



**UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO**  
**FACULTAD DE CIENCIA E INGENIERÍA EN**  
**ALIMENTOS Y BIOTECNOLOGÍA**



**CARRERA DE INGENIERÍA BIOQUÍMICA**

---

**Tema:** Modelación matemática para la predicción de biomasa residual húmeda por efecto de poda, en las plantaciones de *Persea americana* del cantón Patate

---

Trabajo de Titulación, Modalidad Proyecto de Investigación, previo a la obtención de título de Ingeniero Bioquímico, otorgado por la Universidad Técnica de Ambato, a través de la Facultad de Ciencia e Ingeniería en Alimentos y Biotecnología.

**Autor:** Aguaguíña Paguay Oscar Mateo

**Tutor:** Ing. M.Sc. María Eugenia García Pazmiño

**Ambato- Ecuador**

**Marzo - 2022**

## **APROBACIÓN DEL TUTOR**

Ing. M.Sc. María Eugenia García Pazmiño

Certifica:

Que el presente trabajo de titulación ha sido prolijamente revisado. Por lo tanto, autorizo la presentación de este Trabajo de Titulación bajo la Modalidad Proyecto de Investigación, el mismo que responde las normas establecidas en el reglamento de Títulos y Grados de la Facultad de Ciencia e Ingeniería en Alimentos y Biotecnología.

Ambato, 04 de Febrero del 2022

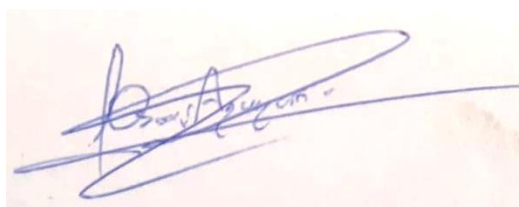
.....  
Ing. M.Sc. María Eugenia García Pazmiño

C.I. 2100248505

**TUTOR**

## DECLARACION DE AUTENTICIDAD

Yo, Oscar Mateo Aguaguña Paguay, manifesté que los resultados obtenidos en el presente Trabajo de Titulación, modalidad Proyecto de Investigación, previo a la obtención del Título de Ingeniero Bioquímico, son absolutamente originales, auténticos y personales; a excepción de las citas bibliográficas



---

Oscar Mateo Aguaguña Paguay

C.I. 1850957174

**Autor**

## **APROBACIÓN DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL DE GRADO**

Los suscritos Profesores Calificadores, aprueban el presente Trabajo de Titulación, modalidad Proyecto de investigación, el mismo que ha sido elaborado de conformidad con las disposiciones emitidas por la Facultad de Ciencia e Ingeniería en Alimentos y Biotecnología de la Universidad Técnica de Ambato.

Para constancia firman:

.....

Dra. Liliana Patricia Acurio Arcos

C.I.1804067088

**Presidente del Tribunal**

.....

Mg. Juan de Dios Espinoza Moya

C.I. 1803201431

.....

Dr. Santiago Casado Rojo

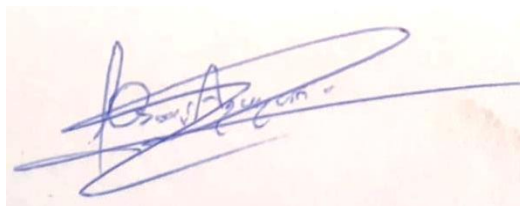
C.I. 1759126954

Ambato, 11 de Marzo del 2022

## **DERECHOS DE AUTOR**

Autorizo a la Universidad Técnica de Ambato, para que haga de este trabajo de Titulación o parte de él, como documento disponible para su lectura, consulta y procesos de investigación, según las normas de la Institución

Cedo los Derechos en línea patrimoniales de mi Trabajo de Titulación con fines de difusión pública, además apruebo la reproducción de este, dentro de las regulaciones de la Universidad, siempre y cuando esta reproducción no suponga una ganancia económica y se realice respetando mis derechos de autor.



---

Oscar Mateo Aguaguña Paguay

C.I. 1850957174

**Autor**

## DEDICATORIA

*Dedicado con mucho cariño a todos los que estuvieron en este largo y difícil  
camino*

*A Dios y mi señor Jesucristo que me ha bendecido con fortaleza y  
convicción para seguir adelante*

*A nuestra virgen María por cobijarme en los momentos de soledad y  
brindarme su calidez*

*A las personas más importantes de mi vida como son mi padre Jorge  
Aguaguña y madre Rosa Paguay por su amor infinito y apoyo emocional  
que me han permitido formarme como una gran persona.*

*A mis hermanas por su comprensión y cariño para motivarme en reafirmar  
mis sueños*

*A mi familia por el aliento y sus consejos para continuar hasta cumplir mis  
objetivos*

*Muchas gracias*

*Los quiero de todo corazón*

## AGRADECIMIENTOS

“Pues Dios no nos ha dado un espíritu de timidez, sino de poder, amor y de dominio propio”

Timoteo 2:7

Al terminar una de mis etapas finales como estudiante me siento lleno de regocijo y alegría al recordar todo el camino que recorrí desde mi primer día en la universidad, donde pasé momentos decepcionantes, gratificantes, emotivos que me permitieron crecer tanto espiritualmente como intelectualmente hasta ser la persona de hoy. Por ello estoy muy agradecido con Dios por brindarme la salud y las fuerzas para culminar mi carrera universitaria.

Y como no agradecerles a mis padres por sus enseñanzas, consejos, bendiciones y toda acción que me inspiraron a seguir adelante sobre todo cuando algún momento pensé en que no podría continuar por circunstancias de la vida, pero ellos me dijeron que nada es fácil y que mi carrera no cualquiera la puede terminar ya que los grandes sacrificios tendrán grandes recompensas, por todo esto de todo mi ser muchísimas gracias porque cumplí uno de mis mayores anhelos y llegue hasta el final.

Un enorme agradecimiento para mis tíos que me han apoyado en las decisiones que he tomado, muchas veces con algunas palabras que me han alentado a seguir en la lucha de la vida.

Quiero agradecer de manera especial a mi tutora Msc. María Eugenia García Pazmiño por brindarme la oportunidad de pertenecer a su grupo de tesoristas, quien, con su apoyo, los conocimientos y dedicación entregada para el desarrollo de este proyecto permitieron terminarlo de la mejor manera.

A todos mis amigos: Fabricio Jacome, Daniela Acosta, Pablo Ilvis, Andrés Gutiérrez, Luis Ortega, Steven Cruz por haber compartido los mejores momentos de mi vida y especialmente en este camino que es la carrera universitaria que permitió conocer a grandes personas con las que viví aventuras, anécdotas y bonitos recuerdos que los llevaré eternamente en mis memorias

## ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS

<b>PORTADA</b> .....	<b>i</b>
<b>APROBACIÓN DEL TUTOR</b> .....	<b>ii</b>
<b>DECLARACION DE AUTENTICIDAD</b> .....	<b>iii</b>
<b>APROBACIÓN DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL DE GRADO</b> .....	<b>iv</b>
<b>DERECHOS DE AUTOR</b> .....	<b>v</b>
<b>DEDICATORIA</b> .....	<b>vi</b>
<b>AGRADECIMIENTOS</b> .....	<b>vii</b>
<b>ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS</b> .....	<b>viii</b>
<b>ÍNDICE DE TABLAS</b> .....	<b>x</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b> .....	<b>xii</b>
<b>RESUMEN</b> .....	<b>xiii</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>xiv</b>
<b>CAPITULO I</b> .....	<b>1</b>
<b>MARCO TEORICO</b> .....	<b>1</b>
1.1    Antecedentes investigativos .....	1
1.1.1    Actualidad del objeto de estudio .....	1
1.1.2    Biomasa Agrícola para uso Energético .....	2
1.1.3    Estudios de cuantificación de biomasa .....	3
1.1.4    Biomasa residual por efecto de poda .....	4
1.1.5    Estudios dendrométricos .....	5
1.1.6    Modelos matemáticos para la predicción de biomasa residual .....	6
1.1.7    Validación de los Modelos Matemáticos .....	8
1.2    Objetivos .....	9
1.2.1    Objetivo General .....	9
1.2.2    Objetivos Específicos.....	9
<b>CAPITULO II</b> .....	<b>10</b>
<b>METODOLOGIA</b> .....	<b>10</b>
2.1    Materiales .....	10
2.2    Métodos .....	10
2.2.1    Toma y recolección de muestras .....	10
2.2.2    Análisis de datos para el diseño del modelo matemático.....	11
2.2.3    Obtención del modelo matemático de predicción.....	13



2.2.4	Criterios para establecer y aceptar el modelo .....	14
2.2.5	Validación del modelo matemático obtenido.....	14
<b>CAPITULO III.....</b>		<b>16</b>
<b>RESUTADOS Y DISCUSION .....</b>		<b>16</b>
3.1	Análisis de datos.....	16
3.1.1	Resumen Estadístico y Normalización de datos .....	16
3.1.2	Descripción Estadística de la Combinación de Variables.....	18
3.2	Matriz de correlación de Pearson .....	21
3.3	Relaciones Bivariantes entre Variables .....	22
3.3.1	Relación Bivariante entre la variable independiente HT (Altura Total) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). .....	22
3.3.2	Relación Bivariante entre la variable independiente HC (Altura de Copa) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). .....	23
3.3.3	Relación Bivariante entre la variable independiente DC (Diámetro de Copa) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). .....	24
3.3.4	Relación Bivariante entre la variable independiente DF (Diámetro de Fuste) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). .....	25
3.3.5	Relación Bivariante entre la variable independiente HT <sup>2</sup> (Altura Total cuadrática) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). .....	26
3.3.6	Relación Bivariante entre la variable independiente HC <sup>2</sup> (Altura de Copa cuadrática) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). .....	27
3.3.7	Relación Bivariante entre la variable independiente DC <sup>2</sup> (Diámetro de Copa cuadrática) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). .....	28
3.3.8	Relación Bivariante entre la variable independiente DF <sup>2</sup> (Diámetro de Fuste cuadrática) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). .....	29
3.3.9	Relación Bivariante entre la variable independiente HT*HC (Altura Total por Altura de Copa) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). ...	30
3.3.10	Relación Bivariante entre la variable independiente HT*DC (Altura Total por Diámetro de Copa) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). 30	
3.3.11	Relación Bivariante entre la variable independiente HT*DF (Altura Total por Diámetro de Fuste) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). 31	
3.3.12	Relación Bivariante entre la variable independiente HC*DC (Altura de Copa por Diámetro de Copa) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). 32	
3.3.13	Relación Bivariante entre la variable independiente HC*DF (Altura de Copa por Diámetro de Fuste) con la variable Dependiente (Biomasa Residual). 33	

3.3.14	Relación Bivariante entre la variable independiente DC*DF (Diámetro de Copa por Diámetro de Fuste) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).....	34
3.4	Modelo matemático de regresión (Mínimos Cuadrados Ordinarios) .....	35
3.4.1	Ajuste del modelo matemático.....	36
3.5	Modelo matemático de regresión (Forward Stepwise Regression) .....	47
3.6	Modelo matemático de regresión (Backward Stepwise Regression) .....	51
3.7	Aceptación del Modelo .....	55
3.8	Validación del Modelo Matemático .....	56
3.9	Comparación de resultados de la Validación del Modelo .....	58
3.10	Depuración del modelo .....	59
<b>CAPITULO IV .....</b>		<b>61</b>
<b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....</b>		<b>61</b>
4.1	Conclusiones .....	61
4.2	Recomendaciones .....	62
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>		<b>64</b>
<b>ANEXOS.....</b>		<b>71</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.	<i>Numero de árboles y producción de los cultivos de aguacate en Ecuador ...</i>	1
Tabla 2.	<i>Ecuaciones de biomasa residual por efecto de poda.....</i>	7
Tabla 3.	<i>Materiales y Equipos .....</i>	10
Tabla 4.	<i>Resumen Estadístico del análisis multivariado .....</i>	16
Tabla 5.	<i>Variables dendrométricas ajustadas para la obtención del modelo matemático .....</i>	19
Tabla 6.	<i>Resumen Estadístico del análisis multivariado .....</i>	19
Tabla 7.	<i>Matriz de correlación y coeficientes de Pearson.....</i>	21
Tabla 8.	<i>Descripción de las correlaciones de Pearson .....</i>	22
Tabla 9.	<i>Regresión lineal múltiple de todas las variables para la estimación de biomasa residual húmeda .....</i>	35
Tabla 10.	<i>Regresión lineal múltiple de 13 variables para la estimación de biomasa residual húmeda.....</i>	36
Tabla 11.	<i>Regresión lineal múltiple de 12 variables para la estimación de biomasa residual húmeda .....</i>	37

Tabla 12. <i>Regresión lineal múltiple de 11 variables para la estimación de biomasa residual húmeda</i> .....	38
Tabla 13. <i>Regresión lineal múltiple de 10 variables para la estimación de biomasa residual húmeda</i> .....	38
Tabla 14. <i>Regresión lineal múltiple de 9 variables para la estimación de biomasa residual húmeda</i> .....	39
Tabla 15. <i>Regresión lineal múltiple de 8 variables para la estimación de biomasa residual húmeda</i> .....	40
Tabla 16. <i>Regresión lineal múltiple de 7 variables para la estimación de biomasa residual húmeda</i> .....	40
Tabla 17. <i>Regresión lineal múltiple de 6 variables para la estimación de biomasa residual húmeda</i> .....	41
Tabla 18. <i>Regresión lineal múltiple de 5 variables para la estimación de biomasa residual húmeda</i> .....	41
Tabla 19. <i>Regresión lineal múltiple de 4 variables para la estimación de biomasa residual húmeda</i> .....	42
Tabla 20. <i>Resumen Estadístico del primer modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para el aguacate.</i> .....	43
Tabla 21. <i>Datos de regresión lineal múltiple del primer modelo matemático de predicción de biomasa residual</i> .....	44
Tabla 22. <i>Análisis de Varianza para el primer modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para aguacate</i> .....	45
Tabla 23. <i>Resumen Estadístico del segundo modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para el aguacate.</i> .....	47
Tabla 24. <i>Datos de regresión lineal múltiple del segundo modelo matemático de predicción de biomasa residual</i> .....	48
Tabla 25. <i>Análisis de Varianza para el segundo modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para aguacate</i> .....	49
Tabla 26. <i>Resumen Estadístico del tercer modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para el aguacate.</i> .....	51
Tabla 27. <i>Datos de regresión lineal múltiple del primer modelo matemático de predicción de biomasa residual</i> .....	52
Tabla 28. <i>Análisis de Varianza para el primer modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para aguacate</i> .....	53
Tabla 29. <i>Resultado de contraste de hipótesis para normalidad</i> .....	57
Tabla 30. <i>Resultado de contraste de hipótesis para comparación de medias</i> .....	57
Tabla 30. <i>Definición de variables de estudio</i> .....	71
Tabla 31. <i>Resumen Estadístico del análisis multivariado de la segunda normalización de datos</i> .....	72

Tabla 32. Prueba de Fisher para los ajustes del modelo de predicción de biomasa residual.....	75
Tabla 33. Reporte de las actividades del muestreo de campo .....	77

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Medición de Variables Dendrométricas .....	11
Figura 2. Rango de Correlación de Pearson .....	12
Figura 3. Gráficos de Correlación de Pearson .....	13
Figura 4. Gráfico de Caja y Bigotes de cada variable dendrométrica .....	18
Figura 5. Relación Bivariante entre HT y Biomasa .....	23
Figura 6. Relación Bivariante entre HC y Biomasa.....	24
Figura 7. Relación Bivariante entre DC y Biomasa.....	25
Figura 8. Relación Bivariante entre DF y Biomasa.....	26
Figura 9. Relación Bivariante entre $HT^2$ y Biomasa.....	27
Figura 10. Relación Bivariante entre $HC^2$ y Biomasa .....	28
Figura 11. Relación Bivariante entre $DC^2$ y Biomasa .....	28
Figura 12. Relación Bivariante entre $DF^2$ y Biomasa .....	29
Figura 13. Relación Bivariante entre $HT*HC$ y Biomasa.....	30
Figura 14. Relación Bivariante entre $HT*DC$ y Biomasa.....	31
Figura 15. Relación Bivariante entre $HT*DF$ y Biomasa.....	32
Figura 16. Relación Bivariante entre $HC*DC$ y Biomasa .....	33
Figura 17. Relación Bivariante entre $HC*DF$ y Biomasa .....	33
Figura 18. Relación Bivariante entre $DC*DF$ y Biomasa .....	34
Figura 19. Histograma de frecuencias del Residuos Estandarizado del modelo 1....	46
Figura 20. Gráfico de Residuos del primero modelo .....	46
Figura 21. Histograma de frecuencias del Residuos Estandarizado del modelo 2....	50
Figura 22. Gráfico de Residuos del segundo modelo.....	50
Figura 23. Histograma de frecuencias del Residuos Estandarizado del modelo 3....	54
Figura 24. Gráfico de Residuos del tercer modelo .....	54
Figura 25. Comparación entre Biomasa real y Biomasa calculada. ....	58

## RESUMEN

La presente investigación tuvo por objetivo obtener un modelo matemático para la predicción de biomasa residual por efecto de poda en las plantaciones de *Persea americana* (aguacate) a partir de variables dendrométricas fácilmente medibles en el campo. Esta especie que ha sido cultivada en Ecuador debido a su alto consumo, que conlleva un crecimiento forestal, donde la poda se lleva a cabo para controlar la productividad, generando una cantidad considerable de residuos orgánicos que ocasiona una mala disposición y quema de los mismos, produciendo residuos y gases que afectan la biosfera del planeta, el aprovechamiento de este potencial biomásico se presenta como alternativa para mitigar el efecto ambiental que provoca. Se presentaron modelos matemáticos de predicción de biomasa residual húmeda aplicando la técnica multivariante de regresión lineal múltiple, a partir de tres criterios de selección de variables, donde se analizaron las descripciones estadísticas y así seleccionar modelo de regresión procedente de la selección paso a paso hacia atrás para describir el comportamiento de los datos experimentales, dado que cumplía con la mayoría de los supuestos de aceptación salvo por la multicolinealidad. En concreto el modelo aporta resultados satisfactorios para este campo con un coeficiente de determinación del 62,68 por ciento, procedente de la ecuación que involucra el uso de las variables como la altura de copa, altura total, diámetro de fuste, diámetro de copa. El modelo matemático fue validado mediante la técnica Cross-Validation, concluyendo que los datos estimados por el modelo presentaron una buena correlación con los datos reales.

**Palabras clave:** modelos matemáticos, predicción matemática, efecto de poda, biomasa residual húmeda, gestión ambiental, gestión de residuos, variables dendrométricas, *Persea americana*.

## ABSTRACT

The objective of this research was to obtain a mathematical model for the prediction of residual biomass due to pruning in *Persea americana* (avocado) plantations from easily measurable dendrometric variables in the field. This species that has been cultivated in Ecuador due to its high consumption, which leads to accelerated forest growth, where pruning is carried out to control productivity, generating a considerable amount of organic waste that causes poor disposal and burning of the same, producing waste and gases that affect the planet's biosphere. Mathematical models for the prediction of wet residual biomass were presented applying the multiple linear regression technique, based on three variable selection criteria, where the statistical descriptions were analyzed and thus a regression model was selected from the selection step by step backwards to describe the behavior of the experimental data, given that it met most of the acceptance assumptions except for multicollinearity. Specifically, the model provides satisfactory results for this field with a determination coefficient of 62.68 percent, from the equation that involves the use of variables such as crown height, total height, stem diameter, crown diameter. The mathematical model was validated using the Cross-Validation technique, concluding that the data estimated by the model presented a good correlation with the real data.

**Keywords:** mathematical models, mathematical prediction, pruning effect, wet residual biomass, environmental management, residue management, dendrometric variables, *Persea americana*.

# CAPITULO I

## MARCO TEORICO

### 1.1 Antecedentes investigativos

#### 1.1.1 Actualidad del objeto de estudio

El aguacate con nombre científico “ *Persea americana* ” procedente de Mesoamérica es una planta que se adapta a temperaturas entre 14 y 28 °C, lo que establece su cultivo en los valles interandinos de la sierra ecuatoriana otorgándole una alta exposición a la humedad y luz solar (Álvarez, 2018), haciendo susceptible la sensibilidad de las ramas y hojas primarias al ambiente y su productividad, de ahí la necesidad de realizar prácticas adecuadas de poda para controlar su densidad (Arias et al., 2015).

Según Freire (2020) el aguacate es una especie que ha sido cultivada con fines frutícolas y forma parte de emprendimientos agrícolas debido a su alto consumo, además, tiene un tiempo de recolección próximo de 4 meses, generando el crecimiento acelerado tanto del fuste como las ramas, donde la poda se lleva a cabo acorde a la variedad y el objetivo de la misma, siendo rápida para controlar la productividad del huerto y de esta manera se generan una cantidad considerable de materiales orgánicos que por lo general son aglomerados alrededor de la planta incluso incinerados (Intagri, 2017).

La producción comercial de aguacate inicio en E.E.U.U. y se extendió por España, Sudamérica y Sudáfrica, siendo las variedades fuerte y Hass las de mayor demanda, por ello en Ecuador según la investigación de Revelo, C & Sisalema (2016) esta especie se produce en las 3 regiones como se muestra en la tabla 1, sin embargo, las variedades principales se dan en las provincias interandinas de Azuay, Carchi, Imbabura y Tungurahua, de esta el cantón Patate es la zona de mayor cultivos y cosechas dado sus condiciones climáticas y geográficas (Porrás,2019), denotando la existencia de un gran cantidad de materia biomásico por aprovechar para gestiones sustentables agrícolas.

#### **Tabla 1.**

*Numero de árboles y producción de los cultivos de aguacate en Ecuador*

<b>Región</b>	<b>Arboles</b>	<b>Superficie</b>	<b>Producción</b>
<b>Amazonia</b>	15.524	100	251
<b>Costa</b>	73.676	510	11.089
<b>Sierra</b>	46.455	320	2.042
<b>Total</b>	134.650	940	13.382

*Fuente:* (Revelo, C & Sisalema, 2016)

### **1.1.2 Biomasa Agrícola para uso Energético**

Biomasa es toda aquella materia orgánica que bajo determinados procesos se puede usar como una fuente de energía renovable que genera una menor contaminación dado que la formación de biomasa procede de restos del trabajo agrícola, textil, alimentario, etc. (Herguedas et al., 2012), de igual forma las cantidades de biomasa son un indicador ecológico para la caracterización y función de los bosques (Chave et al., 2005).

Las investigaciones sobre el desarrollo de tecnologías que permitan aprovechar nuevas fuentes de energía renovable han tomado gran importancia Romero (2010), donde las fuentes de energía tradicionales (carbón, gas natural, petróleo, etc.) no satisfacen los principios de sostenibilidad ambiental para un entorno de buen vivir, puesto que se busca que los índices de contaminación sean bajos en comparación con las fuentes convencionales de energía (Martí, 2018).

