

**Modelo matemático para la predicción de obesidad en estudiantes de la Universitaria
Agustiniana a través de la dermatoglifia dactilar**

Lennyn Andrés García Aldana
Andrés Camilo Rojas Boada
Paula Andrea Vargas Pulido

Universitaria Uniagustiniana
Facultad de ingeniería
Programa de ingeniería industrial
Bogotá D.C
2024

**Modelo matemático para la predicción de obesidad en estudiantes de la Universitaria
Agustiniana a través de la dermatoglifia dactilar**

Lennyn Andrés García Aldana
Andrés Felipe Rojas Boada
Paula Andrea Vargas Pulido

Director

Roman Leonardo Rodríguez Florián

Trabajo de grado para optar el título de Ingeniero industrial

Universitaria Uniagustiniana
Facultad de ingeniería
Programa de ingeniería industrial
Bogotá D.C

2024

Dedicatoria

El presente trabajo de grado está dedicado a Dios por permitirnos culminar esta etapa importante en nuestras vidas, a nuestros padres, por su apoyo constante, sacrificio y sus consejos que nos guiaron en este proceso educativo, a nuestros profesores por su guía y conocimiento que nos brindaron durante la carrera haciéndonos mejores profesionales y a todas las personas que nos han apoyado en la realización de este trabajo.

Agradecimientos

Agradecemos a nuestras familias por su apoyo y amor incondicional en este proceso educativo que estamos culminando con este proyecto de grado, a nuestros docentes Roman Leonardo Rodríguez Florián y Laura Elizabeth Castro Jiménez, por permitirnos unir a su proyecto de investigación e iniciar una línea alterna al mismo, brindándonos orientación y dedicación en cada etapa del desarrollo de proyecto de grado. A la universidad, por brindarnos los espacios y conocimientos necesarios para ser profesionales íntegros, con una ética basada en sus valores institucionales para servir al desarrollo de la sociedad.

Resumen

Este proyecto tiene como objetivo principal diseñar un modelo matemático basado en la dermatoglia dactilar para anticipar la probabilidad de obesidad en estudiantes de la Universidad Agustiniiana, debido al aumento que se ha generado a nivel mundial a través de los años. La dermatoglia dactilar, que estudia los patrones de crestas y figuras en las huellas dactilares, se ha relacionado con características genéticas y condiciones médicas. Se recopilaron datos dermatoglíficos, de índice de masa corporal (IMC) y porcentaje de grasa corporal (%FAT), de los estudiantes de la Universitaria Agustiniiana mediante jornadas de recolección de datos. Estos datos se utilizaron para desarrollar un modelo utilizando el software Statgraphics, empleando técnicas de análisis estadístico y modelado matemático. Donde se implementaron dos modelos matemáticos utilizando regresión múltiple y regresión lineal simple para analizar las variables del índice de masa corporal (IMC) y el porcentaje de grasa corporal (% FAT). Estos modelos tienen como objetivo ser una herramienta de detección temprana para identificar a los estudiantes en riesgo de desarrollar obesidad. Lo que podría facilitar la implementación de intervenciones preventivas y de salud pública dentro de la comunidad universitaria

Palabras Claves: Dermatoglia, obesidad, regresión lineal simple, regresión múltiple simple, modelo matemático.

Abstract

The main objective of this project is to design a mathematical model based on fingerprint dermatoglyphics to anticipate the probability of obesity in students at the Agustiniana University, due to the increase that has been generated worldwide over the years. Finger dermatoglyphics, which studies the patterns of ridges and figures in fingerprints, have been linked to genetic characteristics and medical conditions. Dermatoglyphics, body mass index (BMI) and body fat percentage (%FAT) data were collected from the students of the Universitaria Agustiniana through data collection sessions. These data were used to develop a model using Statgraphics software, employing statistical analysis and mathematical modeling techniques. Where two mathematical models were implemented using multiple regression and simple linear regression to analyze the variables of body mass index (BMI) and body fat percentage (% FAT). These models are intended to be an early detection tool to identify students at risk of developing obesity. Which could facilitate the implementation of preventive and public health interventions within the university community.

Keywords: Dermatoglyphia, obesity, simple linear regression, simple multiple regression, mathematical model.

Contenido

1	Introducción	9
2	Problema de investigación	14
2.1	Antecedentes del problema	14
2.2	Descripción del problema	19
2.3	Pregunta de investigación	21
3	Objetivos	22
3.1	Objetivo general	22
3.2	Objetivos específicos	22
4	Justificación.....	23
5	Marco de referencia.....	24
5.1	Marco teórico	24
5.2	Marco conceptual.....	27
5.2.1	Arco A (diseño sin deltas)	27
5.2.2	Dermatoglifia.....	27
5.2.3	Obesidad	27
5.2.4	Peso.....	27
5.2.5	Presilla L.....	28
5.2.6	Regresión Lineal.....	28
5.2.7	Talla	28
5.2.8	Verticilo Diseño S	28
5.2.9	Verticilo W	28
5.2.10	Índice de masa corporal (IMC)	29
5.2.11	Porcentaje de grasa (%FAT)	29
5.3	Marco legal	29

6	Marco metodológico	31
6.1	Tipo de investigación	31
6.2	Variables del problema	31
6.3	Fuentes de información.....	32
6.4	Instrumentos de recolección de datos	32
6.5	Tamaño de la población y muestra	32
6.6	Cronograma.....	33
7	Resultados	34
7.1	Evaluación de características dermatoglíficas	34
7.2	Selección de variables.....	37
7.3	Modelación de variables	39
7.4	Análisis de resultado estadísticos.....	43
7.4.1	Análisis estadístico de resultados de modelo de predicción de IMC	43
7.4.1.1	Análisis Estadístico De Resultados De Modelo Regresión Múltiple.....	43
7.4.1.2	Análisis Estadístico De Resultados De Modelo Regresión Lineal Simple.	46
7.4.2	Análisis estadístico de resultados de modelo de predicción de FAT %	50
7.4.2.1	Análisis Estadístico De Resultados De Modelo Regresión Múltiple.....	51
7.4.2.2	Análisis Estadístico De Resultados De Modelo Regresión Lineal Simple.	53
7.5	Comparativo del modelo de regresión lineal contra resultados observados	57
7.5.1	Comparativo de la variable IMC	57
7.5.2	Comparativo de la variable %FAT	58
8	Conclusiones	60
9	Recomendaciones.....	61
	Referencias	62
	Anexos.....	66

Lista de tablas.

Tabla 1. Normativa	30
Tabla 2. Variables del problema.....	31
Tabla 3. Cronograma de actividades	33
Tabla 4. Datos de peso, talla, IMC y Fat%	36
Tabla 5. Datos de peso, talla, IMC y Fat%	36
Tabla 6. Datos dermatoglíficos mano derecha	37
Tabla 7. Datos dermatoglíficos mano izquierda	37
Tabla 8. Análisis de varianza para IMC	46
Tabla 9. Residuos atípicos para IMC	50
Tabla 10. Análisis de varianza para Fat%	54
Tabla 11. Residuos atípicos para Fat%.....	57
Tabla 12. Comparativo IMC.....	58
Tabla 13. Comparativo Fat%.....	59

Lista de figuras.

Figura 1. Arbol de problemas	21
Figura 2. Alteraciones dactilares	25
Figura 3 Sistemas dactilares	26
Figura 4 Dermatodliffia	27
Figura 5 Clasificación de padrones dermatoglificos comunes en el ser humano	28
Figura 6 Tabla calificaciones IMC	29
Figura 7 Recolección de datos talla	34
Figura 8 Recolección de datos composición corporal	35
Figura 9 Recolección de datos dermatoglificos	35
Figura 10 Recolección de datos dermatoglificos	40
Figura 11 Selección de tipo de regresión	40
Figura 12 Selección variables	40
Figura 13 Selección de tablas y gráficos	41
Figura 14 Selección de tablas y gráficos	41
Figura 15 Ingreso de variables sensibles al programa	42
Figura 16 Obtención del modelo de regresión.....	42
Figura 17: Grafica R-cuadrado para la variable IMC	44
Figura 18. Grafica R-cuadrado ajustada para la variable IMC	45
Figura 19. Grafica de Cp para la variable IMC	45
Figura 20. Grafica de CME para la variable IMC	46
Figura 21. Grafica superficie de respuesta estimada para la variable IMC	48
Figura 22. Grafica contornos de la superficie de respuesta estimada para la variable IMC	49
Figura 23. Grafica observado Vs predicho para la variable IMC	49
Figura 24. Grafica observado Vs predicho para la variable IMC	50
Figura 25. Grafica R-cuadrado para la variable FAT%.....	51
Figura 26. Grafica R-cuadrado ajustada para la variable FAT%	52
Figura 27. Grafica de Cp para la variable FAT%.....	53
Figura 28. Grafica de CME para la variable FAT%.....	53
Figura 29. Grafica suoeffie de respuesta estimada para la variable FAT%	55
Figura 30. Grafica contornos de superficie de respuesta estimada para la variable FAT%	56

Figura 31. Grafica observado Vs predicho para la variable FAT%	56
Figura 32. Grafica estudentizado V predicho para la variable FAT%	57

1 Introducción

La obesidad, un problema de salud global en constante aumento, demanda enfoques innovadores para su prevención y tratamiento. En este contexto, la dermatoglia dactilar emerge como un campo de estudio prometedor, con el potencial de ofrecer conocimientos valiosos sobre la predisposición genética y las características físicas relacionadas con la obesidad.

Numerosas investigaciones han explorado la relación entre los patrones dermatoglíficos y la obesidad, revelando asociaciones significativas que pueden contribuir a la detección temprana y la intervención preventiva. Desde análisis en niños y adolescentes hasta estudios en atletas universitarios, la evidencia sugiere que las huellas dactilares pueden ofrecer información relevante sobre el estado nutricional, la composición corporal, la resistencia a la insulina y la predisposición a la diabetes mellitus

En este contexto, surge la necesidad de desarrollar un modelo matemático que aproveche la información proporcionada por la dermatoglia dactilar para predecir la obesidad en estudiantes universitarios. Este proyecto se enfoca en analizar datos dermatoglíficos de una muestra de estudiantes de la Universidad Agustiniiana, donde se realizaron encuestas, mediciones antropométricas y el análisis de huellas dactilares, seleccionando variables relevantes y generando modelos estadísticos para reconocer patrones asociados a la obesidad.

Mediante el uso de herramientas estadísticas y de análisis de datos, se buscó modelar la relación entre un conjunto de 20 variables independientes, que incluían el número de crestas de cada dedo y las figura dermatoglíficas presentes, y dos variables dependientes: el Índice de Masa Corporal (IMC) y el Porcentaje de Grasa (%FAT). Este análisis proporcionó una sólida base para la detección temprana y la implementación de intervenciones preventivas en poblaciones con riesgo de obesidad.

Este proyecto no solo contribuirá al avance del conocimiento en el campo de la dermatoglia y la obesidad, sino que también ofrecerá herramientas prácticas para el diseño de intervenciones personalizadas y efectivas en el ámbito de la salud pública. Además, brindará a los estudiantes de ingeniería industrial la oportunidad de aplicar sus conocimientos en un contexto multidisciplinario y enfrentarse a desafíos reales en la intersección entre la salud y la tecnología.

En el documento, se presentan inicialmente los antecedentes y la descripción del problema. A continuación, se plantean los objetivos y la metodología empleada en el desarrollo de este proyecto.

Seguidamente, se presentan los resultados obtenidos y se realiza un análisis de los mismos. Por último, se presentan las conclusiones alcanzadas y las recomendaciones pertinentes.

2 Problema de investigación

2.1 Antecedentes del problema

A continuación, se muestra algunas investigaciones y artículos relacionado con la dermatoglia dactilar y estudios en personas obesas.

En el artículo de investigación de Bhardwaj et al., (2013) con el título *Análisis dermatoglífico de la yema de los dedos y la palma. Patrones de impresión de niños obesos* en el que el objetivo fue identificar patrones dermatoglíficos en individuos obesos y conocer la asociación entre los patrones dermatoglíficos y la obesidad. Este artículo se realizó a través de la selección de tres colegios públicos y tres colegios privados mediante muestreo aleatorio simple, con un tamaño de muestra de 370 individuos. Se utilizó un cuestionario previamente diseñado para la recolección de la información y se tomaron datos de altura y peso para hallar el índice de masa corporal (p.2).

De acuerdo a los resultados, se evidencio que 42% de los individuos obesos hubo un aumento en el número de arcos del pulgar, principalmente en el derecho. Por otro lado, el 29 % presentó un aumento en el valor del Angulo ATD (Angulo formado uniendo tres líneas en la palma de la mano). Como conclusión, los patrones dermatoglíficos se pueden usar para detectar obesidad, en especial si se presenta mayor número de arcos en el pulgar (Bhardwaj et al., 2013, p.4).

Por otro lado, de acuerdo a una investigación con el título *Las impresiones dermatoglíficas son diferentes entre niños y adolescentes con normo peso, sobrepeso y obesidad: un estudio transversal* Alberti et al., (2019), la cual tenía como objetivo investigar la diferencia que había en los rasgos dermatoglíficos entre niños y adolescentes con diferentes tipos de obesidad. Esta investigación se realizó con una muestra de 2172 niños y adolescentes de 10 a 19 años de ambos sexos de colegios públicos y privados. Como resultados, se obtuvo un marcado predictivo de obesidad, con un mayor número de líneas en el dedo de la mano derecha (Mesql2) y una mayor frecuencia de verticilos en los individuos con peso saludable. En conclusión, existen diferencias dermatoglíficas dependiendo del estado nutricional del niño o adolescente.

En tercer lugar, en la investigación se encontró esta tesis de la universidad Autónoma de Nuevo León, México Chapa (2022) titulada *Perfil genético, dermatoglia y proporcionalidad corporal en el atletismo universitario* en el que su objetivo fue evaluar el perfil genético, dermatoglífico y proporcionalidad corporal en los atletas que integran el equipo representativo de atletismo de la

UANL. En el desarrollo de esta investigación se realizó una muestra de 87 estudiantes, de una edad entre 20 a 22 años de los cuales 44 fueron hombres y 43 fueron mujeres (p.11).

Según los resultados obtenidos, los índices dermatoglíficos indican que el tipo de huella dactilar con mayor presencia en los atletas estudiados es la presilla cubital, seguida por el verticilo, esto demuestra que el 83% de ellos están involucrados en la disciplina adecuada según su tipo de huella dactilar, en cuanto a la proporcionalidad corporal, las atletas mujeres tienen una estatura promedio de 1.62 m y un peso corporal de 60.38 kg, mientras que los hombres presentan una estatura promedio de 1.73 m y un peso corporal de 72.52 kg, estos datos sugieren una correlación positiva con el número total de líneas dactilares, lo que indica que existe una asociación en sus disciplinas atléticas (Chapa, 2022, p. 122).

En relación con la investigación de Rodríguez et al., (2017) con el título *Perfil dermatoglífico y condición física de jugadores adolescentes de fútbol* en el que el objetivo fue establecer la relación entre el perfil dermatoglífico y la condición física de los jugadores de fútbol de la selección sub-16 del Departamento de Córdoba, Colombia. Se evaluaron veinte jugadores, edad 15.2 ± 0.3 años, talla 169.3 ± 4.3 cm, masa corporal 58.7 ± 5.0 kg, índice de masa corporal 20.5 ± 2.1 kg/m² y porcentaje de masa adiposa 10.2 ± 2.7 % (p. 12).

