

<https://repository.uaeh.edu.mx/revistas/index.php/xikua/issue/archive>

XIKUA Boletín Científico de la Escuela Superior de Tlahuelilpan
13º Congreso Internacional de Computación
Inteligencia artificial: Presente y futuro
Red Iberoamericana de Computación
Vol. 12, Número Especial (2024) 46-51

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

Somatotype classification using: Neural Networks, Decision Trees, and Logistic Regression

José Sergio Ruiz Castilla^a, María Fernanda Urdañez Carbajal^b, Adrián Trueba Espinosa^c

Abstract:

Body shape is defined by genetics, diet, and daily exercise. Body shape is important to define and exploit skills in sports. For example, a runner requires an Ectomorphic body, that is, thin and with the least amount of body fat to enhance his speed. On the contrary, a professional wrestler is required to be an Endomorph, which has a lot of fat and muscle. Therefore, classifying body shapes can help identify the ideal areas for each sport. The method for obtaining the somatotype with the Heath-Carter technique is through the measurement of weight, height, circumference of arms, legs, wrists, ankles, among other measurements. With the measurements, calculations are applied to know the somatotype, obtaining parameters of each somatotype. In this work, somatotypes are classified: Ectomorph, Endomorph and Mesomorph. With a Dataset with 618 records of young adults. The Dataset was classified with the Orange tool using an Artificial Neural Network, Decision Trees and Logistic Regression obtaining results of 93% accuracy. It is concluded that it is possible to obtain the classification of somatotypes with the data of the person's measurements without doing the calculations.

Keywords:

Somatotype classification, Artificial Neural Network, Decision Trees, Logistic Regression.

Resumen:

La forma del cuerpo es definida por la genética, la alimentación y el ejercicio diario. La forma del cuerpo es importante para definir y explotar las habilidades en los deportes. Por ejemplo, un corredor requiere un cuerpo Ectomorfo, es decir delgado y con la menor cantidad de grasa corporal para potenciar su velocidad. Por el contrario, un luchador profesional se requiere sea Endomorfo, el cual tiene mucha grasa y músculo. Por lo tanto, la clasificación de las formas del cuerpo puede ayudar a identificar las áreas idóneas para cada deporte. El método para la obtención del somatotipo con la técnica de Heath-Carter es a través de la medición de: peso, estatura, circunferencia de brazos, piernas, muñecas, tobillos, entre otras medidas. Con las medidas, se aplican cálculos para conocer el somatotipo, obteniendo parámetros de cada somatotipo. En este trabajo, se clasifican los somatotipos: Ectomorfo, Endomorfo y Mesomorfo, con un Dataset con 618 registros de adultos jóvenes. 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.

Palabras Clave:

Clasificación de somatotipos, Redes neuronales artificiales, Árboles de decisión, regression logística

^a Autor de Correspondencia, Universidad Autónoma del Estado de México, <https://orcid.org/0000-0001-7821-4912>, Email: jsruizc@uaemex.mx

^b Universidad Autónoma del Estado de México, <https://orcid.org/0000-0002-4849-4359>, Email: fer.marcarbajal@gmail.com

^c Universidad Autónoma del Estado de México, <https://orcid.org/0000-0001-9149-9537>, Email: atruebae@uaemex.mx

Fecha de recepción: 11/04/2024, Fecha de aceptación: 17/05/2024, Fecha de publicación: 01/07/2024