Con respecto a fuentes de energía sustentables principalmente de combustibles fósiles, se estima que la biomasa llega a suministrar un 14% de energía en el mundo (Villalba Vidales & Arzola De La Peña, 2015), con un estimado que en 2050 llegará a abastecer el 17% de electricidad y 38% de combustibles fósiles, considerando que la biomasa logrará contener la mitad de la capacidad calorífica del carbón, convirtiéndola en una opción sostenible para la preservación de los recursos (Mohan & Talukdar, 2010).

Según Borja (2018), la valorización que tiene la agricultura como sistema de producción de biomasa es susceptible para cubrir las necesidades de biocarburantes, en base de cultivos oleaginosos y ricos en carbohidratos de carbono, además de operaciones de poda, renovaciones de plantas, restos de cosecho y residuos del procesamiento de productos, donde se busca optimizar el desarrollo económico de la zona a través de la proliferación de cultivos biomásicos.



Como menciona Callejo López et al. (2008) ha sido foco de discusión la promoción de cultivos agrícolas para la obtención de biomasa atribuida al costo elevado de los insumos necesarios (mano de obra, fertilizantes, semillas) y al bajo precio de venta de los productos, generando una controversia en el empresario agrario que busca maximizar los beneficios, donde es razonable definir una propuesta que busque equilibrar la producción de material biomásico como potenciales áreas energéticas en zonas de baja rentabilidad alimenticia y viceversa, a fin de comercializar las cosechas y obtener adicionales por los residuos generados (Fernández-Puratich & Oliver-Villanueva, 2014).

### **1.1.3 Estudios de cuantificación de biomasa**

Ecuador al ser un país con una amplia variedad de especies frutales posee un alto potencial de producción de biomasa, donde se han reportado algunas investigaciones sobre la caracterización de los residuos de varias especies como materiales para la obtención de nuevas fuentes de energía, asociadas a la cuantificación de biomasa tomando en cuenta algunos factores como condiciones de los cultivos (Vargas-Moreno et al., 2012), parámetros morfológicos (Fernández-Puratich & Oliver-Villanueva, 2014) tecnologías de transformación (Patiño, 2014) y tipos de poda (Velázquez-Martí et al., 2016).

Una de las investigaciones sobre la cuantificación de biomasa residual húmeda procedente de especies frutícolas, es el estudio de Pérez-Arévalo et al. (2015) en Guayaquil-Ecuador, a fin de caracterizar 5 especies locales como el aguacate, algarrobo, mango, neem y banano a través de un análisis de los componentes elementales (carbono, hidrogeno, nitrógeno), para la estimación de la capacidad calorífica procedente de la biomasa de cada especie mediante la formulación de algunos modelos matemáticos que se evaluaron bajo diversos criterios de aceptación.

En la investigación de Morales (2019) se estudia la generación de un modelo matemático para la predicción de biomasa procedente de la especie *Vochysia guatemalensis* *Donnell-Smithii* en las plantaciones de San Juan- Guatemala, para ello se precisó de la cuantificación del carbono total de las plantaciones forestales mixtas bajo una metodología destructiva (tala de madera) para la recolección de muestras del

árbol completo, obteniéndose algunas variables dendrométricas que detallen las características principales de las muestras y permitan el desarrollo del modelo, su ajuste y posterior validación.

Dado que las tecnologías de conversión para estos procesos requieren de equipos y reactivos costosos, en la investigación de Martí (2018) en Bolívar-Ecuador, se considera los residuos de madera-hojas procedentes de árboles lechosos, para el diseño de un modelo matemático aproximado de la cantidad de biomasa residual tomando en cuenta las variables más significativas y cuál es su comportamiento, hasta proporcionar un análisis estimado de la cantidad energética disponible en ellos o la cuantificación de componentes útiles provenientes de restos vegetales como una fuente sustentable en el aspecto ambiental.

#### **1.1.4 Biomasa residual por efecto de poda**

La poda de árboles frutales difiere de la poda convencional de especies forestales, donde se busca principalmente obtener productos de calidad mediante el recorte de ramificaciones de cada árbol, a fin de conseguir una estructura homogénea que permita el desarrollo uniforme de los frutos, dando origen a residuos leñosos, que son susceptibles a ser convertidos en biocombustibles mediante procesos físicos, químicos, térmicos o en materia prima para la industria maderera (Velázquez, 2018).

Según Borja (2018) la actividad de poda de algunos cultivos frutales y forestales deja como residuos restos de hoja y madera, a las cuales no se brinda una adecuada disposición final en las parcelas, ocasionando su incineración en estado verde y al aire libre, generando gases que contribuyen al efecto invernadero de nuestro planeta, siendo el uso de esta biomasa residual una alternativa para la obtención de energía además de evitar la contaminación atmosférica.

El potencial biomásico generado a partir de los residuos orgánicos vegetales como poda, cortezas de frutas o pepas, es un aspecto desconocido por parte del sector agrícola, ocasionando tanto la mala disposición de estos residuos como también el desaprovechamiento de generar una rentabilidad extra de los mismos, al poder ser usados como materia prima para biocombustibles (Callejo López et al., 2008).

La estimación de biomasa residual por efecto de poda contribuye a reducir la aglomeración de estos materiales y su desperdicio en el aspecto económico-ambiental, según el estudio de (Morales, 2019) se pueden estimar modelos matemáticos en base a métodos destructivos que consiste en el corte total de la planta, mientras (Velázquez-Martí et al., 2012) propone un método indirecto, que involucra fórmulas matemáticas.

Existen algunas investigaciones en Europa para la obtención de energía a base de biomasa residual procedente de la poda de cultivos como es el estudio de Estornell, et al., (2015) en España, donde estima la cantidad materiales podados de los arboles de Olivo (*Olea europea L.*) empleando variables dendrométricas a partir de mediciones de campo y datos LIDAR (Light Detection and Ranging).

### **1.1.5 Estudios dendrométricos**

La Dendrometría forma parte de la Dasometría, según Romahn-De La Vega & Ramírez-Maldonado (2010) “estudia la determinación del volumen de árboles completos y sus partes, la edad e incremento de rodales, como la medición de sus productos”, denotando que la dendrometría es la medición o estimación de las dimensiones de árboles principalmente de especies forestales desde un punto de vista estático, que posteriormente precisara de un análisis de regresión para la modelación de relación entre variables cumpliendo los supuestos de regresión necesarios como distribución normal, homogeneidad de varianzas y muestreo aleatorio(Cancino, 2012).

Velázquez-Martí et al. (2012) menciona que existe poca investigación sobre arboles de índole frutal debido a su estructura heterogénea, por lo que propuso un sistema de medición dendrométrica que adapto ciertos algoritmos que permitieron determinar los volúmenes de árboles frutales, como proceso para la cuantificación de biomasa residual, en su investigación desarrollo una metodología para predecir el volumen real y la biomasa total de árboles cítricos procedente de la poda hasta obtener modelos que estimen el volumen de las ramas y la biomasa de la corona en función del diámetro, altura además de considerar la aditividad de sus componentes (Behling et al., 2018).

En el estudio de Antonio et al. (2018) en Michoacán-México a fin de valorar el provecho de las plantaciones frutícolas mediante el ajuste y selección de un modelo matemático para predecir el volumen fustal de *Tectona grandis*, se necesita conocer a

detalle ciertas medidas de un gran número de muestras de árboles, que serán el punto de incidencia en la toma de decisiones sobre el manejo de los residuos maderables así como el material orgánico.

El crecimiento de las plantaciones se refiere al volumen fustal (donde no se considera las raíces, ramas y follaje), que está directamente relacionado con la altura y diámetro de las partes del árbol como la copa y el fuste, que tras su medición se conocen como variables dendrométricas, por otra parte, se asocia también la cantidad de material orgánico (biomasa residual) perteneciente a la corona (Vallejo y Avendaño, 2013).

### **1.1.6 Modelos matemáticos para la predicción de biomasa residual**

La mayoría de las ecuaciones de los modelos matemáticos, proceden de un análisis de regresión, que estudia la interdependencia entre cuánto cambia la variable dependiente (y) por unidad de cambio en la variable independiente (x) que es manipulada por el experimentador, a fin de estimar el valor de la variable independiente que es difícil de obtener en condiciones normales, donde la problemática principal es la estimación de los parámetros de regresión que determinan la asociación lineal entre estas variables (Cancino, 2012).

Los modelos matemáticos reducen el trabajo y esfuerzo requerido para cuantificar la cantidad de biomasa residual, a fin de presentar una ecuación con características de predicción del comportamiento del sistema, en base de variables de fácil medición como son el diámetro normal, altura total, densidad de madera peso seco o húmedo, entre otros que pueden ser relevantes, esto permite la estimación de los inventarios agrícolas junto con el crecimiento y manejo de las plantaciones (Temesgen et al., 2015; Hynynen, 2011)

Los modelos matemáticos de predicción de biomasa en arboles derivan de la aplicación de un muestreo destructivo y el uso de técnicas de regresión (Quiñonez-Barraza et al., 2019), lo que permiten generar ecuaciones a partir de los componentes del árbol y así predecir un modelo para la biomasa total que precisa de un método como son los mínimos cuadrados ordinarios para solucionar la incompatibilidad entre las variables, que puede corregirse también por el empleo de regresiones lineales aparentemente no relacionadas (Eker et al., 2017), en el estudio de Dong et al., (2014 ) se desarrolló un

sistema de ecuaciones para estimar la biomasa utilizando una regresión no lineal que considera ciertas restricciones procedente del error entrecruzado de los componentes estructurales ( raíz, follaje) y la biomasa subtotal ( de copa y suelo).

En los últimos años en el país existen estudios limitados sobre el enfoque de la cuantificación de biomasa residual con la obtención de un modelo matemático de predicción, mucho menos si es procedente por efecto de poda, dado que la mayoría de los cultivos precisa de una investigación enfocada en la potencia energética por análisis fisicoquímicos como ceniza, humedad, pared celular y análisis energéticos como el poder calorífico y potencial energético (Aguilar, 2019), por lo cual la información sobre la cantidad de almacenamiento de biomasa de las plantaciones de aguacate es escasa.

Se reporta algunas investigaciones sobre la estimación de modelos matemáticos con base de métodos destructivos como la de Cruz & Ramírez (2020), que investigo la predicción de biomasa aérea total de árboles de *Pinus cembroides* Zucc en Coahuila-México, otro fue estudio sobre la estimación de biomasa fue de Guangyi et al.( 2017) sobre los rodales de los árboles de *Cunninghamia lanceolata* en China para formular modelos de regresión exponencial, de igual forma Saha et al. (2021) estima la biomasa procedente de *Artocarpus heterophyllus* Lam. y *Mangifera indica* Lam en Bangladesh-India, a base del volumen del tallo, densidad de la madera y el factor de expansión de biomasa que permite diseñar modelos de regresión logarítmica

La tabla 2 se muestra investigaciones sobre modelado matemático para la predicción de biomasa residual por efecto de poda en ciertas especies de costas mediterráneas, principalmente de Borja Velásquez Martí.

**Tabla 2.**

*Ecuaciones de biomasa residual por efecto de poda*

<b>Especie</b>	<b>Ecuación</b>	<b>R2</b>	<b>EMA</b>	<b>RMS</b>	<b>Referencia</b>
<b>Morus</b>	$B = -214,15 + 4,41 \cdot \text{DAP}$	0,90	4,32	5,70	Velázquez, Sajdak, & López, 2013)
<b>Alba</b>	$+ 17,98 \cdot \text{DAP}^2$	-			
	$2,53 \cdot \text{Dc} \cdot \text{h}$	+			
	$6,39 \cdot \text{h} \cdot \text{chb} - 8,85 \cdot \text{cbh}^2$				

<b><i>Phoenix canariensis</i></b>	$B = 77,20 - 22,81 \cdot h + 0,65 \cdot 5,19 \cdot 3,75$ $21,4252 \cdot cbh + 1,89 \cdot h^2 - 2,23 \cdot h \cdot cbh$	(Sajdak, Velázquez, & López, 2014 b)
<b><i>Phoenix dactilifera</i></b>	$B = 2,83173 + 0,53 \cdot 8,38 \cdot 5,69$ $0,0343369 \cdot DAP^2$	(Sajdak, Velázquez y López, 2014b)
<b><i>Platanus hispánica</i></b>	$B = -2,65673 + 0,80 \cdot 5,11 \cdot 5,55$ $0,382245 \cdot V_{paraboloid}$	(Sajdak, Velázquez y López, 2014a)
<b><i>Sophora japónica</i></b>	$B = -0,103 + DAP^2 + 0,60 \cdot 2,15 \cdot 2,77$ $5,122 \cdot DAP - 39,912$	(Sajdak & Velázquez, 2012)

Fuente: (García, 2019)

Donde:

B = Biomasa estimada (kg)

DAP = Diámetro de altura del pecho (cm)

Dc = Diámetro de copa (m)

Cbh = altura de la base de copa (m)

H= altura total (m)

### 1.1.7 Validación de los Modelos Matemáticos

Según Kishurim et al. (2013) “ La validación de los Modelos Matemáticos es un proceso necesario para garantizar la calidad de los resultados y la validez epistémica del modelo obtenido a fin de satisfacer una representación correcta desde la perspectiva de un problema”.

Para validar el modelo matemático se requiere de un ajuste y normalización de los datos de regresión lineal, no lineal, múltiple lineal y no lineal, acorde a la ecuación establecida para la estimación de biomasa (Gonzales, 2001), además se debe considerar sus combinaciones con el fin de definir los parámetros de regresión con sus respectivos estimadores, tras lo cual se llega aplicar diversos procedimientos como pruebas estadísticas de las variaciones evidenciadas y evaluar el error procedente de la estimación sea mediante un contraste de hipótesis (Trautenmüller et al., 2021).

Con respecto al ajuste de modelo, primero se revisan los supuestos básicos de regresión, sus efectos en el modelo y las pruebas para evidenciar que se cumplan,

donde se precisa de algunas metodologías para la determinación de coeficientes matemáticos y así reducir los errores para obtener una gráfica que tenga el mejor acople a cada dato (Cancino, 2012). El método más empleado en los análisis de regresión es el Cuadrados Mínimos Ordinarios, que minimiza la suma de los cuadrados de los errores procedentes de la desviación entre el valor real de observación y su valor previsto, lo cual permite obtener un residuos que esté relacionado con la parámetros del modelo (Chirivella, 2019).

Con respecto a la evaluación del modelo se aplica ciertos estadísticos de bondad de ajuste como el coeficiente de determinación, error estándar, independencia de residuos, multicolinealidad, homocedasticidad y el coeficiente de variación, que mediante una prueba de hipótesis verifican si los datos observados se ajustan bajo un nivel de significancia en una distribución de probabilidad normal, exponencial, t, chi cuadrado, entre otros (Vera, 2017), a fin de aceptar si el modelo establecidos satisface la estimación de biomasa en base de la relación de las variables dendrométricas.

## **1.2 Objetivos**

### **1.2.1 Objetivo General**

- Modelar matemáticamente la predicción de biomasa residual húmeda por efecto de poda, en las plantaciones de *Persea americana* del cantón Patate.

### **1.2.2 Objetivos Específicos**

- Obtener muestras de biomasa residual húmeda por efecto de poda provenientes de las plantaciones de *Persea americana*.
- Analizar la data obtenida de las mediciones de campo para el diseño del modelo matemático de predicción de biomasa residual.
- Establecer un modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda por efecto de poda.
- Validar el modelo matemático obtenido por medio un contraste de hipótesis para su posterior aceptación.

## CAPITULO II METODOLOGIA

### 2.1 Materiales

En la tabla 3 se describen los materiales y equipos empleados para la estimación de biomasa residual húmeda por efecto de poda de las plantaciones de aguacate

**Tabla 3.**

*Materiales y Equipos*

Actividad	Material	Equipo
Toma de muestra	Cinta métrica Tijeras de poda	Balanza comercial
Análisis de datos	Microsoft Excel	Computadora
Obtención del modelo matemático	Software STATGRAPHICS 19 Software SPSS	

*Fuente: Elaboración Propia*

### 2.2 Métodos

Para la presente investigación se estudió la especie vegetal *Persea americana* en la localidad del cantón Patate perteneciente a la provincia de Tungurahua, bajo la metodología de (García, 2019), tomando en cuenta las diversas variables de estudio para el posterior modelamiento matemático a través de softwares estadísticos, considerando los respectivos supuestos para su aceptación.

#### 2.2.1 Toma y recolección de muestras

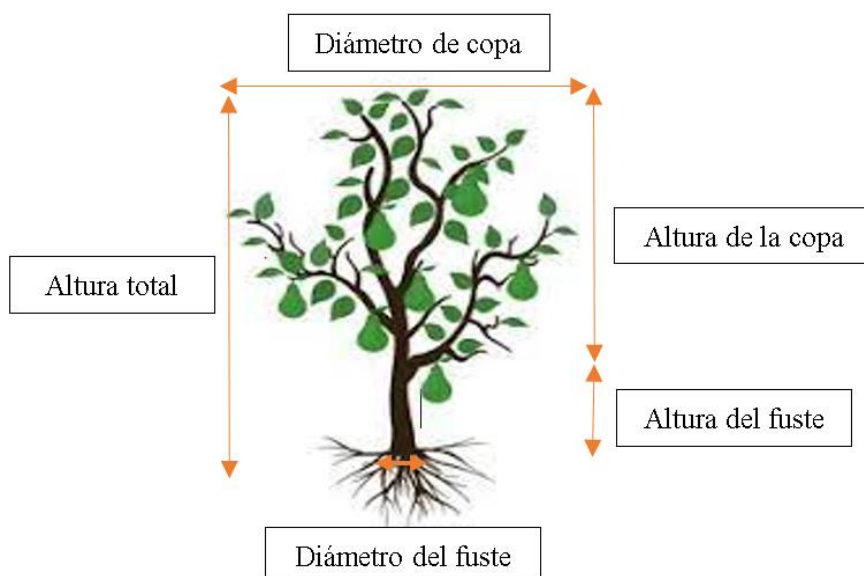
Se tomaron varios árboles de aguacate en zonas aledañas de la ciudad de Patate cantón Patate, donde se procedió de la siguiente manera para la recolección de datos:

A cada árbol se le asignaron las variables dendrométricas de medición como se muestra en la figura 1, las cuales fueron: altura total de la planta (HT), altura de copa (HC), altura del fuste (HF), diámetro de fuste (DF), diámetro de copa (DC).



## Figura 1.

### Medición de Variables Dendrométricas



*Nota:* El gráfico representa la distribución de las variables dendrométricas en la planta de aguacate.  
Fuente: Elaboración Propia.

Las muestras de la poda que fueron los residuos vegetativos (hojas y ramas) considerada como biomasa residual húmeda, se recolectaron y posteriormente se pesaron en una balanza comercial. Esto se aplicó para cada árbol.

Se llevó un registro manual de cada árbol, tanto de las variables dendrométricas como del peso de la biomasa residual húmeda.

En lo posterior para el análisis se trabajó con estas variables de forma lineal, cuadrática y la combinación lineal de las mismas (ver Anexo 2) , según (Velázquez-Martí et al., 2012) para obtener un modelo matemático más robusto.

### 2.2.2 Análisis de datos para el diseño del modelo matemático

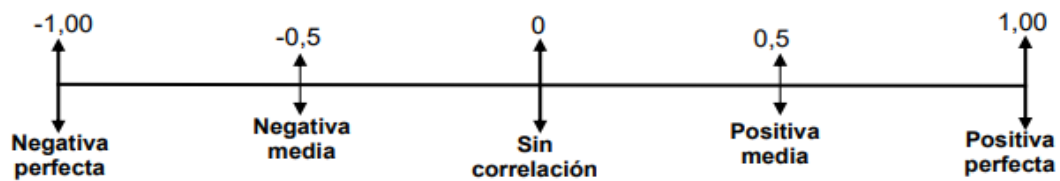
Los datos obtenidos se llevaron a una matriz de Excel, donde se definieron como variables independientes a las variables dendrométricas, y a la biomasa residual como variable dependiente, estos datos fueron la base para obtener el modelo mediante un análisis estadístico multivariado bajo los criterios de normalidad.

Se eliminaron los datos atípicos (como las variables colineales) de uno en uno observando el gráfico de cajas y bigotes procesado por el software SPSS, hasta cumplir con los rangos de curtosis y sesgo estandarizados (que van de +2 a -2) para obtener un ajuste normalizado del modelo, tras lo cual se hizo una combinación entre variables lineales considerando lo siguiente:

La correlación de Pearson se aplicó a dos variables cuantitativas y brindo una percepción de la relación entre variables, complementario a ello los gráficos de correlación permitieron visualizar de manera más profunda la relación entre variables independientes y dependientes.

### **Figura 2.**

#### *Rango de Correlación de Pearson*

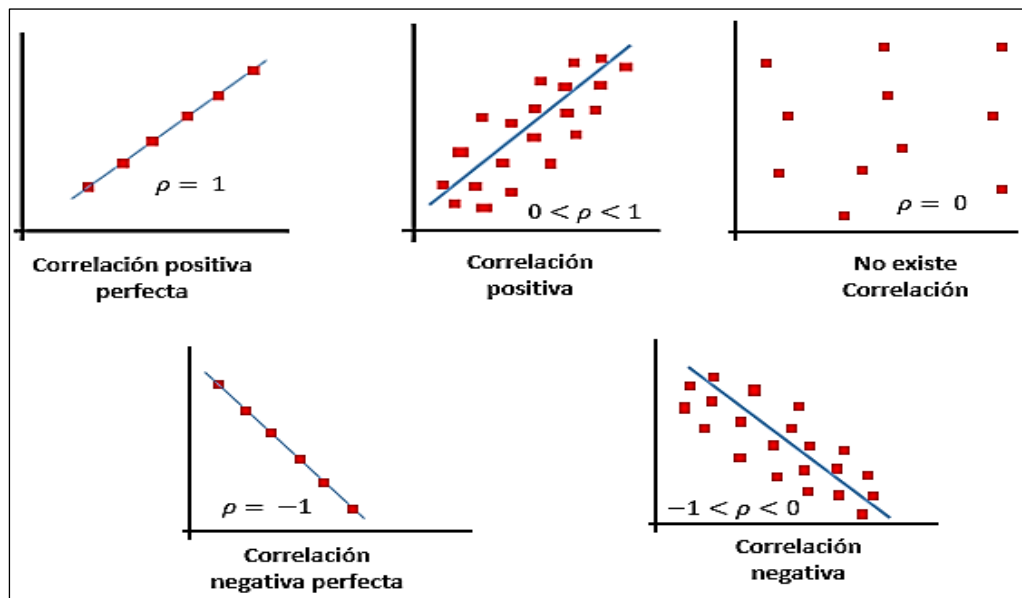


*Nota:* El gráfico describe el grado de relación que presenta una variable respecto a otra. Adaptado de Garcia (2019)

En la figura 3 se observa los gráficos para la posible correlación entre variables, donde si el coeficiente de correlación es positivo muestra una relación directamente proporcional y si es negativo es inversamente proporcional, además de considerar las variaciones de los datos que influyen en la regresión lineal, dado que existe una conexión débil entre datos lo cual no da una explicación fuerte para la variable independiente.