Se hizo a través de un enfoque cuantitativo y un alcance correlacional. En este estudio participaron 20 jugadores de la selección masculina de fútbol del Departamento de Córdoba, Colombia, con edad promedio de 15.2 años, altura promedio de 169.3 cm y peso promedio de 58.7 kg. Estos jugadores participaron en un evento preselectivo llamado "Torneo de Escuelas Deportivas" organizado por la Liga de fútbol de Córdoba. Se obtuvo el consentimiento informado de los representantes de los adolescentes evaluados antes de su participación en el estudio, siguiendo las normativas éticas y considerando que el estudio era de riesgo mínimo según la resolución 8430 del Ministerio de Salud. Se tomaron medidas antropométricas, incluyendo altura, peso e índice de masa corporal (IMC), siguiendo las normas de la Sociedad Internacional para el Avance de la Cineantropometría (ISAK) y las tablas de referencia de la Organización Mundial de la Salud [OMS]. El porcentaje de grasa corporal se estimó utilizando pliegues de tríceps y pantorrilla según la propuesta de Slaughter et al. (1988). El perfil dermatoglífico se toman huellas de los diez dedos de las manos de cada jugador utilizando un protocolo basado en Cummins & Midlo (1961). Se utilizó una placa de impresiones dactilares, tinta para impresiones dactilares y tarjetas para registro de impresiones dactilares. Los patrones dermatoglíficos principales fueron

arco (A), presilla (L) y verticilo (W). Se calculó el índice delta (D10) y se sumaron las líneas papilares en los núcleos de las presillas y verticilos. Como resultados se obtuvo

Que el perfil dermatoglífico encontrado fue Arco 0.45 ± 0.8 ; Presilla 6.5 ± 2.7 ; Verticilo 3.0 ± 3.0 ; SQTL 131.6 ± 39.1 e Índice delta (D10) 12.6 ± 3.5 . Se encontró una correlación muy significativa ($p < 0.00$) entre el registro de los arcos y el salto largo sin impulso (SLSI). También se encontró correlación significativa ($p < 0.05$) entre la sumatoria de la cantidad total de líneas de las dos manos (SQTL) y el SLSI y entre D10 y el SLSI; pero, no se encontró correlación significativa entre las demás características dermatoglíficas y los indicadores de las capacidades físicas (Rodríguez et al., 2017, p.12).

En el ámbito nacional, se encontró el trabajo desarrollado en la universidad UDCA de Bogotá D.C Cadrazco (2021) con título *Comparación de las características dermatoglíficas dactilares, composición corporal y fuerza prensil en jugadores de fútbol categoría sub 14 de fortaleza fútbol club*, en el que su objetivo fue Comparar las características dermatoglíficas, composición corporal y fuerza prensil en los deportistas de la categoría sub-14 de Fortaleza Fútbol Club. Esta investigación fue constituida por un total de 20 deportistas dividido por sexo.

Según el análisis realizado para clasificar y orientar los perfiles dermatoglíficos dactilares junto con la composición corporal, la dermatoglífa reveló que la frecuencia de los diseños de huellas dactilares se distribuyó de la siguiente manera: Arcos A (5%), Presillas L (54%) y Verticilos W (37%). En lo que respecta a los indicadores antropométricos, se encontraron los siguientes valores: un peso de 58.85 kg, una talla de 1.67 m, un índice de masa corporal de 20.82 y un porcentaje de grasa corporal de 13.83. Estos valores se encuentran dentro de los rangos de normalidad para la edad y el sexo. En consecuencia, se puede concluir que el grupo de jugadores estudiado presenta un alto predominio en las capacidades físicas (Cadrazco, 2021, p.35).

Por otra parte, en la investigación de Donoso et al., (2022) titulada *Dermatoglífa y fuerza muscular en deportistas de baloncesto universitario* en el que su objetivo fue “determinar la relación entre las variables dermatoglífa y fuerza muscular en las posiciones de juego del baloncesto universitario, la muestra fue de 15 atletas de la selección de baloncesto (mujeres y hombres) entre los 17 y 23 años”. Se observó que en promedio la estatura fue de 171.6 cm y el peso promedio alcanzó los 66.92 kg. Además, se identificó que el diseño dermatoglífico más común entre los deportistas de baloncesto fue el patrón 10L, que se caracteriza por la presencia de 10 presillas, lo cual se correlaciona con las habilidades de velocidad y fuerza explosiva (p.1).

De igual modo, se encontró un artículo publicado en una revista de educación física de la universidad de Antioquia, con el título *Dermatoglifia dactilar y composición corporal en futbol universitario* el cual tiene como objetivo

Comparar los resultados de composición corporal y dermatoglifia de futbolistas universitarios, con respecto a futbolistas profesionales evaluados en otros países. Como metodología se realizó un estudio con enfoque cuantitativo, donde se evaluó a 18 deportistas de la selección de futbol de la universidad Santo Tomas. Se determinaron los indicadores dermatoglíficos (Castro et al., 2020, p.97).

De acuerdo a los resultados se observan que existe una similitud entre los dermatoglifos de los futbolistas profesionales de Brasil y los futbolistas de la universidad Santo Tomas. Llevando a concluir que existe una predisposición genética a la explosividad y resistencia aeróbica y la coordinación.

Adicionalmente, se encontró una investigación de Castro et al., (2022) Contiene el título *Dermatoglifia como medio de hallazgo de diabetes mellitus: revisión sistemática* en el que el propósito de este estudio fue determinar la utilidad de la dermatoglifia como un método de detección de la diabetes mellitus a través de una revisión exhaustiva de la literatura científica. Para ello, se llevó a cabo una búsqueda en diversas bases de datos científicas, a partir de las cuales se recopiló información pertinente. Luego, se seleccionaron y evaluaron los artículos que se relacionaban con la diabetes mellitus y la dermatoglifia, siguiendo el enfoque metodológico del PRISMA. La calidad de los artículos se evaluó utilizando la escala de sesgo de Cochrane y se determinó el nivel de evidencia y la recomendación según la escala SIGN. Como resultado de esta revisión, se incluyeron ocho artículos de un total de 475 examinados, y tras su evaluación, se clasificaron cinco de ellos como nivel 2+ y tres como nivel 2-, con una recomendación de nivel D (p.126).

En relación con la investigación de Castro et al., (2023) publicado en la revista *European journal of public health* con el título *Modelo matemático para la predicción de la hipertensión arterial mediante dermatoglifos dactilares* el cual tiene como objetivo desarrollar un modelo matemático para la predicción de la hipertensión arterial en jóvenes mediante dermatoglifos digitales. La metodología utilizada en este estudio consistió en recolección y análisis de todas las huellas dactilares de los miembros superiores. Posteriormente se realizó una caracterización de las huellas, para finalmente realizar un modelo de regresión lineal múltiple para obtener el modelo matemático (p.3).

Como resultados de esta investigación se obtuvo que el modelo tuvo un R-cuadrado significativo, permitiendo establecer una relación de similitud y explicación de los valores de presión arterial, a partir de la cuantificación de las características de las huellas dactilares de la mano derecha e izquierda con un nivel de significancia del 95% (Castro et al., 2023, p.4).

Finalmente, se encontró una investigación de Ramirez et al., (2022) Contiene el título *Relación entre perfiles dermatoglífico, morfofuncional y tensión arterial en futbolistas profesionales* en el que el objetivo consistió en establecer la compresión existente entre el perfil dermatoglífico, los niveles de tensión arterial, la composición corporal y la fuerza explosiva en jugadores de fútbol y fútbol sala. Para llevar a cabo este estudio, se seleccionó una muestra compuesta por 12 jugadores de fútbol sala y 19 de fútbol. Se hizo a través de un diseño no experimental de tipo transversal con un enfoque descriptivo. La recopilación de datos en el campus de la Universidad Santo Tomás. Se obtuvo el consentimiento informado de los 31 futbolistas profesionales que participaron en el estudio, 12 de fútbol sala (edad promedio 21 ± 2) y 19 de fútbol (edad promedio 22 ± 3) de la ciudad de Bogotá, quienes cumplieron con criterios de inclusión como ser mayores de edad, competir a nivel profesional y pertenecer a los clubes por más de 6 meses (p.3).

Las mediciones incluyeron la fuerza explosiva mediante el Squat Jump (SJ) utilizando el sistema electrónico Optogait®, la composición corporal a través de la báscula de bioimpedancia Inbody 770®, y la dermatoglifia con el lector Biométrico Futronic FS52®. La tensión arterial se tomó siguiendo el protocolo de la [OMS] utilizando el tensiómetro digital automático adulto RiesterRi-Champion N 1725-145®. El estudio fue aprobado por el comité de ética de la Universidad Santo Tomás, Sede Bogotá. Los datos se analizaron con el programa SPSS, realizando pruebas estadísticas para verificar la distribución normal de los datos y se compararon las medias con un nivel de significancia de $p < 0.05$ y el resultado fue que los jugadores con mayor potencia muscular presentan valores más elevados de presión arterial sistólica; existe un porcentaje mayor de la presilla en ambas disciplinas; se evidencia una relación inversa entre la frecuencia cardiaca en reposo y altura-tiempo de vuelo en fuerza explosiva (Ramirez et al., 2022, pp. 4-5).

Se han realizado investigaciones para aprovechar la información que se encuentra en las huellas dactilares, utilizándola como insumo para la predicción de diferentes enfermedades o características de cierto grupo de personas, como lo son los deportistas.

2.2 Descripción del problema

La obesidad se ha convertido en una enfermedad a nivel mundial [WHO] (2014). Esto se puede evidenciar por medio de datos de la [OMS], donde se afirma que se ha triplicado el número de personas obesas desde el año 1975. Por otro lado, en 2016, el número de personas a nivel mundial con obesidad fue de 650 millones en edades de 18 años en adelante [WHO] (2021). Colombia no es ajena a esta enfermedad, ya que según el atlas mundial de obesidad de 2023 arrojó un pronóstico que para el 2035, donde el 35% de la población tendrá obesidad muy alta (World Obesity Federation, 2023).

Como problema central de esta investigación se identifica la falta de herramientas para la prevención secundaria (pronóstico de factores de riesgo en la salud), debido a que la obesidad ha emergido como una cuestión de salud mundial, impactando a individuos de todas las edades y estratos socioeconómicos, y se encuentra asociada con una serie de graves problemas de salud.

Una de las causas principales para que una persona padezca de obesidad es el desequilibrio de calorías que se consumen y las calorías que se gastan por medio de la actividad física o actividades de la vida cotidiana Pérez (2018). Este desequilibrio de calorías provoca que las que no se alcanzan a consumir el cuerpo las guarde en forma de grasa, generando un sobre peso en las personas o llegando a la obesidad (párr. 1).

La falta de actividad física es un factor que influye mucho en la obesidad de las personas. Muchas horas de televisión, jugando videojuegos y realizando actividades que no necesitan una gran actividad física se asocian al índice de masa corporal alto, lo que va muy ligado a comienzos de obesidad o de obesidad alta (National Heart, 2022, párr. 5).

Por otro lado, los hábitos alimenticios poco saludables juegan un papel muy importante para que una persona padezca de obesidad. Entre los hábitos alimenticios poco saludables se encuentra: ingerir más calorías de las que se usan, comer demasiadas grasas saturadas y comer alimentos con altos niveles de azúcar agregado (National Heart, 2022, párr. 6).

De acuerdo a varios estudios e investigaciones se ha comprobado que la genética es otro factor importante para que las personas presenten obesidad, según estas investigaciones, se han detectado 15 genes que influyen en la obesidad. En las personas que se les detectan este tipo de genes se recomienda iniciar hábitos saludables desde temprana edad para ayudar a reducir este riesgo (National Heart, 2022, párr. 10).

Por otro lado, como consecuencias de la obesidad se tiene que el colesterol alto es una de las consecuencias de la obesidad, ya que la acumulación de grasa en el interior de los vasos sanguíneos conduce a un aumento en los niveles de colesterol, incrementando así el riesgo de accidente ACV (cerebrovascular) o infarto. De manera similar, la hipertensión es otro factor de riesgo asociado a la obesidad, dado que el exceso de grasa acumulada dentro y alrededor de los vasos sanguíneos dificulta el flujo sanguíneo, lo que exige al corazón un mayor esfuerzo. Esta situación no solo provoca un aumento en la presión arterial, sino que también puede dar lugar a la aparición de insuficiencia cardíaca a largo plazo (Zanin, 2021, párr. 1,6).

La obesidad puede llevar a la resistencia a la insulina, debido a esto puede provocar problemas hepáticos como la acumulación de grasa en el hígado. Además, el sobrepeso, especialmente en mujeres, puede aumentar la producción de colesterol en la bilis, aumentando así el riesgo de desarrollar cálculos en la vesícula biliar (Zanin, 2021, párr. 7).

Asimismo, es frecuente que las personas con obesidad tengan una mayor predisposición a desarrollar afecciones cutáneas. Esta condición puede resultar en una piel más frágil, lo que aumenta el riesgo de infecciones por hongos. Además, son más propensas a padecer acantosis nigricans, una afección en la que los pliegues de la piel se vuelven más gruesos y oscuros, principalmente debido a la resistencia a la insulina provocada por el exceso de peso (Zanin, 2021, párr. 8).

Por la obesidad y el incremento en la ingesta de calorías provoca una situación en la que la cantidad de insulina producida por el organismo resulta insuficiente para procesar todo el azúcar ingerido a través de la dieta, lo que lleva a una acumulación de azúcar en la sangre. Además, el cuerpo empieza a resistirse a la acción de la insulina, lo que contribuye al desarrollo de la diabetes tipo 2 (Zanin, 2021, párr. 6).

También se puede relacionar con problemas respiratorios debido al peso de la grasa sobre el pulmón, el cual dificulta la entrada y salida del aire, permitiendo desarrollar un síndrome potencialmente fatal conocido como apnea del sueño (Zanin, 2021, párr. 6).

La ingeniería industrial desempeña un papel importante en el análisis y manejo de datos sobre la obesidad, ya que se pueden usar técnicas para analizar, pronosticar y examinar datos que permitan el reconocimiento precoz de factores de riesgo. Es por esto que es necesario desarrollar un modelo matemático, el cual ayude a la predicción de obesidad en personas de diferentes edades, realizando un trabajo interdisciplinar entre el sector salud y la ingeniería.

A continuación, se representa de manera gráfica el problema de investigación:

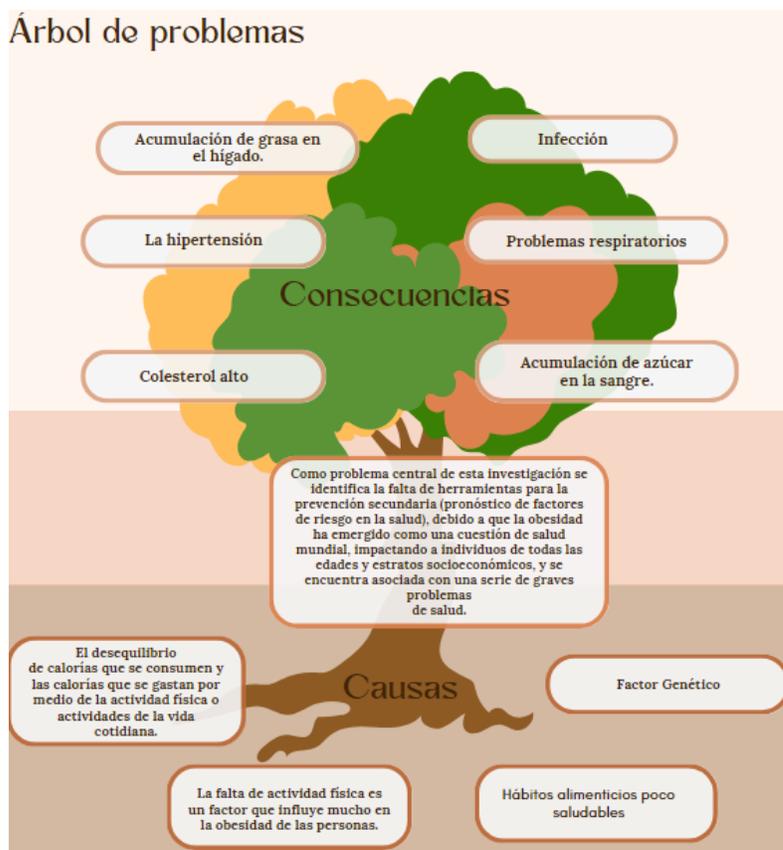


Figura 1. Árbol de problemas. Elaboración propia.

2.3 Pregunta de investigación

De acuerdo al problema identificado, la pregunta de investigación es:

¿Cuáles son las variables sensibles para proponer un modelo matemático efectivo que utilice la dermatoglia dactilar como predictor de la obesidad en estudiantes de la Universidad Agustiniiana?

3 Objetivos

3.1 Objetivo general

- Diseñar un modelo matemático basado en la dermatoglia dactilar con el propósito de anticipar la probabilidad de obesidad en estudiantes de la Universidad Agustiniana.

3.2 Objetivos específicos

- Evaluar los datos dermatoglifos de la muestra representativa de los estudiantes de la Universidad Agustiniana.
- Seleccionar las variables dermatoglíficas más relevantes y significativas para predicción de la obesidad.
- Modelar la relación existente entre las variables identificadas mediante diferentes herramientas estadísticas informáticas.
- Analizar los datos estadísticos recopilados para identificar patrones de dermatoglia asociados a la muestra representativa.