DOI: <https://doi.org/10.29057/xikua.v12iEspecial.12731>



1. 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 que un cuerpo Endomorfo suele ser más grueso y musculoso, finalmente el Mesomorfo guarda mayor equilibrio de la masa muscular. Es importante el somatotipo para los deportistas que deben guardar cierta figura que permita mejorar su desempeño en cierto deporte. Por ejemplo, un corredor deberá ser más delgado mientras que un luchador requiere gran masa muscular. Existen personas que no practican un deporte, pero acuden regularmente a un gimnasio con el objetivo de modificar su figura a partir del ejercicio. También toma relevancia para los nutriólogos, esto ayuda a dar seguimiento a una persona para modificar su alimentación y mejorar aspectos de salud como son la reducción de peso. En este trabajo, se aplican algoritmos de aprendizaje automático para clasificar personas a partir de sus medidas. El Dataset de 618 personas, permite obtener una clasificación en los tres somatotipos. Previamente, se consultaron otros trabajos publicados encontrando métodos y resultados interesantes. En el trabajo de (Jaksic, 2014) se buscó identificar tipos morfológicos en hombres que practicaban deportes. Usando medidas antropométricas y una Red neuronal taxonómica se lograron resultados de hasta el 100% haciendo ajuste en siete intentos. En el trabajo de (Rivera Bedoya, 2020) se intentó crear un plan de acondicionamiento físico. Usando factores como: edad, sexo, porcentaje de grasa, estado físico, historia de lesiones y horas de entrenamiento. Se usó una Red neuronal con entradas: de: ejercicio, repeticiones, tiempo, distancia y series. Con una Red neuronal con 43 neuronas se logró hasta el 91.67% de precisión en la clasificación. En el trabajo de (Drywień M, 2021) se clasificaron somatotipos de mujeres de entre 19 y 29 años. Usando una Red multicapa y datos de entrada: índice de masa corporal, reactancia, resistencia y tasa metabólica de reposo. Con 173 registros se lograron resultados con un margen de error de 0.14 y 0.08. En el trabajo de (Sharma, 2015) se clasificaron somatotipos de 126 hombres y 167 mujeres a partir de imágenes. Usando una red neuronal con datos antropométricos se lograron resultados de clasificación de hasta el 93%. En el trabajo de (Jahandideh, 2018) se clasificaron somatotipos a partir de rostros. Con 61864 imágenes y ResNet-50 se logró el 97.7% de precisión. En el trabajo de (Papandrianos, 2020) se detectaron deformaciones por metástasis en pacientes de cáncer. Logrando una precisión del 97.33%. en el trabajo de (Jaksic, 2014) se tomaron todas las medidas de jóvenes deportistas y una red neuronal *Intruder* se logró el 97% de precisión Finalmente (Krzykala, y otros, 2020) estudiaron la asimetría morfológica. Con 618 jóvenes. Aplicando bioimpedancia

eléctrica se obtuvo una clasificación sin indicar resultados en porcentajes.

2. Materiales y métodos

2.1 Obtención del somatotipo

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

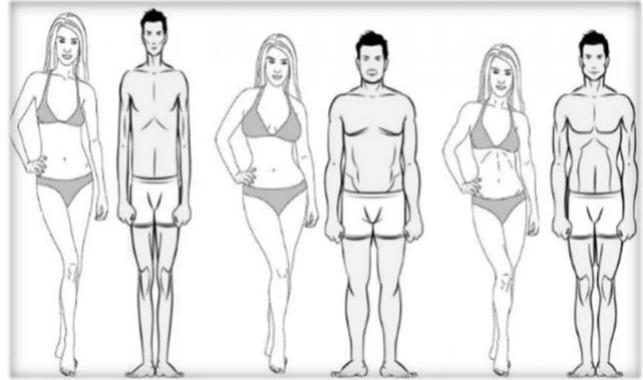


Figura 1. Somatotipos de hombres y mujeres. Ectomorfo, Endomorfo y Mesomorfo [9]

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 1. Subcategorías derivadas de Ectomorfo, mesomorfo y endomorfo según Carter & Heath (Cesar Ismael, Domínguez, Ávila, Galindo, & Ching, 2015)

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 ofrecidas por J. E. L. Carter y Barbara Heath el cual consiste en medir múltiples partes del cuerpo. Las medidas del cuerpo determinan grados de pertenencia a cada somatotipo (Cesar Ismael, Domínguez, Ávila, Galindo, & Ching, 2015). La Tabla 2 muestra las medidas tomadas para determinar cada somatotipo.

Tabla 2. Medidas requeridas para determinar los grados de somatotipo.

Somatotipo	Medidas aplicadas
Endomorfa	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.

$$E = -0.7182 + (170.18 / H) [0.1452(X) - 0.00068(X^2) + 0.000014(X^3)] \quad (1)$$

Dónde: X=suma de los pliegues tríceps. Subescapular y suprailíaco, en milímetros. H= estatura, en centímetros (Cesar Ismael, Domínguez, Ávila, Galindo, & Ching, 2015).

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

$$M = [(0,858 hu) + (0,601 fe) + (0,188 \text{ circunferencia del brazo corregida}) + (0,161 \text{ circunferencia de la pierna corregida})] - (H \cdot 0,131) + 4,50 \quad (2)$$

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 (Cesar Ismael, Domínguez, Ávila, Galindo, & Ching, 2015).

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

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

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.

$$Ec = [(H/(W)^{1/3}) \cdot 0.463] - 17.63. \text{ Pero si } (H/(W)^{1/3}) \text{ es igual o menor que } 38,25, \text{ se le asigna el valor de } 0,1 \text{ (Cesar Ismael, Domínguez, Ávila, Galindo, \& Ching, 2015).}$$

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 3. Valores del cálculo de un somatotipo.

