA.

Modelo	Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo
--------	-----------	-----------	-----------

	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
RNA	0.921	0.903	0.581	0.607	0.557	0.527	0.964	0.911	0.941	0.933	0.948	0.765	0.955	0.923	0.717	0.722	0.712	0.672
RL	0.923	0.915	0.627	0.664	0.593	0.580	0.964	0.914	0.943	0.927	0.959	0.769	0.948	0.925	0.713	0.750	0.679	0.671
SVM	0.901	0.908	0.524	0.706	0.417	0.498	0.953	0.887	0.928	0.887	0.972	0.692	0.946	0.919	0.677	0.741	0.624	0.634

TABLA 11 MATRICES DE CONFUSIÓN DEL DATASET DE DATOS DEL DISPOSITIVO DE BIOIMPEDANCIA ELÉCTRICA.

RNA				RL				SVM			
	Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo		Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo		Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo
Ectomorfo	167	79	54	Ectomorfo	178	72	50	Ectomorfo	125	114	61
Endomorfo	56	1745	39	Endomorfo	48	1765	27	Endomorfo	38	1789	13
Mesomorfo	52	46	242	Mesomorfo	42	67	231	Mesomorfo	14	114	212

Como se puede observar se logró el 93.3% de predicción al clasificar la categoría de Endomorfo con la RNA, donde solo se clasificaron 75 de 1840. Mientras que la precisión más baja se presentó en la Categoría de Ectomorfo con la RNA con el 60.7%.

Mientras que la Categoría de Medidas antropométricas presentó mejores resultados. Ver la Tabla 6 y 7.

TABLA 12 RESULTADOS DEL DATASET CON DATOS DE MEDIDAS ANTROPOMÉTRICAS

Modelo	Ectomorfo						Endomorfo						Mesoformo					
	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
RNA	0.984	0.962	0.847	0.844	0.851	0.826	0.987	0.953	0.968	0.968	0.968	0.877	0.987	0.959	0.848	0.851	0.845	0.825
SVM	0.975	0.954	0.824	0.792	0.859	0.799	0.986	0.949	0.965	0.961	0.969	0.865	0.985	0.960	0.845	0.904	0.793	0.824

TABLA 13 MATRICES DE CONFUSIÓN DEL DATASET CON DATOS DE MEDIDAS ANTROPOMÉTRICAS.

RNA					SVM				
	Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo	Σ		Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo	Σ
Ectomorfo	1313	137	93	1543	Ectomorfo	1325	152	66	1543
Endomorfo	139	8884	155	9178	Endomorfo	205	8897	76	9178
Mesomorfo	104	156	1419	1679	Mesomorfo	143	205	1331	1679
Σ	1556	9177	1667	12400	Σ	1673	9254	1473	12400

Con el Dataset conformado con las Medidas antropométricas se logró el mejor resultado. El mejor resultado fue del 96.8% con la Categoría de Endomorfo con la RNA. Mientras que el resultado más bajo fue del 79.2% para el Ectomorfo con la SVM.

Finalmente, con el Dataset combinado los resultados fueron mejores que el Dataset-BBE, pero menor que el Dataset-MA. Ver la Tabla 8 y 9.

TABLA 14 RESULTADOS DEL DATASET CON DATOS DEL DISPOSITIVO DE BIOIMPEDANCIA Y MEDIDAS ANTROPOMÉTRICAS.

Modelo	Ectomorfo						Endomorfo						Mesoformo					
	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
RNA	0.967	0.942	0.746	0.803	0.697	0.716	0.982	0.943	0.962	0.955	0.969	0.852	0.968	0.937	0.777	0.764	0.791	0.741
SVM	0.947	0.935	0.710	0.790	0.645	0.679	0.980	0.910	0.941	0.910	0.974	0.758	0.949	0.932	0.727	0.824	0.651	0.695

TABLA 15 MATRICES DE CONFUSIÓN DEL DATASET DE DATOS DEL DISPOSITIVO DE BIOIMPEDANCIA Y MEDIDAS ANTROPOMÉTRICAS.