4 Justificación

La obesidad se ha convertido en un problema de salud pública, y esto se puede ver en cifras del World Obesity Atlas del 2022, donde pronostica que para el año 2030 mil millones de personas vivirán con obesidad World Obesity Federation, (2022). A medida que la prevalencia de esta condición continúe aumentando, sus consecuencias en términos de calidad de vida, costos médicos, y salud serán más evidentes (p.18).

En este contexto, la identificación temprana de la predisposición a la obesidad en jóvenes es crucial para hacerle frente a este problema de salud y sus consecuencias. Surge la necesidad de diseñar un modelo matemático debido a la insuficiencia de las estrategias actuales de prevención de la obesidad en jóvenes. Por medio de la dermatoglia dactilar, el uso de una técnica de pronóstico y herramientas de análisis de datos, se pretende diseñar un modelo matemático, que llene esta brecha existente.

A nivel social, esta investigación se desarrollará en jóvenes de la Universitaria Agustiniana, los cuales se beneficiarán con un diagnóstico que les permita saber si son propensos a presentar obesidad en el futuro para la toma de medidas de prevención.

Es pertinente que los estudiantes de último semestre de ingeniería industrial realicen este modelo matemático, ya que tienen conocimientos de técnicas de pronóstico vista en la carrera en la materia de gestión de la producción. Por otro lado, es de gran importancia que desde este momento se familiaricen con un trabajo multidisciplinario, al cual se van a enfrentar en el futuro y ya se tendrá unas bases para afrontarlo de la mejor manera.

5 Marco de referencia

5.1 Marco teórico

La historia de las huellas dactilares abarca miles de años y se ha utilizado en diversas culturas y contextos a lo largo del tiempo. Desde tablillas babilónicas con registros dactilográficos hace más de 3000 años hasta su uso en Japón para identificar prisioneros y en China para documentos de divorcio. En México, se encontraron registros en forma de dibujos y en pergaminos europeos como registros de autoría (Montoya et al., 2018, p.83).

En el siglo XVII, Marcelo Malpighi observó surcos y estructuras en sus dedos, lo que inspiró a otros investigadores como Grew (citado en Montoya et al., 2018) a profundizar en la estructura de las huellas. Faulds (citado en Montoya et al., 2018) exploró aspectos genéticos y étnicos relacionados con las huellas.

Galton (citado en Montoya et al., 2018) identificó patrones en las crestas papilares y creó la *Línea de Galton*, aunque su interés principal era la determinación de la herencia y el origen racial, no lo logro. Sin embargo, demostró que las huellas digitales no cambian con el tiempo. La dermatografía se utilizó en estudios antropológicos para rastrear los orígenes ancestrales en diversas poblaciones. Aunque se enfocaron en aspectos como el color de la piel y similitudes físicas, no abordaron características estructurales o de condición física.

En 1926, Cummins introdujo el término "dermatoglifos" y detectó patrones específicos en pacientes con Síndrome de Down. Cummins y Midlo (citado en Montoya et al., 2018) identificaron tres figuras en las huellas digitales: arcos, presillas y verticilos.

La técnica de dermatografía se utilizó en el deporte a partir de la década de 1960 en la Unión Soviética y otros países europeos para seleccionar deportistas con mejores características genéticas y estructurales. En América Latina, comenzó a desarrollarse en Brasil en 1998 (Montoya et al., 2018, pp.83-84).

En el ámbito académico relacionado con la actividad física y el deporte, la dermatografía se ha vuelto importante para correlacionar la estructura corporal con las capacidades físicas y la información genética. El uso de la dermatografía ha llevado a la identificación temprana de talentos deportivos y ha influido en la reorganización de políticas públicas y privadas en el ámbito deportivo. Además, la genética ha avanzado en el mapeo cromosómico, relacionando los genes con el rendimiento físico (Montoya et al., 2018, p.81).

En la actualidad, la biotecnología emerge como una herramienta invaluable para abordar los desafíos que se presentan en diversos ámbitos, especialmente en el campo de la salud. En este sector, se observa un notable aumento en la incidencia de enfermedades crónicas no transmisibles, lo que subraya la apremiante necesidad de implementar estrategias preventivas, como la detección temprana de condiciones como la obesidad (Castro et al., 2019, p.6).

En el proceso de captura de huellas digitales, se deben tener en cuenta posibles inconvenientes que pueden surgir, los cuales podrían ser causados por:

- Falta de experiencia del individuo que toma las huellas, debido a su desconocimiento de la técnica.
- Presencia de humedad en las yemas de los dedos debido a la transpiración.
- Deslizamientos accidentales que pueden resultar en manchas en el registro o superposición de las huellas.
- Presencia de heridas, cicatrices o la disminución de las crestas dactilares debido a condiciones médicas o separación de las huellas.
- Amputación parcial o total de la última falange o del dedo que se está registrando.
- Problemas relacionados con la artritis o la artrosis en las manos de la persona que se está evaluando.



Figura 2: Alteraciones dactilares (Montoya et al., 2018).

Al realizar el registro de huellas dactilares, es posible identificar varias variables, como las crestas papilares. Estas crestas papilares son glándulas de secreción de sudor que se encuentran en la superficie de la palma de la mano y se extienden hasta la tercera falange de los dedos de la mano

(Penrose en 1967). Estas líneas se presentan en la parte más distal de la yema de cada dedo de la mano, y se dividen en tres sistemas dactilares diferentes: el sistema Basilar, el sistema marginal y el sistema nuclear (ver figura 3). En el sistema nuclear se pueden identificar diferentes diseños como el arco, Presilla y Verticilo, lo que confluyen en uno o dos puntos del pulpejo conformando un triradius o delta (Montoya et al., 2018, p.86).

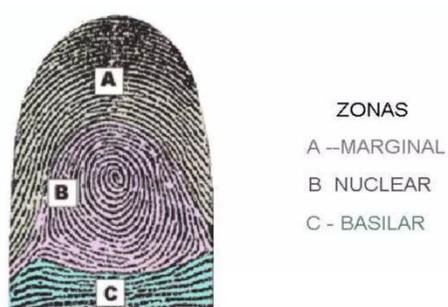


Figura 3: Sistemas dactilares (Manuel, 2015).

La dermatoglifia se presenta como una herramienta que puede utilizarse para establecer la relación entre esta y la obesidad. Este vínculo puede determinarse a través del desarrollo de un modelo matemático de predicción de la obesidad en individuos jóvenes, basado en la dermatoglifia dactilar. Para la elaboración de este modelo, es crucial emplear técnicas de regresión lineal simple. Esta técnica estadística se utiliza para modelar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes (Castro et al., 2023, p.4).

En este estudio, se propone la utilización de la regresión lineal para desarrollar un modelo matemático que vincule los patrones dermatoglíficos con la probabilidad de obesidad en estudiantes. La ventaja de la regresión lineal radica en su capacidad para proporcionar una relación cuantitativa e interpretable entre las variables ordinales, las cuales se ajustan a un modelo lineal en los parámetros β . Debido a su menor restricción y al uso de logaritmos en el modelo gravitatorio, es posible obtener una representación lineal precisa y efectiva (Castro et al., 2023, p.4).

La ecuación que describe un modelo matemático basado en la técnica de regresión lineal simple se puede expresar de la siguiente forma:

$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_3x_3 \dots + \beta_kx_k + \varepsilon$$

5.2 Marco conceptual

En esta sección se mostrará los conceptos que se deben tener en cuenta para el entendimiento de la investigación:

5.2.1 Arco A (diseño sin deltas)

Este tipo de figura se caracteriza por no tener deltas y se forma de crestas papilares, se relaciona con la cualidad física de fuerza (Gualdrón et al., 2019).

5.2.2 Dermatoglifia

Es el estudio de las impresiones o reproducciones de los dibujos formados por las crestas en los pulpejos dactilares de las manos (Gualdrón et al., 2019).



Figura 4: Dermatoglifia. Frettie (2009)

5.2.3 Obesidad

La [WHO] define la obesidad como una enfermedad crónica caracterizada por el aumento de la grasa corporal, la cual está estrechamente vinculada con un mayor riesgo para la salud. Se estima que tanto el sobrepeso como la obesidad desempeñan un papel significativo en el desarrollo de enfermedades, siendo responsables del 44% de los casos de diabetes, el 23% de los casos de cardiopatías isquémicas y entre el 7% y el 41% de los casos de ciertos tipos de cáncer (WHO, 2024, párr. 1).

5.2.4 Peso

Es la medida de la masa corporal expresada en kilogramos.

5.2.5 Presilla L

Está compuesta de tres zonas, la marginal, basilar y nuclear. En este tipo de huella se tiene un solo delta, representa la cualidad física de velocidad (Gualdrón et al., 2019, p.200).

5.2.6 Regresión Lineal

Se emplea con el fin de identificar relaciones potencialmente causales o, en casos donde no hay dudas sobre su causalidad, para prever el comportamiento de una variable dependiente o pronosticada a partir de otra independiente o predictora (Dagnino, 2014, p.1).

5.2.7 Talla

Es la altura que tiene un individuo en posición vertical desde los talones al vértex. Se mide en centímetros.

5.2.8 Verticilo Diseño S

Son diseños de dos deltas, a ambos lados, a diferencia del anterior, presenta dos núcleos que forman un «s», es un diseño digital poco común (Gualdrón et al., 2019, p.200).

5.2.9 Verticilo W

Son diseños de dos deltas, a ambos lados, y corresponde a una figura cerrada, relacionada con la coordinación motora (Gualdrón et al., 2019, p.200).

A continuación, se muestra los diferentes patrones que se pueden encontrar en la huella dactilar de las personas:

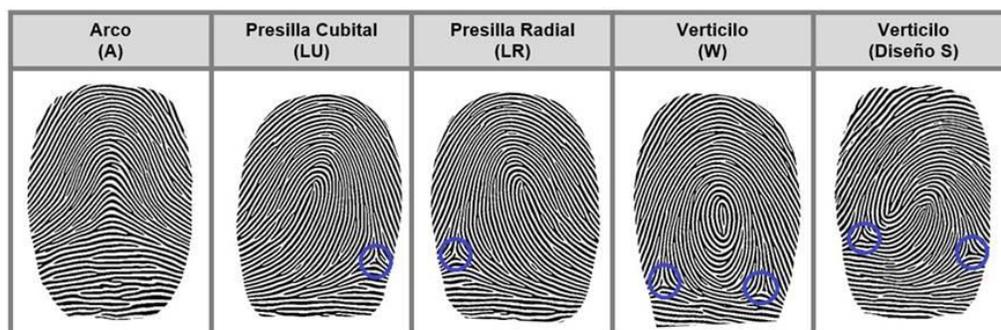


Figura 5. Clasificación de patrones dermatoglíficos comunes en el ser humano (Gastélum-Cuadras, 2022)

5.2.10 Índice de masa corporal (IMC)

Se relaciona a un valor que se usa para saber si una persona tiene un peso que es saludable en relación con su altura (Pérez, 2013, párr. 1).

IMC Peso Kg / (Talla m) ²	Clasificación de la OMS	Descripción popular
<18,5	Bajo peso	Delgado
18,5 – 24,9	Adecuado	Aceptable
25,0 – 29,9	Sobrepeso	Sobrepeso
30,0 – 34,9	Obesidad grado 1	Obesidad
35,0 – 39,9	Obesidad grado 2	Obesidad
>40	Obesidad grado 2	Obesidad

Figura 6. Tabla clasificación IMC. Guía alimenticia saludable (s.f.)

5.2.11 Porcentaje de grasa (%FAT)

Es una medida que ayuda a indicar si una persona tiene sobrepeso o infrapeso. Esta medida ayuda a distinguir entre la masa corporal y la materia grasa que existe en el cuerpo (Clínica IMIF, párr. 3).

5.3 Marco legal

A continuación, se presenta la norma que aplica o se debe tener en cuenta para la realización de esta investigación:

Tabla 1.

Normativa

Jerarquía de la norma	Año	Título	Artículos que aplican	Descripción
Ley 1355	2009	Obesidad	1,13,19,20	En esta ley se define la obesidad y se adoptan medidas para su control, atención y
Ley 1581	2012	Protección de datos personales	1, 2, 3, 11,17,18	Brinda todos los parámetros que se relacionan con la recolección y tratamiento de datos.
Resolución 008430	1993	Organización de sistema nacional de salud	-	Tienen por objetivo establecer los requisitos para el desarrollo de la actividad investigativa
Resolución 4003	2008	Anexo Técnico para el manejo integral de los pacientes afiliados al Régimen Subsidiado en el esquema de subsidio pleno, de 45 años o	1,2	Plan para reducir las enfermedades crónicas no transmisibles, con énfasis en diagnóstico temprano, prevención y control.
Plan de salud pública	2022	Plan decenal de salud pública PDSP 2022 - 2031	-	Plan nacional que busca reducir la inequidad en salud, entre estos factores se encuentra la seguridad alimentaria y nutricional, la cual que ve directamente relacionada con la

Nota: Elaboración propia.

6 Marco metodológico

6.1 Tipo de investigación

Esta investigación se enmarca en un enfoque cuantitativo, dado que se recopilará datos numéricos para comprender correlaciones de causa y efecto que serán objeto de análisis para la construcción del modelo de predicción de la obesidad Santander Universidades (2021). El estudio adoptará un alcance analítico-correlacional y se implementará una estrategia de intervención experimental. En términos de su diseño temporal, se clasifica como transversal, dado que los datos se recolectarán en un solo momento sin seguimiento posterior (párr. 28).

6.2 Variables del problema

En la siguiente tabla se relacionan las variables que se tendrán en cuenta en esta investigación:

Tabla 2.

Variables del problema

Variables de caracterización	Indicadores	Valores finales	Tipo de variable
Edad	Años	18-26	Continuo
Genero	Visual	Hombre o mujer	Nominal
Peso	Peso	Kg	Continuo
Talla	Talla	Cm	Continuo
IMC	Peso-talla	Kg/m ²	Continuo
% grasa	Peso	%	Continuo
Dermatoglifia dactilar	Huellas dactilares	Arco presilla verticilo	Nominal

Nota: Elaboración propia.

6.3 Fuentes de información

En esta investigación, se emplean fuentes de información primaria, las cuales fueron recopiladas directamente a través de jornadas de recolección de datos en la Universitaria Agustiniiana, donde se tomaron las medidas y datos a estudiantes de la jornada de la mañana y noche.

6.4 Instrumentos de recolección de datos

Para la recolección de datos de esta investigación, se utilizaron diferentes instrumentos los cuales se describen a continuación:

- Tensiómetro digital Elite Hem: Es un dispositivo medico utilizado para medir la presión diastólica, sistólica y pulsos por minuto.
- Tallímetro portátil SECA: Es un instrumento utilizado para medir la altura de una persona.
- Bascula corporal Tanitna: Dispositivo utilizado para medir el peso y otras variables de una persona.
- Lector de huella WM110CA-E00: Es un dispositivo tecnológico utilizado para escanear imágenes de las crestas que componen la huella dactilar.

Statgraphics: Programa utilizado para el análisis estadístico de datos.

6.5 Tamaño de la población y muestra

La población objetivo de esta investigación son jóvenes universitarios, y la muestra está compuesta por estudiantes de la Universitaria Agustiniiana que tienen edades entre los 18 y 26 años la cual tiene un tamaño de 30 estudiantes.

6.6 Cronograma

En la siguiente imagen, se establece las fechas de la realización de las diferentes fases del proyecto de investigación:

Tabla 3.

Cronograma de actividades

FASES	Actividades	Semanas																							
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Primera entrega	Investigación de antecedentes de problema																								
	Descripción del problema																								
	Formulación de pregunta de																								
	Formulación de objetivo general																								
Segunda entrega	Formulación de objetivos específicos																								
	Justificación																								
	Formulación de objetivos específicos																								
	Redacción de marco referencial																								
	Redacción de marco metodológico																								
	Resultados esperados																								
Radicación	Entrega de poster																								
	Ajustes al documento																								
	Radicación del anteproyecto																								
Datos	Entrega de documento																								
	Recolección de datos																								
Objetivo 1	Organización de los datos recolectados																								
	Evaluar los datos dermatoglíficos																								
Objetivo 2	Selección de las variables dermatoglíficas más relevantes																								
	Analizar los datos estadísticos obtenidos del programa																								
Objetivo 3	Analizar los datos estadísticos obtenidos del programa																								
	Modelar los datos en diferentes herramientas estadísticas																								
Objetivo 4	Modelar los datos en diferentes herramientas estadísticas																								
	Analizar el modelo matemático obtenido en el programa estadístico																								
Análisis	Analizar el modelo matemático obtenido en el programa estadístico																								
	Construcción del documento a entregar																								
Radicación	Radicación del proyecto final																								
Exposición	Exposición del proyecto a los jurados																								

Nota: Elaboración propia.