Endomorfia	Mesomorfia	Ectomorfia
2.7396	4,6818	3.1795

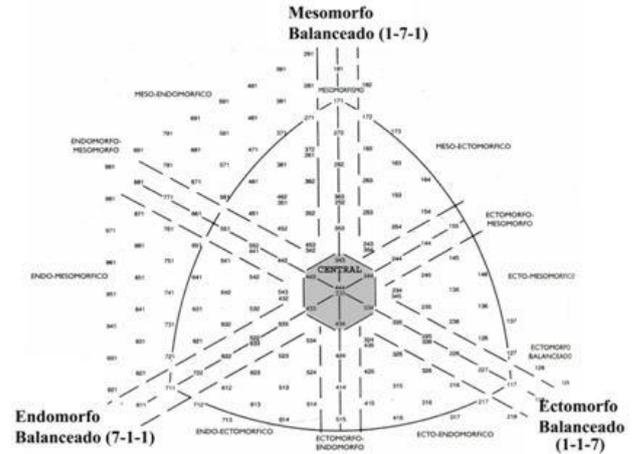


Figura 2. Somatocarta diseñada por Franz Reuleaux (1829-1905) (Baldaño & Stanley, 2011)

2.2 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 *Chollet* 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 (Chollet, 2018).

Por otro lado, La Universidad de *Ljubijana* creó una aplicación llamada *Orange* que permite crear modelos de clasificación de forma sencilla. Basta arrastrar 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.

2.3 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 Metodología propuesta

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

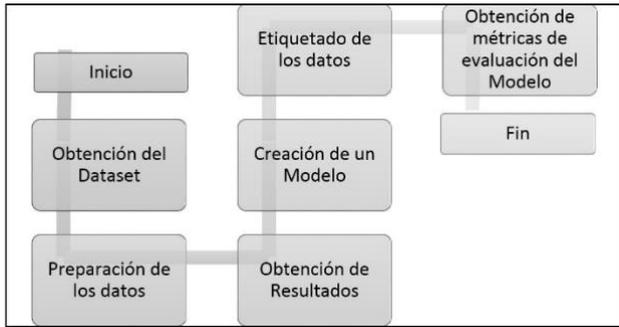


Figura 3. Modelo implementado en Orange

3.1 Características del Dataset

El Dataset consiste en 618 registros de medidas. El Dataset fue obtenido de Krzykala y otros. El Dataset tiene 46 columnas de datos y se detallan en la Tabla 4. En las últimas columnas está el cálculo de Mesomorfo, Ectomorfo y Endomorfo aplicando la Formula 1. En la última columna se aplicó una función en Excel para determinar en cual somatotipo se acentúa más el cuerpo de la persona. En este caso no se han calculado las subcategorías (Krzykala, y otros, 2020).

$$=SI(Y(AS587<AT587,AS587>AU587),"Mesomorfo",SI(Y(AT587>AS587,AT587>AU587),"Ectomorfo",SI(Y(AU587>AS587:AU587>AT587),"Endomorfo")))$$

Tabla 4. Conjunto de datos (Data set) de Somatotipos sin las medidas [8].

	S	DECIM	HEIG	WEIG	ME	EC	EN	Somatotipo
	E	AL	HT	HT	SO	TO	DO	
	X	AGE	[cm]	[kg]				
1	F	19.25	163.5	44.2	1.9	5.5	2.9	Ectomorfo
2	F	18.92	174.8	60.9	1.9	4.2	3.7	Ectomorfo
3	F	18.92	165.8	51.0	2.4	4.4	2.8	Ectomorfo
4	F	19.67	163.2	44.0	2.3	5.5	5.0	Ectomorfo
5	F	19.83	184.4	67.0	2.1	4.9	3.1	Ectomorfo
6	F	19.25	171.7	55.4	2.3	4.6	3.4	Ectomorfo
7	F	19.58	174.0	55.7	2.2	5.0	3.4	Ectomorfo
8	F	19.75	166.8	53.7	2.4	4.0	3.4	Ectomorfo
9	F	19.50	165.8	50.4	2.4	4.5	2.4	Ectomorfo
10	F	19.58	177.9	70.6	3.0	3.2	3.1	Ectomorfo
11	F	18.92	174.5	59.8	2.4	4.3	3.7	Ectomorfo
12	F	18.83	171.0	55.1	2.2	4.6	4.1	Ectomorfo
13	F	20.67	176.8	61.6	1.8	4.4	4.2	Ectomorfo
14	F	20.17	173.0	62.9	2.4	3.5	3.4	Ectomorfo
15	F	19.08	163.9	50.4	2.6	4.1	3.4	Ectomorfo
16	F	21.17	167.2	51.5	2.4	4.6	4.2	Ectomorfo
17	F	18.92	161.8	43.4	1.9	5.4	3.3	Ectomorfo
18	F	18.67	172.2	56.1	2.2	4.6	3.7	Ectomorfo
19	F	19.42	168.2	54.1	2.2	4.2	3.9	Ectomorfo
20	F	19.50	172.0	57.0	2.1	4.4	3.9	Ectomorfo

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.