RNA					SVM				
	Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo	Σ		Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo	Σ
Ectomorfo	53	10	13	76	Ectomorfo	49	22	5	76
Endomorfo	6	443	8	457	Endomorfo	5	445	7	457
Mesomorfo	7	11	68	86	Mesomorfo	8	22	56	86
Σ	66	464	89	619	Σ	62	489	68	619

Los resultados muestran que la mejor precisión ha sido para la categoría de Endomorfo con la RNA con el 95.5%. Mientras que la precisión más baja fue para la categoría de Mesomorfo con la RNA con el 75.4%.

Se presenta una comparación de resultados de las tres estrategias de este trabajo. Por otro lado, se presentan los resultados del estado del arte encontrado. Ver la Tabla 10.

TABLA 16 COMPARACIÓN DE RESULTADOS PROPIOS Y DEL ESTADO DEL ARTE.

Resumen de resultados de los escenarios			Resultados de trabajos del estado del arte	
	Máxima		Técnica	Precisión

Dataset con bioimpedancia	93.3%	[1] Perceptrón múltiple	87%
Dataset con medidas antropométricas	96.8%	[2] Red neuronal	84.8%
Dataset combinado	95.5%	[3] Red neuronal	94.7%
		[4] Red neuronal convolucional	87.3

5. Conclusiones

Después de aplicar entrenamiento a los diferentes Dataset se concluye que es posible predecir el somatotipo. Si usamos los datos de impedancia la predicción puede ser hasta del 93.3% en la categoría de mesomorfo. Mientras, que con el Dataset de medidas antropométricas es posible predecir el somatotipo hasta el 96.7%. Por lo tanto, es posible hacer predicción con datos antropométricos sin necesidad de hacer los cálculos apoyados en los algoritmos de clasificación. Además, resulta un método más práctico y barato debido a que el equipo es más básico. Durante el desarrollo metodológico se intentó extraer las características desde imágenes de personas. Sin embargo, los resultados no fueron favorables, por lo que se optó por trabajar solo con las medidas.

6. Trabajo futuro

Se trabaja en la clasificación con imágenes. Los resultados no han sido favorables. Se sigue trabajando con las imágenes, pero se segmentarán. Con las imágenes segmentadas se pretende aplicar la Aplicación de Orange y además algoritmos de Aprendizaje profundo.

7. Referencias

- [1] M. C. C. & A. Ó. A. V. Velasco, «Robótica quirúrgica, desde los grandes asistentes hasta la nanotecnología,» *Scientia et Technica*, vol. 21, nº 2, pp. 182-190, 2016.
- [2] G. M. Moreno, «Definición y clasificación de la obesidad,» *Revista Médica Clínica Las Condes*, vol. 23, nº 2, pp. 124-128, 2012.
- [3] A. J. Stunkard, «Factores determinantes de la obesidad: opinión actual. La obesidad en la pobreza: un nuevo reto para la salud pública,» 2000, pp. 576, 27-32.
- [4] ENSANUT, «Encuesta Nacional de Salud y Nutrición 2018,» www.inegi.org.mx, México, 2018.
- [5] M. VILAPLANA, «Dietas hipocalóricas,» *ELSEVIER*, pp. 60-67, 2005.
- [6] P. E. & N. P. A. Miguel Soca, «Consecuencias de la obesidad,» *Acimed*, pp. 84-92, 2009.
- [7] S. Kweitel, «IMC: herramienta poco útil para determinar,» *Journal of Medicine and Science of Physical Activity and Sport*, pp. 274-289, 2007.
- [8] [www.INEGI.org.mx](http://www.inegi.org.mx), «Estadística a propósito del día mundial contra la obesidad (12 de Noviembre),» 11 Noviembre 2020. [En línea]. Available: https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/aproposito/2020/EAP_Obesidad20.pdf.
- [9] INEGI, «Características de las defunciones registradas,» INEGI, CDMX, 2019.
- [10] G. C. R. P. Sirvent Belando José Enrique, Valoración antropométrica de la composición corporal: Cineantropometría, España: Publicaciones Universidad de Alicante, 2009.
- [11] J. P. Carter, Somatotype Instruction Manual, San Diego California: Department of Exercise and Nutritional Sciences, 2002.
- [12] V. Dapcich, Guía de alimentación saludable, España: Sociedad Española de nutrición Comunitaria, 2004.
- [13] D. L. L. P. S. M. R. & M. S. Jaksic, «Application of a More Advanced Procedure in Defining Morphological Types,» 2014, pp. 112-118.