**Figura 3.**

*Gráficos de Correlación de Pearson*



*Nota:* El gráfico representa la distribución de los datos en las diferentes correlaciones que pueden presentarse al diseñar el modelo matemático de regresión. Adaptado de Garcia (2019).

### 2.2.3 Obtención del modelo matemático de predicción

Se empleó una regresión lineal múltiple bajo el criterio de los mínimos cuadrados ordinarios (MCO) a fin de reducir los errores y obtener una línea recta que ajuste cada dato procedente de los resultados procesados en los softwares estadísticos SPSS y STATGRAHIPS, donde los datos nos conllevaron a una robustez del modelo.

La regresión lineal múltiple se determinó por la expresión matemática (ver Anexo 1) y representa la línea de regresión poblacional y se aplicó un criterio manual, eliminando variables que tengan un valor de p mayor a 0,05 en la matriz principal (donde se eliminaron los valores de  $\beta_i$  que no aportaron al modelo), después se volvió a correr el análisis y evidenció que variables no se alteraron, que correspondieron aquellos valores- P menos a 0,05; esto garantizó el ajuste del modelo y fue de ayuda para cumplir la mayoría de las consideraciones para aceptarlo.

Se emplearon dos criterios de eliminación de variables que entraron al modelo y permitieron obtener diversos modelos matemáticos, uno fue el Backward Stepwise Regression donde se consideraron todas las variables y luego acorde al grado de influencia se fue eliminando una a una bajo un contraste estadístico mediante la prueba F o T, otra selección fue Fordware Stepwise Regression, donde las variables entraron

al modelo en orden de correlación con la variables independiente acorde al criterio de probabilidad de  $p \leq 0,5$ .

#### 2.2.4 Criterios para establecer y aceptar el modelo

- **Significancia del modelo:** debe tener un valor p menor a 0.05 para denotar que el modelo no presenta diferencia significativa y las variables serán estadísticamente iguales, lo cual influirá en el valor de R.
- **R cuadrado:** conocido como coeficiente de determinación, es un criterio que refleja el grado de varianza que presentará el modelo y resultará significativo si se acerca a 1.
- **Factor de Inflación de Varianza:** medirá la multicolinealidad, misma que deber ser menor a 10
- **Normalidad:** se determina en función del gráfico de histograma de frecuencias, donde la tendencia de los datos deberá presentar una distribución normal.
- **Independencia de Residuos:** se establecerá acorde a la prueba estadística de Durbin-Watson, donde el estadístico deberá oscilar un valor entre 1,5-2,5.
- **Homocedasticidad:** el gráfico de los residuos deberá presentar una nube de puntos.

#### 2.2.5 Validación del modelo matemático obtenido

Se reservaron previamente el 20% de los datos totales, los cuales se obtenidos de un sorteo al azar para aplicar la técnica Cross-Validation (Pérez-Planells et al., 2015), a razón de 80-20 donde el 80% sirvió para definir el modelo matemático y el 20% para su validación, la cual se remplazó en las variables del modelo, obteniendo de esta manera la biomasa residual proyectada o estimada como predicción, que fue comparada con la biomasa residual real obtenida por efecto de poda, lo que permitió realizar un contraste de hipótesis a través de la prueba estadística T-Student para muestras independientes en los softwares estadísticos STATGRAHIPS Y SPSS.

Luego con la finalidad de depurar el modelo matemático obtenido se correlacionaron los datos medidos experimentalmente de la biomasa residual húmeda con la producción por hectárea de los cultivos de aguacate, tras lo cual se extrapolan los datos extraídos a los datos proporcionados por el Instituto Nacional Autónomo de Investigaciones Agropecuarias del Ecuador (INIAP), para conseguir una valoración que permitió ratificar la validación del modelo matemático con una población de datos mayor.

## CAPITULO III

### RESUTADOS Y DISCUSION

#### 3.1 Análisis de datos

Mediante el software estadístico STATGRAPICHS 19 se realizó un análisis multivariado de los datos registrados en una matriz de Excel para obtener un resumen estadístico de las variables, tanto de gráficos, correlaciones bivariantes y la relación de la variable dependiente con cada variable independiente.

Dentro de las variables dendrométricas analizadas constan:

- Altura total de la planta (HT) en metros
- Altura de copa (HC) en metros
- Altura del fuste (HF) en metros
- Diámetro de fuste (DF) en metros
- Diámetro de copa (DC) en metros

Con el propósito de identificar los datos atípicos y eliminarlos, se aplicó la normalización mediante el ajuste del coeficiente de curtosis y el coeficiente de asimetría dentro de un rango entre -2 y 2, garantizando así la distribución normal de los datos para la obtención del modelo matemático, ya que caso contrario indican variaciones significativas en el modelo.

#### 3.1.1 Resumen Estadístico y Normalización de datos

Está diseñado para describir los datos cuantitativos y calcular varios estadísticos como correlaciones, covarianzas y correlaciones parciales que proporcionen un respaldo sobre las variables estudiadas, mediante la aplicación de un análisis multivariado como paso previo a la construcción de un modelo estadístico.

#### **Tabla 4.**

*Resumen Estadístico del análisis multivariado*

<i>Estadísticos</i>	<i>HT</i>	<i>HC</i>	<i>HF</i>	<i>DC</i>
---------------------	-----------	-----------	-----------	-----------

<b>Recuento</b>	70	70	70	70
<b>Promedio</b>	3,7050	2,7536	0,9514	2,0201
<b>Desviación Estándar</b>	0,4846	0,4431	0,2301	0,4104
<b>Coefficiente de Variación</b>	13,0804%	16,0951%	24,184%	20,3187%
<b>Mínimo</b>	2,8	1,88	0,58	1,1
<b>Máximo</b>	5,1	3,84	1,8	3,3
<b>Rango</b>	2,3	1,96	1,22	2,2
<b>Sesgo estandarizado</b>	1,8713	1,5503	4,2461	3,6175
<b>Curtosis estandarizada</b>	0,1291	-0,3779	3,7242	2,6636

### *Continuación*

<i>Estadísticos</i>	<i>DF</i>	<i>Biomasa</i>
<b>Recuento</b>	70	70
<b>Promedio</b>	0,6037	1,10429
<b>Desviación Estándar</b>	0,1019	0,1766
<b>Coefficiente de Variación</b>	16,8855%	15,995%
<b>Mínimo</b>	0,36	0,73
<b>Máximo</b>	0,8	1,72
<b>Rango</b>	0,44	0,99
<b>Sesgo estandarizado</b>	-0,5503	2,00835
<b>Curtosis estandarizada</b>	-1,2739	1,6181

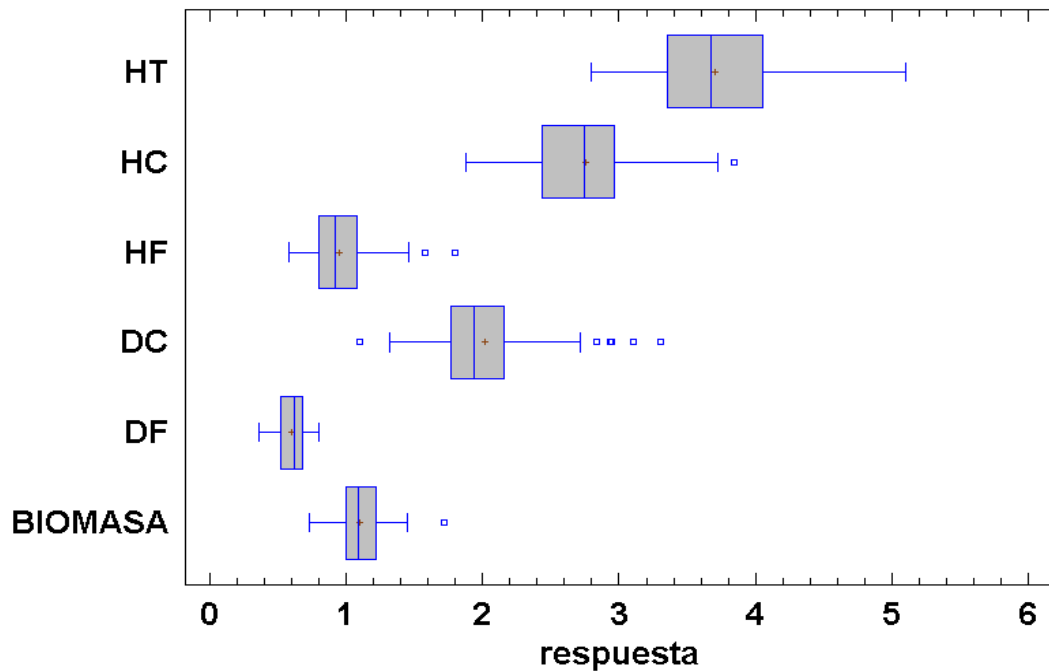
*Nota:* Se muestra la descripción estadística del análisis multivariado para la estimación de biomasa residual húmeda donde se incluye medidas de tendencia central, de variabilidad y de forma. Resultados procesados en STATGRAPHICS.

En la tabla 4 se muestra el número de datos analizados correspondiente a 70, el promedio de cada variable, la desviación estándar que es mayor en HT, lo que indica que los datos se extienden sobre un rango de valores más amplio y sirve para medir la fiabilidad de las conclusiones, en el coeficiente de variación se observa que la biomasa posee una mayor dispersión de los datos entre sí y con respecto a la media (Marin, 2004), después se verifica que el sesgo estandarizado y la curtosis estandarizada se encuentren dentro del rango establecido para cada variable, donde se evidencia que HF con sesgo de 4,2461 y curtosis de 3,7242; DC con valores de 3,6175 y 2,6636

respectivamente y la biomasa con sesgo de 2,008 se encuentra ligeramente fuera del rango, concluyendo que estas variables no satisfacen estos estadísticos que son criterios fundamentales para la obtención del modelo matemático de predicción de biomasa residual.

**Figura 4.**

*Gráfico de Caja y Bigotes de cada variable dendrométrica*



*Nota:* El gráfico muestra los datos atípicos presentes en las variables analizadas a través del análisis en STATGRAPHICS.

En la figura 4 se pueden visualizar los datos atípicos que se encuentran fuera de rango y están afectando el análisis, siendo los de mayor relevancia los valores presentes en las variables DC, HF y en menor proporción en HC y Biomasa, pese a ello se eliminaron todas estas variaciones hasta ajustar el sesgo estandarizado y la curtosis estandarizada dentro del rango permitido entre -2 y 2.

### 3.1.2 Descripción Estadística de la Combinación de Variables

Tras la eliminación de valores atípicos se procesaron 60 datos en la matriz Excel, donde se reservó el 80 % para el diseño del modelo, además se eliminó la variable HF (altura del fuste) que presentó un error en el análisis de regresión en STATGRAPHICS por ser una variable colineal, resultado de la diferencia entre la altura total y la altura



de copa, posteriormente se realizó la combinación lineal entre variables y sus cuadráticas para proporcionar un modelo más robusto, todas la variables analizadas se describen en la tabla 5.

**Tabla 5.**

*Variables dendrométricas ajustadas para la obtención del modelo matemático*

Lineales	Cuadráticas	Combinaciones Lineales
HT	HT <sup>2</sup>	HT*HC
HC	HC <sup>2</sup>	HT*DC
DC	DC <sup>2</sup>	HT*DF
DF	DF <sup>2</sup>	HC*DC
		HC*DF
		FC*DF

*Fuente: Elaboración Propia*

Como resultado se obtuvieron 14 variables de estudio que sirvieron para la obtención del modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda por efecto de poda en las plantaciones de aguacate, a las que se aplicó un análisis multivariado.

**Tabla 6.**

*Resumen Estadístico del análisis multivariado*

Estadísticos	HT	HC	DC	DF	HT <sup>2</sup>
Recuento	48	48	48	48	48
Promedio	3,5948	2,655	1,9283	0,59833	13,0908
Desviación Estándar	0,37576	0,36169	0,20296	0,08789	2,74698
Coefficiente de Variación	10,453%	13,623%	10,525%	14,689%	21,032%
Mínimo	2,9	2,02	1,52	0,42	8,41
Máximo	4,5	3,6	2,4	0,8	20,25
Rango	1,6	1,58	0,88	0,38	11,84
Sesgo Estandarizado	0,83569	2,12877	0,04367	0,41358	1,52317
Curtosis Estandarizada	-0,41934	1,03532	-0,58651	-0,76095	-0,015751

*Continuación*

<i>Estadísticos</i>	<i>HC<sup>2</sup></i>	<i>DC<sup>2</sup></i>	<i>DF<sup>2</sup></i>	<i>HT*HC</i>	<i>HT*DC</i>	<i>HT*DF</i>
Recuento	48	48	48	48	48	48
Promedio	7,17712	3,7588	0,36556	9,66113	6,97394	2,1731
Desviación Estándar	2,0233	0,78495	0,10663	2,3032	1,30489	0,49891
Coefficiente de Variación	28,191%	20,883%	29,17%	23,839%	18,711%	22,958%
Mínimo	4,084	2,314	0,1764	5,974	4,929	1,218
Máximo	12,96	5,76	0,64	15,93	9,9	3,42
Rango	8,8796	3,4496	0,4636	9,956	4,971	2,202
Sesgo Estandarizado	3,2498	0,7358	1,28242	2,55648	1,33885	0,97698 3
Curtosis Estandarizada	2,1206	-0,36283	-0,389445	1,27682	-0,49933	-0,13068

*Continuación*

<b>Estadísticos</b>	<i>HC*DC</i>	<i>HC*DF</i>	<i>DC*DF</i>	<i>BIOMASA</i>
Recuento	48	48	48	48
Promedio	5,14829	1,60949	1,15911	1,6445
Desviación Estándar	1,05927	0,416263	0,237341	0,145236
Coefficiente de Variación	20,575%	25,863%	20,476%	8,8312%
Mínimo	3,5775	0,8652	0,7568	1,36
Máximo	8,064	2,6904	1,72	1,95
Rango	4,4865	1,8252	0,9632	0,59
Sesgo Estandarizado	2,1049	1,56207	0,8483	0,624771
Curtosis Estandarizada	0,428012	0,002611	-0,37099	-0,744223

*Nota:* Se muestra la descripción estadística del análisis de regresión múltiple de los datos normalizados, donde se incluye medidas de tendencia central, de variabilidad y de forma. Resultados procesados en STATGRAPHICS.

En la tabla 6 se muestra la descripción estadística de las variables independientes en metros (medidas dendrométricas junto con sus combinaciones) y la variable dependiente en kilogramos (biomasa húmeda), donde se evidencia que las medidas de tendencia central, forma y variabilidad no presentan alteración alguna, sin embargo se observa que el sesgo y curtosis estandarizados en HC, HC<sup>2</sup>, HT\*HC, HC\*DC se encuentran aún en rangos fuera de los límites (-2,+2), por lo que se procede a normalizar nuevamente los datos hasta ajustarlos correctamente dentro del rango (ver Anexo 3).

### 3.2 Matriz de correlación de Pearson

Después de realizar la normalización final, se midió el grado de relación lineal de las 13 variables independientes con la variable independiente mediante la estimación del coeficiente de Pearson, como se observa a continuación.

**Tabla 7.**

*Matriz de correlación y coeficientes de Pearson*

-	<i>HT</i>	<i>HC</i>	<i>DC</i>	<i>DF</i>	<i>HT<sup>2</sup></i>	<i>HC<sup>2</sup></i>	<i>DC<sup>2</sup></i>
<b>BIOMASA</b>	0,5257	0,2766	0,3875	0,4437	0,5255	0,2879	0,3773
	(44)	(44)	(44)	(44)	(44)	(44)	(44)
	<b>0,0002</b>	0,0691	<b>0,0093</b>	<b>0,0026</b>	<b>0,0002</b>	0,0581	<b>0,0116</b>

*Continuación*

-	<i>DF<sup>2</sup></i>	<i>HT*HC</i>	<i>HT*DC</i>	<i>HT*DF</i>	<i>HC*DC</i>	<i>HC*DF</i>	<i>DC*DF</i>
<b>BIOMASA</b>	0,4363	0,4166	0,5031	0,5231	0,4004	0,4122	0,5410
	(44)	(44)	(44)	(44)	(44)	(44)	(44)
	<b>0,0031</b>	<b>0,0049</b>	<b>0,0005</b>	<b>0,0003</b>	<b>0,0071</b>	<b>0,0054</b>	<b>0,0001</b>

*Nota:* Se muestra los valores que reflejan la correlación de todas las variables analizadas con la biomasa residual. Resultados procesados en STATGRAPHICS.

En la tabla 7 se observa que todas las relaciones con biomasa (considerando los criterios de la figura 2) presentan una valoración positiva, que denota una correlación

directamente proporcional dado que los elementos independientes tienden aumentar al mismo tiempo que aumenta la dependiente (Fernández S. & Pértega Díaz, 1997), cabe mencionar que las relaciones más relevantes con la biomasa son las variables DC\*DF, HT, HT2, HT\*D presenta una correlación media alrededor de 0,5; lo cual se refleja además con los valores -P que indican correlaciones significativas.(Franklin et al., 2018).

Una interpretación detallada sobre la correlación entre variables se muestra en la tabla 8.

**Tabla 8.**

*Descripción de las correlaciones de Pearson*

<b>Condición</b>	<b>Decisión</b>
Si $r=0$	No existe correlación entre variables
Si $0,00 \leq r \leq \pm 0,20$	Existe correlación no significativa
Si $\pm 0,20 \leq r \leq \pm 0,40$	Existe una correlación baja
Si $\pm 0,40 \leq r \leq \pm 0,70$	Existe correlación significativa
Si $\pm 0,70 \leq r \leq \pm 0,99$	Existe una alta correlación
Si $r=1$	Existe una correlación perfecta positiva
Si $r=-1$	Existe una correlación perfecta negativa

*Nota:* Se presentan los intervalos de las correlaciones de Pearson para una interpretación mas detallada de las relaciones bivariantes. Adaptado de Franklin et al.(2018).

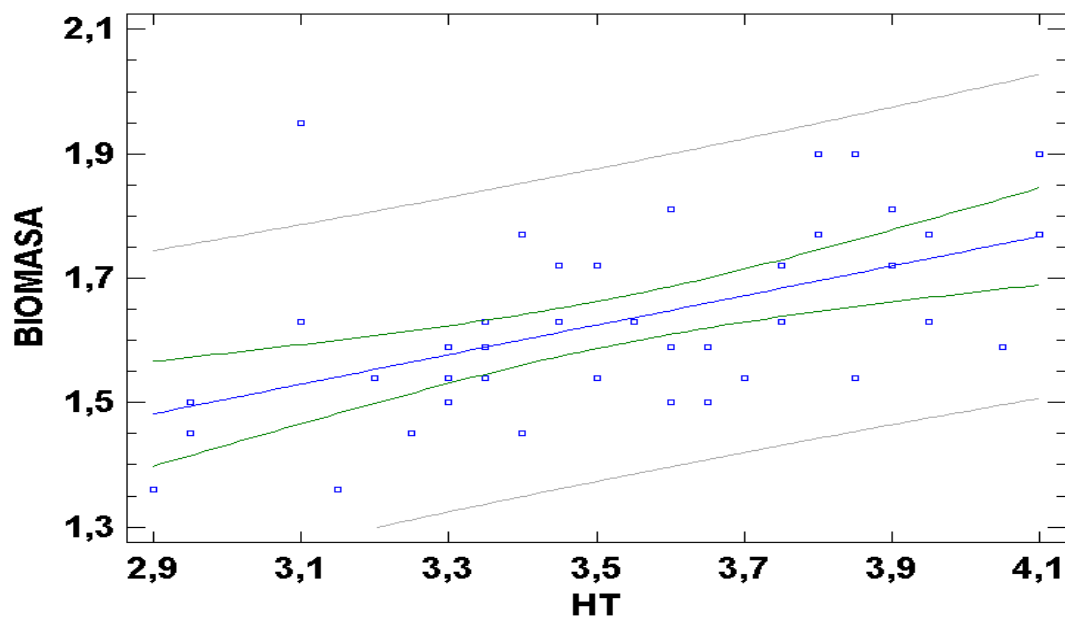
### **3.3 Relaciones Bivariantes entre Variables**

Según Moral (2016) los principios de la obtención del modelo matemático así como el contraste de las hipótesis se basan en probar la relación entre una variable dependiente respecto a un conjunto de variables independientes, que se conoce como relaciones bivariantes ( 2 variables) las cuales suponen un punto adicional para la selección de variables que se van ser parte del modelo de regresión; para la interpretación entre variables se toma como referencia los gráficos de correlación presentes en la figura 3.

#### **3.3.1 Relación Bivariante entre la variable independiente HT (Altura Total) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).**

**Figura 5.**

*Relación Bivariante entre HT y Biomasa*



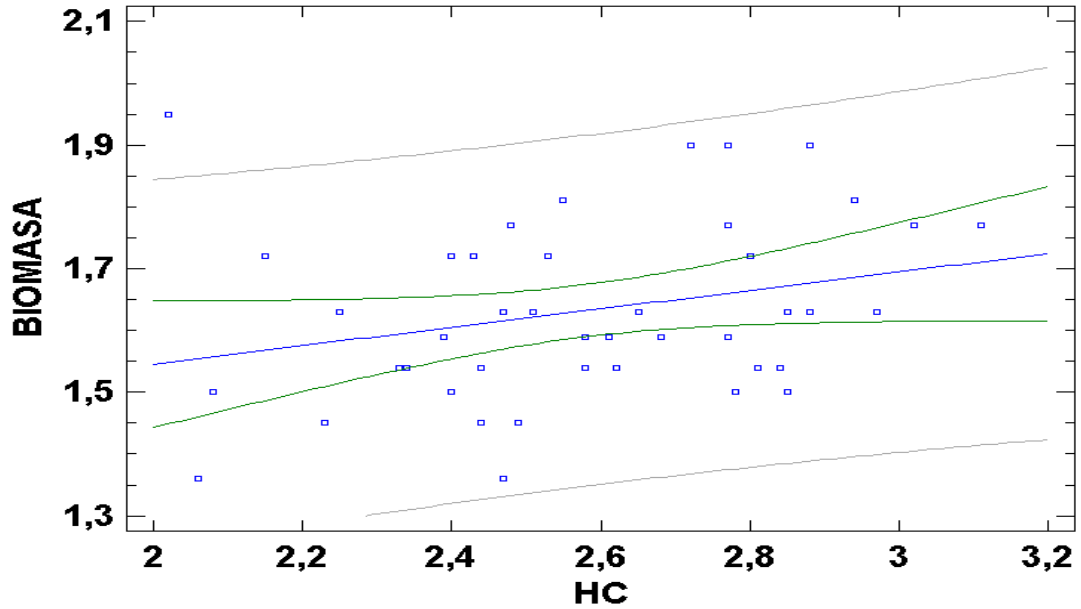
*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

En la figura 5 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Altura Total y la Biomasa, donde se presenta un coeficiente de Pearson de 0,5257 que denota una relación directamente proporcional baja, por lo que existe una correlación significativa entre estos datos y da una explicación rentable de HT sobre la variable dependiente, además que los puntos se encuentran próximos a la recta que más se ajusta, lo cual es realista debido a que mientras más alto el árbol de aguacate más material orgánico por efecto de poda se puede obtener.