3.2 Modelo aplicado

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

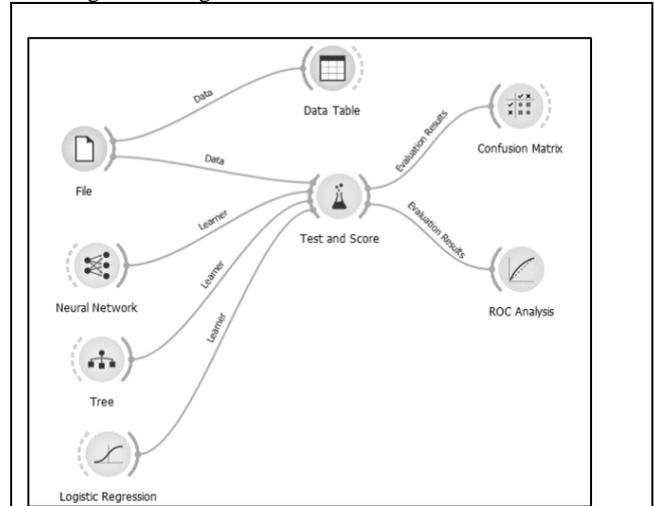


Figura 4. Modelo usado en Orange para la clasificación de somatotipos

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 5. Variables del Dataset, con los nombres originales de la fuente (Krzykala, y otros, 2020).

Características del Dataset, una por cada 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 [kg]	RAFATM [kg]	RAPMM [%]	RAPMM [kg]
RAFFM [kg]	LAFATP [kg]	LAFATM [kg]	LAPMM [%]	LAPMM [kg]	LAFFM [kg]
TRFATP [%]	TRFATM [kg]	TRPMM [kg]	TRPMM [%]	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

Al ejecutar el modelo se obtuvieron los resultados de la Tabla 6.

Tabla 6. Resultados obtenidos de las tres técnicas aplicadas.

Modelo	AUC	CA	F1	Precisión	Recall
Árboles	0.86	0.91	0.91	0.91	0.91
Red neuronal	0.09	0.92	0.92	0.92	0.92
Regresión logística	0.96	0.88	0.88	0.880	0.880

En este caso *AUC* corresponde al área bajo la curva, *F1* a la Precisión y el *Recall*, La Precisión a la exactitud de la clasificación y el *Recall* corresponde a la Exhaustividad. En este caso la Red neuronal ha arrojado la precisión mayor que corresponde al 92.7%.

Sin embargo, resulta muy importante conocer la Matriz de confusión en cada caso para analizar los errores y aciertos en la clasificación. Se puede observar la Matriz de confusión de cada técnica en la Tabla 7.

Tabla 7. Matriz de confusión de cada técnica aplicada.

Técnica	Matriz de confusión					
Árboles de decisión	Predicted					
		Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo	Σ	
	Actual	Ectomorfo	58	8	10	76
		Endomorfo	6	445	6	457
		Mesomorfo	11	9	65	85
	Σ	75	462	81	618	
Red neuronal	Predicted					
		Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo	Σ	
	Actual	Ectomorfo	59	8	9	76
		Endomorfo	8	444	5	457
		Mesomorfo	7	8	70	85
	Σ	74	460	84	618	
Regresión logística	Predicted					
		Ectomorfo	Endomorfo	Mesomorfo	Σ	
	Actual	Ectomorfo	52	14	10	76
		Endomorfo	14	430	13	457
		Mesomorfo	9	14	62	85
	Σ	75	458	85	618	

Durante el proceso de entrenamiento existe un comportamiento de las variables de clasificación. Mientras que, la precisión aumenta el error disminuye. Se muestra el comportamiento del área bajo la curva en la Figura 5.

