



ORIGINAL

Prediction of anthropometric variables in standing position in Venezuelan direct labor workers

Predicción de variables antropométricas en bipedestación en trabajadores de mano de obra directa venezolana

Alejandro Labrador Parra¹  , Evelin Escalona²  

¹Universidad Central de Venezuela, Facultad de Ingeniería, Escuela de Ingeniería de Procesos Industriales. Maracay, Venezuela.

²Universidad de Carabobo (CEST-UC), Coordinación de Postgrado Salud Ocupacional e Higiene del Ambiente Laboral y del Programa de Doctorado en Salud Pública. Maracay, Venezuela.

Citar como: Labrador Parra A, Escalona E. Prediction of anthropometric variables in standing position in Venezuelan direct labor workers. Interdisciplinary Rehabilitation / Rehabilitación Interdisciplinaria. 2024; 4:105. DOI: <https://doi.org/10.56294/ri2024105>

Recibido: 11-01-2024

Revisado: 08-04-2024

Aceptado: 10-07-2024

Publicado: 11-07-2024

Editor: Carlos Oscar Lepez 

ABSTRACT

The present research aims to predict anthropometric variables in workers of direct industrial labor force in bipedestation, with mathematical models or algorithms such as linear or multiple regression models, which facilitate the measurement process reducing costs and time in the research. The methodology was applied to a population sample of 185 workers (131M, 54W) of Venezuelan industrial direct labor, located in the industrial zones of Aragua state, being its research level correlational-transversal-epidemiological. The research made use of the statistical procedure of linear and multiple regressions with the support of the mini tab-17 statistical package. From the statistical assumptions, the obtained functions of simple and multiple regression in the anthropometric variables in bipedestation, show us significant models (Average 95 %) for a P-value<0,05 by age group and sex, which will allow to reduce the costs and time in the anthropometric measurements of the industrial direct labor workers in Venezuela.

Keywords: Anthropometric Variables; Direct Labor Force; Multiple Regressions; Variable Prediction.

RESUMEN

La presente investigación pretende predecir variables antropométricas en trabajadores de mano de obra directa industrial en bipedestación, con modelos matemáticos o algoritmos como por ejemplo los modelos de regresión lineal o múltiples, que faciliten el proceso de medición reduciendo costos y tiempo en la investigación. La metodología se aplicó a una muestra poblacional en bipedestación de 185 trabajadores (131H, 54M) de mano de obra directa industrial venezolana, ubicados en las zonas industriales del estado Aragua, siendo su nivel de investigación correlacional-transversal-epidemiológico. La investigación hizo uso del procedimiento estadístico de las regresiones lineales y múltiples con el apoyo del paquete estadístico mini tab-17. Desde los supuestos estadísticos, las funciones obtenidas de regresión simple y múltiple en las variables antropométricas en bipedestación, nos muestra modelos significativos (Promedio 95 %) para un P-valor<0,05 por grupo etario y sexo, que van a permitir reducir los costos y tiempo en las mediciones antropométricas de los trabajadores de mano de obra directa industrial en Venezuela.

Palabras claves: Variables Antropométricas; Mano de Obra Directa; Regresiones Múltiples; Predicción de Variables.

INTRODUCCIÓN

La antropometría juega un papel fundamental en la salud pública ya que esta admite el uso de las tablas

antropométricas en la población en general. La antropometría permite reconocer una adecuada evaluación nutricional, tomar decisiones clínicas en individuos y poblaciones con el objetivo de llevar a cabo políticas nutricionales en Salud Pública. Así como el diseño, fabricación de artículos y muebles adaptados a las necesidades de la población.⁽¹⁾

En el caso específico de la salud laboral, ésta toma en consideración los datos antropométricos para el diseño del centro de trabajo y equipos de protección personal, que son claves para garantizar salud seguridad laboral y rendimiento. Sin embargo, existen pocos estudios en Latinoamérica y en particular en Venezuela relacionados con las mediciones antropométricas. Dichas medidas son requeridas para el diseño de los puestos de trabajo logrando una mayor armonía entre el trabajador y su puesto de trabajo.

Por otra parte, en un mundo cada vez más sofisticado donde se requiere el uso de herramientas en el campo científico que permitan agilizar los procesos de creación de resultados, como es el caso específico de los avances que ha tenido la inteligencia artificial (IA) y la denominada BIG DATA, para de esta manera poder atender las demandas de una población cada vez más exigente en cuanto a su bienestar y salud, para ello, se tienen una serie de modelos predictivos que permiten tener una aproximación de esas variables antropométricas que acortaran los tiempos de medición y los costos asociados a la investigación.