**3.3.2 Relación Bivariante entre la variable independiente HC (Altura de Copa) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).**

**Figura 6.**

*Relación Bivariante entre HC y Biomasa*



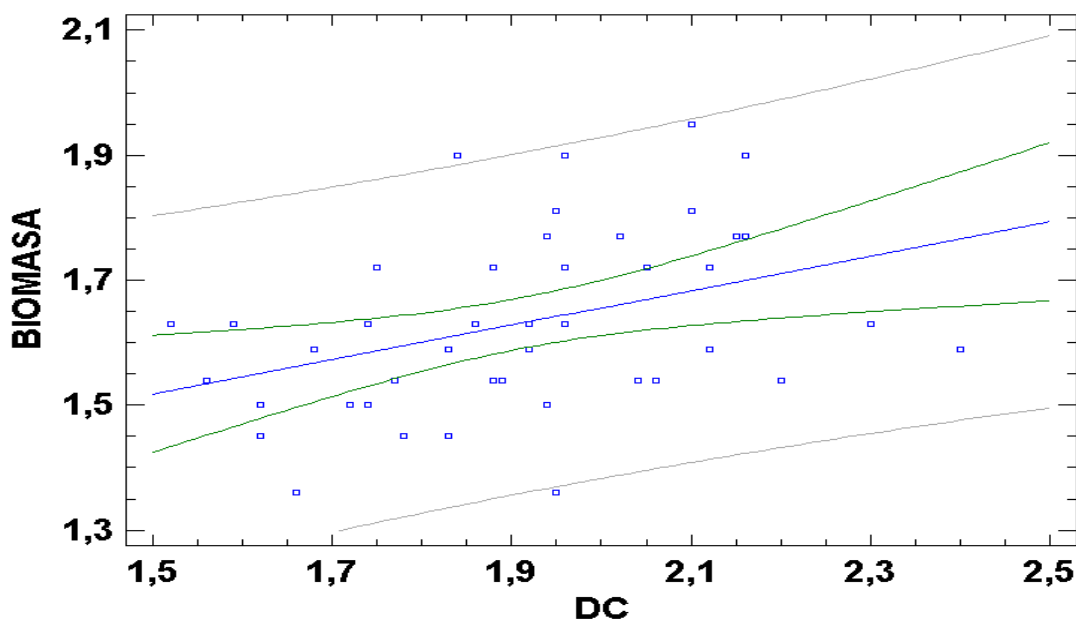
*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

En la figura 6 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Altura de Copa y la Biomasa, donde se presenta un coeficiente de Pearson de 0,2766 que denota una relación directamente proporcional baja, por lo que existe una correlación ligeramente significativa entre estos datos y nos da una explicación rentable de HC sobre la variable dependiente, además que los puntos se encuentran muy dispersos a la recta que más se ajusta, lo cual es sorprendente debido a que mientras más altura de copa de aguacate haya más material orgánico se debería obtener, esto podría ser por la variedad de altura de copa entre árboles donde algunos presentaban mayor altura de fuste, pues interviene también la variedad de la planta.

### **3.3.3 Relación Bivariante entre la variable independiente DC (Diámetro de Copa) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).**

**Figura 7.**

*Relación Bivariante entre DC y Biomasa*



*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

En la figura 7 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre el Diámetro de Copa y la Biomasa, donde se presenta un coeficiente de Pearson de 0,3875 que denota una relación directamente proporcional media, por lo que existe una correlación ligeramente significativa entre estos datos y no nos da una explicación rentable de DC sobre la variable dependiente, además que los puntos se encuentran dispersos a la recta que más se ajusta, lo cual es sorprendente debido a que un diámetro de copa mayor del árbol de aguacate debería obtenerse mayor biomasa, junto con la altura de copa esto podría ser por la cantidad de material podado que dependían totalmente de los jornaleros de los huertos, pues el árbol puede ser frondoso, pero se poda considerando mejorar la productividad del fruto y el tiempo de cosecha.

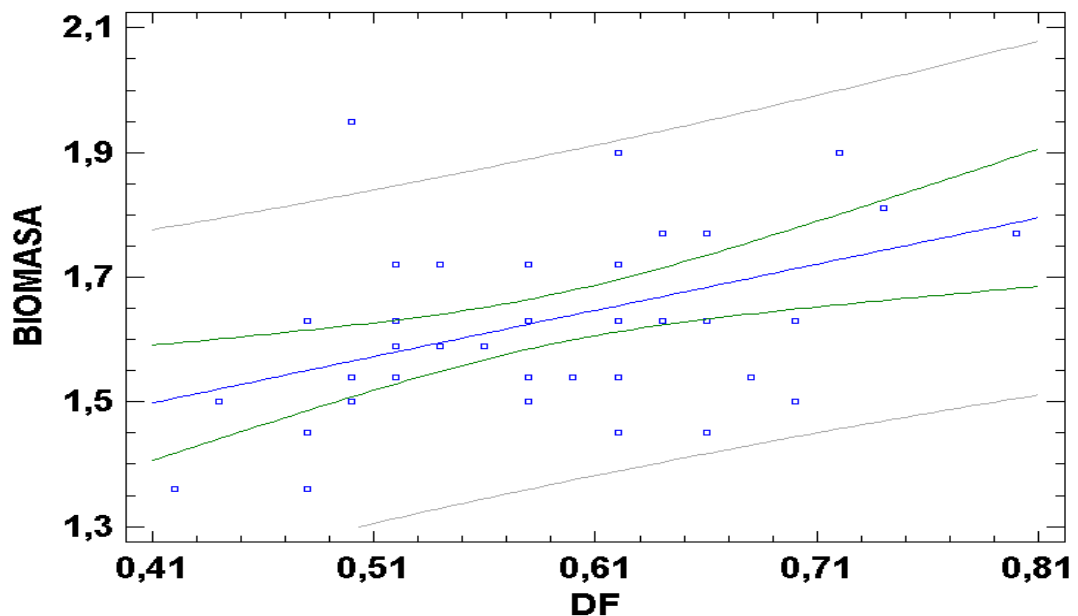
### **3.3.4 Relación Bivariante entre la variable independiente DF (Diámetro de Fuste) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).**

En la figura 8 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre el Diámetro de Fuste y la Biomasa, donde se presenta

un coeficiente de Pearson de 0,4437 que denota una relación directamente proporcional baja, por lo que existe una correlación ligeramente significativa entre estos datos y da una explicación rentable de DF sobre la variable dependiente, por lo que existe una conexión media entre datos lo cual da una explicación rentable para la variable independiente, dado que los puntos no están muy dispersos de la recta que más se ajusta, lo cual es considerable dado que el diámetro de fuste del árbol de aguacate no está estrechamente relacionado a la biomasa, no obstante ciertas plantas llegaron a tener un grosor bajo y tener una gran cantidad de material orgánico, por lo que su relación no es estrechamente significativa.

**Figura 8.**

*Relación Bivariante entre DF y Biomasa*



*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

### 3.3.5 Relación Bivariante entre la variable independiente $HT^2$ (Altura Total cuadrática) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).

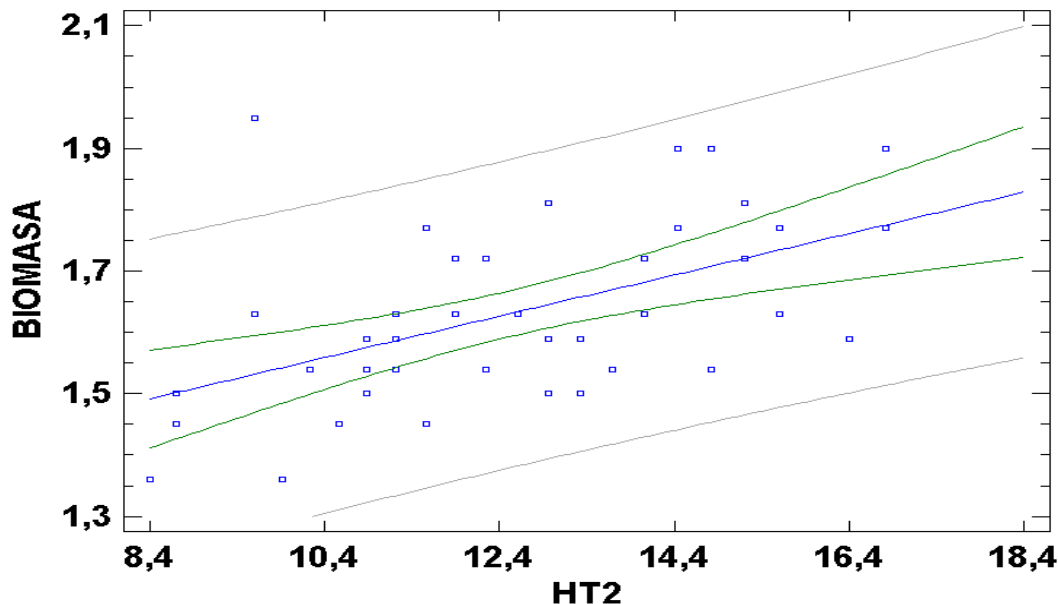
En la figura 9 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Altura Total al Cuadrado y la Biomasa, que denota una relación directamente proporcional media, además que los puntos se encuentran próximos a la recta que más se ajusta, lo cual es previsible si observamos el coeficiente



de correlación de Pearson es 0,5255 y su relación individual por lo que se dice que existe una correlación significativa entre  $HT^2$  para la variable dependiente.

**Figura 9.**

*Relación Bivariante entre  $HT^2$  y Biomasa*



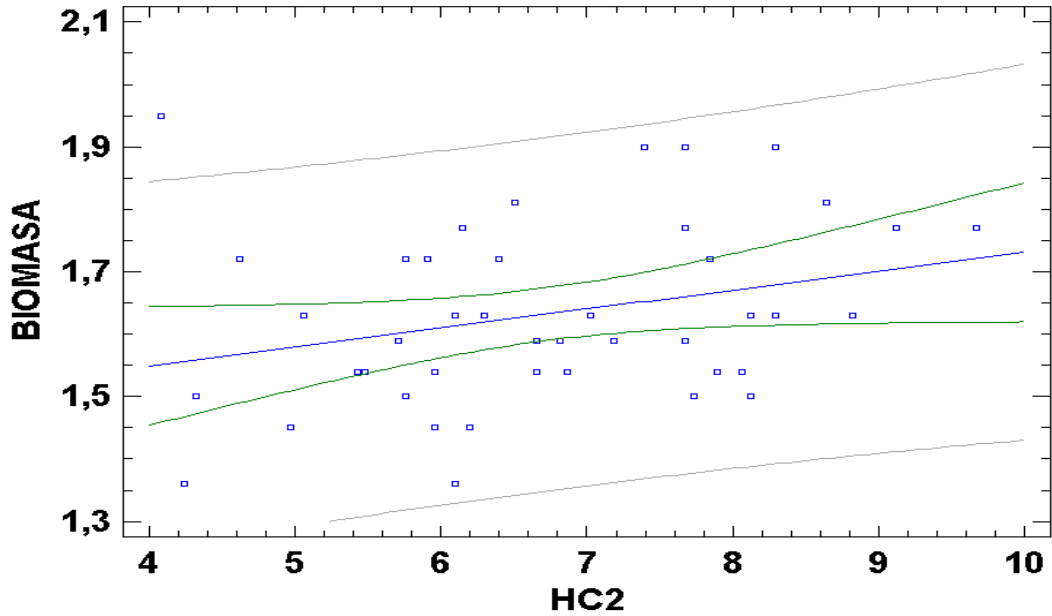
*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

### 3.3.6 Relación Bivariante entre la variable independiente $HC^2$ (Altura de Copa cuadrática) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).

En la figura 10 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Altura de Copa al Cuadrado y la Biomasa, que denota una relación directamente proporcional baja, además que los puntos están muy dispersos a la recta que más se ajusta, lo cual es previsible si observamos el coeficiente de correlación de Pearson es 0,2879 y su relación individual por lo que se dice que existe una correlación ligeramente significativa entre  $HC^2$  para la variable dependiente.

**Figura 10.**

*Relación Bivariante entre HC<sup>2</sup> y Biomasa*

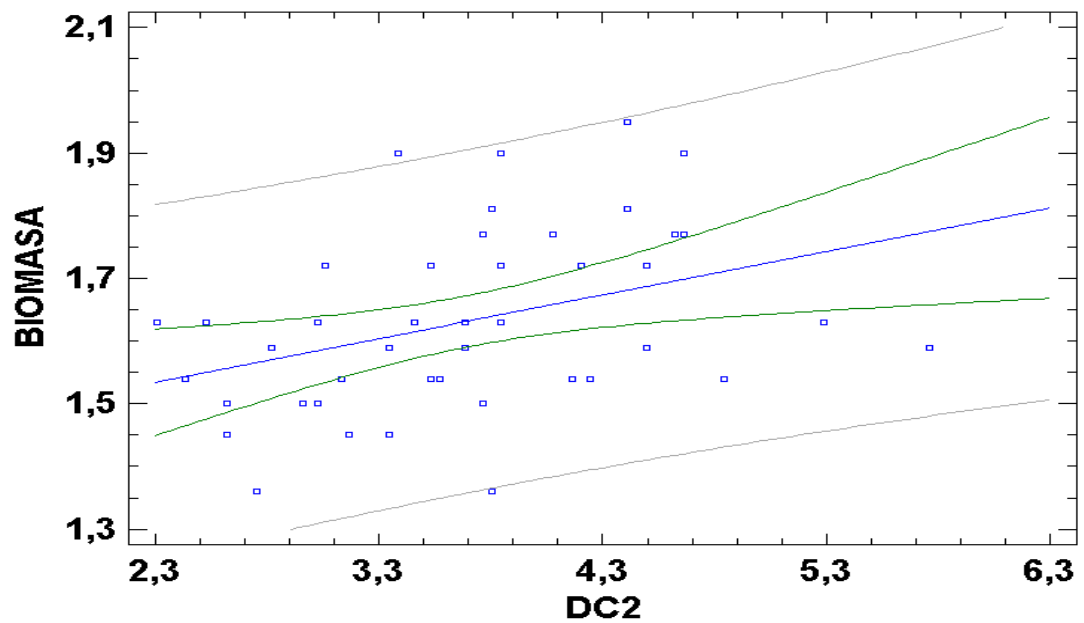


*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

**3.3.7 Relación Bivariante entre la variable independiente DC<sup>2</sup> (Diámetro de Copa cuadrática) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).**

**Figura 11.**

*Relación Bivariante entre DC<sup>2</sup> y Biomasa*



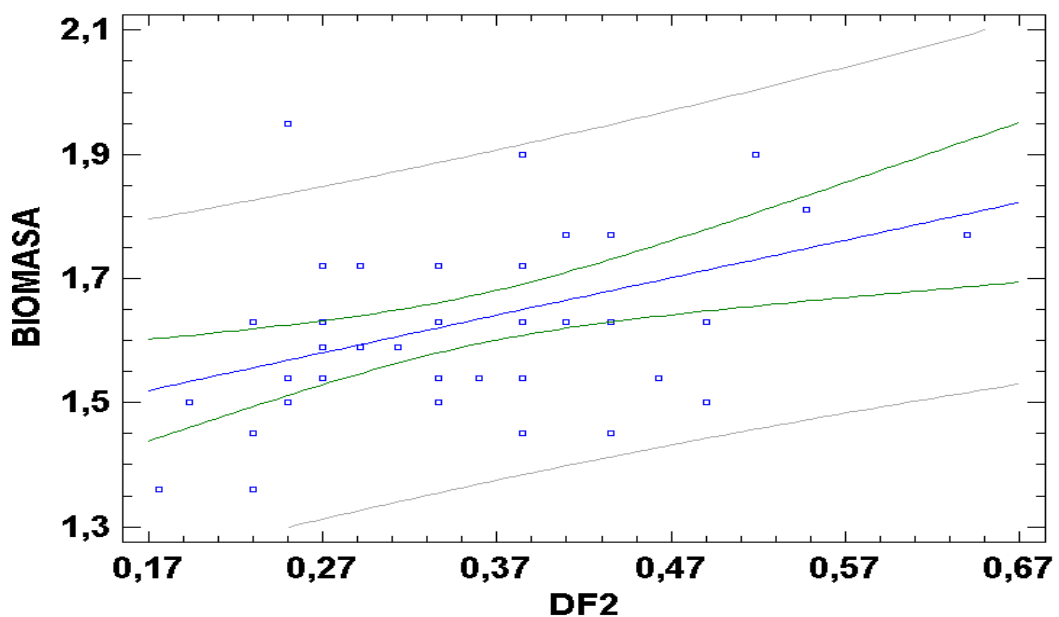
*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

En la figura 11 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Diámetro de Copa al Cuadrado y la Biomasa, que denota una relación directamente proporcional baja, además que los puntos no están muy dispersos de la recta que más se ajusta, lo cual es previsible si observamos el coeficiente de correlación de Pearson es 0,3773 y su relación individual por lo que se dice que existe una correlación ligeramente significativa entre  $DC^2$  para la variable dependiente.

### 3.3.8 Relación Bivalente entre la variable independiente $DF^2$ (Diámetro de Fuste cuadrática) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).

**Figura 12.**

*Relación Bivalente entre  $DF^2$  y Biomasa*



*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

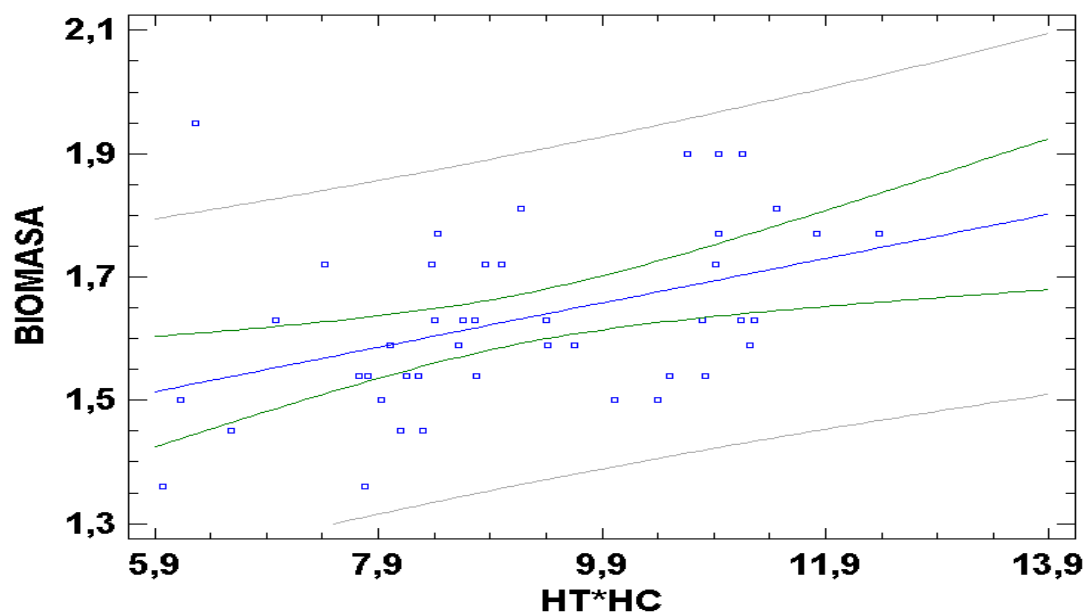
En la figura 12 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Diámetro de Fuste al Cuadrado y la Biomasa, que denota una relación directamente proporcional media, además que los puntos no están tan dispersos de la recta que más se ajusta, lo cual es previsible si observamos el

coeficiente de correlación de Pearson es 0,4363 y su relación individual por lo que se dice que existe una correlación significativa entre  $HC^2$  para la variable dependiente.

### 3.3.9 Relación Bivariante entre la variable independiente HT\*HC (Altura Total por Altura de Copa) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).

**Figura 13.**

*Relación Bivariante entre HT\*HC y Biomasa*



*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

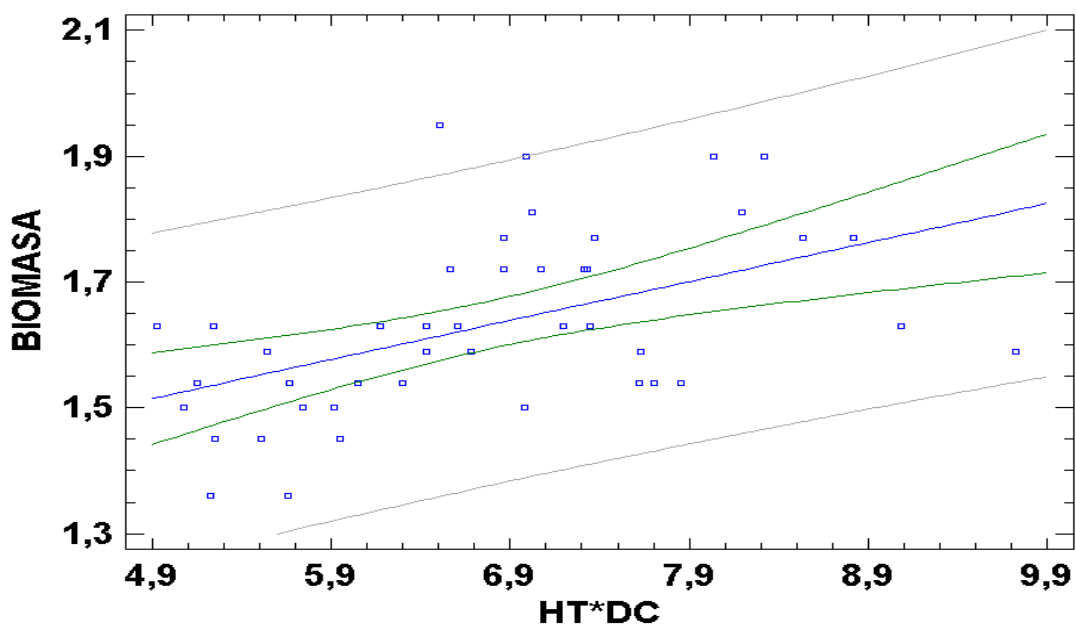
En la figura 13 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Altura Total por Altura de Copa y la Biomasa, que denota una relación directamente proporcional por debajo de la media, además que los puntos están algo dispersos de la recta que más se ajusta, lo cual es previsible si observamos el coeficiente de correlación de Pearson es 0,4166. y su relación individual por lo que se dice que existe una correlación significativa entre HT\*HC para la variable dependiente.

### 3.3.10 Relación Bivariante entre la variable independiente HT\*DC (Altura Total por Diámetro de Copa) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).

En la figura 14 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Altura Total por Diámetro de Copa y la Biomasa, que denota una relación directamente proporcional media, además que los puntos no están tan dispersos de la recta que más se ajusta, lo cual es previsible si observamos el coeficiente de correlación de Pearson es 0,5031 y su relación individual por lo que se dice que existe una correlación significativa entre HT\*DC para la variable dependiente.