- [14] L. y. S. Z. Rivera Bedoya, «Diseño de un algoritmo de redes neuronales artificiales para la elaboración de planes de acondicionamiento físico personalizados,» *Universidad del Valle.*, 2020.
- [15] G. K. G. M. Drywień M, «Application of Artificial Neural Network to Somatotype Determination,» *Applied Science*, vol. 11, nº 4, p. 1365, 2021.
- [16] L. K. & M. J. Sharma, «Application of artificial Neural Network on body somatotype analysis among Indian Population,» 2015.
- [17] R. T. A. T. & T. M. Jahandideh, «Physical attribute prediction using deep residual neural networks,» *arXiv preprint arXiv*, 2018.
- [18] N. P. E. A. A. & P. K. Papandrianos, «Bone metastasis classification using whole body images from prostate cancer patients based on convolutional neural networks application,» *PLoS one*, vol. 15, nº 8, p. e0237213, 2020.
- [19] D. & C. M. Jakšić, «Neural network analysis of somatotype differences among males related to the manifestation of motor abilities.,» *Acta Kinesiologica*, vol. 3, nº 1, pp. 107-113, 2009.
- [20] M. Krzykała, M. Karpowicz, R. Strzelczyk, B. Pluta, K. Podciechowska y k. Karpowicz, «Morphological asymmetry, sex and dominant somatotype among Polish youth,» *PLoS ONE*, vol. 19, nº 9, p. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0238706>, 2020.
- [21] D. & C. M. Katović, *Comparison of Machine Learning Algorithms for Somatotype Classification.*, Croatia, 2019.
- [22] N. S. H. K. K. S. & D. W. Kim, «An Effective Research Method to Predict Human Body Type Using an Artificial Neural Network and a Discriminant Analysis,» *Fibers and Polymers*, vol. 19, pp. 1781-1789, 2018.
- [23] L. L. T. J. B. J. & E. L. Wang, «A data-driven approach towards the full anthropometric measurements prediction via Generalized Regression Neural Networks.,» *Applied Soft Computing*, vol. 109, p. 107551, 2021.
- [24] F. Li, «Classification of students' body shape based on deep neural network.,» *In Innovative Computing: IC 2020*, pp. 549-557, 2020.
- [25] A. R. A. d. O. G. T. C. J. W. B. G. E. C. C. K. F. & C. P. M. Brasil, «Automatic Identification of Somatotype by Digital Images,» *In Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente-SBAI*, vol. 1, nº 1, 2021.
- [26] C. Y. C. R. T. M. B. A. & C. S. Chiu, «Estimating somatotype from a single-camera 3D body scanning system.,» *European Journal of Sport Science*, vol. 22, nº 8, pp. 1204-1210, 2022.