Tomando en cuenta lo anterior, los principales modelos que resaltan a las investigaciones sobre la salud, destacan: redes neuronales artificiales (tanto redes *fully connected*, como las convolucionales y recurrentes), support vector machine, árboles de decisión, random-forest, regresiones lineales y modelos bayesianos (*naive bayes*) entre otros.⁽²⁾

Las redes neuronales artificiales (RNA) son métodos no paramétricos de aprendizaje automático, que permiten detectar relaciones no lineales, En ese sentido, son eficientemente utilizadas como una alternativa a los métodos estadísticos en diferentes problemas como predicción, estimación, clasificación, análisis de agrupamiento (*clustering*), reconocimiento de muestras, etc.⁽³⁾

Por su parte, la Support Vector Machine (SVM) es un programa que posee un algoritmo simple que se utiliza tanto en tareas de regresión como clasificación. En ese sentido, el objetivo del algoritmo de la máquina de vectores de soporte es encontrar un hiperplano en un espacio N-dimensional (N: el número de características) que clasifique claramente los puntos de datos.⁽⁴⁾ Este modelo ha sido asociado a los estudios de genética y biología molecular.⁽²⁾

El árbol de decisión es una representación de una función multivariada y que fue posible desarrollar en la vida práctica a partir del desarrollo de la digitalización de los procesos y el uso de las computadoras.⁽⁵⁾ Otro modelo relacionado Random Forest: se refiere a un algoritmo que genera un modelo de varios árboles de decisión y cada uno de ellos tiene un voto en la predicción final. En la generación de árboles se utiliza un subconjunto de variables escogidas aleatoriamente para obtener variabilidad entre ellos.⁽⁶⁾

Finalmente, se tiene los modelos de regresión lineal o múltiples, cuya variable de respuesta dependiente es Y en función de más de unas variables independientes explicativas Xi. Es usada en la mayoría de las investigaciones de salud y bioestadística, en ese sentido, podemos mencionar trabajos presentado sobre predicción en antropometría, en el cual señalan que desde hace miles de años es sabido que la longitud del brazo de un individuo es proporcional a su estatura, y lo mismo puede decirse de muchos otros segmentos del cuerpo humano.⁽⁷⁾ También, otro trabajo relacionó dos métodos: Redes Neuronales Artificiales (RNA) y Regresión Lineal Múltiple; para determinar si dos dimensiones antropométricas, fáciles de medir, se pueden utilizar para predecir las dimensiones críticas en el diseño de mobiliario.⁽⁸⁾

Visto los hechos, el objetivo de la presente investigación, está el de predecir variables antropométricas en bipedestación en trabajadores de mano de obra directa venezolana, que permitan facilitar el proceso en cuanto a medición antropométrica y su de uso como herramienta de análisis en el mundo laboral venezolano, utilizando para este caso los modelos de regresión lineal.

MÉTODO

Sobre la base de la caracterización de variables antropométricas en bipedestación de una población de trabajadores de mano de obra directa venezolana, su nivel de investigación es correlacional-transversal-epidemiológico, tomando como base poblacional 185 trabajadores (131H,54M) de mano de obra directa industrial venezolana, ubicados en las zonas industriales del estado Aragua. Labrador ⁽⁹⁾ Cabe destacar, que la población a objeto de estudio en las mediciones antropométricas debe ser lo más homogénea posible, en ese orden, las poblaciones que tienen esas características genéticas están localizadas en la región central de país, siendo el estado Aragua uno de los estados ubicados en ese eje geográfico. ⁽¹⁰⁾

Se procedió a modelar las técnicas predictoras que permitieron el cálculo y puesta práctica de las variables de estudio, para ello se aplicaron los modelos de regresión lineal multivariantes como propuesta de modelo. ⁽⁹⁾ Tomando en cuenta el supuesto anterior, el modelo matemático de regresión múltiple estará representado por la siguiente fórmula (1):

$$y_i = B_0 + x_{i1}B_1 + \dots + x_{im}B_m + e_i; \quad i = 1, \dots, n, \quad (1)$$

Siendo: el modelo de regresión múltiple de una variable Y (variable dependiente o de respuesta) sobre n variables explicativas o predictoras, X1....; Xm. Este modelo se ira ajustando dependiendo de la correlación o índice de correlación (r²) entre las variables independientes o predictoras y las dependientes o de respuestas.