**Figura 14.**

*Relación Bivariante entre HT\*DC y Biomasa*



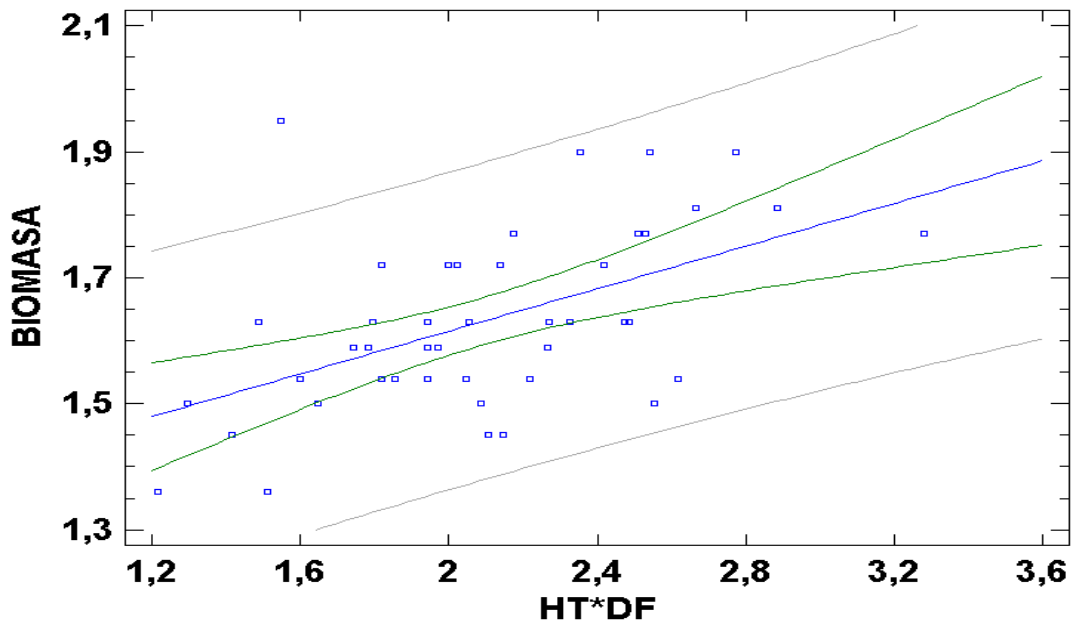
*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

### **3.3.11 Relación Bivariante entre la variable independiente HT\*DF (Altura Total por Diámetro de Fuste) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).**

En la figura 15 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Altura Total por Diámetro de Fuste y la Biomasa, que denota una relación directamente proporcional media, además que los puntos no están tan dispersos de la recta que más se ajusta, lo cual es previsible si observamos el coeficiente de correlación de Pearson es 0,5231 y su relación individual por lo que se dice que existe una correlación significativa entre HT\*DF para la variable dependiente.

**Figura 15.**

*Relación Bivariante entre HT\*DF y Biomasa*



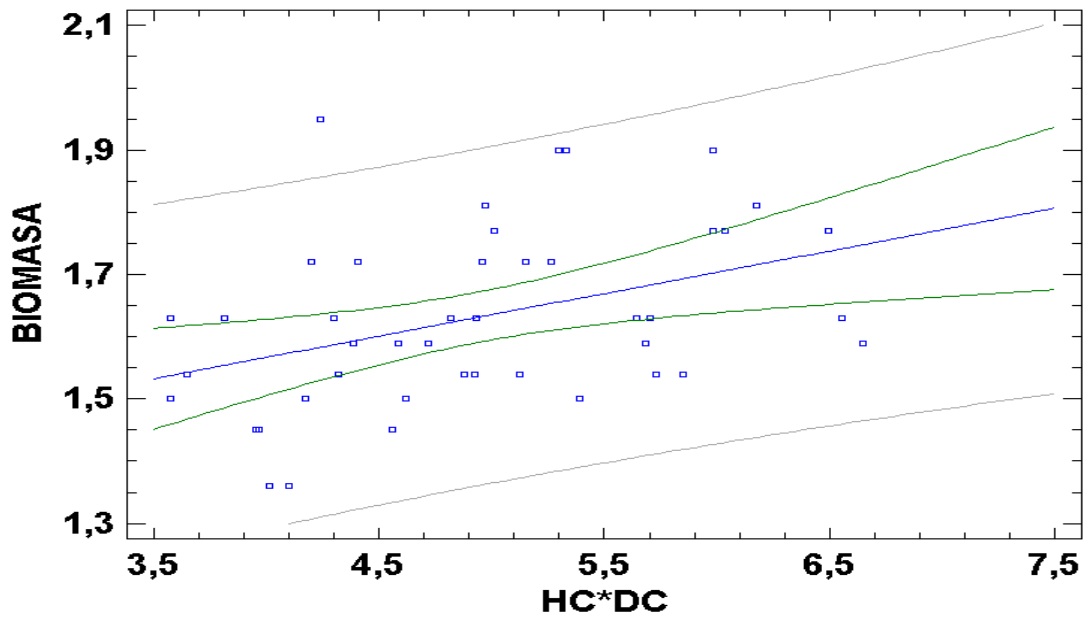
*Nota:* Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

### **3.3.12 Relación Bivariante entre la variable independiente HC\*DC (Altura de Copa por Diámetro de Copa) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).**

En la figura 16 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Altura de Copa por Diámetro de Copa y la Biomasa, que denota una relación directamente proporcional por debajo de la media, donde existe una conexión ligera con la variable independiente, además que los puntos están algo dispersos de la recta que más se ajusta, lo cual es previsible si observamos el coeficiente de correlación de Pearson es 0,4004 y su relación individual por lo que se dice que existe una correlación significativa entre HC\*DC para la variable dependiente.

**Figura 16.**

### Relación Bivariante entre HC\*DC y Biomasa



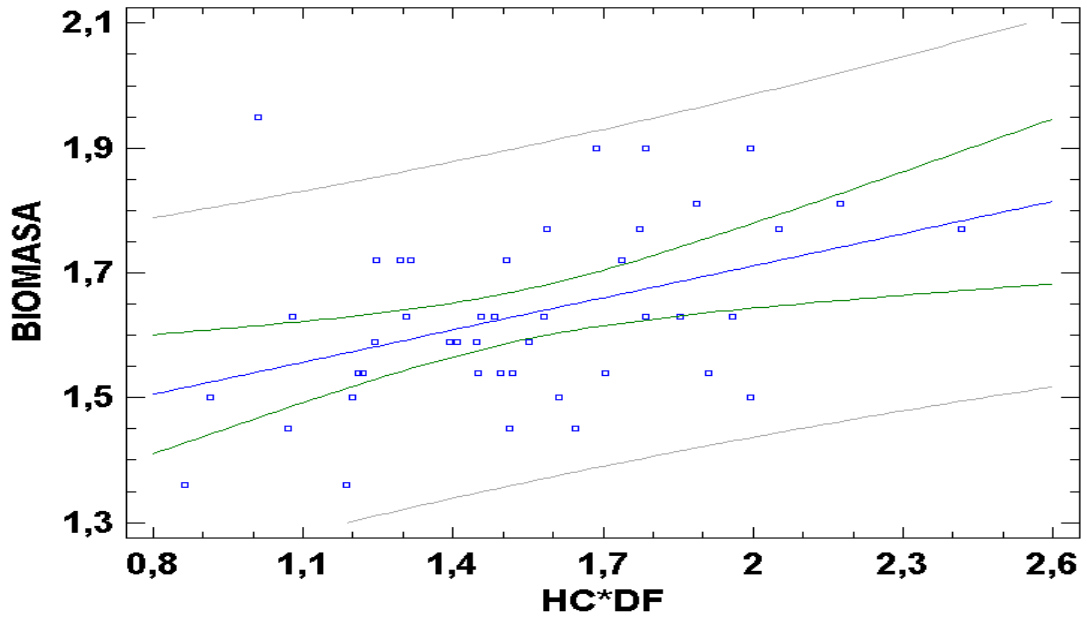
Nota: Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

### 3.3.13 Relación Bivariante entre la variable independiente HC\*DF (Altura de Copa por Diámetro de Fuste) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).

En la figura 17 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Altura de Copa por Diámetro de Fuste y la Biomasa, que denota una relación directamente proporcional por debajo de la media, además que los puntos están algo dispersos de la recta que más se ajusta, lo cual es previsible si observamos el coeficiente de correlación de Pearson es 0,4122 y su relación individual por lo que se dice que existe una correlación significativa entre HC\*DF para la variable dependiente.

#### Figura 17.

Relación Bivariante entre HC\*DF y Biomasa

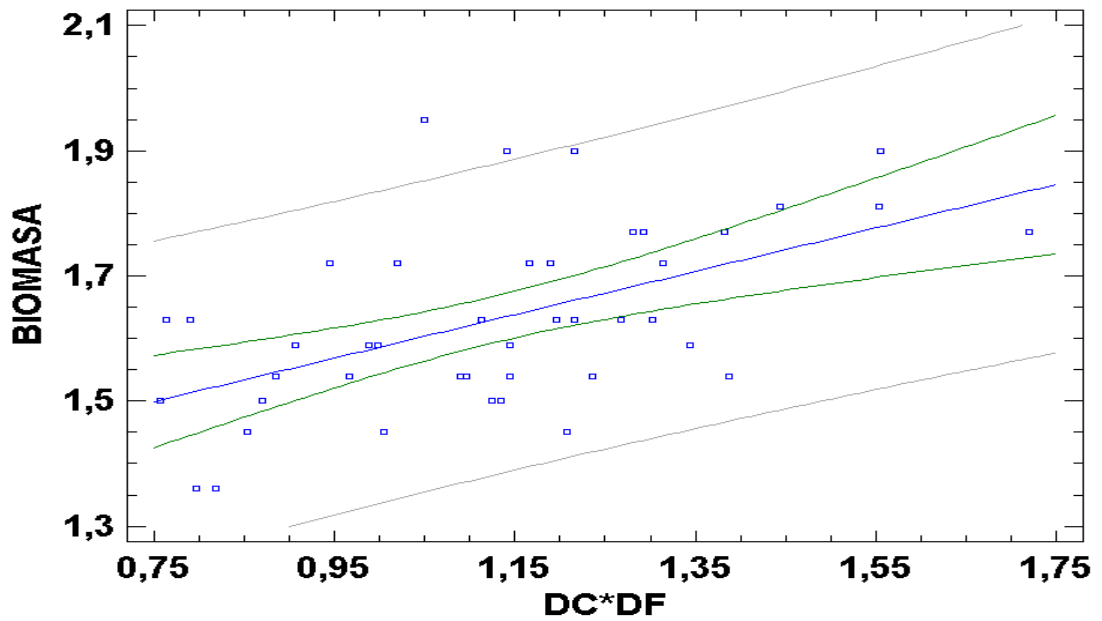


Nota: Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.

### 3.3.14 Relación Bivariante entre la variable independiente DC\*DF (Diámetro de Copa por Diámetro de Fuste) con la variable Dependiente (Biomasa Residual).

Figura 18.

Relación Bivariante entre DC\*DF y Biomasa



Nota: Se muestra el gráfico del modelo ajustado para las 2 variables. Resultado procesado en STATGRAPHICS.



En la figura 18 se puede observar la recta de regresión estimada y el intervalo de confianza de la relación entre la Diámetro de Copa por Diámetro de Fuste y la Biomasa, que denota una relación directamente proporcional media, además que los puntos están algo dispersos de la recta que más se ajusta, lo cual es previsible si observamos el coeficiente de correlación de Pearson es 0,5410, y su relación individual por lo que se dice que existe una correlación significativa entre DC\*DF para la variable dependiente, recalando es que el valor más alto por lo su incidencia se verá reflejada en el modelo matemático.

### 3.4 Modelo matemático de regresión (Mínimos Cuadrados Ordinarios)

Después del análisis multivariante de cada una de las variables independientes respecto a la variable dependiente biomasa, se realizó un análisis de regresión múltiple considerando el criterio de los mínimos cuadrados ordinarios y un criterio de selección respecto a su valor -P, a fin de relacionar todos los variables se obtuvo la siguiente tabla.

**Tabla 9.**

*Regresión lineal múltiple de todas las variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3,10134	2,62362	1,18208	0,2468
HT	-0,0767402	1,74149	-0,0440657	<b>0,9652</b>
HC	-2,72059	1,90687	-1,42673	0,1643
DC	0,904622	1,59998	0,565397	0,5762
DF	2,62076	3,708	0,706786	0,4853
HT2	0,0570472	0,455168	0,125332	0,9011
HC2	0,279871	0,628592	0,445235	0,6595
DC2	0,329746	0,644412	0,5117	0,6127
DF2	1,59179	4,29482	0,370631	0,7136

HT*HC	1,35158	1,01405	1,33286	0,1930
HT*DC	-1,01565	0,91596	-1,10884	0,2766
HT*DF	-2,61105	2,63168	-0,992159	0,3293
HC*DC	-0,986046	0,859359	-1,14742	0,2606
HC*DF	-3,08267	2,85298	-1,08051	0,2888
DC*DF	6,84636	1,8533	3,69415	0,0009

*Nota:* Se muestra el análisis de regresión múltiple de los datos normalizados evidenciándose el valor -P. Resultados procesados en STATGRAPHICS.

En la tabla 9 se evidencia que la mayoría de las variables presentan un valor -P mayor al 0,05, por lo que se tomó la decisión de eliminar manualmente una por una y volviendo a realizar el análisis para corroborar los datos paso a paso, dado que no presentan una relevancia significativa para el modelo.

### 3.4.1 Ajuste del modelo matemático

El ajuste del modelo derivó del criterio de eliminación de variables, desde aquellas que presentaban un valor superior al 0,05, ya que generalmente se considera un nivel de confianza del 95%, observando la tabla 7 se procede a eliminar la variable HT que tiene un valor de 0,9652 y se obtuvo la siguiente tabla.

**Tabla 10.**

*Regresión lineal múltiple de 13 variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3,05397	2,35318	1,29781	0,2042
HC	-2,75868	1,67117	-1,65074	0,1092
DC	0,884811	1,50975	0,586063	0,5622
DF	2,55233	3,31068	0,77094	0,4468
HT2	0,0516351	0,430932	0,119822	0,9054
HC2	0,281389	0,617119	0,455971	0,6517
DC2	0,335079	0,622326	0,53843	0,5943

DF2	1,60175	4,21692	0,379839	0,7067
HT*HC	1,346	0,989249	1,36063	0,1838
HT*DC	-1,02736	0,861864	-1,19202	0,2426
HT*DF	-2,61394	2,58673	-1,01052	0,3203
HC*DC	-0,968636	0,750346	-1,29092	0,2066
HC*DF	-3,05472	2,73492	-1,11693	0,2729
DC*DF	6,84195	1,81954	3,76026	0,0007

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 10 se evidencia que la siguiente variable con un valor -P alto es HT<sup>2</sup> a un valor de 0,9054, la cual se excluirá del modelo.

**Tabla 11.**

*Regresión lineal múltiple de 12 variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3,02975	2,30691	1,31334	0,1987
HC	-2,78106	1,63409	-1,7019	<b>0,0988</b>
DC	0,923568	1,45106	0,636476	0,5291
DF	2,61558	3,21595	0,813316	0,4222
HC2	0,238559	0,495001	0,481937	0,6332
DC2	0,299917	0,539997	0,555404	0,5826
DF2	1,50018	4,06464	0,369081	0,7146
HT*HC	1,43827	0,611118	2,3535	0,0251
HT*DC	-0,963537	0,666705	-1,44522	0,1584
HT*DF	-2,59291	2,53941	-1,02107	0,3151
HC*DC	-1,01672	0,623849	-1,62975	0,1133
HC*DF	-3,04934	2,69073	-1,13328	0,2658
DC*DF	6,82372	1,78412	3,82471	0,0006

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 11 se evidencia que la siguiente variable con un valor -P alto es DF<sup>2</sup> a un valor de 0,7146, la cual se excluirá del modelo.

**Tabla 12.**

*Regresión lineal múltiple de 11 variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3,21516	2,22095	1,44765	0,1574
HC	-2,82662	1,60728	-1,75864	<b>0,0882</b>
DC	0,733113	1,33778	0,548007	0,5875
DF	2,78973	3,13792	0,889038	0,3806
HC2	0,211721	0,482977	0,438366	0,6641
DC2	0,343617	0,519697	0,661188	0,5132
HT*HC	1,38819	0,587772	2,36179	0,0244
HT*DC	-0,994593	0,652386	-1,52455	0,1372
HT*DF	-2,28351	2,36449	-0,965754	0,3414
HC*DC	-0,929218	0,569201	-1,63249	0,1124
HC*DF	-2,73134	2,51441	-1,08627	0,2855
DC*DF	6,68597	1,72093	3,88509	0,0005

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 12 se evidencia que la siguiente variable con un valor -P alto es HC<sup>2</sup> a un valor de 0,6641, la cual se excluirá del modelo.

**Tabla 13.**

*Regresión lineal múltiple de 10 variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3,02534	2,15151	1,40615	0,1690
HC	-2,75127	1,57838	-1,7431	<b>0,0906</b>
DC	0,829426	1,30336	0,636374	0,5289

DF	2,80536	3,09907	0,905227	0,3719
DC2	0,359027	0,512121	0,701059	0,4882
HT*HC	1,57498	0,399875	3,93869	0,0004
HT*DC	-1,05321	0,63067	-1,66999	0,1044
HT*DF	-2,91751	1,84755	-1,57912	0,1238
HC*DC	-0,957846	0,558479	-1,7151	0,0957
HC*DF	-2,03041	1,91662	-1,05937	0,2971
DC*DF	6,90543	1,62622	4,2463	0,0002

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 13 se evidencia que la siguiente variable con un valor -P alto es DC a un valor de 0,5289, la cual se excluirá del modelo.

**Tabla 14.**

*Regresión lineal múltiple de 9 variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Estándar</i>	<i>T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3,99396	1,50723	2,64987	0,0121
HC	-2,86532	1,55439	-1,84337	<b>0,0740</b>
DF	2,70411	3,06778	0,881454	0,3843
DC2	0,537017	0,425227	1,2629	0,2152
HT*HC	1,61548	0,391308	4,12842	0,0002
HT*DC	-1,07987	0,623747	-1,73126	0,0925
HT*DF	-3,03937	1,82145	-1,66865	0,1044
HC*DC	-0,94871	0,553387	-1,71437	0,0956
HC*DF	-2,09421	1,89717	-1,10386	0,2774
DC*DF	7,28653	1,49865	4,86205	0,0000

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 14 se evidencia que la siguiente variable con un valor -P alto es DF a un valor de 0,3843, la cual se excluirá del modelo.

**Tabla 15.**

*Regresión lineal múltiple de 8 variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3,52174	1,40431	2,5078	0,0169
HC	-1,89304	1,09169	-1,73404	<b>0,0917</b>
DC2	0,564159	0,422757	1,33447	0,1907
HT*HC	1,39216	0,297257	4,68334	0,0000
HT*DC	-1,00396	0,615802	-1,63033	0,1120
HT*DF	-2,28657	1,60369	-1,42582	0,1628
HC*DC	-1,06505	0,535702	-1,98814	0,0547
HC*DF	-2,02039	1,88928	-1,0694	0,2922
DC*DF	7,17583	1,48862	4,82047	0,0000

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 15 se evidencia que la siguiente variable con un valor -P alto es HC\*DF (Altura de Copa\* Diámetro del Fuste) a un valor de 0,2922, la cual se excluirá del modelo.

**Tabla 16.**

*Regresión lineal múltiple de 7 variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3,85887	1,37119	2,81425	0,0079
HC	-2,11863	1,07325	-1,97403	<b>0,0561</b>
DC2	0,221924	0,276787	0,801784	0,4279
HT*HC	1,28946	0,281879	4,57452	0,0001
HT*DC	-0,40366	0,253696	-1,59112	0,1203
HT*DF	-3,76348	0,816767	-4,60778	0,0000
HC*DC	-1,39514	0,438706	-3,18013	0,0030
DC*DF	7,18492	1,49156	4,81706	0,0000

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 16 se evidencia que la siguiente variable con un valor -P alto es DC<sup>2</sup> a un valor de 0,4279, la cual se excluirá del modelo.

**Tabla 17.**

*Regresión lineal múltiple de 6 variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3,93611	1,36119	2,89167	0,0064
HC	-2,16278	1,06665	-2,02763	<b>0,0498</b>
HT*HC	1,2123	0,26366	4,59797	0,0000
HT*DC	-0,283203	0,203439	-1,39208	0,1722
HT*DF	-3,79673	0,811768	-4,67711	0,0000
HC*DC	-1,24279	0,393506	-3,15825	0,0032
DC*DF	7,24106	1,48271	4,88368	0,0000

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 17 se evidencia que la siguiente variable con un valor -P alto es HT\*DC (Altura Total\*Diámetro de Copa) a un valor de 0,1722, la cual se excluirá del modelo.

**Tabla 18.**

*Regresión lineal múltiple de 5 variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>	<i>VIF</i>
CONSTANTE	2,07151	0,245362	8,44268	0,0000	-
HC	- 0,701522	0,191778	-3,65798	<b>0,0008</b>	12,875
HT*HC	0,952937	0,188846	5,04611	0,0000	487,434

HT*DF	-3,57271	0,805417	-4,43586	0,0001	630,814
HC*DC	-1,53553	0,336685	-4,56072	0,0001	395,640
DC*DF	6,82752	1,47046	4,64312	0,0000	535,833

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

Para continuar simplificando el modelo en la tabla 18 se observa que el valor -P más alto es 0,0008 que corresponde a HC cumpliendo así que el valor -P sea menor al 0,05; consecuentemente no es recomendable eliminar ninguna variable más del modelo, contrastando que las demás variables independientes presentan valores próximos a 0, aseverando su significancia en el modelo para la predicción de biomasa residual, este modelo se sometió algunos supuestos para su posterior aceptación como son R cuadrado significancia, normalidad, independencia de residuos, homocedasticidad, Factor de Inflación de Varianza según recomienda Olive (2017).

El Factor de Inflación de la Varianza tal como se muestra en la tabla 18 presenta valores por encima de 10, lo que indica multicolinealidad entre las variables independientes, donde su presencia en cualquier grado se puede dar porque no existe información suficiente para estimar de manera precisa los parámetros del modelo lo que incide que 2 variables están muy correlacionadas entre sí (Uriel, 2018), debido a este déficit en la información muestral, una solución sobre la multicolinealidad es seguir eliminando aquella variable que presente un valor alto de VIF hasta realizar su ajuste dentro del rango permitido que es menor a 10, pese a ello la variable a eliminar fue HT\*DF (Altura Total\*Diámetro de Fuste).

**Tabla 19.**

*Regresión lineal múltiple de 4 variables para la estimación de biomasa residual húmeda*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>	<i>VIF</i>
CONSTANTE	2,06908	0,298383	6,93431	0,0000	-



HC	-0,674432	0,233103	-2,89328	0,0062	12,862
HT*HC	0,13041	0,043501 9	2,99779	0,0047	17,490
HC*DC	-0,0528532	0,049180 7	-1,07468	0,2891	5,708
DC*DF	0,324761	0,139899	2,32139	0,0256	3,280

*Nota:* Se muestra la regresión lineal considerando el ajuste del valor VIF. Resultados procesados en STATGRAPHICS

En la tabla 19 se evidencia que las variables presentaron valores -P menores a 0,05 excepto por es HC\*DC (Altura de Copa\*Diámetro de Copa) con valor de 0,2891; no obstante, los datos VIF disminuyeron considerablemente por lo que se procedió con este criterio de eliminación.