- [27] J. E. S. & C. J. R. A. (. Belando, «La cineantropometría y sus aplicaciones.,» Universidad de Alicante., 2017.
- [28] H. R. N. B. Y. H. B. V. C. M. C. S. .. & M. M. Anderson, «Obesidad Infantil: Un problema de pequeños que se está volviendo grande.,» *Revista Latinoamericana de Hipertensión*, , vol. 14, nº 5, pp. 616-623, 2019.
- [29] J. M. V. M. C. R. R. W. & S. M. Fernández-Real, «Índice de masa corporal (IMC) y porcentaje de masa grasa: un IMC mayor de 27, 5 kg/m² podría suponer obesidad en la población española,» *Medicina clínica*, vol. 117, nº 18, pp. 681-684, 2001.
- [30] J. M. G. L. G. & R. A. G. del Campo Cervantes, «Relación entre el índice de masa corporal, el porcentaje de grasa y la circunferencia de cintura en universitarios.,» *Investigación y Ciencia*, vol. 23, nº 65, pp. 26-32, 2015.
- [31] P. S. M. N. I. A. & I. P. Enrique, «Consecuencias de la obesidad. Consequences of obesity,» *Acimed*, vol. 20, nº 4, pp. 84-92, 2009.
- [32] C. H.-O. C. R.-C. R. M. M. S. & C.-K. H. Burgos, « Puede el ejercicio físico per se disminuir el peso corporal en sujetos con sobrepeso/obesidad?.,» *Revista médica de Chile*, vol. 145, nº 6, pp. 765-774, 2017.
- [33] I. C. MEDRANO, Programas de acondicionamiento neuromuscular en situaciones con requerimientos específicos., Wanceulen Editorial., 2017.
- [34] L. E. MUNERA, Inteligencia artificial y sistemas expertos. Inteligencia artificial y sistemas expertos, 1991.
- [35] M. D. C. S. Sierra, «Inteligencia artificial en la gestión financiera empresarial.,» *Pensamiento & Gestió*, nº 23, pp. 153-186, 2007.
- [36] L. Cesar Ismael, M. Domínguez, L. G. Ávila, M. Galindo y J. E. Ching, «Antecedentes, descripción y cálculo de somatotipo,» *Aristas: Investigación Básica y Aplicada*, vol. 3, nº 6, pp. 43-49, 2015.
- [37] M. M. S. L. T. ,. e. Romero, «Encuesta Nacional de Salud y Nutrición 2018-19,» 2020, México, 2018.
- [38] www.INEGI.org.mx, «Estadística a propósito del día mundial contra la obesidad (12 de Noviembre),,» 11 Noviembre 2020. [En línea]. Available: https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/aproposito/2020/EAP_Obesidad20.pdf..

Anexo
Publicaciones



XIII CONGRESO INTERNACIONAL DE COMPUTACION
CICOM 2023
“INTELIGENCIA ARTIFICIAL: PRESENTE Y FUTURO”

Bogotá, Colombia, septiembre 7 de 2023

Autor(es):
María Fernanda Urdañez Carbajal
José Sergio Ruiz Castilla
Adrián Trueba Espinosa
México


Ref. Aprobación artículo 464 CICOM 2023

Apreciado(s) autor(es):

Reciban un cordial saludo de parte del comité organizador del XIII Congreso Internacional de Computación CICOM 2023 (Colombia-México), evento que se desarrollará de manera presencial en las instalaciones de la Biblioteca Aduanilla de Paiba de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas en la ciudad de Bogotá (Colombia), los días 20, 21 y 22 de septiembre de 2023.

Agradeciendo su participación en el evento, el comité organizador de CICOM 2023 informa a ustedes que su artículo **“Clasificación de Somatotipos usando: Redes Neuronales, Árboles de Decisión y Regresión logística”** ha sido **aprobado** para participar como ponencia presencial en el marco del desarrollo del Congreso en su versión 2023.

Cordial saludo de,


Nelson Becerra Correa
Presidente
Congreso Internacional de computación - CICOM 2023

<https://cicom.udistrital.edu.co/>

Gmail conacic 8 de 26

NOTIFICACION DE RESULTADO CONACIC2023 ID-8 Recibidos x

CONACIC2023 <conacic2023@easychair.org> para mi 15 ago 2023, 11:50

español > cebuano Traducir mensaje Desactivar para: español x

Estimad@ José Sergio Ruiz Castilla,

Les enviamos un cordial saludo y les notificamos que **con** base a las observaciones del Comité Científico su trabajo ha sido ACEPTADO para 1) presentación en el Congreso y 2) publicación en la revista "Abstraction and Application", siempre y cuando se atiendan puntualmente las observaciones listadas abajo. Esperamos su versión final antes del día 29 de agosto a las 11:59 PM **con** las siguientes características:

1. Atender puntualmente las observaciones de los revisores (comité científico).
2. Atender las observaciones del documento adjunto (comité editorial).
3. Enviar el archivo final en formato .DOCX
4. Enviar el archivo final en formato .pdf donde resalte en amarillo la atención a las observaciones.
5. Enviar una carta donde se detalle la atención a cada una de las observaciones de los revisores y del documento adjunto.
6. Enviar los documentos citados en UN SOLO email a conacic.fcc@correo.buap.mx, **con** el asunto VERSION FINAL_IDXX.