Es así, como en un primer momento se modelarán las ecuaciones que permitirán predecir las variables antropométricas en bipedestación, tomando aquellas de fácil medición u obtención de la medición como variables predictoras y las variables a predecir o variables de respuesta aquellas de mediciones más complicadas en cuanto a su proceso de medición.

El paquete estadístico a utilizar fue el Mini tab-2017 que permite modelar ecuaciones de predicción o simulación de la información con el apoyo del Excel.⁽¹¹⁾ En ese sentido, el paquete estadístico minitab-17 toma como procedimiento en sus análisis si las variables se adaptan a ser lineales o múltiples, tal como lo muestra la figura 1.

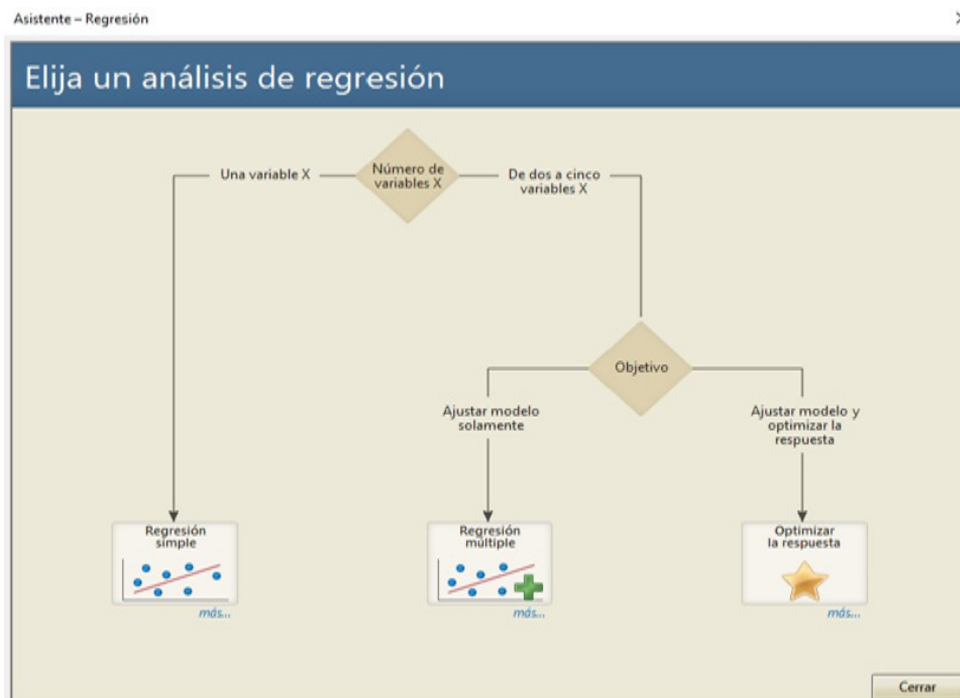


Figura 1. Modelo de Regresión estadística

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11
	FlujoCalor	Insolación	Este	Sur	Norte	Hora del día	RESID				
1	271,8	783,35	33,53	40,55	16,66	13,20	-19,597				
2	264,0	748,45	36,50	36,19	16,46	14,11	-37,437				
3	238,8	684,45	34,66	37,31	17,66	15,68	-46,319				
4	230,7	827,80	33,13	32,52	17,50	10,53	114,747				

Figura 2. Procedimiento para el análisis de regresión multivariable Mini-tab 2017

En el presente estudio, se aplicó regresión lineal múltiple, siendo la variable de respuesta dependiente Y en función de más de unas variables independientes explicativas Xi. Entre los supuestos de partida del análisis de predicción figuran el que la variable dependiente tiene que ser continua y no necesariamente Normal, como indican algunos investigadores. El segundo supuesto es el de independencia de los residuos (Normalidad de los errores). El tercer supuesto es el de ‘no multicolinealidad’, esto es relación/asociación/dependencia de la variable dependiente con el resto de las variables, para que tenga sentido el llevar a cabo la propia regresión múltiple, y poca correlación entre las variables independientes, es decir, que no exista colinealidad (redundancia) entre ellas, que no aporten información redundante entre sí (ver figura 2).