**Tabla 20.**

*Resumen Estadístico del primer modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para el aguacate*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>	<i>VIF</i>
CONSTANTE	1,35204	0,195381	6,92	0,0000	-
HC	-0,0594055	0,121208	-0,490112	0,6267	2,889
HC*DC	- 0,00812898	0,051329	-0,15837	0,8750	3,118
DC*DF	0,417989	0,149397	2,79784	0,0079	5,183

*Nota:* Se muestra la regresión lineal considerando el ajuste del valor VIF. Resultados procesados en STATGRAPHICS

En la tabla 20 se evidencia que las variables en su mayoría presentan un valor -P mayor a 0,05 lo que denota que no existe una gran significancia de las variables; pese a ello los datos VIF se ajustaron dentro del rango permitido, denotándose así la obtención del primer modelo matemático de estimación de biomasa residual húmeda del aguacate que presenta un origen de regresión de 1,35204; procedente de la eliminación manual

de variables con el ajuste de mínimos cuadrados ordinarios como se muestra desde la tabla 9 a la 17.

El modelo matemático obtenido se describe bajo la siguiente ecuación:

$$\text{Biomasa (kg)} = 1,35204 - 0,0594055(\text{HC}) - 0,00812898(\text{HC} * \text{DC}) + 0,417989(\text{DC} * \text{DF})$$

**Donde:**

**HC:** Altura de Copa

**HC\*DC:** Altura de Copa\*Diámetro de Copa

**DC\*DF:** Diámetro de Copa\*Diámetro de Fuste

**Tabla 21.**

*Datos de regresión lineal múltiple del primer modelo matemático de predicción de biomasa residual*

<b>Estadístico</b>	<b>Valor</b>
R cuadrada	30,3195%
R cuadrado ajustado	25,0934%
Error estándar del est.	0,123812
Error absoluto medio	0,0908464
Estadístico Durbin-Watson	2,05023

*Nota:* Los criterios principales a considerar son R cuadrada y Estadístico Durbin-Watson. Resultados procesados en STATGRAPHICS.

En la tabla 21 se muestra que el modelo ajustado mediante el estadístico R cuadrado explica que las variables independientes predicen el 30,3195% de la variabilidad de la Biomasa denotándose un ajuste por encima del promedio, sin embargo para una mejor comprensión del ajuste se debe evaluar junto con la gráfica de los residuos y prueba F para determinar si la relación global es estadísticamente significativa como recomienda Zhang (2016). El estadístico R-cuadrado ajustado para los grados de

libertad es más apropiado para comparar modelos con diferentes variables independientes es del 25,0934%, por su parte el error estándar del estimado muestra una desviación estándar de los residuos de 0,123812 y sirve para medir la parte de la variabilidad que no es explicada por la recta de la regresión lo que permite delimitar los valores para futuras observaciones (Vera, 2017).

El error absoluto medio muestra un valor promedio de los residuos de 0,0908464; por último el estadístico Durbin-Watson hace énfasis en determinar si hay alguna correlación significativa entre los residuos a un 95% de nivel de confianza, así el 2,05023 calculado se encuentra dentro del rango 1,5-2,5 en el cual se garantiza la independencia de los residuos según indica Navarro (2018).

**Tabla 22.**

*Análisis de Varianza para el primer modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para aguacate*

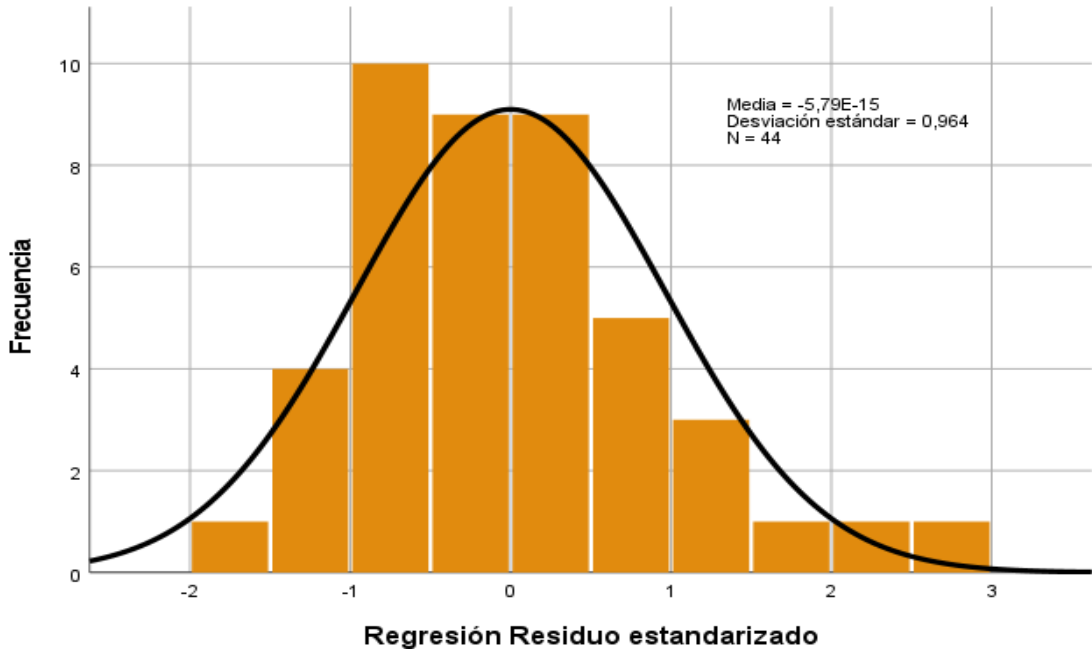
<b>Fuente</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>G.I.</b>	<b>Cuadrado Medio</b>	<b>Razón-F</b>	<b>Valor-P</b>
Modelo	0,266808	3	0,088936	5,80	0,0022
Residuo	0,613181	40	0,0153295		
Total	0,879989	43			

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 22 se observa que el valor -P del modelo es menor a 0,05; concluyendo que existe una relación lineal altamente significativa entre las 3 variables independientes y la variable independiente bajo un nivel de confianza del 95%, adicionalmente se aplica el contraste de hipótesis de significancia global con un F calculado de 5,80 el cual si se compara con F de tabla de 2,839 (Ver Anexo 6), se rechaza la hipótesis nula y nos indica que la pendiente de la recta de la regresión no es 0, así las variables están linealmente relacionadas, por lo existe una diferencia significativa entre ellas, lo cual es predecible dado por el valor  $R^2$  obtenido.

**Figura 19.**

*Histograma de frecuencias del Residuos Estandarizado del modelo 1*

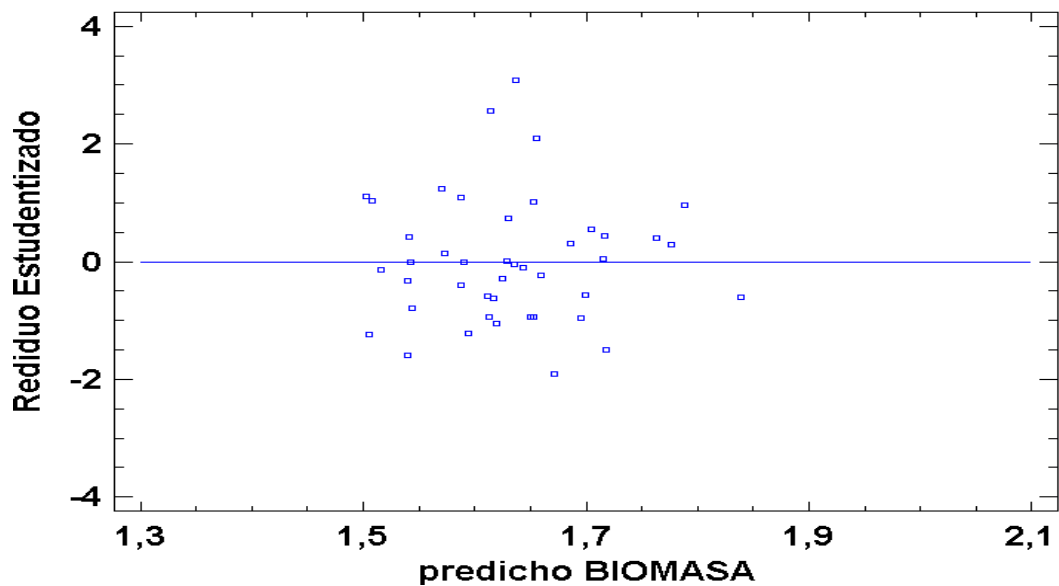


*Nota:* El histograma permite comprobar gráficamente la hipótesis de la normalidad, donde se ve que la distribución es campaniforme. Resultado de Análisis en SPSS.

En la figura 19 se observa el histograma del modelo 1 con una distribución ligeramente sesgada hacia la izquierda en comparación con la distribución normal, la cual tiene una media cercana a 0 y desviación estándar próxima a 1, indicando además una distribución mesocúrtica que describe un comportamiento normal (Rivera, 2019).

**Figura 20.**

*Gráfico de Residuos del primero modelo*



*Nota:* El gráfico muestra el diagrama de dispersión donde no existe ningún patrón de comportamiento de los residuos respecto a la biomasa (Resultado de Análisis en STATGRAPHICS).

En la figura 20 se muestra el gráfico de los residuos del error que se da en el primer modelo donde se evidencia que la nube de puntos presenta una dispersión constante en un rango entre 1,4 y 1,8 kg de biomasa, por lo que el modelo de regresión presenta un buen ajuste en la nube de puntos asumiendo que presenta homocedasticidad, donde se infiere que tal vez exista una relación lineal significativa entre la variable dependiente con las variables independientes, sin embargo la significancia de las variables hacia el modelo son drásticamente bajas por lo que es recomendable no aceptar el modelo obtenido si consideramos los supuestos de un modelo lineal pese a que cumpla los demás supuestos (Paladino, 2017).

### 3.5 Modelo matemático de regresión (Fordware Stepwise Regression)

**Tabla 23.**

*Resumen Estadístico del segundo modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para el aguacate*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>	<i>VIF</i>
CONSTANT	1,23919	0,095907	12,9206	0,0000	-
E		5			
DC*DF	0,346806	0,083196	4,16852	0,0001	1
		3			

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 23 se observa el segundo modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda del aguacate obtenido a partir de la selección paso a paso hacia adelante que presenta un origen de regresión de 1,23919; en esta técnica donde las variables consideradas para la ecuación son aquellas que tienen la mayor correlación positiva o negativa con la variable dependiente hasta cuando no haya variables que cumplan el criterio de entrada (Morales Vallejo, 2012), tras el análisis se mantuvo una sola variable independiente que presenta un valor -P menor a 0,05; aseverando su significancia en el modelo, al cual se someterá a ciertos criterios para su posterior

aceptación. Por otra parte, el Factor de Inflación de la Varianza se encuentra por debajo de 10, lo que indica no hay colinealidad entre variables y cumple satisfactoriamente este supuesto dado que solo existe una relación directa entre 1 variable dependiente con una independiente (Uriel, 2018).

El modelo matemático obtenido se describe bajo la siguiente ecuación:

$$\text{Biomasa (kg)} = 1,23919 - 0,346806(\text{DC} * \text{DF})$$

**Donde:**

**DC\*DF:** Diámetro de Copa\*Diámetro de Fuste

**Tabla 24.**

*Datos de regresión lineal múltiple del segundo modelo matemático de predicción de biomasa residual*

<b>Estadístico</b>	<b>Valor</b>
R cuadrada	29,265%
R cuadrado ajustado	27,5809%
Error estándar del est.	0,121739
Error absoluto medio	0,0930406
Estadístico Durbin-Watson	2,01969

*Nota:* Los criterios principales a considerar son R cuadrada y Estadístico Durbin-Watson. Resultados procesados en STATGRAPHICS.

En la tabla 24 se muestra que el modelo ajustado mediante el estadístico R cuadrado explica que las variables independientes predicen el 29,265% de la variabilidad de la Biomasa denotándose un ajuste bajo, por lo que se debe evaluar junto con la gráfica de los residuos para determinar si la relación es estadísticamente significativa como recomienda Zhang (2016). El estadístico R-cuadrado ajustado para los grados de libertad es más apropiado para comparar modelos con diferentes variables independientes es del 27,5809%, por su parte el error estándar del estimado muestra

una desviación estándar de los residuos de 0,121739 y sirve para medir la parte de la variabilidad que no es explicada por la recta de la regresión lo que permite delimitar los valores para futuras observaciones (Vera, 2017).

El error absoluto medio muestra un valor promedio de los residuos de 0,0930406, por último, el estadístico Durbin-Watson hace énfasis en determinar si hay alguna correlación significativa entre los residuos a un 95% de nivel de confianza, así el 2,01969 calculado se encuentra dentro del rango 1,5-2,5 en el cual se garantiza la independencia de los residuos según indica Navarro (2018).

**Tabla 25.**

*Análisis de Varianza para el segundo modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para aguacate*

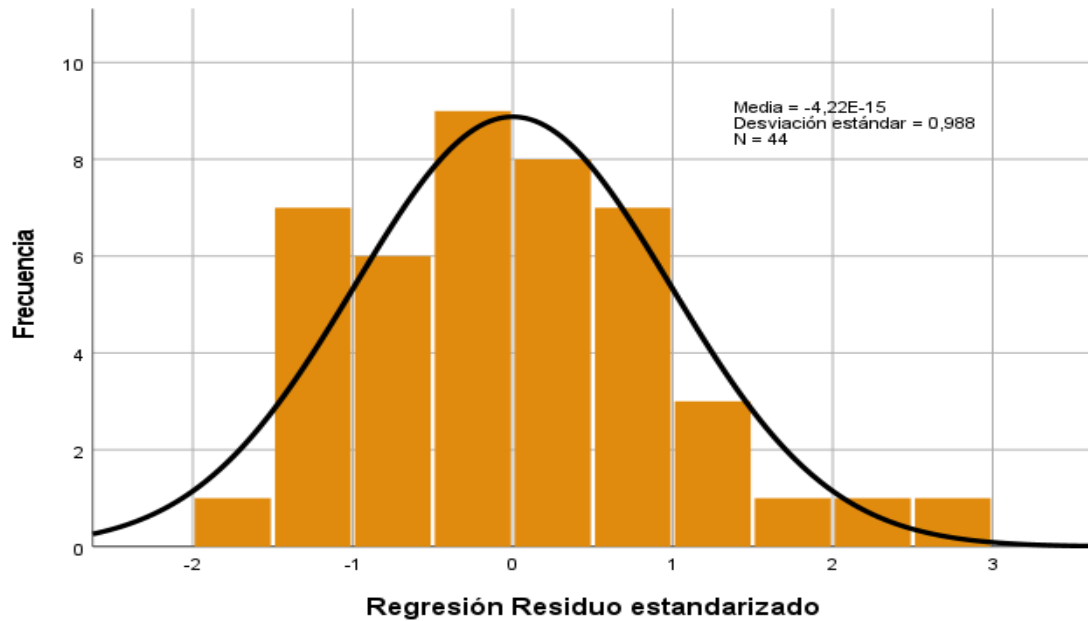
<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	0,257529	1	0,257529	17,38	<b>0,0001</b>
Residuo	0,62246	42	0,0148205		
Total	0,879989	43			

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 25 se observa que el valor -P del modelo es menor a 0,05, concluyendo que existe una relación lineal significativa entre la única variable independiente y la variable dependiente bajo un nivel de confianza del 95%, adicionalmente se aplica el contraste de hipótesis de significancia global con prueba de F donde el F calculado de 17,38 que al compararse con F de tabla de 4,0748 ( ver Anexo 6 ), se rechaza la hipótesis nula y nos indica que la pendiente de la recta de la regresión no es 0, así las variables están linealmente relacionadas, por lo existe una diferencia significativa entre ellas, lo cual es predecible dado por el valor  $R^2$  obtenido.

**Figura 21.**

*Histograma de frecuencias del Residuos Estandarizado del modelo 2*

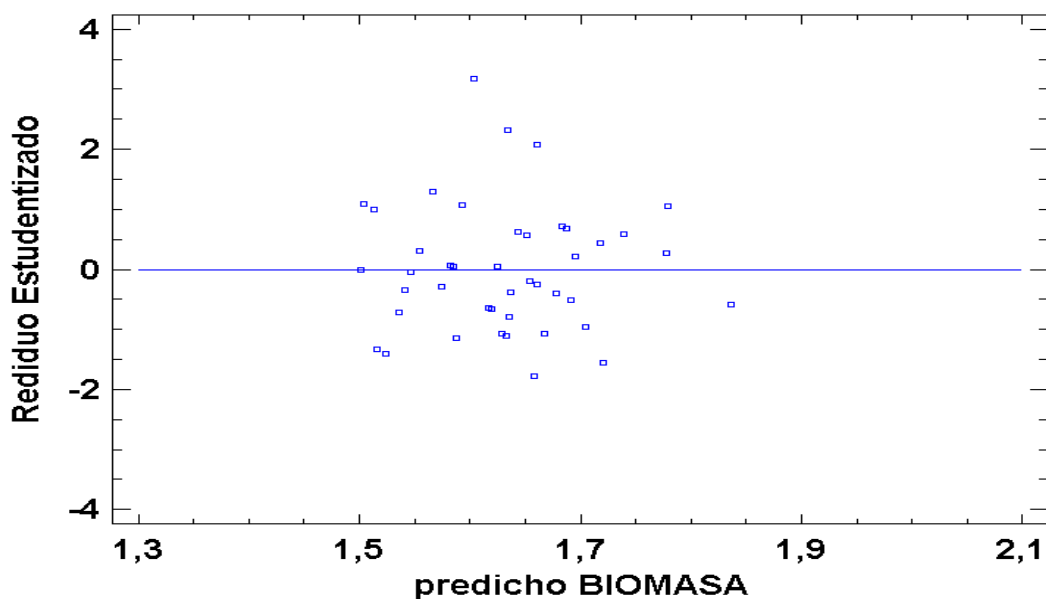


*Nota:* El histograma permite comprobar gráficamente la hipótesis de la normalidad, donde se ve que la distribución es campaniforme. Resultado de Análisis en SPSS.

En la figura 21 se observa el histograma del modelo 2 con una distribución ligeramente sesgada hacia la izquierda en comparación con la distribución normal, la cual tiene una media cercana a 0 y desviación estándar próxima a 1, indicando además una distribución mesocúrtica que describe un comportamiento normal (Rivera, 2019).

**Figura 22.**

*Gráfico de Residuos del segundo modelo*



*Nota:* El gráfico muestra el diagrama de dispersión donde no existe ningún patrón de comportamiento de los residuos respecto a la biomasa (Resultado de Análisis en STATGRAPHICS).



En la figura 22 se muestra el gráfico de los residuos del error que se da en el segundo modelo donde se evidencia que la nube de puntos presenta una dispersión constante en un rango entre 1,45 y 1,75 kg de biomasa, sin embargo, ciertos puntos están solapando otros por lo que es posible que no presente homocedasticidad, donde se infiere que no existe una relación lineal significativa entre la variable dependiente con las variables independientes, concluyendo que no se acepta el modelo obtenido si consideramos los supuestos de un modelo lineal (Paladino, 2017).

### 3.6 Modelo matemático de regresión (Backward Stepwise Regression)

**Tabla 26.**

*Resumen Estadístico del tercer modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para el aguacate*

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación n</i>	<i>Error Estándar r</i>	<i>Estadístico o T</i>	<i>Valor-P</i>	<i>VIF</i>
CONSTANT	2,07151	0,245362	8,44268	0,0000	-
E					
HC	-0,701522	0,191778	-3,65798	0,0008	12,875
HT*HC	0,952937	0,188846	5,04611	0,0000	487,434
HT*DF	-3,57271	0,805417	-4,43586	0,0001	630,814
HC*DC	-1,53553	0,336685	-4,56072	0,0001	395,640
DC*DF	6,82752	1,47046	4,64312	0,0000	535,833

*Resultados procesados en STATGRAPHICS*

En la tabla 26 se observa el tercer modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda del aguacate obtenido a partir de la selección paso a paso hacia atrás que presenta un origen de regresión de 2,07151; en esta técnica donde se introducen todas las variables y se van suprimiendo una a una sino contribuyen a aumentar el coeficiente de determinación hasta llegar al límite del criterio de  $P < 0,05$  tras el análisis

se mantuvo una sola variable independiente que presenta un valor -P menor a 0,05 o menor valor del estadístico T hasta llegar a una situación en que eliminar variables afecte drásticamente la significancia del modelo (Parra, 2016), tras el análisis se mantuvieron 5 variables que presentaron valores-P menores a 0,05; aseverando su significancia en el modelo, al cual se someterá a ciertos criterios para su posterior aceptación (Olive, 2017).

El Factor de Inflación de la Varianza como se muestra en la tabla 26 se encuentra por encima de 10, lo que indica hay multicolinealidad entre variables dado que existe un número elevado de variables independientes, donde cada una de ellas le roba correlación al resto, reduciendo de forma considerable su significancia (Uriel, 2018).

El modelo matemático obtenido se describe bajo la siguiente ecuación:

$$\text{Biomasa (kg)} = 2,07151 - 0,701522(\text{HC}) + 0,952937(\text{HT} * \text{HC}) - 3,57271(\text{HT} * \text{DF}) - 1,53553(\text{HC} * \text{DC}) + 6,82752(\text{DC} * \text{DF})$$

**Donde:**

**HC:** Altura de Copa

**HT\*HC:** Altura Total\*Altura de Copa

**HT\*DF:** Altura Total\* Diámetro de Fuste

**HC\*DC:** Altura de Copa\*Diámetro de Copa

**DC\*DF:** Diámetro de Copa\*Diámetro de Fuste

**Tabla 27.**

*Datos de regresión lineal múltiple del primer modelo matemático de predicción de biomasa residual*

<b>Estadístico</b>	<b>Valor</b>
R cuadrada	62,689%
R cuadrado ajustado	57,7793%

Error estándar del est.	0,0929534
Error absoluto medio	0,0694918
Estadístico Durbin-Watson	2,33851

*Nota:* Los criterios principales a considerar son R cuadrada y Estadístico Durbin-Watson. Resultados procesados en STATGRAPHICS.

En la tabla 27 se muestra que el modelo ajustado mediante el estadístico R cuadrado explica que las variables independientes predicen el 62,689% de la variabilidad de la Biomasa denotándose un ajuste por encima del promedio, sin embargo para una mejor comprensión del ajuste se debe evaluar junto con la gráfica de los residuos y prueba F para determinar si la relación global es estadísticamente significativa como recomienda Zhang (2016). El estadístico R-cuadrado ajustado para los grados de libertad es más apropiado para comparar modelos con diferentes variables independientes es del 57,7793%, por su parte el error estándar del estimado muestra una desviación estándar de los residuos de 0,0929534 y sirve para medir la parte de la variabilidad que no es explicada por la recta de la regresión lo que permite delimitar los valores para futuras observaciones (Vera, 2017).