Finalmente, le recordamos que para que su artículo sea ACEPTADO y PUBLICADO deberá cumplir estrictamente **con** todos los puntos anteriores.

Atentamente
COMITÉ EDITORIAL
CONACIC2023

SUBMISSION: 8
TITLE: Identificación de Somatotipos **con** Inteligencia Artificial: Medidas Antropométricas vs Bioimpedancia

----- REVIEW 1 -----
SUBMISSION: 8
TITLE: Identificación de Somatotipos **con** Inteligencia Artificial: Medidas Antropométricas vs Bioimpedancia
AUTHORS: María Fernanda Urdañez Carbajal, José Sergio Ruiz Castilla and Farid García Lamont

----- Originality -----
SCORE: 4 (good)

Clasificación de Somatotipos usando: Redes Neuronales, Árboles de Decisión y Regresión logística

María Fernanda Urdañez
Carbajal
Universidad Autónoma del
Estado de México
Centro Universitario UAEM
Texcoco
Av. Jardín Zumpango s/n,
Texcoco, Estado de México
fer.marcabajal@gmail.com

José Sergio Ruiz Castilla
Universidad Autónoma del
Estado de México
Centro Universitario UAEM
Texcoco
Av. Jardín Zumpango s/n,
Texcoco, Estado de México
jsruizc@uaemex.mx

Adrián Trueba Espinosa
Universidad Autónoma del
Estado de México
Centro Universitario UAEM
Texcoco
Av. Jardín Zumpango s/n,
Texcoco, Estado de México
atruebae@uaemex.mx

RESUMEN

Las personas llegan a una edad adulta con una forma del cuerpo. La forma del cuerpo es definida por la alimentación y ejercicio diario. La forma del cuerpo es importante para definir y explotar las habilidades corporales en los deportes. Por ejemplo, un corredor de velocidad se requiere un cuerpo Ectomorfo, es decir delgado y con la menor cantidad de grasa corporal para potenciar su velocidad. Por el contrario, si hablamos de un luchador profesional la recomendación es que sea Endomorfo, el cual tiene mucha grasa y músculo. Por lo tanto, la clasificación correcta de las formas de los cuerpos puede ayudar a identificar las áreas idóneas para cada deporte. También, poder mejorar o cambiar características del cuerpo a través de otros hábitos. El método para la obtención del somatotipo es a través de la medición de: peso, estatura, circunferencia de brazos, piernas, muñecas, tobillos, entre otras medidas propuestas en la técnica de Heath-Carter. Con las medidas, se aplica un método de cálculo para conocer los resultados obtenidos en cada somatotipo, es decir, que una persona posee los tres somatotipos, pero en diferente medida. Por lo tanto, una persona puede ser clasificada de acuerdo con la dominancia de los somatotipos con mayor índice. En este trabajo, solo se clasifican las tres categorías principales: Ectomorfo, Endomorfo y Mesomorfo. Por medio de un Dataset con 618 registros de medidas de adultos jóvenes. Se determinó a cual somatotipo pertenece una persona buscando el mayor índice de acuerdo con sus medidas. El Dataset se clasificó con la herramienta Orange usando una Red neuronal artificial, Árboles de decisión y Regresión logística obteniendo resultados de un 93% de precisión. Se concluye que, es posible obtener la clasificación de somatotipos con los datos de las medidas de la persona sin hacer los cálculos.

ABSTRACT

Adult individuals acquire a body shape. The shape of the body is defined by diet and daily exercise. Body shape is important in defining and exploiting body skills just like in sports. For example, a sprinter requires an Ectomorph body, that is, thin and with the least amount of body fat, to enhance his speed. On the contrary, if we are talking about a professional wrestler, the recommendation is that he be an Endomorph, who has a lot of fat and a lot of muscle.