Para modelar las ecuaciones que van a predecir las variables antropométricas en bipedestación, se estableció cuál es la relación que puede existir entre ellas, para ello se aplicó el criterio del coeficiente de Pearson que permitió desarrollar cuáles de ellas tienen un coeficiente muy significativo, apoyado la siguiente hipótesis:

Hipótesis estadística

Establecer la relación entre las mediciones antropométricas en bipedestación.

Hipótesis nula H_0 : No existe relación estadísticamente significativa entre las mediciones antropométricas en bipedestación. $R_{xy}=0$. Tomando como nivel de significancia $\alpha=0,05$.

Hipótesis alternativa H_1 : Si existe relación significativa entre las medidas antropométricas en bipedestación. $R_{xy}\neq 0$.

Refiriendo la hipótesis estadística, se hicieron los análisis por estrato y sexo para correlacionar las variables antropométricas entre sí, para luego con los coeficientes de correlación, tomar los que representaron la correlación más significativa alta. Al mismo tiempo, se puede concluir que al existir una correlación lineal entre dos o más variables antropométricas, se puede obtener ecuaciones lineales para predecir valores de y (variable dependiente) a partir de valores dados de x (independientes o predictores) para de esta manera construir las ecuaciones de regresión múltiple en bipedestación para una mano de obra directa industrial venezolana.

Finalmente, dentro de la metodología para los cálculos de los modelos de regresión múltiple, se tomó en cuenta los supuestos estadísticos basados en la siguiente hipótesis de los coeficientes de regresión B.

Hipótesis nula: $H_0: B_1=B_2=\dots=B_k=0$, el modelo no es significativo.

Hipótesis Alternativa: $H_1: B_1\neq B_2\neq\dots B_k\neq 0$, el modelo es significativo.

Tomando en cuenta el supuesto estadístico, se debe cumplir con la prueba o P-valor $<0,05$, de igual forma, el valor de R^2 (ajustado) =1· siendo este ajuste categorizado como muy bueno o valores cercanos a 1.⁽¹²⁾

RESULTADOS

El estudio se basó en una muestra de 185 trabajadores (131H;54M) de mano de obra directa industrial, obteniendo las siguientes ecuaciones predictoras por grupo etario y sexo. En el caso de los trabajadores hombres se muestran en la tabla 1 que nos dan unas aproximaciones de ecuaciones de regresión lineal múltiple y simple de los trabajadores usando paquete estadístico minitab-17.

La tabla 1 muestra las ecuaciones de predicción antropométrica de una población de trabajadores mano de obra directa industrial venezolana. Estas se categorizaron por grupo etario, el error estándar estimado (EEE), observando su R^2 (ajustado) que permitió ver la bondad en el ajuste de la ecuación y su alcance, tomando los valores más altos o cercanos a 1, observados en el paquete minitab-17. En ese sentido, se tomaron las ecuaciones predictivas en la mayoría de los grupos etarios que tenían el mejor ajuste (98,73 %-75,681 %), es importante recordar, que estas ecuaciones para poder llegar a esas variables predictivas continuas, se basó en comparar cual era la relación entre cada una de las variables antropométricas y su coeficiente de regresión a través del modelo de Pearson.

Tomando en cuenta lo anterior, se encontró que existe una buena relación entre la altura o talla, altura al orbitale (ojo), altura al acromio (hombro) y altura codo. Destaca la altura o talla y a la altura al acromio(hombro) para predecir otras variables, así mismo, la relación con la altura codo en tres de los primeros grupos etarios. Cabe mencionar, un estudio de Ardila et al.⁽¹³⁾ en su investigación concluye la relación entre la altura o talla y la altura codo, así como también la altura al orbitale (ojo) y al acromio (hombro), esta última como buena variable predictora en esta investigación.

Se debe destacar también, que las ecuaciones presentaron un modelo significativo (promedio 95 %), para un P-valor $<0,05$, atendiendo el supuesto del planteamiento de las hipótesis de la regresión, por otra parte, EEE (error estándar estimada) nos muestra valores muy cercanos al modelo con poca dispersión en los diferentes grupos etarios, en ese sentido desde los supuestos estadísticos los modelos cumplen con la significancia y el r^2 ajustado como excelentes valores.