El error absoluto medio muestra un valor promedio de los residuos de 0,06949189, por último, el estadístico Durbin-Watson hace énfasis en determinar si hay alguna correlación significativa entre los residuos a un 95% de nivel de confianza, así el 2,33851 calculado se encuentra dentro del rango 1,5-2,5 en el cual se garantiza la independencia de los residuos según indica Navarro (2018).

**Tabla 28.**

*Análisis de Varianza para el primer modelo matemático de predicción de biomasa residual húmeda para aguacate*

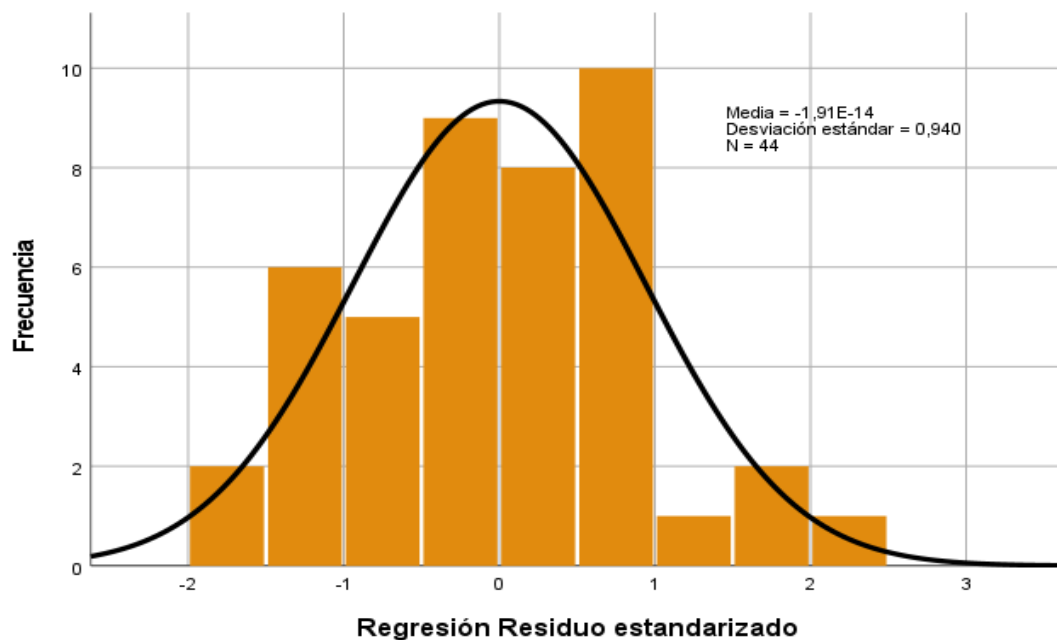
<b>Fuente</b>	<b>Suma de cuadrados</b>	<b>G.I.</b>	<b>Cuadrado Medio</b>	<b>Razón-F</b>	<b>Valor-P</b>
Modelo	0,551656	5	0,110331	12,77	0,0000
Residuo	0,328333	38	0,0086403		
Total	0,879989	43			

Resultados procesados en STATGRAPHICS

En la tabla 28 se observa que el valor -P del modelo es menor a 0,05, concluyendo que existe una relación lineal altamente significativa entre las 5 variables independientes y la variable dependiente bajo un nivel de confianza del 95%, adicionalmente se aplica el contraste de hipótesis de significancia global con un F calculado de 12,77 el cual si se compara con F de tabla de 2,466 (Ver Anexo 6), se rechaza la hipótesis nula y nos indica que la pendiente de la recta de la regresión no es 0, así las variables están linealmente relacionadas, por lo existe una diferencia significativa entre ellas, lo cual es predecible dado por el valor  $R^2$  obtenido.

**Figura 23.**

*Histograma de frecuencias del Residuos Estandarizado del modelo 3*

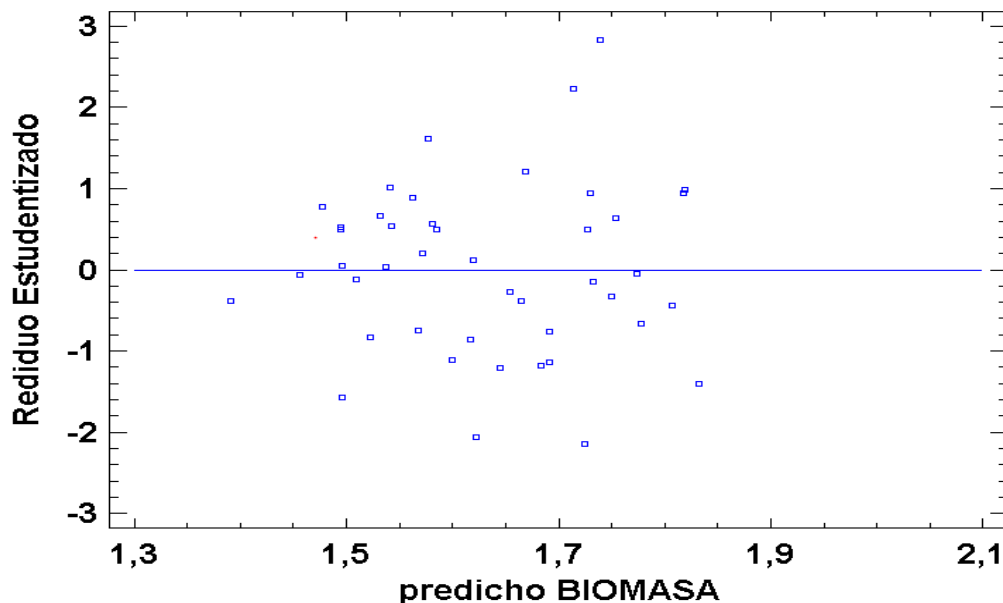


*Nota:* El histograma permite comprobar gráficamente la hipótesis de la normalidad, donde se ve que la distribución es campaniforme. Resultado de Análisis en SPSS.

En la figura 23 se observa el histograma del modelo 3 con una distribución ligeramente sesgada hacia la izquierda en comparación con la distribución normal, la cual tiene una media cercana a 0 y desviación estándar próxima a 1, indicando además una distribución mesocúrtica que describe un comportamiento normal (Rivera, 2019).

**Figura 24.**

*Gráfico de Residuos del tercer modelo*



*Nota:* El gráfico muestra el diagrama de dispersión donde no existe ningún patrón de comportamiento de los residuos respecto a la biomasa (Resultado de Análisis en STATGRAPHICS).

En la figura 24 se muestra el gráfico de los residuos del error que se da en el primer modelo donde se evidencia que la nube de puntos presenta una dispersión constante en un rango entre 1,4 y 1,8 kg de biomasa, por lo que el modelo de regresión presenta un buen ajuste en la nube de puntos asumiendo que presenta homocedasticidad, donde se infiere que existe una relación lineal significativa entre la variable dependiente con las variables independientes, concluyendo que se acepta el modelo obtenido si consideramos los supuestos de un modelo lineal (Paladino, 2017).

### 3.7 Aceptación del Modelo

En la investigación de Montero (2016) para la aceptación del modelo se seleccionó el modelo de mejor ajuste considerando que el valor R cuadrado debe oscilar alrededor del 75% que denota un ajuste satisfactorio, se tomó en cuenta también la prueba de Fisher para un test de significancia global, otra medida de ajuste fue error cuadrático medio (ECM) la cual es práctica para comparar modelos que comparten la misma variable dependiente. En un estudio sobre el ajuste y selección de modelos de predicción de volumen fustal se realizó a partir de la suma de cuadrados del error, el coeficiente de determinación ajustado y su grado de significancia, además de considerar los supuestos de aceptación como independencia de residuos y

homocedasticidad que permitieron validar el modelo para la estimación de la variable dependiente en condiciones físicas similares a la zona de estudio (Antonio et al., 2018).

Después de analizar los 3 modelos obtenidos, se resalta que el modelo 3 cumple la mayoría de los supuestos de aceptación del modelo como son el valor R cuadrado, significancia global, distribución normal, homocedasticidad e independencia de residuos salvo la multicolinealidad, donde este modelo presenta un coeficiente de determinación y un R cuadrado ajustado mayor, por su parte el primer modelo presenta una baja significancia de las variables hacia el modelo respaldado por el valor R cuadrado, pese a que inicialmente era similar al modelo 3, donde los estadísticos se redujeron considerablemente como resultado de la corrección de VIF para cumplir con el criterio de multicolinealidad, mientras que el segundo modelo no cumple con el supuesto de la homocedasticidad, presenta una baja significancia y R cuadrado, concluyendo que se empleó la tercera ecuación de regresión para la validación del modelo matemático de predicción de biomasa residual.

### **3.8 Validación del Modelo Matemático**

Aplicando la ecuación obtenida del modelo matemático aceptado a los 11 datos reservados previamente se obtuvo la validación, para la cual se planteó una hipótesis para garantizar la normalidad de los datos a un nivel de confianza del 95%. Para el contraste de hipótesis se empleó el estadístico Shapiro-Wilk, el cual es aplicable para muestras paramétricas menores a 30 (Romero Saldaña, 2016).

$H_o \rightarrow$  Los datos provienen de una distribución normal

$H_a \rightarrow$  Los datos No provienen de una distribución normal

Consideraciones:

Si el valor-P o sig. es < 0,05; se rechaza  $H_o$

Si el valor-P o sig. es > 0,05; se acepta  $H_o$

### **Tabla 29.**

*Resultado de contraste de hipótesis para normalidad*

-	Estadístico Shapiro-Wilk	G.L.	Sig. (bilateral)
<b>Biomasa medida en el campo</b>	0,956	12	0,725
<b>Biomasa estimada con el modelo matemático</b>	0,887	12	0,108

*Resultados procesados en SPSS*

En la tabla 29 se muestra que el grado de significancia para el modelo obtenido es mayor a 0,05 por lo que aceptamos la hipótesis nula a un 95% de nivel de confianza e inferimos que existe normalidad de los datos.

Para validar el modelo aceptado se realizó una comparación de las medias de muestras pareadas con la prueba estadística T-student, entre los valores obtenidos por mediciones de campo y los valores estimados a partir de variables predictoras, para lo cual se plantea la siguiente hipótesis.

$H_o \rightarrow media = 0$  (existe igualdad de medias)

$H_a \rightarrow media \neq 0$  (no existe igualdad de medias)

Consideraciones:

Si el valor-P o sig. es < 0,05; se rechaza  $H_o$

Si el valor-P o sig. es > 0,05; se acepta  $H_o$

**Tabla 30.**

*Resultado de contraste de hipótesis para comparación de medias*

-	Estadístico t	G.L.	Sig. (bilateral)
<b>Biomasa medida en el campo</b>	-1,638	11	0,130
<b>Biomasa estimada con el modelo matemático</b>			

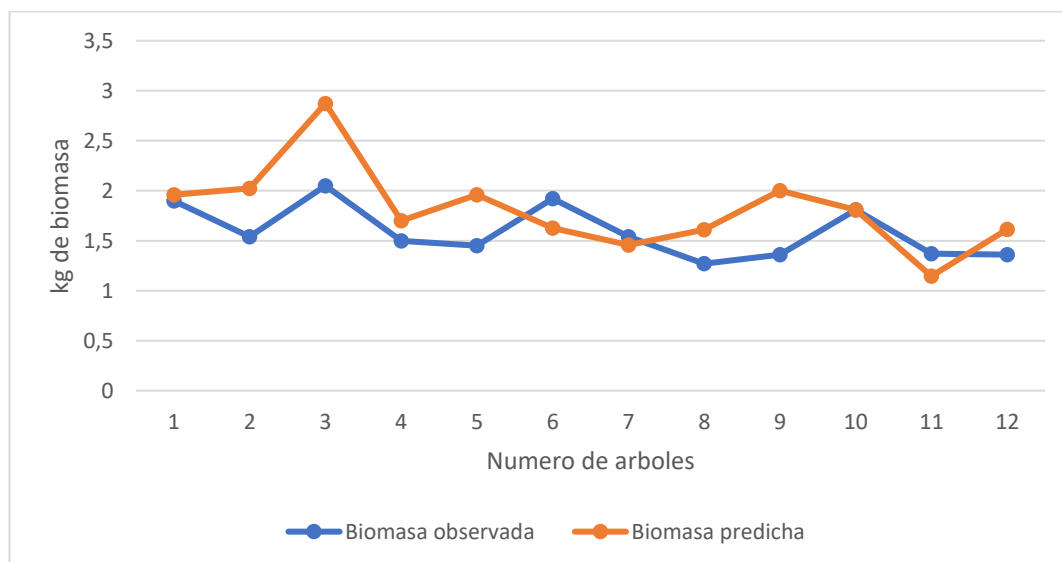
*Resultados procesados en SPSS*

En la tabla 30 se muestra que el grado de significancia para el presente modelo es mayor a 0,05 por lo que no se rechaza la hipótesis nula a un 95% de nivel de confianza e inferimos que existe igualdad en las medias, por lo que se llega a validar y aceptar el modelo obtenido dado que sea el análisis de los datos observados o los datos predichos las medias serán iguales a 0.

### 3.9 Comparación de resultados de la Validación del Modelo

**Figura 25.**

*Comparación entre Biomasa real y Biomasa calculada*



*Nota:* El gráfico representa la relación entre la biomasa real procedente de del pesaje del material orgánico y la biomasa estimada por la ecuación del modelo validado. Resultados procesados en Excel

En la figura 25 se evidencia diversos puntos de dispersión correspondientes a la biomasa residual, donde una provino del pesaje en el campo luego de la poda y la otra de la estimación por medio de variables dendrométricas, así se puede observar que las líneas que describen la variabilidad de biomasa presentan una cierta similitud en su trayectoria salvo por ciertas zonas que son explicadas por la biomasa real corresponde a datos de campo donde existe gran influencia en las mediciones, lo cual hace énfasis que la biomasa real tienen una relación aceptable en la biomasa predicha, siendo esto lógico dado el contraste de hipótesis y el grado de correlación analizado, permitiendo



asi dar por validado el modelo matematico obtenido para la prediccion de biomasa residual humeda para las plantaciones de aguacate.

### 3.10 Depuración del modelo

Según El Productor (2019) en Ecuador los sistemas de plantación comunes son el marco real y el hexagonal, este último fue el más semejante al lugar de muestreo, donde se indica que a una distancia entre árboles 8m x 8m y, en una hectárea se encuentran 179 plantas.

Para depurar el modelo matemático obtenido los datos medidos experimentalmente de la biomasa residual húmeda donde se muestrearon 70 plantas con un promedio de 1,1043 kg de biomasa húmeda por árbol fue relacionado con el número de árboles presentes en una hectárea para determinar los kg de biomasa húmeda residual presentes en esa superficie de manera aproximada.

$$1 \text{ arbol} \rightarrow 1,1043 \text{ kg biomasa húmeda}$$

$$179 \text{ arboles} \rightarrow x \text{ kg biomasa húmeda}$$

$$x \text{ kg biomasa} = \frac{179 \text{ arboles} * 1,1043 \text{ kg biomasa húmeda}}{1 \text{ arbol}}$$

$$x = 197,669 \text{ kg biomasa húmeda}$$

A continuación, se extrapolo la cantidad de biomasa residual húmeda presente en una hectárea con la producción por hectárea de los cultivos de aguacate en el país, que según INIAP en 2018 fueron de 20 99500 kg de aguacate en 4 653 hectáreas, siendo estos los datos más actualizados dado la situación de la pandemia del Covid-19. (Jhonson Joel et al., 2021)

$$1 \text{ hectárea} \rightarrow 197,669 \text{ kg de biomasa húmeda}$$

$$4 \text{ 653hectáreas} \rightarrow x \text{ kg biomasa húmeda}$$

$$x \text{ kg biomasa} = \frac{4.653\text{hectáreas} * 197,669 \text{ kg biomasa humeda}}{1 \text{ hectárea}}$$

$$x = 919\,753,857 \text{ kg biomasa humeda}$$

Como muestra la extrapolación de datos, en Ecuador se puede llegar a obtener 919753,857 kg de biomasa procedente de los cultivos de aguacate, consiguiendo así una representación numérica que permite ratificar la validez del modelo matemático para una población de datos mayor. Además de darnos una idea del potencial biomásico que puede ser aprovechado para brindar un rédito económico adicional a los productores, reduciendo el impacto ambiental generado por la mala disposición de los residuos de poda.

## CAPITULO IV

### CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

#### 4.1 Conclusiones

El proyecto desarrollado permitió modelar matemáticamente la cuantificación y predicción de biomasa residual húmeda por efecto de poda para las plantaciones de *Persea americana* del cantón Patate provincia de Tungurahua, a fin de reducir la cantidad de material orgánico desperdiciado por la actividad agrícola que se le da a esta especie, así como el desaprovechamiento de generar una rentabilidad extra de los mismos, al poder ser usados como una fuente de energía renovable en zonas de productividad donde los alimentos no sean recursos permanentes.

Se realizó un muestreo de campo para recolectar y pesar residuos orgánicos (hojas, ramas) procedentes de la poda de árboles de aguacate en conjunto con la medición de variables dendrométricas ( estimación de las dimensiones de árbol) para detallar la cantidad de biomasa presente, los datos se registrados se examinaron bajo una descripción estadística para garantizar su normalidad mediante la observación del gráfico de cajas y bigotes procesado en STATGRAHPIC, considerando también los valores del sesgo estandarizado y curtosis estandarizada para cada variable descrita.

Los datos observados y normalizados se analizaron en el software estadístico STATGRAPHICS para el desarrollo del modelo matemático de predicción de biomasa residual por efecto de poda procedente de la obtención de una ecuación de regresión lineal múltiple, que permitieron evidenciar descripciones estadísticas, análisis multivariados, correlaciones y gráficos para tener una noción de los parámetros que van estar en el modelo, donde se presentaron ciertas observaciones registradas en las relaciones y gráficos bivariantes respaldados por la correlación de Pearson, que hay que considerar para futuras investigaciones de este campo de estudio, específicamente el diseño del modelo matemático.

Se aplicaron 3 criterios de selección de variables para establecer el mejor ajuste del modelo matemático donde se examinaron las descripciones estadísticas, estimadores de regresión, análisis de varianza, histogramas y gráficos de residuos, que se los comparo y se seleccionó el modelo matemático de predicción de biomasa residual

húmeda por efecto de poda bajo el ajuste de selección paso a paso hacia atrás, el cual cumplió satisfactoriamente los supuestos para la aceptación de un modelo de regresión lineal salvo por la multicolinealidad, esto dado por el número de variables predictoras presentes en la ecuación que al reducirse afectan considerablemente el valor R cuadrado que fue de 62,689%, esto es más evidente al observar los gráficos de las relaciones bivariantes donde gran parte de las variables independientes presentan correlaciones significativas con la biomasa, lo incide en cierto grado con la significancia del modelo.

Se validó el modelo matemático seleccionado mediante el cálculo de biomasa por la ecuación estimada con las variables dendrométricas, la cual se comparó con la biomasa real procedente del peso de los residuos orgánicos de poda, para ello se aplicó dos contrastes de hipótesis a través del software estadístico SPSS, siendo estos la prueba de Shapiro-Wilk y la prueba T-student para muestras relacionadas, siendo la primera para garantizar la normalidad de los datos y la segunda para determinar si la media de las muestras es 0, donde se aceptó la hipótesis nula concluyendo que el modelo es válido y predictivo ya que los datos estimados se ajustan a los reales por lo que no hay diferencia significativa entre la cantidad de biomasa real y la biomasa predicha.

## **4.2 Recomendaciones**

- Se recomienda estudiar el comportamiento del modelo para especies de otra localidad para evaluar el ajuste de este y extender la investigación de modelos matemáticos de predicción de biomasa residual en el país.
- Queda abierta la posibilidad de realizar un análisis de elementos (carbono, hidrógeno y nitrógeno) y estructura (cenizas, humedad, capacidad calorífica) para evidenciar la composición fisicoquímica de la biomasa procedente de poda y determinar su capacidad calorífica como fuente de energía renovable.
- En la toma de muestras es plausible realizar las mediciones en superficie llanas y de manera uniforme, dado que en zonas montañosas aumenta la sensibilidad en la medición de las variables dendrométricas por parte del investigador lo que llega afectar en cierto grado la obtención del modelo matemático.

- Es necesario dar prioridad en los supuestos de aceptación del modelo, dado que algunos llegan a ser más relevantes que otros como es el caso de la significancia, el coeficiente de determinación y la normalidad, pese a ello no se debe mitigar los demás sino dar una interpretación correcta a los resultados obtenidos.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguilar, D. (2019). Determinación del potencial energético de la biomasa residual de cultivos de banano en el cantón Machala, El Oro, Ecuador. *Universidad Politecnica Salesiana*, 1–45. <https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/18090>
- Álvarez, E. (2018). *Cultivo del aguacate (Persea americana Miller)*. 1–27.
- Antonio, R. T., Cárdenas, M. G., Rodríguez, E. A., Calderón, O. A. A., & Pérez, J. J. (2018). Selection and adjustment of mathematical models to predict the stem volume of *Tectona Grandis* L. F. in Nuevo Urecho, Michoacan, Mexico. *Madera Bosques*, 24(3). <https://doi.org/10.21829/myb.2018.2431544>
- Arias, J., Castillo, S., Madera, L., Pilaquinga, P., Suarez, S., Suarez, H., & Vaca, I. (2015). *Buenas Practicas Agricolas para Aguacate* (Suizo).
- Behling, A., Netto, S. P., Sanquetta, C. R., Corte, A. P. D., Affleck, D. L. R., Rodrigues, A. L., & Behling, M. (2018). Critical analyses when modeling tree biomass to ensure additivity of its components. *Anais Da Academia Brasileira de Ciencias*, 90(2), 1759–1774. <https://doi.org/10.1590/0001-3765201820170684>
- Borja, M. (2018). *Aprovechamiento de la biomasa para uso energetico* (Reverte, S).
- Callejo López, J. A., León Cívico, F. de S. M., Montilla León, V. M., Sanz Pagés, A., Parra Heras, T., & Cáceres Clavero, F. (2008). *Potencial energético de la biomasa residual agrícola y ganadera en Andalucía*. July, 98. <http://www.cap.junta-andalucia.es/agriculturaypesca/portal/export/sites/default/comun/galerias/galeriaDescargas/cap/servicio-estadisticas/Estudios-e-informes/historico/metodologia-y-documentos-de-apoyo/biomasa.pdf>
- Cancino, J. (2012). *Dendrometría Básica en la estimacion de Biomasa*. 1–171.
- Chave, J., Andalo, C., Brown, S., Cairns, M.A., Chambers, J.Q., Eamus, D., Fölster, H., Fromard, F., Higuchi, N., Kira, T., Lescure, J. P., Nelson, B.W., Ogawa, H., Puig, H., Riéra, B., & Yamakura, T. (2005). Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*, 145(1), 87-99. doi: 10.1007/s00442-005-0100-x

- Chirivella, V. (2019). Hipótesis en el modelo de regresión lineal por Mínimos Cuadrados Ordinarios. *Univeridad Politécnica de Valencia*, 8. [https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/53302/Hip%F3tesis en el modelo de regresi%F3n lineal por M%EDnimos Cuadrados Ordinarios.pdf?sequence=1](https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/53302/Hip%F3tesis%20en%20el%20modelo%20de%20regresi%F3n%20lineal%20por%20M%EDnimos%20Cuadrados%20Ordinarios.pdf?sequence=1)
- Cruz, J. C. C., & Ramírez, M. A. (2020). Additive equations for estimating aboveground biomass of *Pinus cembroides* Zucc. *Madera y Bosques*, 26(1). <https://doi.org/10.21829/MYB.2020.2611821>
- Dong, L., Zhang, L., & Li, F. (2014). A compatible system of biomass equations for three conifer species in Northeast, China. *Forest Ecology and Management*, 329, 306–317. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2014.05.050>
- Eker, M., Poudel, K. P., & Özçelik, R. (2017). Aboveground biomass equations for small trees of brutian pine in Turkey to facilitate harvesting and management. *Forests*, 8(12), 477–477. <https://doi.org/10.3390/f8120477>
- El Productor. (2019). *Diseños y marcos de plantación para el cultivo de Aguacate Hass | Noticias Agropecuarias*. <https://elproductor.com/2019/08/disenos-y-marcos-de-plantacion-para-el-cultivo-de-aguacate-hass/>
- Estornell, J., Ruiza, L., Velázquez, B., López, I., Salazar, D., & Fernández, A. (2015). Estimation of pruning biomass of olive trees using airborne discrete-return LiDAR data. *Biomass and Bioenergy*, 315-321.
- Fernández-Puratich, H., & Oliver-Villanueva, J. V. (2014). Cuantificación de biomasa y valor energético de renovales de *Quercus ilex* en condiciones mediterráneas. *Bosque*, 35(1), 65–74. <https://doi.org/10.4067/S0717-92002014000100007>
- Fernández S., P., & Pértega Díaz, S. (1997). Investigación: relación entre variables cuantitativas. *Cad Atención Primaria.*, 4, 141–144. [http://desarrollo.fisterra.com/mbe/investiga/var\\_cuantitativas/var\\_cuantitativas2.pdf](http://desarrollo.fisterra.com/mbe/investiga/var_cuantitativas/var_cuantitativas2.pdf)
- Franklin, J., Castro, E., Rodríguez, J. E., Karina, M., Torrado, A., Milena, S., & Sierra, C. (2018). Sobre el uso adecuado del coeficiente de correlación de Pearson: definición, propiedades y suposiciones. *Archivos Venezolanos de Farmacología y Terapéutica*, 37(5), 587–595.