7 Resultados

En esta sección se presentará los resultados que se obtuvieron al realizar el proyecto Modelo matemático para la predicción de obesidad en estudiantes de la Universitaria Agustiniiana a través de la dermatoglifia dactilar, siguiendo un orden basado en los objetivos establecidos.

7.1 Evaluación de características dermatoglíficas

Para cumplir con el primer objetivo específico se realizó varias jornadas de recolección de datos en la semana de la ingeniería del 2023-II. Esta recolección se llevó a cabo de la siguiente manera:

Se les indicó a los estudiantes avanzar a la zona de toma de la talla, donde se le solicita que se retire los zapatos para una medida más real (ver figura 7).



Figura 7. Recolección de datos Talla. Elaboración propia

En la siguiente estación los estudiantes proceden a pararse sobre una báscula corporal sin zapatos para una mejor lectura de instrumento, la cual arroja diferentes datos de su composición corporal (ver figura 8).



Figura 8. Recolección de datos composición corporal. Elaboración propia

Como última estación, los estudiantes avanzan a la zona de toma de huellas de cada uno de sus dedos, mediante un lector de huellas conectado a un computador (ver figura 9).



Figura 9. Recolección de datos dermatoglíficos. Elaboración propia

Durante estas jornadas de recolección de datos, se logró obtener una muestra de 30 estudiantes, cuyos resultados indicaron que, en general, el promedio de la talla fue de 170.5 cm ($DS \pm 0.06$ cm), donde el máximo fue de 185.6 cm y el mínimo 152 cm. En la variable peso, se obtuvo un promedio de 66.56 Kg ($DS \pm 10.31$ kg), donde el peso máximo fue de 94 Kg y el mínimo fue 50.1 kg. En la variable IMC, el promedio fue de 22.6 Kg/cm^2 ($DS \pm 3.08$ Kg/cm^2), donde el máximo fue 27.7 Kg/cm^2 y el mínimo 16.4 Kg/cm^2 . Por último, en la variable FAT%, el promedio fue de 15.8 (DS

± 5.84), donde el máximo fue 28.3 y el mínimo 4.1. A continuación, se muestra los resultados de estas variables discriminado por genero (ver tabla 4 - 5).

Tabla 4.

Datos de peso, talla, IMC y Fat% hombre

		Hombres				
		n	Promedio	Desviación	Max	Min
Peso (kg)	25		68.55	10.32	94	54
Talla (Cm)			1.72	0.07	1.856	1.634
IMC			22.7	3.09	27.7	16.4
Fat%			14.6	5.85	22.5	4.1
Porcentaje (n)	83.33%					

Nota: Elaboración propia.

Tabla 5.

Datos de peso, talla, IMC y Fat% mujer

		Mujer				
		n	Promedio	Desviación	Max	Min
Peso	5		56.66	11.22	66.3	50.1
Talla			1.61	0.07	1.642	1.572
IMC			22	3.22	26.2	18.6
Fat%			22.1	6.45	28.3	15
porcentaje (n)	16.67%					

Nota: Elaboración propia.

Por otro lado, en las variables de datos dermatoglíficos, se evidencia que en la mano derecha predominan dos figuras, la primera es presilla radial con 77 figuras equivalente al 51.3% del total de las figuras de la mano derecha, teniendo una mayor presencia en el dedo 1 y 3 con 21 figuras para el dedo 3 y 20 figuras para el dedo 1. La segunda figura predominante es verticilo 65 figuras equivalente al 43.3% del total de figuras de la mano derecha, teniendo una mayor presencia en el dedo 4 con 21 figuras (ver tabla 6).

Tabla 6.

Datos dermatoglíficos mano derecha

Datos dermatoglíficos mano derecha				
Dedos	Presilla Cubital	Presilla Radial	Verticilo	Arco
MDT1	0	20	10	0
MDT2	4	10	13	3
MDT3	0	21	8	1
MDT4	0	9	21	0
MDT5	0	17	13	0
Total	4	77	65	4
%	2.7%	51.3%	43.3%	2.7%

Nota: Elaboración propia.

Respeto a la mano izquierda, las figuras que predominan son dos, la primera es presilla radial con 62 figuras equivalente al 41.3% del total de figuras de la mano izquierda, teniendo una mayor presencia en el dedo 5 con 19 figuras y el dedo 3 con 18 figuras. La segunda figura predominante es verticilo con 75 figuras equivalente al 50% del total de las figuras de la mano izquierda, con una mayor presencia en los dedos 1 con 18 figuras y el dedo 4 con 22 figuras (ver tabla 7).

Tabla 7.

Datos dermatoglíficos mano izquierda

Datos dermatoglíficos mano izquierda				
Dedos	Presilla Cubital	Presilla Radial	Verticilo	Arco
MET1	0	10	18	2
MET2	4	7	15	4
MET3	1	18	9	2
MET4	0	8	22	0
MET5	0	19	11	0
Total	5	62	75	8
%	3.3%	41.3%	50.0%	5.3%

Nota: Elaboración propia.

7.2 Selección de variables

En esta sección se menciona los resultados obtenidos de las jornadas de recolección de datos haciendo énfasis en las variables que se seleccionaron para realizar el modelo matemático.

Como resultados de estas jornadas, se seleccionaron 22 variables de 30 estudiantes que cumplieran con la descripción de la población objetivo. Luego de tener los datos en tablas, se

procedió a seleccionar las variables relevantes para la construcción del modelo matemático, las cuales se describen a continuación

Variables independientes

MDSQL1: Crestas del dedo 1 mano derecha

MDSQL2: Crestas del dedo 2 mano derecha

MDSQL3: Crestas del dedo 3 mano derecha

MDSQL4: Crestas del dedo 4 mano derecha

MDSQL5: Crestas del dedo 5 mano derecha

MESQL1: Crestas del dedo 1 mano izquierda

MESQL2: Crestas del dedo 2 mano izquierda

MESQL3: Crestas del dedo 3 mano izquierda

MESQL4: Crestas del dedo 4 mano izquierda

MESQL5: Crestas del dedo 5 mano izquierda

MDT1: Tipo de figura dedo 1 mano derecha

MDT2: Tipo de figura dedo 2 mano derecha

MDT3: Tipo de figura dedo 3 mano derecha

MDT4: Tipo de figura dedo 4 mano derecha

MDT5: Tipo de figura dedo 5 mano derecha

MET1: Tipo de figura dedo 1 mano izquierda

MET2: Tipo de figura dedo 2 mano izquierda

MET3: Tipo de figura dedo 3 mano izquierda

MET4: Tipo de figura dedo 4 mano izquierda

MET5: Tipo de figura dedo 5 mano izquierda

Variables dependientes

IMC - Índice de masa corporal: Razón entre peso y talla cuadrado

% FAT: porcentaje de grasa corporal

Variables sensibles para IMC

MDSQL1: Crestas del dedo 1 mano derecha

MDSQL2: Crestas del dedo 2 mano derecha

MDSQL4: Crestas del dedo 4 mano derecha

MDSQL5: Crestas del dedo 5 mano derecha

MESQL1: Crestas del dedo 1 mano izquierda

MESQL2: Crestas del dedo 2 mano izquierda

MDT1: Tipo de figura dedo 1 mano derecha

MDT2: Tipo de figura dedo 2 mano derecha

MDT3: Tipo de figura dedo 3 mano derecha

MET1: Tipo de figura dedo 1 mano izquierda

MET2: Tipo de figura dedo 2 mano izquierda

MET4: Tipo de figura dedo 4 mano izquierda

Variables sensibles para FAT%

MDSQL4: Crestas del dedo 4 mano derecha

MDSQL5: Crestas del dedo 5 mano derecha

MESQL2: Crestas del dedo 2 mano izquierda

MDT1: Tipo de figura dedo 1 mano derecha

MDT2: Tipo de figura dedo 2 mano derecha

MDT3: Tipo de figura dedo 3 mano derecha

MET4: Tipo de figura dedo 4 mano izquierda

7.3 Modelación de variables

En esta sección, se explicará el proceso que se realizó para identificar las variables sensibles y su posterior modelación a partir de las variables anteriormente mencionadas en el programa estadístico Statgraphics aplicando técnicas estadísticas específicas.

Como primer paso, se realizó la importación de la base de datos al programa (ver figura 10).

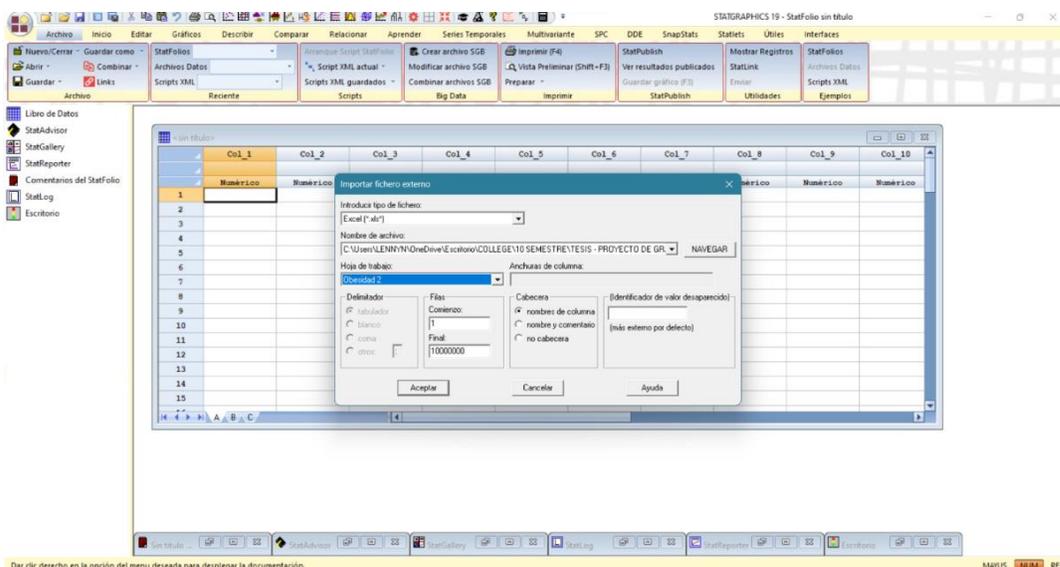


Figura 10. Recolección de datos dermatológicos. Elaboración propia

Luego de importar la base de datos, se escoge el tipo de regresión múltiple (ver tabla 11).

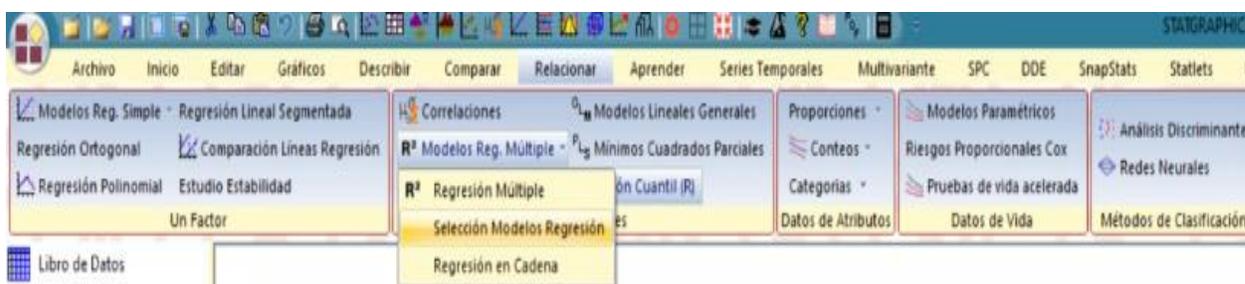


Figura 11. Selección de tipo de regresión. Elaboración propia

Posteriormente, se seleccionan las variables dependientes e independientes (ver figura 12).

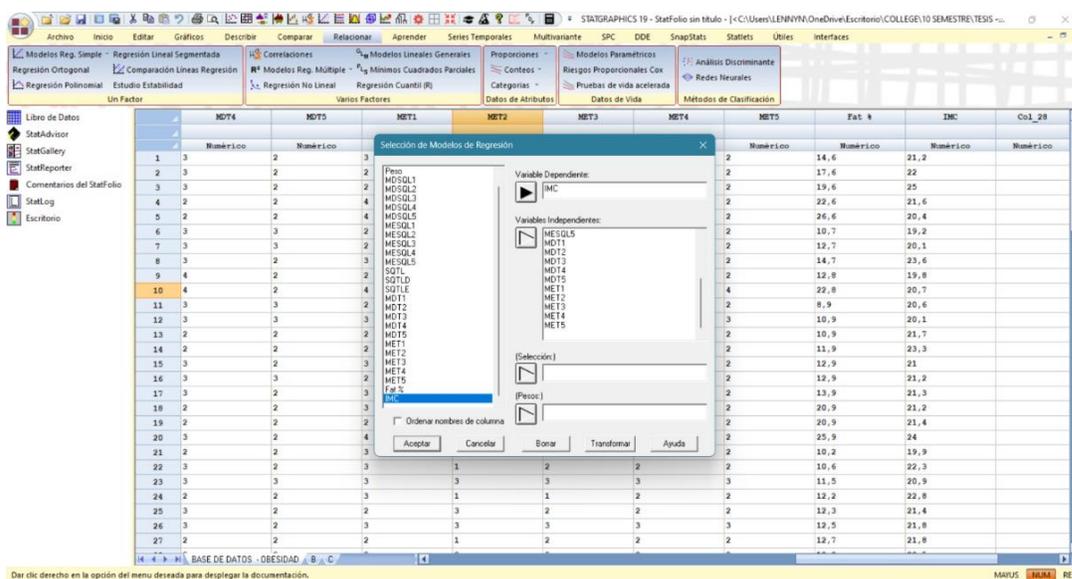


Figura 12. Selección de variables. Elaboración propia

Luego de seleccionar las variables, se selecciona los tipos de tablas y gráficos importantes para su posterior análisis (ver figura 13).

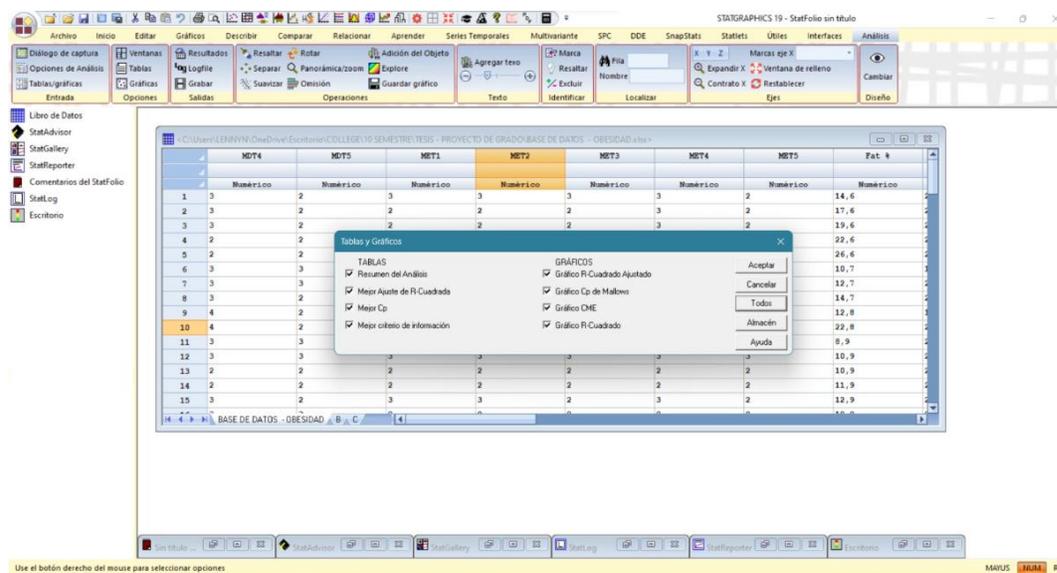


Figura 13. Selección de tablas y gráficos. Elaboración propia

Después de seleccionar las tablas y gráficos, se da click en aceptar y arroja los datos estadísticos (ver figura 14).