Sin embargo, desde el punto de vista práctico se recomienda tomar aquellas ecuaciones, que use una variable predictiva que facilite la obtención de otras variables de difícil medición, o también, para ahorrar el uso de las mediciones en poblaciones muy grandes que se requiera reducir la cantidad de mediciones que

puedan aligerar el tiempo en la investigación y por consecuencia los costos que generan para efectuar esas mediciones, sobre la base de este planteamiento, se presenta la tabla 2, con las posibles combinaciones por grupo etario.

Tabla 1. Ecuaciones predictoras para trabajadores en bipedestación de mano de obra directa			
Ecuación (variable de respuesta=variables predictoras)	EEE	R ² (ajustado)	P-valor
Grupo: 20-29 años n=14			
1- Alt = 8,8 + 0,3263 A.O + 0,7780 A.A	1,5	93,86 %	0,000
2- Alt. = 37,5 + 1,244 A.C	2,58	81,82 %	0,000
3- A.O = 31,6 + 1,541 Alt - 1,258 A.C.	3,23	67,10 %	0,002
4- A.C = 5,04 + 0,7244 A.A,	1,10	93,83 %	0,000
5- A.A. = -16,6 + 0,9269 Alt	2,08	87,77 %	0,000
Grupo: 30-39 años n=33			
1- Alt. = 14,98 + 0,5977 A.O. + 0,281 A.A + 0,2505 A.M	0,87	98,33 %	0,000
2- Alt. = 32,3 + 1,284 A.C	3,33	75,68 %	0,000
3- A.O. = -22,61 + 0,9938 Alt. + 0,1248 A.I	1,13	97,57 %	0,000
4- A.O. = -16,57 + 1,2356 A.A	1,83	93,67 %	0,000
5- A.A = 2,31 + 0,8198 Alt.	1,35	94,33 %	0,000
6- A.C. = 3,62 + 0,7338 A.A	1,93	82,29 %	0,000
Grupo: 40-49 años n=46			
1- Alt. = 22,31 + 1,1900 A.O. - 0,291 A.A.	1,96	93,27 %	0,000
2- A.O. = -13,04 + 0,6758 Alt. + 0,4004 A.A.	1,48	96,17 %	0,000
3- A.O. = 10,4 + 1,0404 A.A.	3,30	81,00 %	0,000
4- A.C. = 1,67 + 0,360 A.O. + 0,347 A.A..	1,99	86,06 %	0,000
5- A.A. = 1,39 + 0,8299 Alt..	2,61	85,29 %	0,000
Grupo: 50-59 n=38			
1- Alt. = 18,37 + 0,7860A.O. + 0,1885A.A.	1,13	97,27 %	0,000
2- Alt = 20,63 + 0,9414 A.O.	1,31	96,35 %	0,000
3- A.O. = -15,72 + 1,0251 Alt.	1,39	96,36 %	0,000
4- A.A. = -14,78 + 0,9247 Alt.	1,59	94,38 %	0,000
5- A.C. = -10,68 + 0,619 Alt. + 0,093 A.A.	2,14	83,83 %	0,000
Alt: Altura; A.O. Altura Ojo; A. A: Altura acromio; A.C.: Altura codo; A.I. Altura Iliaca; A. D: Altura Dactylion; A.M.: Altura muñeca; L.P.: Longitud Puño; L.B.: Longitud Brazo; L.A. Minitab-17 p<0, 05.EEE: Error estándar estimado de la regresión.			

Tabla 2. Posible combinación de uso de las ecuaciones de predicción en bipedestación	
Variable predictora	Variables dependientes
20-29 años	
Alt.(altura o talla)	A.C(altura codo),A.A.(altura acromio);A.O.(altura a los ojos)
30-39 años	
A.A(altura acromio)	A.C(altura codo);Alt (altura o talla);A.O. (altura Ojo)
40-49 años:	
Alt.(altura o talla)	A.A (altura acromio) A.O (altura ojo); A.C. (altura codo)
50-59 años:	
Alt. (altura o talla)	A.A (altura acromio) A.O (altura ojo); A.C.(altura codo)
Fuente: investigación Labrador ⁽⁹⁾	

Desde los supuestos epistemológicos, se requiere comprobar las ecuaciones de predicción de las variables antropométricas en bipedestación en trabajadores, para ello se tomó un grupo etario al azar (30-39 años), tomando sus variables predictoras y modelando las ecuaciones, para luego comparando con el valor real de esa variable, así mismo, para determinar si existe diferencias significativas se tomó la prueba de la t-de student (ver tabla 3). Para los cálculos se hizo uso de las tablas en Excel y el paquete minitan-17.