Therefore, the correct classification of body shapes can help identify the ideal areas for each sport. Also, to improve or change the characteristics of the body through other habits. The method for obtaining the somatotype is through the measurement of: weight, height, circumference of arms, legs, wrists, ankles, among other measurements, according to the Heath-Carter technique. A calculation method is applied to the measurements to find out the results for each somatotype, that is, that a person has all three somatotypes, but to a different extent. Therefore, a person can be classified according to the dominance of the somatotypes with the highest index, generating some other subcategories. In this work, only the three main categories are classified: Ectomorph, Endomorph and Mesomorph. In this work, a Dataset with 618 records of measurements of young adults was used. The value of the highest index determines to which somatotype each person belongs, according to their measurements. The Dataset was classified with the Orange tool using an Artificial Neural Network, Decision Trees and Logistic Regression, obtaining results with 93% accuracy. It is concluded that it is possible to obtain the somatotype classification, if the data of the person's measurements is available.

Palabras clave

Clasificación, Ectomorfo, Endomorfo, Mesomorfo, Redes neuronales artificiales, Somatotipo.

Keywords

Classification, Ectomorph, Endomorph, Mesomorph, Neural network artificial, Somatotype.

INTRODUCCIÓN

Cada persona tiene medidas diferentes en su cuerpo. Lo anterior, obedece a la raza, herencia de los padres, nutrición, ejercicio realizado, etc. Sobre todo, en adultos la forma del cuerpo se torna diferente a los demás. De acuerdo con la forma del cuerpo se puede clasificar en: Ectomorfo, Mesomorfo y Endomorfo. Un cuerpo Ectomorfo muestra una figura más delgada y alargada, mientras

Identificación de Somatotipos con Inteligencia Artificial: Medidas Antropométricas vs Bioimpedancia

Identification of Somatotypes with Artificial intelligence: Anthropometric measurements vs bioimpedance

*María Fernanda Urdañez Carbajal*¹, *José Sergio Ruiz Castilla*^{2*}, *Farid García Lamont*³,

¹*Universidad Autónoma del Estado de México 1, fer.marcarbajal@gmail.com 1, jsruizc@uaemex.mx 2, fgarcial@uaemex.mx 3*

Abstract

The shape of a person's body depends on their race due to genetic inheritance. The shape of a person's body is classified into somatotypes. The somatotypes are: endomorph, mesomorph and ectomorph. To determine the somatotype, the Heath and Carter method can be applied by measuring height, weight, arm and ankle diameters, as well as skin folds. The shape of the body is relevant in athletes. Therefore, in this work we try to predict the somatotype of a person. The prediction would be achieved without doing a calculation. A Dataset was obtained with values obtained from a bioimpedance device and anthropometric measurements. Algorithms were trained with both types of data using neural networks, SVM, and linear regression. Results were obtained and each scenario is compared. The best results were those generated with anthropometric measurements, reaching 96.8% accuracy.

Resumen

La forma del cuerpo humano es influenciada por varias características, desde su genética, alimentación y entrenamiento siendo modificables los últimos dos. Todos estos tienen afectación directa sobre tres componentes principales que son grasa, músculo y linealidad, conocido como somatotipo. Para poder obtener la cantidad que posee cada persona de estos componentes se utiliza la técnica de Heath y Carter, ya que permite tener la descripción cuantitativa del cuerpo, así como la composición corporal a través de medidas como son pliegues subcutáneos, peso, altura, circunferencias de extremidades y torso, entre otros, lo que se conoce como antropometría. Las aplicaciones y ventajas del cálculo del somatotipo son por mucho mejores que solo la obtención del IMC ya que este último no nos sirve para distinguir entre la distribución de los tres componentes del cuerpo mencionados anteriormente y solo nos da una estimación de parámetros excedidos por una persona. Aun así, el proceso de obtención de medidas puede ser un poco engorroso para el paciente y aunque los resultados son óptimos y permiten conocer la distribución corporal, se busca un medio alternativo, como la predicción para que podamos mejorar el proceso de obtención del somatotipo sin tener que realizar ningún cálculo. Se obtuvo un dataset con valores arrojados por medio de una báscula de bioimpedancia y así también las medidas antropométricas. Se entrenaron algoritmos con ambos tipos de datos mediante redes neuronales, SVM y regresión lineal. Los resultados obtenidos fueron comparados en los dos escenarios. El mejor resultado fue obtenido con las medidas antropométricas, alcanzando un 96.8% de precisión.