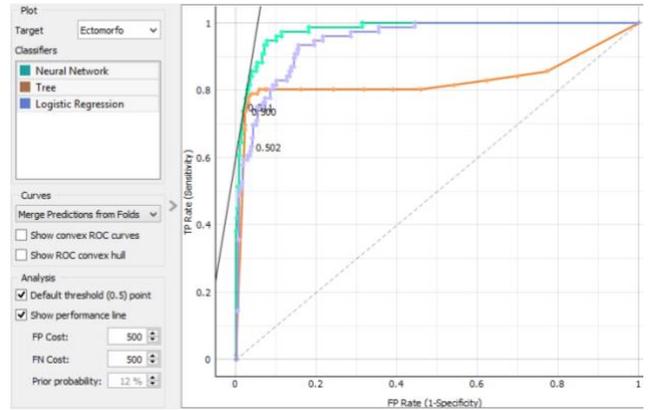


Figura 5. Gráfica que muestra el AUC para el caso de Ectomorfo

Es posible observar que la técnica de Árboles de decisión tardó más en converger la tendencia a 1.0.

5. Discusión

Clasificar a las personas por su somatotipo resulta complejo por la obtención de las medidas. Los *Coach* del gimnasio y los *Nutriólogos* son los que pueden solicitar y obtener las medidas del cuerpo. Hay que considerar que, cada persona tiene algún grado de cada somatotipo. Por lo anterior, es conveniente incluir los subtipos de los somatotipos. El somatotipo puede cambiar si la persona cambia su dieta o bien ha pasado un tiempo razonable en el gimnasio. En este caso, será necesario volver a obtener medidas y calcular el somatotipo. Inicialmente, se buscaron obtener los somatotipos desde una imagen, sin embargo, los resultados no fueron favorables. Se sigue trabajando en dicha posibilidad, en un trabajo futuro.

6. Conclusiones

El método aplicado logró resultados posibles en la clasificación. De las tres técnicas aplicadas: Árboles de decisión, Red neuronal y Regresión logística resultó más eficiente una Red neuronal. El método resulta útil para clasificar el somatotipo con las medidas sin hacer cálculos matemáticos. El principal obstáculo fue y puede ser la obtención de las medidas del cuerpo. Sin embargo, con un Dataset más grande podría mejorarse la precisión.

7. Referencias

- [1] Baldaño, M., & Stanley, S. (marzo de 2011). *Somatotipo y deporte*, de <https://www.efdeportes.com/efd154/somatotipo-y-deporte.htm>
- [2] López C.I., Domínguez, M., Ávila, L., Galindo, M., & Ching, J. (2015). Antecedentes, descripción y cálculo de somatotipo. *Aristas: Investigación Básica y Aplicada*, 3(6), 43-49.
- [3] Chollet, F. (2018). *Deep Learning with Python*. Manning. ISBN: 9781617294433.
- [4] Drywień M., Górnicky, K., Górnicka M., (2021). Application of Artificial Neural Network to Somatotype Determination. *Applied Science*, 11(4), 1365. <https://doi.org/10.3390/app11041365>

- [5] Ferreira, V. (19 de 02 de 2021). *Treino*. (Treino Maestre)
<https://treinomestre.com.br/biotipo-e-somatipo-aprenda-o-conceito-correto/>
- [6] Jahandideh, R, Tarhi A., Tahmasbi M. (2018). Physical attribute prediction using deep residual neural networks. *arXiv preprint arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1812.07857>
- [7] Jakšić, D. & Cvetkovic M., (2009). Neural network analysis of somatotype differences among males related to the manifestation of motor abilities. *Acta Kinesiologica*, 3(1), 107-113.
- [8] Jaksic, D., Lilic L., Popovic S., Matic R., Molnar S. (2014). Application of a More Advanced Procedure in Defining Morphological Types. *Int. J. Morphol.* [online]. 2014, vol.32, n.1, pp.112-118. ISSN 0717-9502. <http://dx.doi.org/10.4067/S0717-95022014000100019>.
- [9] Krzykala, M., Karpowicz, M., Strzelczyk, R., Pluta, B., Podciechowska, K., & Karpowicz, k. (2020). Morphological asymmetry, sex and dominant somatotype among Polish youth. *PLoS ONE*, 19(9), <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0238706>.
- [10] Papandrianos N, Papageorgiou E, Anagnostis A, Papageorgiou K (2020) Bone metastasis classification using whole body images from prostate cancer patients based on convolutional neural networks application. *PLoS ONE* 15(8): e0237213. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0237213>
- [11] Rivera Bedoya, L. y. (2020). Diseño de un algoritmo de redes neuronales artificiales para la elaboración de planes de acondicionamiento físico personalizados. *Universidad del Valle*.
- [12] Sharma, L., Majumder J. (2013). Application of artificial Neural Network on body somatotype analysis among Indian Population.