Hipótesis t-student:

H₀= Las medias de las mediciones no posee diferencias significativas ($\mu_1 = \mu_2$).

H₁= Las medias de las mediciones presentan diferencias significativas, ($\mu_1 \neq \mu_2$) teniendo un nivel de significancia $\alpha=0,05$. Regla de decisión: $P < 0,05$, se rechaza H₀.

Tabla 3. Análisis estadístico comparativo entre el valor real versus el valor predictivo. Trabajadores. Grupo etario (30-39) años, n=33

Variable	Media	Desviación estándar	Error estándar de la media	P-Valor	Toma de decisión
A.A (Resp)	143,27	5,55	0,90	p = 0,998	No se rechaza H ₀ .
A.A. (Real)	143,28	5,71	0,93		
A.C. (Resp)	108,70	4,19	0,68	p = 0,947	No se rechaza H ₀ .
A.C. (Real)	108,76	4,61	0,75		
Alt (Resp)	171,95	5,91	0,96	p = 0,998	No se rechaza H ₀ .
Alt. (Real)	171,95	6,77	1,1		

Resp: Valor variable predictiva; Real: valor real

El análisis estadístico demuestra que las ecuaciones obtenidos representan una buena aproximación en los modelos de regresión y que cumple con el objetivo de predecir ecuaciones de predicción para trabajadores venezolanos de mano de obra directa industrial.

En el caso de las trabajadoras los resultados se muestran en la tabla 4 por edad Para los cálculos y supuestos estadísticos, se tomó en cuenta la hipótesis ya determinada en el apartado anterior.

Tabla 4. Ecuaciones predictoras para trabajadoras en bipedestación

Ecuación (variable de respuesta=variables predictoras)	EEE	R ² (ajustado)	P-valor
Grupo: 20-29 años n=10			
1- Alt. = 2,8 + 1,0674 A.O.	1,51	94,35 %	0,000
2- A.O. = -0,78 + 0,373 Alt. + 0,668 A.A	0,75	98,31 %	0,000
3- A.A = 8,7 + 0,7724 Alt.	1,77	88,43 %	0,000
5-A.C = -2,7 + 0,020 Alt + 0,762 A.A	1,83	82,72 %	0,000
Grupo: 30-39 años n=15			
1-Alt. = 23,03 + 0,629 A.A. + 0,516 A.C.	1,11	97,32 %	0,000
2-Alt. = 25,72 + 1,3171 A.C.	1,59	94,47 %	0,000
3-A.O. = -15,1 + 0,808 Alt. + 0,366 A.I.	2,07	91,98 %	0,000
4-A.O. = 2,88 + 1,0818 A.A.	1,46	96,00 %	0,000
Grupo: 40-49 años. n=17			
1-Alt. = 17,7 + 0,472 A.O. + 0,542 A.A.	1,40	90,94 %	0,000
2-Alt. = 10,1 + 1,126 A.A.	1,78	85,39 %	0,000
3-A.O. = -22,7 + 1,0689 Alt.	1,89	87,29 %	0,000
4-A.A. = 2,21 + 0,5168 Alt. + 0,4745 A.C	0,90	94,42 %	0,000
5- A.A. = 9,8 + 0,7662 Alt.	1,46	85,39 %	0,000
6-A.C. = 2,8 - 0,511 Alt. + 1,353 A.A.	1,53	80,06 %	0,000
Grupo: 50-59 n=12			
1-Alt = 11,66 + 0,9970 A.O	1,00	96,60 %	0,000
2-Alt = 1,3 + 1,1873 A.A.	1,29	94,40 %	0,000
3-A.O. = -10,04 + 0,525 Alt + 0,559 A.A.	0,84	97,54 %	0,000
4-A.O. = -9,38 + 1,1827 A.A	1,05	96,23 %	0,000
5-A.A. = 12,50 + 0,6158 A.O. + 0,287 A. C.	0,72	97,41 %	0,000
6-A.A. = 5,51 + 0,7998 Alt	1,06	94,40 %	0,000
7-A.C. = -14,1 + 0,875 A.A.	1,54	86,44 %	0,000

Alt: Altura; A.O. Altura Ojo; A. A: Altura acromio; A.C.: Altura codo; A.I. Altura iliaca; A. D: Altura Dactylion; A.M.: Altura muñeca; L.P.: Longitud Puño; L.B.: Longitud Brazo; L.A. Minitab-17 p<0,05.EEE: Error estándar estimado de la regresión.