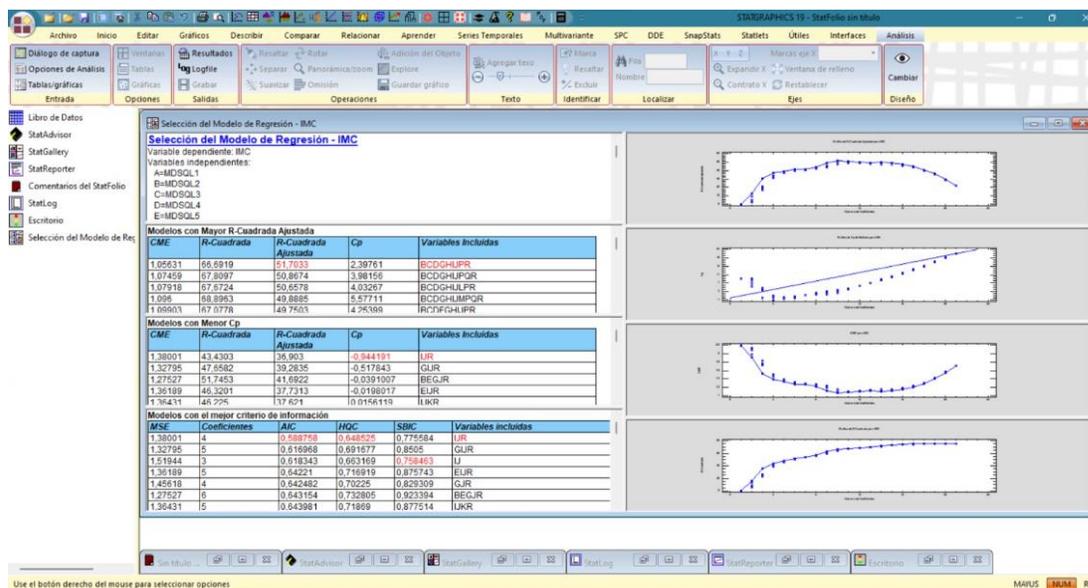


Figura 14. Selección de tablas y gráficos. Elaboración propia

Luego de obtener las variables sensibles, se procede a realizar el modelo de regresión lineal simple (ver figura 15).

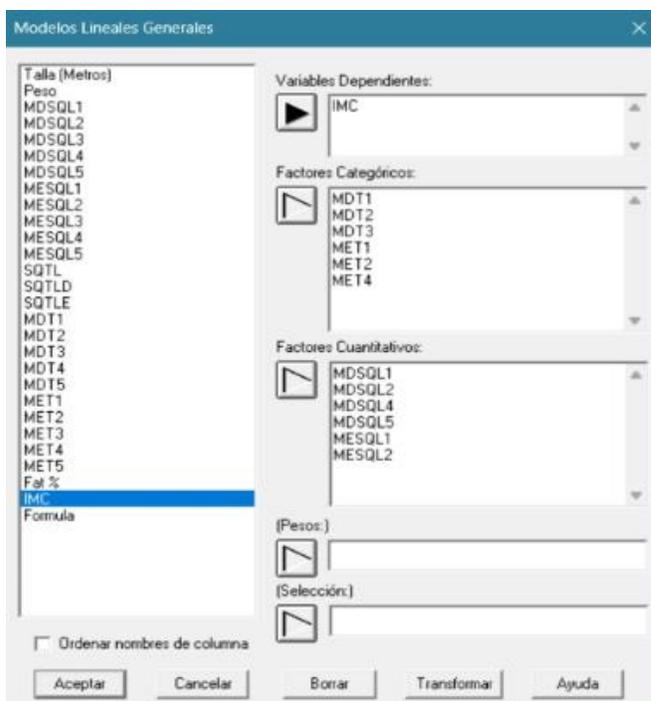


Figura 15. Ingreso de variables sensibles al programa. Elaboración propia

Después de ingresar las variables sensibles al programa, se seleccionan las gráficas y tablas que se desean observar y se da clic en aceptar para obtener el modelo con los resultados (ver figura 16).

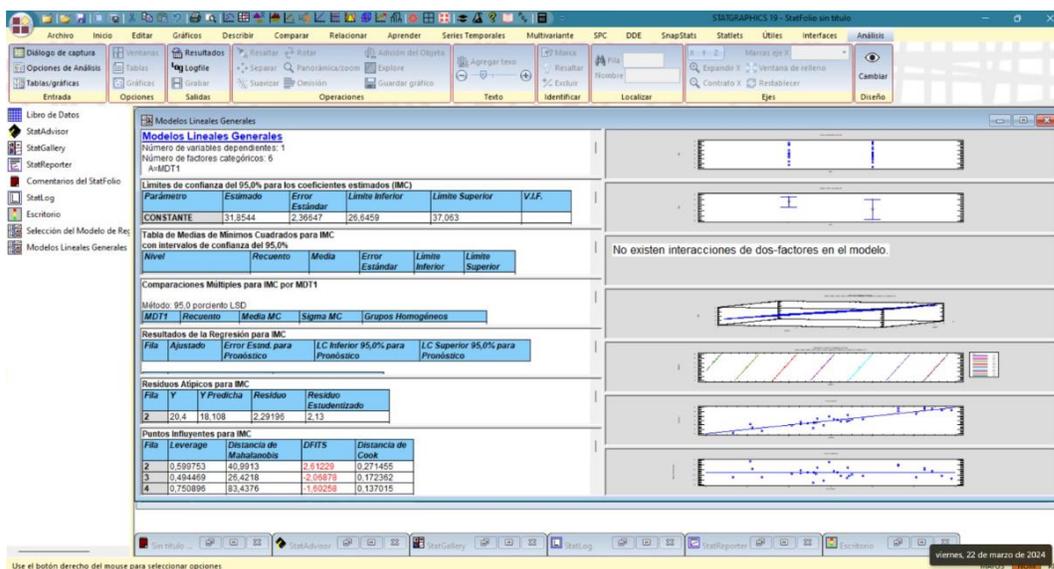


Figura 16. Obtención del modelo de regresión. Elaboración propia

7.4 Análisis de resultado estadísticos

Para dar cumplimiento al objetivo específico 4, en esta sección se analiza los resultados obtenidos de la modelación de los datos en el programa estadístico Statgraphics. Se presentan gráficos y tablas relacionadas con el análisis para la comprensión del modelo matemático.

7.4.1 Análisis estadístico de resultados de modelo de predicción de IMC

Para desarrollar un modelo matemático para predecir la obesidad, se implementó una regresión múltiple para identificar las variables sensibles en los datos. Posteriormente, se aplicó una regresión simple para obtener la ecuación que mejor representa el conjunto de datos. A continuación, se presentan los resultados de ambos modelos.

7.4.1.1 Análisis Estadístico De Resultados De Modelo Regresión Múltiple.

El programa Statgraphics hace una selección de modelos de regresión múltiple, basado en 4 medidas estadísticas las cuales son R-cuadrado ajustado, R- cuadrado sin ajustar, Cp de Mallows y cuadrado medio del error (CME). A continuación, se muestra los resultados obtenidos.

En la tabla con el título “resultado de los modelos”, se observa el ajuste de varios modelos de regresión múltiple para describir la relación entre IMC y 20 variables predictoras. Los modelos se han ajustado conteniendo todas las combinaciones desde 0 hasta 20 variables. Las estadísticas tabuladas incluyen el CME, los valores de R-Cuadrada ajustada y sin ajustar, y el estadístico Cp de Mallows (ver anexo 1).

En la gráfica titulada 'R-cuadrada para IMC', muestra los modelos que arrojan los valores más altos de R-Cuadrada. Este estadístico mide la proporción de la variabilidad en IMC que es explicada por el modelo. Desafortunadamente, la R-Cuadrada siempre se incrementa conforme se agregan variables al modelo. Para elegir un buen modelo, es mejor utilizar el estadístico R-Cuadrada ajustada. (ver figura 17).

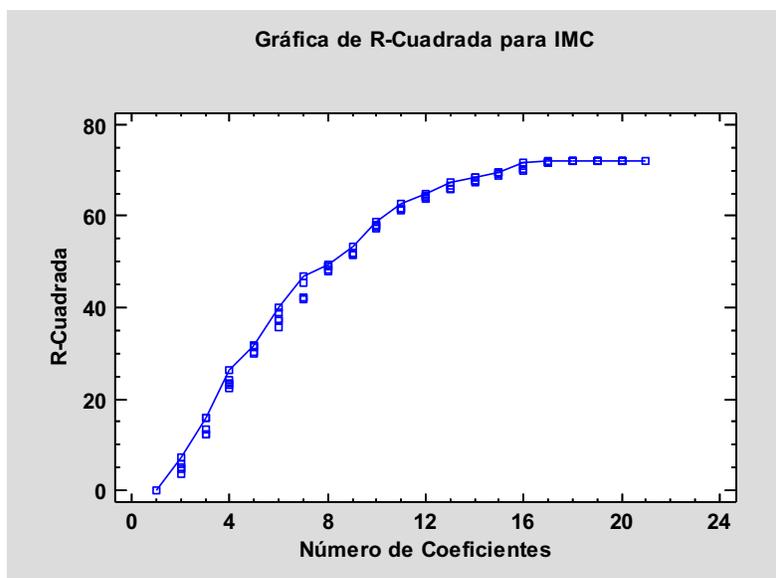


Figura 17. Gráfica R-cuadrado para la variable IMC. Elaboración propia

En la tabla titulada 'Modelos con mayor R-cuadrada ajustada', se presentan los modelos que obtienen los valores más altos de R-cuadrada ajustada. El estadístico de R-Cuadrada ajustada mide la proporción de variabilidad en IMC que es explicada por el modelo. Valores grandes de R-Cuadrada ajustada corresponden a valores pequeños de cuadrado medio del error (CME). Se muestran hasta 5 modelos en cada subconjunto de entre 0 y 20 variables. El mejor modelo contiene 12 variables, MDSQL1, MDSQL2, MDSQL4, MDSQL5, MESQL1, MESQL2, MDT1, MDT2, MDT3, MET1, MET2, y MET4 (ver anexo 2).

En la gráfica titulada 'R-cuadrada ajustada para IMC', se observan los modelos que arrojan los valores más altos de R-Cuadrada. El estadístico de R-Cuadrada ajustada mide la proporción de variabilidad en IMC que es explicada por el modelo. Valores grandes de R-Cuadrada ajustada corresponden a valores pequeños de cuadrado medio del error (CME). Se muestran hasta 5 modelos en cada subconjunto entre 0 y 20 variables (ver figura 18).

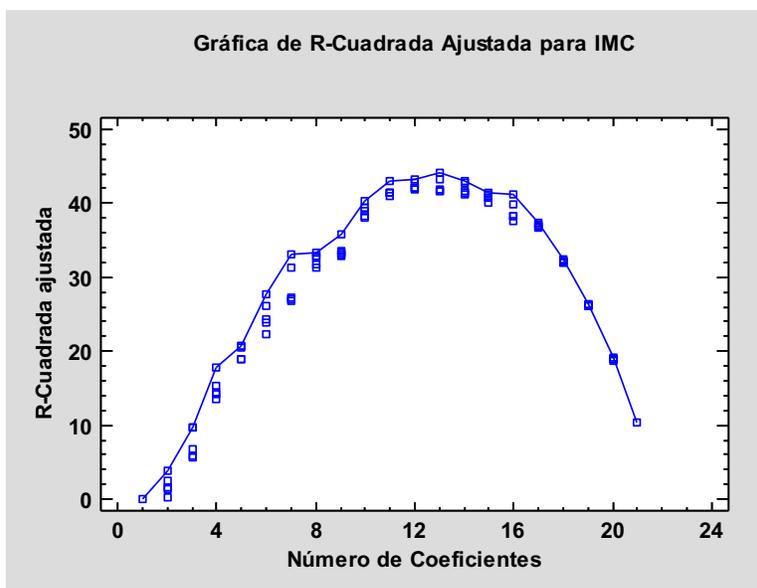


Figura 18. Gráfica R-cuadrado ajustada para la variable IMC. Elaboración propia

En la tabla titulada 'Modelos con menor Cp', muestra los modelos que dan los valores más pequeños del estadístico Cp de Mallows. Cp es una medida del sesgo en el modelo, basada en la comparación entre el cuadrado medio del error total y la varianza del error verdadero. Modelos sin sesgo tienen un valor esperado de aproximadamente p , en donde p es el número de coeficientes en el modelo ajustado (ver anexo 3).

La información de la tabla anterior se puede observar de manera grafica (ver figura 19).

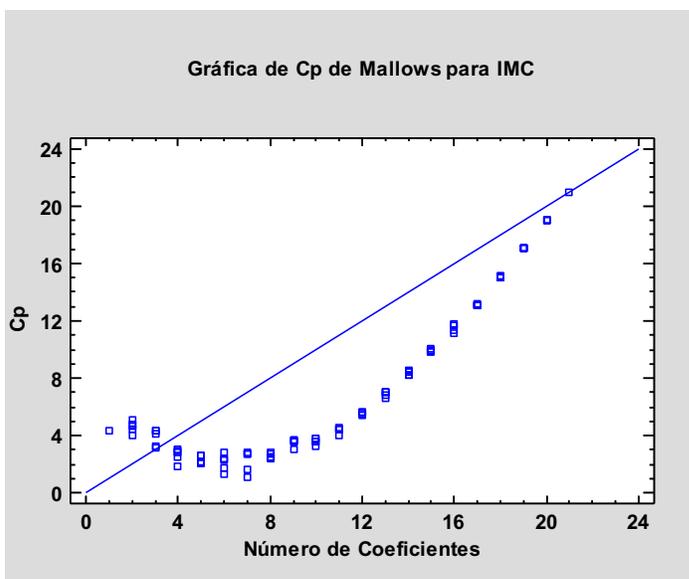


Figura 19. Gráfica de Cp para la variable IMC. Elaboración propia

En la gráfica con título 'CME para IMC', gráfica muestra los modelos que minimizan el cuadrado medio del error. El cuadrado medio del error estima la varianza de los residuos. Típicamente, los mejores modelos dan valores pequeños de CME (ver figura 20).

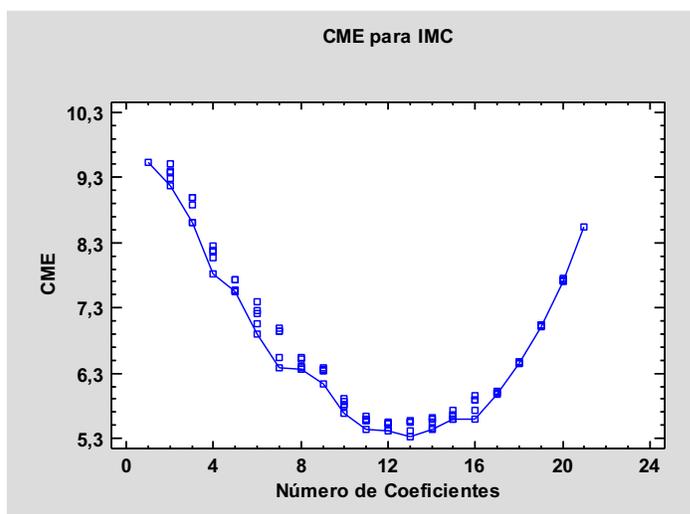


Figura 20. Gráfica de CME para la variable IMC. Elaboración propia

7.4.1.2 *Análisis Estadístico De Resultados De Modelo Regresión Lineal Simple.*

Luego de obtener las variables sensibles del modelo de regresión múltiple, se procede a realizar con estas variables un análisis de regresión del modelo lineal, obteniendo un modelo matemático que represente el conjunto de datos.

Según el cálculo del valor-P en la tabla de análisis de varianza para IMC es menor que 0,05, hay una relación estadísticamente significativa entre IMC y las variables predictoras con un nivel de confianza del 95,0% (ver tabla 8).

Tabla 8.

Análisis de varianza para IMC

<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	234,511	18	13,0284	3,42	0,0211
Residuo	41,9441	11	3,8131		
Total (Corr.)	276,455	29			

Nota: Elaboración propia

Para el modelo de regresión lineal simple, el estadístico R-Cuadrada indica que el modelo, así ajustado, explica 84,8278% de la variabilidad en IMC. El estadístico R-Cuadrada ajustada, el cual es más adecuado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es

60,0007%. El error estándar del estimado muestra que la desviación estándar de los residuos es 1,95272.

En la tabla con título 'Límites de confianza del 95% para los coeficientes estimados IMC' describe los coeficientes que se deben utilizar en el modelo matemático (ver anexo 4). La ecuación del modelo matemático ajustado es:

$$\begin{aligned} \text{IMC} = & 31,8544 + 1,42142 * I1(1) + 1,956 * I2(1) + 0,549131 * I2(2) - 0,482455 * I2(3) - \\ & 4,29804 * I3(1) + 1,3485 * I3(2) + 3,0337 * I4(1) + 2,48367 * I4(2) + 0,2508 * I5(1) + 3,24892 * I5(2) + \\ & 1,04156 * I5(3) - 1,93294 * I6(1) + 0,3515 * \text{MDSQL1} - 0,0431056 * \text{MDSQL2} - 0,601223 * \text{MDSQL4} + \\ & 0,671739 * \text{MDSQL5} - 0,496272 * \text{MESQL1} - 0,51592 * \text{MESQL2} \end{aligned}$$

en donde

$I1(1) = 1$ si $\text{MDT1}=2$, -1 si $\text{MDT1}=3$, 0 de lo contrario

$I2(1) = 1$ si $\text{MDT2}=1$, -1 si $\text{MDT2}=4$, 0 de lo contrario

$I2(2) = 1$ si $\text{MDT2}=2$, -1 si $\text{MDT2}=4$, 0 de lo contrario

$I2(3) = 1$ si $\text{MDT2}=3$, -1 si $\text{MDT2}=4$, 0 de lo contrario

$I3(1) = 1$ si $\text{MDT3}=2$, -1 si $\text{MDT3}=4$, 0 de lo contrario

$I3(2) = 1$ si $\text{MDT3}=3$, -1 si $\text{MDT3}=4$, 0 de lo contrario

$I4(1) = 1$ si $\text{MET1}=2$, -1 si $\text{MET1}=4$, 0 de lo contrario

$I4(2) = 1$ si $\text{MET1}=3$, -1 si $\text{MET1}=4$, 0 de lo contrario

$I5(1) = 1$ si $\text{MET2}=1$, -1 si $\text{MET2}=4$, 0 de lo contrario

$I5(2) = 1$ si $\text{MET2}=2$, -1 si $\text{MET2}=4$, 0 de lo contrario

$I5(3) = 1$ si $\text{MET2}=3$, -1 si $\text{MET2}=4$, 0 de lo contrario

$I6(1) = 1$ si $\text{MET4}=2$, -1 si $\text{MET4}=3$, 0 de lo contrario

Los intervalos de confianza muestran con que precisión se pueden estimar los coeficientes dada la cantidad de datos disponibles y del ruido que está presente. También se incluyen los factores de inflación de varianza, los cuales pueden usarse para medir la extensión con la que están correlacionadas las variables predictoras entre ellas mismas. VIF's por encima de 10, de los cuales hay 5, generalmente se considera que indican una seria multicolinealidad. Una seria

multicolinealidad aumenta considerablemente la estimación del error de los coeficientes del modelo, en comparación con una muestra ortogonal.

En el gráfico titulado 'superficie de respuesta estimada', muestra el estimado de IMC como una función de Y. La altura de la superficie representa el valor de IMC. Los otros factores se han mantenido constantes. Haciendo un análisis del gráfico, se observa que el mejor escenario es cuando en MDSQL1 hay cero crestas y en MDSQL2 hay 24 crestas, ya que esto genera un IMC de 19 lo cual es una clasificación aceptable. Por otro lado, el peor escenario es cuando en MDSQL1 hay 30 crestas y en MDSQL2 cero crestas, ya que esto genera un IMC de 31 lo cual es una clasificación de obesidad grado 1 (ver figura 21).

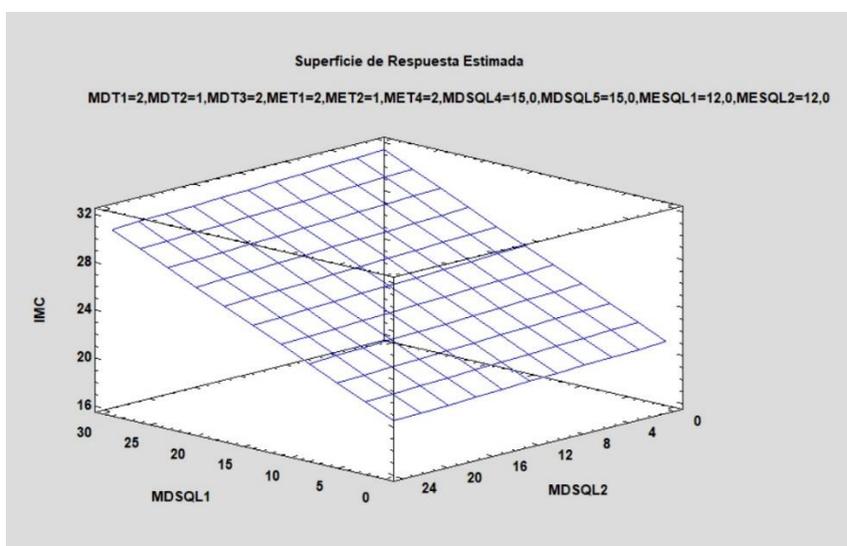


Figura 21. Gráfica Superficie de respuesta estimada para la variable IMC. Elaboración propia

En la gráfica con título 'contornos de la superficie de respuesta estimada', está relacionada con la gráfica anterior, donde se observa el IMC en función de Y los dos dedos relevantes para la estimación de esta variable. Estas líneas son el resultado de un proceso de sombreado en donde las líneas de los extremos representan el mejor y peor escenario posible para este modelo (ver figura 22).

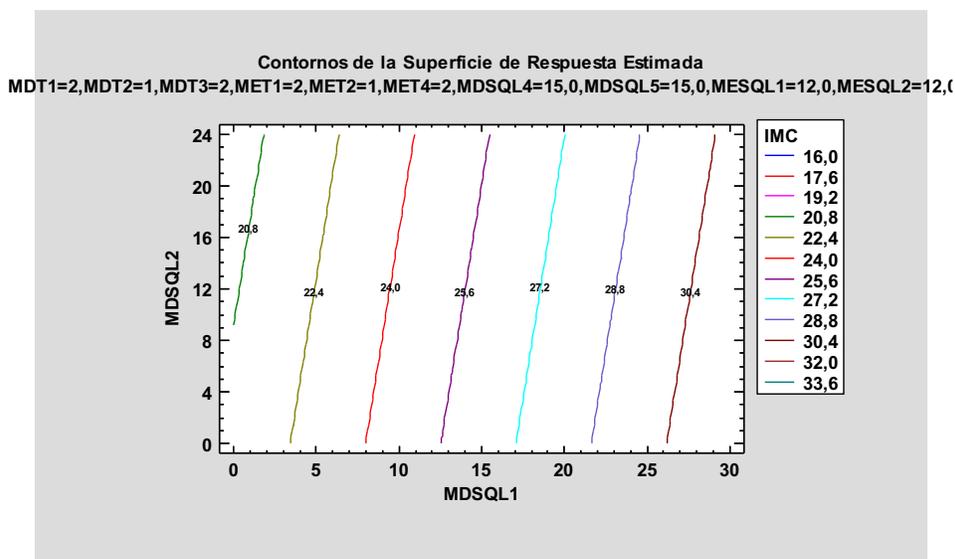


Figura 22. Gráfica Contornos de la superficie de respuesta estimada para la variable IMC.

Elaboración propia

En la gráfica con título 'grafica de IMC', muestra los valores observados de IMC versus los valores predichos por el modelo ajustado. Entre más cerca se encuentren los puntos de la línea diagonal, mejor es el modelo para predecir los valores observados. Como se puede observar en el gráfico, no hay una dispersión de los datos significativa, por el contrario, hay puntos que están sobre la línea de la regresión o está muy cerca, lo que indica que el modelo tiene una buena estimación de la variable IMC (ver figura 23).

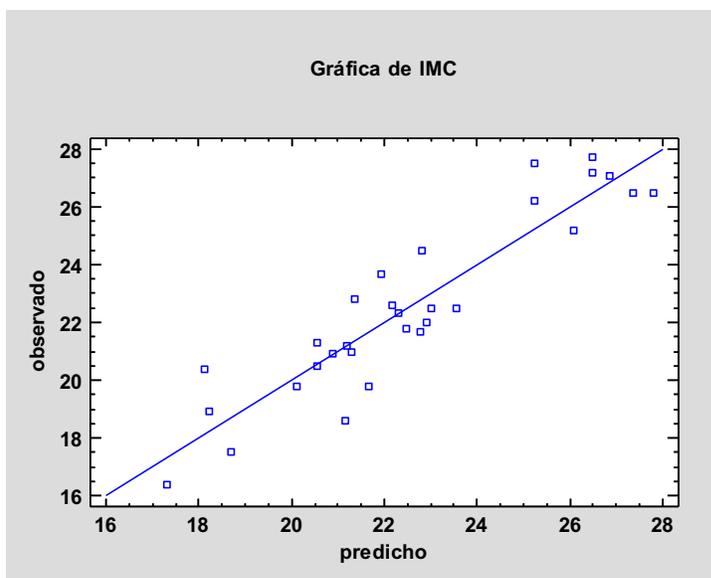


Figura 23. Grafica observado Vs predicho para la variable IMC. Elaboración propia

La tabla de residuos atípicos para IMC, lista todas las observaciones que tienen un residuo Estudentizado mayor que 2 en valor absoluto. Los residuos Estudentizados miden cuántas desviaciones estándar se desvía cada valor observado de IMC de un modelo ajustado utilizando todas las observaciones menos esa. En este caso, hay 3 residuos Estudentizados mayores que 2, pero ninguno mayor que 3 (ver tabla 9).

Tabla 9.

Residuos atípicos para IMC

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	234,511	18	13,0284	3,42	0,0211
Residuo	41,9441	11	3,8131		
Total (Corr.)	276,455	29			

Nota : Elaboración propia

Para ver de forma gráfica esta información (ver figura 24).

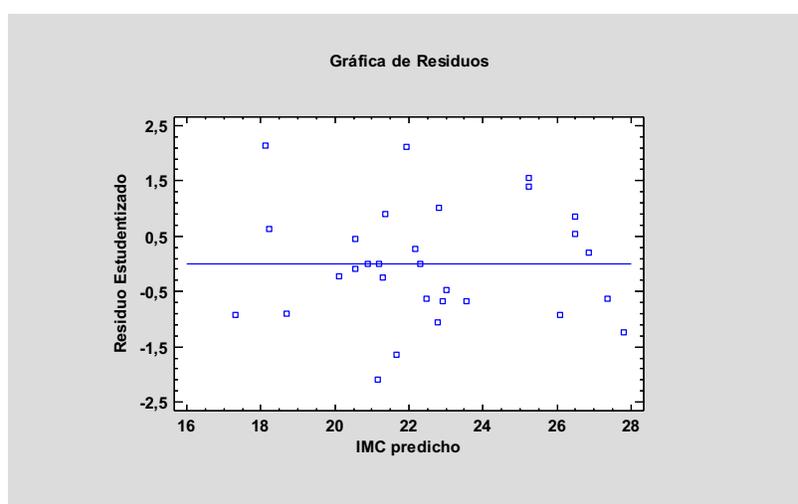


Figura 24. Gráfica observado Vs predicho para la variable IMC. Elaboración propia

7.4.2 Análisis estadístico de resultados de modelo de predicción de FAT %

Se realizó un análisis de regresión múltiple para identificar las variables sensibles en los datos y se utilizó un enfoque de regresión simple para derivar la ecuación óptima que describe el conjunto de datos y así crear el modelo matemático de predicción del porcentaje de grasa. A continuación, se presentan los resultados obtenidos de ambos modelos.

7.4.2.1 *Análisis Estadístico De Resultados De Modelo Regresión Múltiple.*

Se realiza una selección de modelos de regresión múltiple basada en cuatro medidas estadísticas clave: R-cuadrado ajustado, R-cuadrado sin ajustar, Cp de Mallows y cuadrado medio del error (CME). Estas medidas ayudan a identificar el modelo que mejor se ajusta a los datos. A continuación, se presentan los resultados obtenidos mediante esta selección.

En la tabla titulada “Resultados de los modelos” muestra los resultados de ajustar varios modelos de regresión múltiple para describir la relación entre Fat % y 20 variables predictoras. Los modelos se han ajustado conteniendo todas las combinaciones desde 0 hasta 20 variables. Las estadísticas tabuladas incluyen el cuadrado medio del error (CME), los valores de R-Cuadrada ajustada y sin ajustar, y el estadístico Cp de Mallows (ver anexo 5).

En la gráfica llamada R- cuadrada para Fat % muestra los modelos que arrojan los valores más altos de R-Cuadrada. La R-Cuadrada mide la proporción de la variabilidad en Fat % que es explicada por el modelo. Desafortunadamente, la R-Cuadrada siempre se incrementa conforme se agregan variables al modelo. Para elegir un buen modelo, es mejor utilizar el estadístico R-Cuadrada ajustada (ver figura 25).

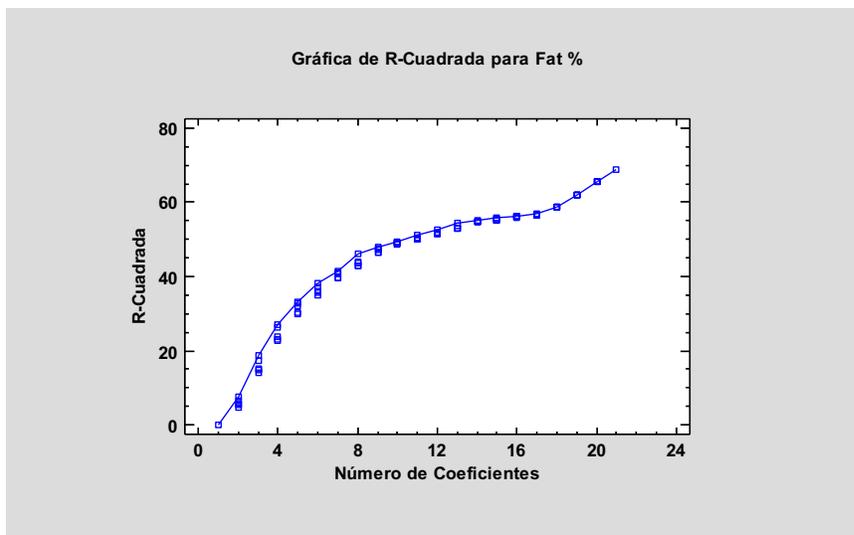


Figura 25. Gráfica R-cuadrado para la variable FAT %. Elaboración propia

En la tabla llamada “Modelos con Mayor R-Cuadrada Ajustada” muestra los modelos que dan los valores más altos de R-Cuadrada ajustada. El estadístico de R-Cuadrada ajustada mide la proporción de variabilidad en Fat % que es explicada por el modelo. Valores grandes de R-Cuadrada ajustada corresponden a valores pequeños de cuadrado medio del error (CME). Se

muestran hasta 5 modelos en cada subconjunto de entre 0 y 20 variables. El mejor modelo contiene 7 variables, MDSQL4, MDSQL5, MESQL2, MDT1, MDT2, MDT3, y MET4 (ver anexo 6).

En la gráfica R- cuadrada ajustada para Fat% muestra los modelos que arrojan los valores más altos de R-Cuadrada. El estadístico de R-Cuadrada ajustada mide la proporción de variabilidad en Fat % que es explicada por el modelo. Valores grandes de R-Cuadrada ajustada corresponden a valores pequeños de cuadrado medio del error (CME). Se muestran hasta 5 modelos en cada subconjunto de entre 0 y 20 variables. El mejor modelo contiene 7 variables, MDSQL4, MDSQL5, MESQL2, MDT1, MDT2, MDT3, y MET4 (ver figura 26).