Las ecuaciones de predicción que presentan las trabajadoras mantienen las mismas variables asociadas a la altura o talla y la altura al acromio como variables predictoras observadas en los trabajadores, así como también las ecuaciones predictivas obtenidas. En ese sentido, se puede inferir que la muestra tomada (n=185) en esta investigación cumple con el supuesto de tomar una población lo más homogénea posible ya que se considera el grupo que mejor representa la población de la Región Central de Venezuela, de acuerdo a la frecuencia génica y porcentaje de mezcla; referido por Rodríguez-Laralde et al.⁽¹⁰⁾.

Por otra parte, desde los supuestos estadísticos las ecuaciones presentan un buen ajuste de bondad (98,20 %-82,72 %) con un modelo muy significativo (P-valor<0,05), asimismo, EEE (error estándar estimada) nos muestra valores muy cercanos al modelo con poca dispersión en los diferentes grupos etarios.

De otra manera, el uso de estas ecuaciones se puede desarrollar tal como se sugirió para el caso de los trabajadores, tomando en cuenta el sentido práctico del cual puedan ser usadas, en otras palabras, el uso de las combinaciones de las ecuaciones de regresión de las trabajadoras similares a la que se muestran en la tabla 2 de los trabajadores.

En el caso de las trabajadoras se aplicó la misma metodología en función de modelar las ecuaciones de predicción para trabajadoras en bipedestación, en ese sentido, se tomó al azar el grupo etario (40-49) años, tomando sus variables predictoras y modelando las ecuaciones, para luego compararlo con el valor real de esa variable, asimismo, para determinar si existe diferencias significativas se tomó la prueba de la t- student (ver tabla 5). Para los cálculos se hizo uso de las tablas en Excel y el paquete minitan-17.

Hipótesis t-student:

H_0 = Las medias de las mediciones no posee diferencias significativas ($\mu_1 = \mu_2$).

H_1 = Las medias de las mediciones presentan diferencias significativas, ($\mu_1 \neq \mu_2$) teniendo un nivel de significancia $\alpha=0,05$. Regla de decisión: $P < 0,05$, se rechaza H_0 .

Tabla 5. Análisis estadístico comparativo entre el valor real versus el valor predictivo. trabajadoras Grupo etario (40-49) años, n=17

Variable	Media	Desviación estándar	Error estándar de la media	P-Valor	Toma de decisión
Alt (Rep.)	152,76	6,85	1,5	p = 0,976	No se rechaza H_0 .
Alt. (Real)	152,83	7,14	1,6		
A.C. (Resp.)	96,13	4,76	1,1	p = 0,976	No se rechaza H_0 .
A.C. (Real)	96,17	5,01	1,1		
A.O. (Resp)	139,30	7,56	1,7	p = 0,529	No se rechaza H_0 .
A.O. (Real)	140,80	7,36	1,6		

Resp: Valor variable predictiva; Real: valor real

Como podemos observar en la tabla 5 los modelos obtenidos representan una buena aproximación en los modelos de regresión.

CONCLUSIONES

Estas primeras aproximaciones en las ecuaciones predictivas en bipedestación para una población en trabajadores/ras, nos permite dar a la salud pública herramientas para el análisis en cuanto a poder facilitar las investigaciones y simplificar el proceso de medición que requiere las mediciones antropométricas y más aún, en los casos donde se requiera hacer mediciones a una población de estudio muy considerada, de igual forma, el poder tomar medidas al trabajador que en un momento dado por condiciones físicas no puedan ser tomadas en los casos de presentar un problema de salud o imposibilitar sus mediciones.

Desde los supuestos estadísticos, las funciones obtenidas de regresión simple y múltiple en las variables antropométricas en bipedestación, nos muestra modelos significativos (Promedio 95 %) para un P-valor<0,05, atendiendo el supuesto del planteamiento de las hipótesis de la regresión, por otra parte, EEE (error estándar estimada) nos da valores muy cercanos al modelo con poca dispersión en los diferentes grupos etarios, en ese sentido desde los supuestos estadísticos los modelos cumplen con la significancia (P-valor<0,05) y el r^2 ajustado o valores cercanos a 1.