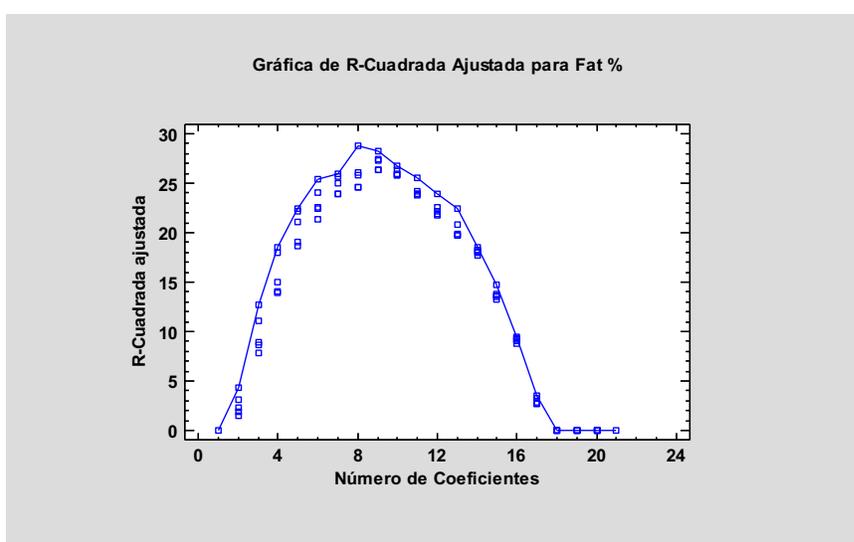


Figura 26. Gráfica R-cuadrado ajustada para la variable FAT %. Elaboración propia

En la tabla con título “Modelos con Menor Cp” muestra los modelos que dan los valores más pequeños del estadístico Cp de Mallows. Cp es una medida del sesgo en el modelo, basada en la comparación entre el cuadrado medio del error total y la varianza del error verdadero. Modelos sin bias tienen un valor esperado de aproximadamente p, en donde p es el número de coeficientes en el modelo ajustado incluyendo la constante (ver anexo 7).

La información de la tabla se puede visualizar de manera grafica (ver figura 27).

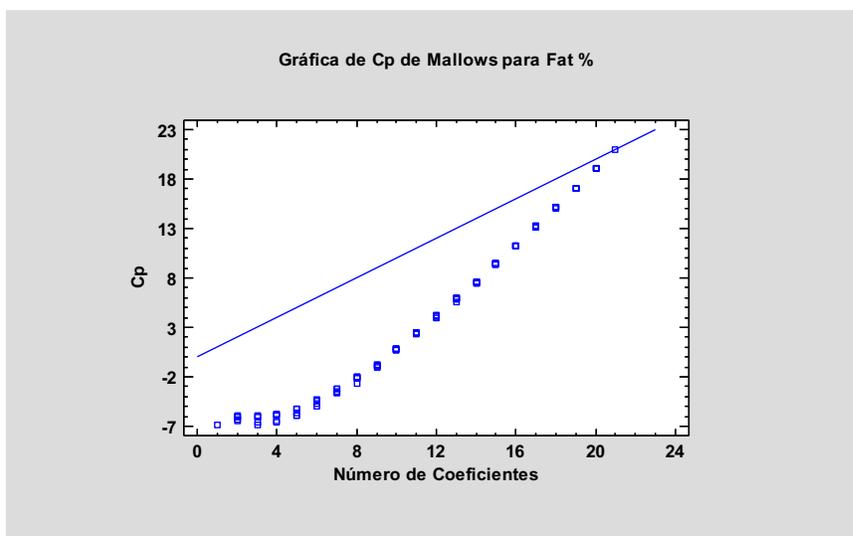


Figura 27. Gráfica de Cp para la variable FAT%. Elaboración propia

En la siguiente grafica llamada CME para Fat %, muestra los modelos que minimizan el cuadrado medio del error, el cual estima la varianza de los residuos. Típicamente, los mejores modelos dan valores pequeños de CME (ver figura 28).

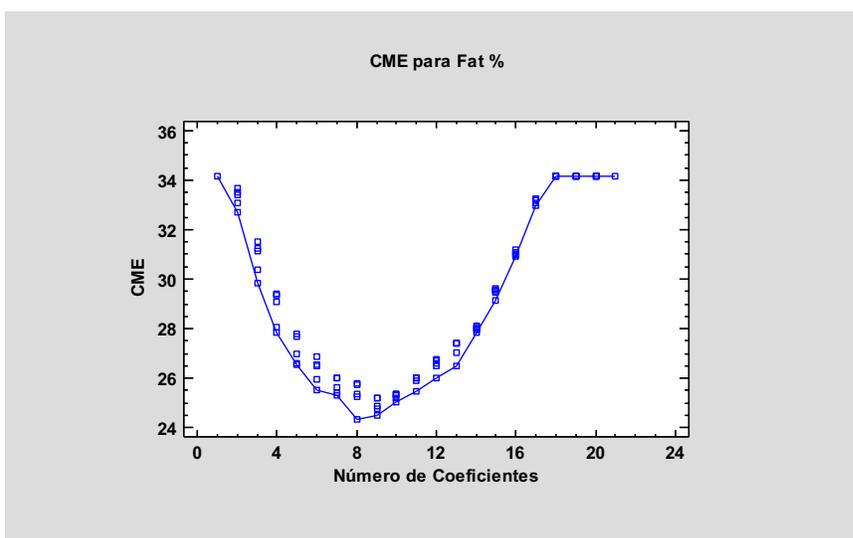


Figura 28. Gráfica de CME para la variable FAT%. Elaboración propia

7.4.2.2 *Análisis Estadístico De Resultados De Modelo Regresión Lineal Simple.*

Después de identificar las variables significativas en el modelo de regresión múltiple, se lleva a cabo un análisis de regresión lineal utilizando estas variables, permitiendo obtener un modelo matemático que represente adecuadamente el conjunto de datos.

En la tabla de análisis de varianza para Fat %, se observa que el valor p para la variable Fat % es menor que 0,05, lo que indica una relación estadísticamente significativa con las variables predictoras, con un nivel de confianza del 95,0% (ver tabla 10).

Tabla 10.

Análisis de Varianza para Fat %

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	615,649	10	61,5649	3,12	0,0159
Residuo	375,252	19	19,7501		
Total (Corr.)	990,902	29			

Nota: Elaboración propia

Para este modelo de regresión lineal simple, el estadístico R-Cuadrada indica que el modelo, así ajustado es de 62,1302% de la variabilidad en Fat %. El estadístico R-Cuadrada ajustada, el cual es más adecuado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 42,1987%. El error estándar del estimado muestra que la desviación estándar de los residuos es 4,44411.

En la tabla titulada “Límites de confianza del 95,0% para los coeficientes estimados (Fat %)” muestra intervalos de confianza del 95,0% para los coeficientes en el modelo matemático (ver anexo 8). La ecuación del modelo ajustado es

$$\text{Fat \%} = 26,2312 + 4,76865 * I1(1) + 4,52058 * I2(1) + 1,7998 * I2(2) + 0,0299719 * I2(3) - 1,11268 * I3(1) + 6,7352 * I3(2) - 3,68534 * I4(1) - 0,765629 * MDSQL4 + 0,893248 * MDSQL5 - 0,872693 * MESQL2$$

en donde

$$I1(1) = 1 \text{ si } MDT1=2, -1 \text{ si } MDT1=3, 0 \text{ de lo contrario}$$

$$I2(1) = 1 \text{ si } MDT2=1, -1 \text{ si } MDT2=4, 0 \text{ de lo contrario}$$

$$I2(2) = 1 \text{ si } MDT2=2, -1 \text{ si } MDT2=4, 0 \text{ de lo contrario}$$

$$I2(3) = 1 \text{ si } MDT2=3, -1 \text{ si } MDT2=4, 0 \text{ de lo contrario}$$

$$I3(1) = 1 \text{ si } MDT3=2, -1 \text{ si } MDT3=4, 0 \text{ de lo contrario}$$

$$I3(2) = 1 \text{ si } MDT3=3, -1 \text{ si } MDT3=4, 0 \text{ de lo contrario}$$

$$I4(1) = 1 \text{ si } MET4=2, -1 \text{ si } MET4=3, 0 \text{ de lo contrario}$$

Los intervalos de confianza muestran con que precisión se pueden estimar los coeficientes dada la cantidad de datos disponibles y del ruido que está presente. También se incluyen los factores de inflación de varianza, los cuales pueden usarse para medir la extensión con la que están correlacionadas las variables predictoras entre ellas mismas. VIF's por encima de 10, de los cuales hay 0, generalmente se considera que indican una seria multicolinealidad. Una seria multicolinealidad aumenta considerablemente la estimación del error de los coeficientes del modelo, en comparación con una muestra ortogonal.

En la gráfica llamada “Superficie de respuesta estimada” muestra el estimado de Fat % como una función de y. La altura de la superficie representa el valor de Fat %. Los otros factores se han mantenido constantes. Haciendo un análisis del gráfico, se observa que el mejor escenario es cuando en MDSQL4 hay 30 crestas y en MDSQL5 hay cero crestas, ya que esto genera un %FAT muy bajo. Por otro lado, el peor escenario es cuando en MDSQL4 hay cero crestas y en MDSQL5 hay 30 crestas, ya que es propenso a tener un porcentaje de grasa muy elevado, lo cual puede llegar a ser peligroso para la salud del individuo (ver figura 29).

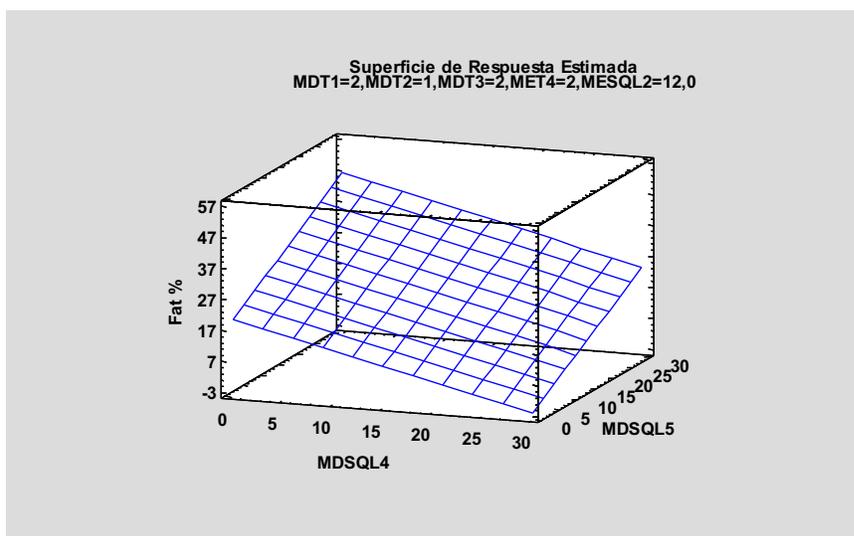


Figura 29. Gráfica superficie de respuesta estimada para la variable FAT%. Elaboración propia

En la gráfica llamada “Contornos de la superficie de respuesta estimada” muestra el estimado de Fat % como una función de y. La altura de la superficie representa el valor de Fat %. Los otros factores se han mantenido constantes. Estas líneas son el resultado de un proceso de sombreado en

donde las líneas de los extremos representan el mejor y peor escenario posible para este modelo (ver figura 30).

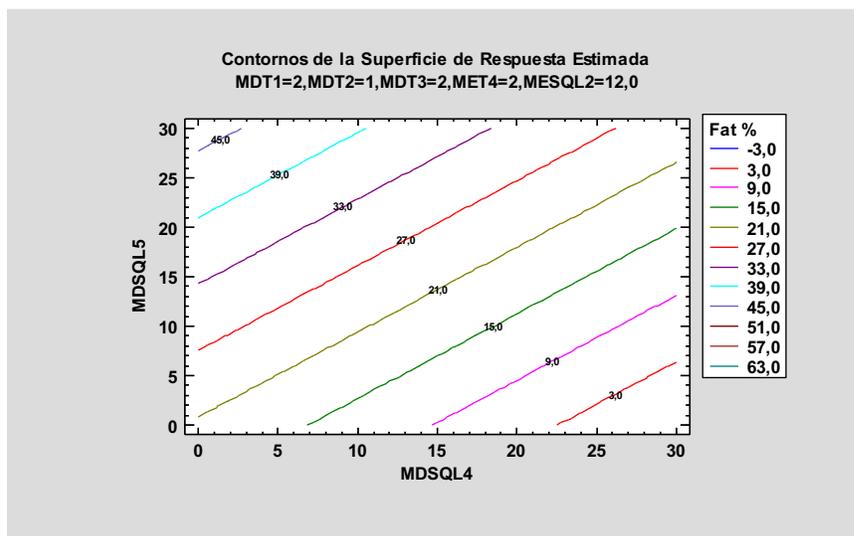


Figura 30. Gráfica Contornos de la superficie de respuesta estimada para la variable FAT%.

Elaboración propia

Esta gráfica con el título “Gráfica de Fat %” muestra los valores observados de Fat % versus los valores predichos por el modelo ajustado. Entre más cerca se encuentren los puntos de la línea diagonal, mejor es el modelo para predecir los valores observados (ver figura 31).

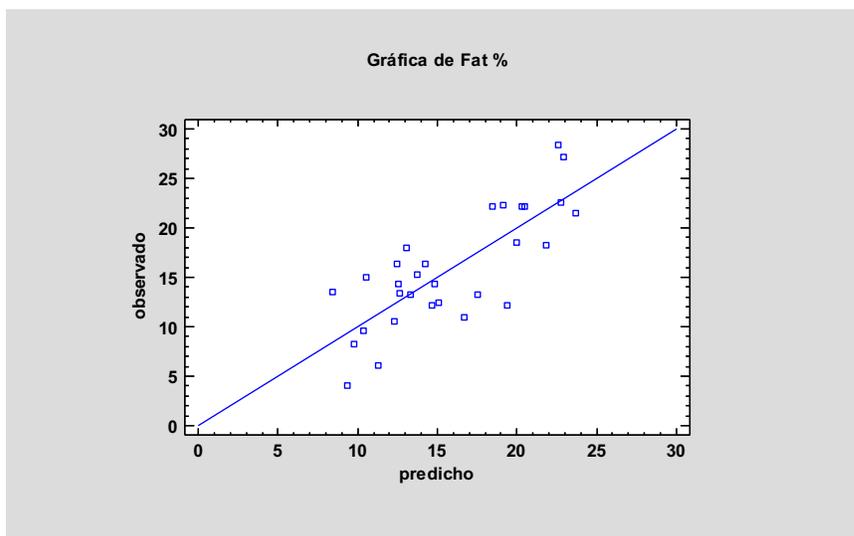


Figura 31. Gráfica observado Vs predicho para la variable FAT%. Elaboración propia

La tabla de residuos atípicos lista todas las observaciones que tienen un residuo Estudentizado mayor que 2 en valor absoluto. Los residuos Estudentizados miden cuántas desviaciones estándar

se desvía cada valor observado de Fat % de un modelo ajustado utilizando todas las observaciones menos esa. En este caso, hay 2 residuos Estudentizados mayores que 2, pero ninguno mayor que 3. (ver tabla 11)

Tabla 11.

Residuos Atípicos para Fat %

Fila	Y	Y Predicha	Residuo	Residuo Estudentizado
7	12,1	19,3989	-7,29889	-2,59
25	13,5	8,39116	5,10884	2,41

Nota: Elaboración propia

Para ver de forma gráfica esta información (ver figura 31).

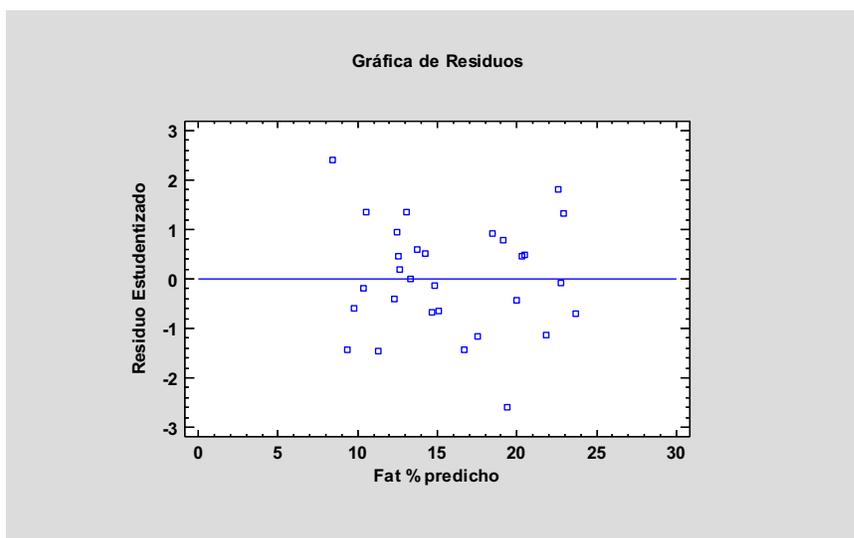


Figura 32. Gráfica estudentizado Vs predicho para la variable FAT%. Elaboración propia

7.5 Comparativo del modelo de regresión lineal contra resultados observados

En esta sección se analiza los resultados obtenidos luego de realizar una regresión lineal para la variable IMC y %FAT, identificando la diferencia que existe entre los valores adquiridos en las jornadas de recolección de datos y los predichos por el modelo generado.

7.5.1 Comparativo de la variable IMC

En la tabla con título 'comparativo IMC', se observa que no existe una gran variabilidad entre los datos predichos y los tomados en las jornadas, esta varianza no supera los 3 puntos, revelando

que el modelo está ajustado y tiene un alto nivel de predicción de la variable IMC. Esto se puede constatar observando la diferencia, donde la más alta fue de 2,5 y la mejor fue de cero, es decir, con exactitud de 100% (ver tabla 12).

Tabla 12.

Comparativo IMC

Recolectado IMC	Modelo IMC	DIF IMC
21,00	21,28	0,3
20,40	18,11	- 2,3
18,60	21,14	2,5
16,40	17,31	0,9
17,50	18,70	1,2
22,00	22,90	0,9
21,20	21,20	- 0,0
27,20	26,50	- 0,7
18,90	18,22	- 0,7
27,70	26,50	- 1,2
22,50	23,00	0,5
22,30	22,30	- 0,0
21,70	22,78	1,1
20,90	20,90	- 0,0
23,70	21,93	- 1,8
22,50	23,55	1,1
21,80	22,48	0,7
22,60	22,16	- 0,4
25,20	26,10	0,9
27,50	25,23	- 2,3
26,20	25,24	- 1,0
22,80	21,36	- 1,4
24,50	22,80	- 1,7
19,80	20,12	0,3
20,50	20,56	0,1
26,50	27,80	1,3
27,10	26,87	- 0,2
26,50	27,35	0,8
19,80	21,66	1,9
21,30	20,55	- 0,7

Nota: Elaboración propia

7.5.2 Comparativo de la variable %FAT

En la tabla con título 'comparativo %FAT', se observa que existe una variabilidad superior a la de la variable IMC entre los datos predichos y los tomados en las jornadas, esta varianza llega a estar en 7,3 revelado que el modelo necesita de ajustes o de un nuevo conjunto de datos. Esto se puede constatar observando la diferencia, donde la más alta fue de 7,3 y la mejor fue de cero, es decir, con exactitud de 100% (ver tabla 13).

Tabla 13.

Comparativo FAT%

Fat %	Formula Fat%	DIF Fat%
11,0	16,73	5,7
15,0	10,53	- 4,5
18,0	13,06	- 4,9
4,1	9,34	5,2
6,1	11,32	5,2
12,1	14,70	2,6
12,1	19,40	7,3
22,1	20,34	- 1,8
8,2	9,77	1,6
22,2	18,43	- 3,8
22,2	20,51	- 1,7
27,2	22,90	- 4,3
13,3	17,51	4,2
13,3	13,30	- 0,0
14,3	12,56	- 1,7
14,3	14,87	0,6
15,3	13,73	- 1,6
16,3	12,47	- 3,8
18,3	21,83	3,5
22,3	19,14	- 3,2
28,3	22,58	- 5,7
13,4	12,62	- 0,8
16,4	14,24	- 2,2
12,5	15,12	2,6
13,5	8,39	- 5,1
18,5	20,00	1,5
21,5	23,66	2,2
22,5	22,79	0,3
9,6	10,38	0,8
10,6	12,28	1,7

Nota: Elaboración propia

8 Conclusiones

De acuerdo al desarrollo de este proyecto y el análisis estadístico de los resultados, en donde el objetivo general es diseñar un modelo matemático para la predicción de la obesidad en estudiantes de la Universitaria agustiniana se concluye que:

Durante la evaluación y recolección de datos dermatoglíficos, se ha identificado una actividad crítica que prolonga considerablemente la duración de las jornadas de recolección. Esta actividad consiste en la toma de huellas dactilares de forma individual para cada dedo, lo cual genera un retraso en la jornada.

El proceso de selección de las variables dermatoglíficas más relevantes y significativas para la predicción de la obesidad ha sido fundamental para el desarrollo de este proyecto. Durante este proceso, se identificaron y analizaron diversas variables dermatoglíficas, para su posterior modelación en el programa estadístico Statgraphics. Al terminar este proceso, las variables seleccionadas fueron 20 independientes, que hacen referencia al número de crestas en las huellas y los tipos de figuras existentes, y dos dependientes que son IMC (Índice de masa corporal) y FAT% (Porcentaje de grasa corporal).

Durante la modelación de las variables seleccionadas utilizando el programa Statgraphics, se evidenció la eficacia de esta herramienta como un recurso óptimo para el análisis estadístico. Statgraphics demostró ser una herramienta completa que proporciona una amplia variedad de gráficos y tablas, aportando significativamente el análisis del modelo realizado. Los gráficos generados por el programa permitieron visualizar de manera clara y concisa la relación entre las variables, facilitando la interpretación de los resultados y la identificación de patrones o tendencias relevantes.

En el modelo de la variable IMC, se evidencia que, de las 12 variables sensibles analizadas, 2 resultan significativas para predecir la obesidad: MDSQL1 (Mano Derecha dedo pulgar) y MDSQL2 (Mano Derecha dedo Índice). Además, al analizar el modelo de %FAT, se observa que las variables sensibles que este modelo arroja están presentes en las variables del modelo de IMC. De las 7 variables sensibles que arroja el modelo de % FAT, 2 son significativas para la predicción del porcentaje de grasa corporal, las cuales son MDSQL4 (Mano Derecha dedo anular) y MDSQL5(Mano Derecha dedo Meñique). Por tanto, se concluye que estas dos variables también están relacionadas en la predicción de la obesidad en los estudiantes de la Universitaria Agustiniiana.

9 Recomendaciones

Considerando la importancia que tiene este trabajo de investigación y en función de los resultados obtenidos, se realizan unas recomendaciones para docentes y alumnos que deseen continuar esta línea de investigación.

En la actividad de toma de huellas dactilares se recomienda trabajar con equipos que permitan tomar huellas de más de un dedo a la vez, ya que esto agilizará este proceso reduciendo el tiempo de las jornadas de recolección de datos.

A los investigadores y docentes, se recomienda implementar un programa que contenga un código de Machine Learning, el cual les permita analizar las huellas dactilares de una manera ágil y rápida, ya que este proceso es el que más consume tiempo si lo realiza una sola persona.

Es importante ser rigurosos en vigilar que todos los datos solicitados se logren obtener, para evitar la depuración de una gran cantidad de individuos, generando que no se tenga una base de datos robusta y consolidada para realizar la investigación.

Se recomienda a los estudiantes que quieran continuar con esta línea de investigación, revisar estudios relacionados con dermatoglífa y estadística para poder entender y analizar de manera óptima los resultados obtenidos por el programa estadístico.

Referencias

- Alberti A, Kupek E, Comim CM et al. Dermatoglyphical impressions are different between children and adolescents with normal weight, overweight and obesity: a cross-sectional study [version 1; peer review: 2 approved, 1 approved with reservations, 1 not approved]. *F1000Research* 2019, 8:964 (<https://doi.org/10.12688/f1000research.19471.1>).
- Bhardwaj, N., Bhardwaj, P., Tewari, V., & Siddiqui, M.S. (2015). Dermatoglyphic analysis of fingertip and palmer print patterns of obese children. *International Journal of Medical Science and Public Health*, 4(2), 946-949. Obtenido de: https://www.researchgate.net/publication/276890362_Dermatoglyphic_analysis_of_fingertip_and_palmer_print_patterns_of_obese_children
- Cadrazo Fuentes, A. E. (2021). Un lector por venir: comparación de las características dermatoglíficas dactilares, composición corporal y fuerza prensil en jugadores de fútbol categoría sub 14 de fortaleza fútbol club (Proyecto de grado, Universidad de Ciencias Aplicadas y Ambientales). Recuperado de: <https://repository.udca.edu.co/bitstream/handle/11158/4198/proyecto%20de%20grado%20final.pdf?sequence=1>
- Castro Jiménez, L. E., Argüello Gutiérrez, Y. P., Melo Buitrago, P. J., Herrera, W. C., & Gualdrón Moreno, D. E. (2019). Características morfofuncionales y dermatoglifia dactilar: una revisión sistemática. *Revista Científica General José María Córdova*, 17 (25), 199–213. DOI: <https://doi.org/10.21830/19006586.365>
- Castro Jiménez, L. E., Buitrago Hernandez, N. E., Buriticá López, A. A., Becerra Garzón, S., Susa Gómez, L. F., & Argüello Gutiérrez, Y. P. (2022). Dermatoglifia como medio de hallazgo de diabetes mellitus: revisión sistemática. *Revista de Investigación e Innovación en Ciencias de la Salud*, 4(2), ress. DOI: <https://doi.org/10.46634/riics.141>
- Castro Jiménez, L. E., Muñoz Fernández, M. A., Walteros Rojas, J. S., Sánchez Hernández, C. D., Argüello Gutiérrez, Y. P., & Melo Buitrago, P. J. (2020). Dermatoglifia dactilar y composición corporal en fútbol universitario. *VIREF Revista De Educación Física*, 9(4), 97–108. <https://revistas.udea.edu.co/index.php/viref/article/view/341952>
- Castro Jiménez, L., Rodríguez Florián, R., & Rocha González, J. (2023). Modelo matemático de predicción de presión arterial alta en personas jóvenes a través de la dermatoglifia

dactilar. Encuentro Internacional De Educación En Ingeniería. DOI: <https://doi.org/10.26507/paper.3269>

Castro Jiménez, L.E; Buitrago Hernández, N.E; Buriticá López, A.A; Becerra Garzón, S; Susa Gómez, L.F; Argüello Gutiérrez, Y.P. (2022). Dermatoglifia como medio de hallazgo de diabetes mellitus: revisión sistemática. *Revista de Investigación e Innovación en Ciencias de la Salud*. 4(2), 121-136. <https://doi.org/10.46634/riics.141>

Castro-Jimenez L.E, Rodriguez-Florian R, Rocha-Gonzalez, J. Modelo matemático para la predicción de la presión arterial alta mediante dermatoglifos digitales, *Revista Europea de Salud Pública*, 33(2), octubre de 2023, DOI: ckad160.1298, <https://doi.org/10.1093/eurpub/ckad160.1298>

Chapa Guadiana, D. (2022). Un lector por venir: perfil genético, dermatoglifia y proporcionalidad corporal en el atletismo universitario (Tesis de grado, universidad autónoma de nuevo león). Obtenido de: <http://eprints.uanl.mx/23537/1/1080144715.pdf>

Dagnino J. (2014). Regresión lineal. Obtenido de: <https://revistachilenadeanestesia.cl/PII/revchilanestv43n02.14.pdf>

Donoso Cortés, W, Castro Jiménez, L, Argüello Gutiérrez, Y, Gálvez Pardo, A, & Melo Buitrago, P. (2022). Dermatoglifia y fuerza muscular en deportistas de baloncesto universitario. *Ciencias de la actividad física (Talca)*, 23(1), 9. Epub 2022, 8 de junio. <https://dx.doi.org/10.29035/rcaf.23.1.9>

Gualdrón-Moreno, D.E, Cobos-Herrera, W, Castro-Jiménez, L.E, Argüello-Gutiérrez, Y.P, & Melo-Buitrago, P.J. (2019). Características morfofuncionales y dermatoglifia dactilar: una revisión sistemática. *Revista Científica General José María Córdova*, 17(25), 198-213. Epub 2019, 5 de November. <https://doi.org/10.21830/19006586.365>

Iniciativas medicas de Ibiza y Formentera [IMIF] (s.f.). Porcentaje de grasa corporal. ¿Qué es y como calcularlo? [Entrada de blog] Obtenido de <https://clinicaimif.com/porcentaje-de-grasa-corporal-que-es-y-como-calcularlo/>

Manuel, P. (2015, 17 de Julio). Dactiloscopia Obtenido de Slideshare: <https://es.slideshare.net/JorgeRodriguez161/dactiloscopia-50641577>

Montenegro Arjona, O. A., Rodríguez Arrieta, A. N., & Petro Soto, J. L. (2017). Perfil dermatoglífico y condición física de jugadores adolescentes de fútbol. *Educación Física Y Ciencia*, 19(2), e038. <https://doi.org/10.24215/23142561e038>

- Montoya Pachón, D. Ángel G., Colmenares Galeano, A. L. ., y Villalba Aroca, E. F. . (2021). Técnica de dermatoglifos: una herramienta del entrenador, educador físico y profesional de la actividad física, para detectar talentos deportivos. *Revista Impetus*, 11(1), 81-91. DOI: <https://doi.org/10.22579/20114680.424>
- National Heart, I. a. (2022, 24 de marzo). Causas y factores de riesgo [Entrada de blog] Obtenido de <https://www.nhlbi.nih.gov/es/salud/sobrepeso-y-obesidad/causas>
- Navarra, C. u. (s.f.). Dermatoglifia. *Diccionario medico* . Obtenido de *Diccionario medico* : <https://www.cun.es/diccionario-medico/terminos/dermatoglifia>
- Perez, I. P. (2013, 8 de Julio). índice de masa corporal (IMC) Top doctors . Obtenido de <https://www.topdoctors.es/diccionario-medico/indice-de-masa-corporal-imc#>
- Perez, M. C. (2018, 17 de agosto). Obesidad. *Clinic Barcelona*. Obtenido de <https://www.clinicbarcelona.org/asistencia/enfermedades/obesidad/causas-y-factores-de-riesgo>
- Presión arterial alta. (2021, 10 de diciembre). *Medlineplus*. Obtenido de: <https://medlineplus.gov/spanish/highbloodpressure.html>
- Ramírez, J., Galvis , A., Castro, L., Arguello , Y., & Melo, P. (2022). Relación entre perfiles dermatoglífico, morfofuncional y tensión arterial en futbolistas profesionales. *Revista universitaria de la educación física y el deporte*, 12. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8729984>
- Rodríguez Arrieta, A. N., Montenegro Arjona, O. A. y Petro Soto, J. L. Perfil dermatoglífico y condición física de jugadores adolescentes de fútbol. *Educación Física y Ciencia*, 19(2), e038. <https://doi.org/10.24215/23142561e038>
- Santander Universidades (2021, 10 de diciembre). Investigación cualitativa y cuantitativa: características, ventajas y limitaciones. [entrada de blog]. Obtenido de <https://www.becas-santander.com/es/blog/cualitativa-y-cuantitativa.html>
- World Health Organization [WHO]. (2021, 9 de junio). Obesidad y sobrepeso. Obtenido de <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight#:~:text=El%20sobrepeso%20y%20la%20obesidad%20se%20definen%20como%20una%20acumulaci%C3%B3n,la%20obesidad%20en%20los%20adultos>.
- World Health Organization [WHO]. (2014). *World health statistics 2014*. Editorial WHO. Obtenido de

https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/112738/9789240692671_eng.pdf?sequence=1

World Health Organization [WHO] (2024, 19 de abril). Obesidad y sobrepeso. Recuperado de:

<https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight>

World obesity federation. (marzo de 2022). World Obesity Atlas 2022 Obtenido de

https://www.worldobesityday.org/assets/downloads/World_Obesity_Atlas_2022_WEB.pdf

Zanin, T. (2021, 8 de abril). 8 consecuencias de la obesidad. Tua Saúde. Obtenido de Gupo REDE

D'OR:

Anexos

En esta sección se encuentran los anexos relacionados con los resultados del proyecto de grado.

https://drive.google.com/drive/folders/1SoAbAqmiJIVcoKagpd_RrQWZXQsRG-4Z?usp=drive_link