AGRADECIMIENTOS

A todos los trabajadores y trabajadoras que prestaron su apoyo, a sus organizaciones, en especial: Grupo Sindoni, Grupo Mistral, Stanhome Venezuela, Caracas Paper Company, S.A. (CAPACO) e Inversiones Selva, C.A.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Vázquez, E (15 de septiembre de 2021). Importancia de la antropometría en el diagnóstico nutricional. Proyecto Nodriz. Recuperado: <https://proyectonodriz.org/la-antropometria-en-el-diagnostico-nutricional/>.

2. Mora, J (2022): Modelos predictivos en salud basados en aprendizaje de maquina (machine learning. 33(6) 583-590. Recuperado: <https://www.elsevier.es/es-revista-revista-medica-clinica-las-condes-202-pdf-S0716864022001213>.

3. Burgos F. (2017) Predicción de dimensiones antropométricas y capacidad aeróbica en trabajadores de mano de obra directa industrial venezolana, aplicables al diseño ergonómico. (Tesis doctoral no publicada para optar al título de Doctor en Ingeniería). Universidad de Carabobo. Valencia, Venezuela.

4. Ghandi, R. (2018): Support Vector Machine. Towards data science. Recuperado: <https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction-to-machine-learning-algorithms-934a444fca47>.

5. Bouza, C. & Santiago, A. (2012). La Minería De Datos: Arboles De Decisión Y Su Aplicación En Estudios Médicos. Modelación Matemática De Fenómenos Del Medio Ambiente Y La Salud. Tomo 2, 64-78. Recuperado: https://rideca.cs.buap.mx/web/files/articulo_itBUo0uWIAaJENf.pdf.

6. Aracena, C., Villena, F., Arias, F. & Dunstan, J (2022). Aplicaciones de aprendizaje automático en salud. Applications of machine learning in healthcare. Rev. Med. Clin. Condes. 33(6) 568-575. Recuperado: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0716864022001195>

7. Fromuth, R., y Parkinson, M. (2008) Predicting 5th and 95th percentile anthropometric segment lengths from population stature, Proceedings of ASME International Design Engineering Technical Conferences DETC2008-50091.

8. Agha S., y Alnahhal M. (2012). Neural network and multiple linear regressions to predict school children dimensions for ergonomic design. Applied Ergonomics, 43, 979-984. Recuperado: <http://isiarticles.com/bundles/Article/pre/pdf/8320.pdf>.

9. Labrador, A (2023): Predicción De Dimensiones Antropométricas En Bipedestación Y Aptitud Física En Trabajadores Y Trabajadoras De Mano De Obra Directa Industrial Venezolana (MODIV). Tesis para optar al título de doctor en salud Pública, Programa del Doctorado de Salud Pública Facultad de Ciencias de la Salud de la Universidad de Carabobo. Venezuela. <http://riuc.bc.uc.edu.ve/handle/123456789/9837>

10. Rodríguez-Larralde, A., Castro, D., González, M. & Morales, J. (2001). Frecuencia Génica & Porcentaje De Mezcla En Diferentes Áreas Geográficas De Venezuela, De Acuerdo A Los Grupos Rh Y Abo. Interciencia, 26(1), 8-12. Recuperado de: <https://www.analesdenutricion.org.ve/publicaciones/384.pdf>.

11. Minitab-17 (12 de diciembre de 2013). Minitab Blog Editor. Recuperado: <https://blog.minitab.com/en/adventures-in-statistics-2/regression-analysis-tutorial-and-examples>.

12. Triola, M. (2009). Estadística. México D. F, México. Editorial Pearson Educación de México. Recuperado de: <https://www.uv.mx/rmipe/files/2015/09/Estadistica.pdf>

13. Ardila, L., Castro, G. & Sarmiento, V (2015). Caracterización Antropométrica En Trabajadores De Estiba De La Plaza Mercado De La Ciudad De Valledupar. Rev. Col. Reh 2.Vol 14.66-74. Recuperado: <https://revistas.echr.edu.co/index.php/RCR/article/view/10>.

FINANCIACIÓN

Los autores no recibieron financiación para el desarrollo de la presente investigación.

CONFLICTO DE INTERESES

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.

CONTRIBUCIÓN DE LA AUTORÍA

Conceptualización: Alejandro Labrador Parra.

Investigación: Alejandro Labrador Parra, Evelin Escalona.

Redacción - corrección y edición: Alejandro Labrador Parra, Evelin Escalona.