- Freire, J. (2020). *ESTUDIO DEL AGUACATE (HASS) PRODUCIDO EN EL CANTON PATATE, PROVINCIA DE TUNGURAHUA Y SU MANUFACTURACIÓN CON VALOR AGREGADO*.
- Garcia, M. E. (2019). *Modelado matemático para la predicción de biomasa residual del café*. Universidad De Bolivar-Ecuador.
- Gonzales, N. (2001). *Ajuste y Validacion de Modelos para Estimar Biomasa y Crecimiento de Biomasa en plantaciones forestales del Estado de Durango Mexico*. Universidad Autonoma de Nueo Leon.
- Guangyi, M., Yujun, S., & Saeed, S. (2017). Models for Predicting the Biomass of Cunninghamialanceolata Trees and Stands in Southeastern China. *PLoS ONE*, 12(1). <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0169747>
- Herguedas, A., Taranco, C., Rodríguez, E., & Paniagua, P. (2012). Biomasa, Biocombustibles Y Sostenibilidad. *Transbioma*, 13(2), 105–109.
- Hynynen, J. (2011). Conceptos básicos para la modelación del crecimiento forestal. *Recursos Naturales Y Ambiente*, (64), 22– 27.
- Intagri. (2017). *La Poda en el Cultivo de Aguacate*. Artículos Técnicos de INTAGRI, Serie Frutales Núm.28, pág. 3-4. Obtenido el 27 de septiembre del 2021 de: <https://www.intagri.com/articulos/frutales/la-poda-en-el-cultivo-de-aguacate>
- Instituto Nacional Autónomo de Investigaciones Agropecuarias Ecuador. (2019). INIAP evalúa cultivo de aguacate –. <https://www.agricultura.gob.ec/iniap-evalua-cultivo-de-aguacate/>
- Jhonson Joel, Á. F., Víctor Javier, G. M., & Héctor, C. R. (2021). Análisis de la producción de aguacate en el Ecuador y su exportación a mercados internacionales en el periodo 2008 al 2018. *Revista Metropolitana de Ciencias Aplicadas*, 4, 164–172.
- Kishurim, Tecnice, Tecnimat, Griduc, Gidsaw, Cognitek. (2013). *El modelamiento matemático en la formación del ingeniero*. Bogotá: Ediciones Fundación Universidad Central.
- Marin, J. (2004). Medidas descriptivas. *Media*, 1–9.



[http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/EstCCPP/MedidasDe scriptivas.pdf](http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/EstCCPP/MedidasDe%20scriptivas.pdf)

Martí, B. V. (2018). *CARACTERIZACIÓN COMPLETA DE LOS RESIDUOS DE PODA DEL ÁRBOL DEL LECHERO COMO MATERIA PRIMA PARA BIOCMBUSTIBLE*. UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE VALENCIA.

Montero, R. (2016). Modelos de regresión lineal múltiple. *Documentos de Trabajo En Economía Aplicada*, 60. [https://www.ugr.es/~montero/matematicas/regresion\\_lineal.pdf](https://www.ugr.es/~montero/matematicas/regresion_lineal.pdf)

Moral, I. (2016). Modelos de regresión: Lineal simple y regresión logística. *Revista Seden*, 14, 195–214. <https://www.revistaseden.org>

Morales, A. (2019). GENERACIÓN DE UN MODELO MATEMÁTICO PARA LA ESTIMACIÓN DE BIOMASA Y CUANTIFICACIÓN DE CARBONO EN PLANTACIONES DE SAN JUAN (*Vochysia guatemalensis* Donnell-Smithii). In *Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53, Issue 9). <http://recursosbiblio.url.edu.gt/tesiseortiz/2017/06/22/Morales-Gerson.pdf>

Morales Vallejo, P. (2012). Correlación y regresión , simple y múltiple. *Apuntes de Facultad de Ciencias Humanas y Sociales. UP Comillas*, 24.

Navarro, A. (2018). *Modelo para la estimación de la capacidad*. 2–5.

Olive, D. J. (2017). Linear regression. In *Linear Regression*. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-55252-1>

Paladino, M. (2017). *Modelo lineales con R*. [https://www.institutomora.edu.mx/testU/SitePages/martinpaladino/modelos\\_lineales\\_con\\_R.html](https://www.institutomora.edu.mx/testU/SitePages/martinpaladino/modelos_lineales_con_R.html)

Parra, F. (2016). *Documentos Técnicos. Curso de Estadística con R*. 137.

Patiño, P. (2014). *BIOMASA: ESTUDIO DE FACTIBILIDAD PARA IMPLEMENTAR UN SISTEMA DE GENERACIÓN DE ENERGÍA A PARTIR DE RESIDUOS VEGETALES*. UNIVERSIDAD DE SANTANDER-BUCARAMANGA.

Pérez-Arévalo, J. J., Callejón-Ferre, A. J., Velázquez-Martí, B., & Suárez-Medina, M. D. (2015). Prediction models based on higher heating value from the elemental

- analysis of neem, mango, avocado, banana, and carob trees in Guayas (Ecuador). *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 7(5).  
<https://doi.org/10.1063/1.4934593>
- Pérez-Planells, L., Delegido, J., Rivera-Caicedo, J. P., & Verrelst, J. (2015). Análisis de métodos de validación cruzada para la obtención robusta de parámetros biofísicos. *Revista de Teledetección*, 2015(44), 55–65.  
<https://doi.org/10.4995/raet.2015.4153>
- Porrás, J. (2019). Plan de negocios para la creación de una empresa exportadora de aguacate variedad Hass hacia el mercado holandés. (Tesis de grado). Pontificia Universidad Católica del Ecuador.
- Quiñonez-Barraza, G., Zhao, D., de los Santos-Posadas, H. M., Santiago-García, W., Tamarit-Urias, J. C., & Nájera-Luna, J. A. (2019). Sistema compatible de ahusamiento, volumen, peso verde, biomasa y concentración de carbono para *Quercus sideroxyla* Bonpl. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente* ,25(1), 49-69. doi: 10.5154/r.rchscfa.2018.06.05
- Revelo, C & Sisalema, L. (2016). *Facultad de ingeniería y ciencias agropecuarias determinación de los períodos fenológicos de dos variedades de aguacate* (.
- Rivera, S. L. (2019). *Universidad Nacional Autónoma De México*. 4–6.  
[http://www.novapdf.com/%0Ahttp://www.geocities.com/alaro2001/espanyol/historia\\_cast.htm.4www.epec.com.ar/PaginaOficial2/docs/.../fichaguerra\\_ctes.pdf](http://www.novapdf.com/%0Ahttp://www.geocities.com/alaro2001/espanyol/historia_cast.htm.4www.epec.com.ar/PaginaOficial2/docs/.../fichaguerra_ctes.pdf)  
<http://www.ptolomeo.unam.mx:8080/jspui/bitstream/132.248.52.100/1439/1/tesis.pdf>
- Romahn-De La Vega, C. F., & Ramírez-Maldonado, H. (2010). Dendrometría [Universidad Autónoma Chapingo]. In *Universidad Autónoma de Chapingo-Division de Ciencias Forestales*.  
<http://www.chapingo.mx/dicifo/publicaciones/dendrometria.pdf>
- Romero, A. (2010). Aprovechamiento De La Biomasa Como Fuente De Energía Alternativa a Los Combustibles Fósiles. *Cienc.Exact.Fís.Nat. (Esp)*, 104(2), 331–345. <http://www.rac.es/ficheros/doc/00979.pdf>
- Romero Saldaña, M. (2016). Pruebas de bondad de ajuste a una distribución normal.

*Enfermería Del Trabajo*, 6(3), 105–114.

- Saha, C., Mahmood, H., Nayan, S. N. S., Siddique, M. R. H., Abdullah, S. M. R., Islam, S. M. Z., Iqbal, M. Z., & Akhter, M. (2021). Allometric biomass models for the most abundant fruit tree species of Bangladesh: A Non-destructive approach. *Environmental Challenges*, 3(December 2020), 100047. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100047>
- Temesgen, H., Affleck, D., Poudel, K., Gray, A., & Sessions, J. (2015). A review of the challenges and opportunities in estimating above ground forest biomass using tree-level models. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 30(4), 326–335. <https://doi.org/10.1080/02827581.2015.1012114>
- Trautenmüller, J. W., Péllico Netto, S., Balbinot, R., Watzlawick, L. F., Dalla Corte, A. P., Sanquetta, C. R., & Behling, A. (2021). Regression estimators for aboveground biomass and its constituent parts of trees in native southern Brazilian forests. *Ecological Indicators*, 130(October 2020). <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.108025>
- Uriel. (2018). *Multicolinealidad Planteamiento. Figura 1*, 1–8.
- Vargas-Moreno, J. M., Callejón-Ferre, A. J., Pérez-Alonso, J., & Velázquez-Martí, B. (2012). A review of the mathematical models for predicting the heating value of biomass materials. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(5): 3065-83. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.02.054>
- Velázquez-Martí, B., Estornell, J., López-Cortés, I., & Martí-Gavilá, J. (2012). Calculation of biomass volume of citrus trees from an adapted dendrometry. *Biosystems Engineering*, 112(4), 285–292. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2012.04.011>
- Velázquez-Martí B., Armengot-Carbó B., Gaibor Chávez J., Pérez Pacheco S. 2016a. *Estudio de viabilidad de la utilización de residuos agrícolas para uso energético en San Simón y San Lorenzo de la provincia de Bolívar (Ecuador)*. Ed. Universidad Politécnica de Valencia. 455 pp
- V. P. Mohan Chandra and P. Talukdar (2010). “Three dimensional numerical modeling of simultaneous heat and moisture transfer in a moist object subjected

to convective drying”, *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 53, pp. 4638-4650.

Vera, G. (2017). Pruebas de bondad de ajuste. *Universidad Autónoma Del Estado de Hidalgo*, x, 13 pp.

Villalba Vidales, J. A., & Arzola De La Peña, N. (2015). Modelos matemáticos y experimentales sobre el secado de biomasa. *Ingeniería y Desarrollo. Universidad Del Norte*, 33(2), 301–330. <http://dx.doi.org/10.14482/inde.33.2.5674>

Zhang, D. (2016). *ACCEPTED MANUSCRIPT A Coefficient of Determination for Generalized Linear Models*. 1–20.

## ANEXOS

### ANEXO 1

#### Ecuación de Regresión Lineal

$$\gamma_i = (\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n) + e_i$$

Donde:

$\gamma_i$ : variable dependiente

$X_1$ : variables independientes

$\beta_0$ : constante cuando las variables independientes son cero

$\beta_i$ : coeficiente parcial de regresión que indica la relación entre  $Y_i$  y  $X_i$

$e$ : error poblacional presente en el modelo, la cual no es observable

### ANEXO 2

#### Variables Dendrométricas

**Tabla 30.**

*Definición de variables de estudio*

<b>Variabes originales</b>	<b>Variabes cuadráticas</b>	<b>Combinación de las variables originales</b>
altura total de la planta (HP)	$HP^2$	HP*HC HP*HF HP*DF HP*DC
altura de copa (HC)	$HC^2$	HC*HF HC*DF HC*DC
altura del fuste (HF)	$HF^2$	HF*DF HF*DC
diámetro de fuste (DF)	$DF^2$	DF*DC
diámetro de copa (DC)	$DC^2$	-

*Fuente: Elaboración Propia*

### ANEXO 3

#### Segunda Normalización de las Variables Dendrométricas

**Tabla 31.**

*Resumen Estadístico del análisis multivariado de la segunda normalización de datos*

<b>Estadísticos</b>	<b>HT</b>	<b>HC</b>	<b>DC</b>	<b>DF</b>	<b>HT2</b>	<b>HC2</b>
Recuento	44	44	44	44	44	44
Promedio	3,52955	2,57841	1,91273	0,58954	12,5556	6,7169
Desviación Estándar	0,31647	0,26521	0,20127	0,08556	2,22967	1,3578
Coefficiente de Variación	%	%	%	%	%	%
Mínimo	2,9	2,02	1,52	0,42	8,41	4,0804
Máximo	4,1	3,11	2,4	0,8	16,81	9,6721
Rango	1,2	1,09	0,88	0,38	8,4	5,5917
Sesgo Estandarizado	-	-	0,28984	0,72755	0,25492	0,1007
Curtosis Estandarizada	-	-	-	-	-1,0142	-0,7645

*Continuación*

<b>Estadísticos</b>	<b>DC2</b>	<b>DF2</b>	<b>HT*HC</b>	<b>HT*DC</b>	<b>HT*DF</b>	<b>HC*DC</b>
Recuento	44	44	44	44	44	44
Promedio	3,69811	0,354718	9,16744	6,78311	2,09775	4,94792
Desviación Estándar	0,77574	0,103149	1,65723	1,16169	0,442039	0,837447
Coefficiente de Variación	%	%	%	%	%	%
Mínimo	2,3104	0,1764	5,974	4,929	1,218	3,5775
Máximo	5,76	0,64	12,382	9,72	3,28	6,648
Rango	3,4496	0,4636	6,408	4,791	2,062	3,0705
Sesgo Estandarizado	0,99847	1,63855	-0,06337	1,13095	0,610211	0,712094
Curtosis Estandarizada	-0,01384	0,166213	-1,17384	-0,39248	0,051372	-1,06077

Continuación

Estadísticos	HC*DF	DC*DF	BIOMASA
Recuento	44	44	44
Promedio	1,53478	1,13148	1,63159
Desviación Estándar	0,343743	0,223148	0,143055
Coefficiente de Variación	22,3969%	19,7217%	8,76785%
Mínimo	0,8652	0,7568	1,36
Máximo	2,416	1,72	1,95
Rango	1,5508	0,9632	0,59
Sesgo Estandarizado	0,710625	0,926484	0,965182
Curtosis Estandarizada	-0,184068	0,0360688	-0,428114

Nota: El sesgo estandarizado y curtosis estandarizada se encuentra dentro del rango lo indica normalidad en los datos. Resultados procesados en STATGRAPHICS.

## ANEXO 4

### Captura de pantalla de la obtención de un modelo matemático bajo tres ajustes diferentes (MCO, Selección hacia adelante, Selección hacia atrás)

The screenshot displays the 'Opciones Regresión Múltiple' dialog box in the STATGRAPHICS software. The background shows a data table with columns labeled HT, HC, DC, DF, HT2, HC2, DC2, and DF2. The dialog box is open, showing the following settings:

- Procedimiento Ajuste:**
  - Mínimos Cuadrados Ordinarios
  - Selección paso a paso hacia adelante
  - Selección paso a paso hacia atrás
  - Optimización Box-Cox
  - Optimización Cochrane-Orcutt
- Transformaciones:**
  - Potencia: 1,0
  - Sumando: 0
  - Autocorrelación: 0
- Regresión paso a paso:**
  - Constante en Modelo
  - Criterio de selección:**
    - Razón-F
    - Valor-P
  - Máx. Pasos:** 50
  - Mostrar todos los pasos

Buttons for 'Aceptar', 'Cancelar', and 'Ayuda' are visible in the dialog box.

## ANEXO 5

### Captura de pantalla del modelo matemático para la predicción de biomasa residual bajo el ajuste MCO con el software STATGRAPHICS

Regresión Múltiple - BIOMASA

**Regresión Múltiple - BIOMASA**  
 Variable dependiente: BIOMASA  
 Variables independientes:  
 HC  
 HT\*HC  
 HT\*DF  
 HC\*DC  
 DC\*DF

Parámetro	Error		Estadístico	
	Estimación	Estándar	T	Valor-P
CONSTANTE	2,07151	0,245362	8,44268	0,0000
HC	-0,701522	0,191778	-3,65798	0,0008
HT*HC	0,952937	0,188846	5,04611	0,0000
HT*DF	-3,57271	0,805417	-4,43586	0,0001
HC*DC	-1,53553	0,336685	-4,56072	0,0001
DC*DF	6,82752	1,47046	4,64312	0,0000

**Análisis de Varianza**

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	0,551656	5	0,110331	12,77	0,0000
Residuo	0,328333	38	0,00864033		
Total (Corr.)	0,879989	43			

R-cuadrada = 62,689 por ciento  
 R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 57,7797 por ciento  
 Error estándar del est. = 0,0929534  
 Error absoluto medio = 0,0694918  
 Estadístico Durbin-Watson = 2,33851 (P=0,8404)  
 Autocorrelación de residuos en retraso 1 = -0,185772

**El StatAdvisor**  
 La salida muestra los resultados de ajustar un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre BIOMASA y 5 variables independientes.  
 La ecuación del modelo ajustado es

BIOMASA = 2,07151 - 0,701522\*HC + 0,952937\*HT\*HC - 3,57271\*HT\*DF - 1,53553\*HC\*DC + 6,82752\*DC\*DF

## ANEXO 6

### Ejemplo del Contraste de significancia global

- Formulación de hipótesis para el ajuste de Selección paso hacia atrás:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k \text{ o que la pendiente} = 0$$

$$H_a: \beta_1 \neq \beta_2 \neq \dots \neq \beta_k \text{ o que la pendiente} \neq 0$$

- Estadístico experimental:

$$F_{exp}: \frac{\frac{SCE}{k-1}}{\frac{SCR}{n-k}} = \frac{0,110331}{0,0086403} = 12,77$$



- Estadístico teórico (los valores de F están en el Anexo 7):

$$F_{teo} = F(v1; v2; \alpha)$$

$$F_{teo} = F(k - 1; n - k; \alpha)$$

$$F_{teo} = F(5; 38; 0,95)$$

- Extrapolación de  $v2$

$$F_{38} = \frac{(F_{40} - F_{30})(40 - 38)}{40 - 30} - F_{40}$$

$$F_{38} = \frac{(2,449 - 2,534)(40 - 38)}{40 - 30} - 2,449$$

$$F_{38} = 2,466$$

- Decisión:

Si  $F_{exp} > F_{teo}$ : se rechaza la  $H_o$

**Tabla 32.**

*Prueba de Fisher para los ajustes del modelo de predicción de biomasa residual*

<b>Tipo de Ajuste</b>	<b><math>F_{exp}</math></b>	<b><math>F_{teo}</math></b>	<b>Decisión</b>
Mínimos Cuadrados Ordinarios	5,80	2,839	Rechazar $H_o$
Selección paso a paso hacia adelante	17,38	4,0748	Rechazar $H_o$
Selección paso a paso hacia atrás	12,77	2,466	Rechazar $H_o$

*Nota:* La hipótesis nula demuestra que no existe significancia global entre variables y la hipótesis alternativa demuestra que existe significancia global Adaptado de Parra (2016).

## ANEXO 7

### Valores F de la distribución de Fisher

$1 - \alpha = 0.95$

$v_1$  = grados de libertad del numerador

$1 - \alpha = P ( F \leq f_{\alpha, v_1, v_2} )$

$v_2$  = grados de libertad del denominador

$v_2 \backslash v_1$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	161.446	199.499	215.707	224.583	230.160	233.988	236.767	238.884	240.543	241.882	242.981	243.905	244.690	245.363	245.949	246.466	246.917	247.324	247.688	248.016
2	18.513	19.000	19.164	19.247	19.296	19.329	19.353	19.371	19.385	19.396	19.405	19.412	19.419	19.424	19.429	19.433	19.437	19.440	19.443	19.446
3	10.128	9.552	9.277	9.117	9.013	8.941	8.887	8.845	8.812	8.785	8.763	8.745	8.729	8.715	8.703	8.692	8.683	8.675	8.667	8.660
4	7.709	6.944	6.591	6.388	6.256	6.163	6.094	6.041	5.999	5.964	5.936	5.912	5.891	5.873	5.858	5.844	5.832	5.821	5.811	5.803
5	6.608	5.786	5.409	5.192	5.050	4.950	4.876	4.818	4.772	4.735	4.704	4.678	4.655	4.636	4.619	4.604	4.590	4.579	4.568	4.558
6	5.987	5.143	4.757	4.534	4.387	4.284	4.207	4.147	4.099	4.060	4.027	4.000	3.976	3.956	3.938	3.922	3.908	3.896	3.884	3.874
7	5.591	4.737	4.347	4.120	3.972	3.866	3.787	3.726	3.677	3.637	3.603	3.575	3.550	3.529	3.511	3.494	3.480	3.467	3.455	3.445
8	5.318	4.459	4.066	3.838	3.688	3.581	3.500	3.438	3.388	3.347	3.313	3.284	3.259	3.237	3.218	3.202	3.187	3.173	3.161	3.150
9	5.117	4.256	3.863	3.633	3.482	3.374	3.293	3.230	3.179	3.137	3.102	3.073	3.048	3.025	3.006	2.989	2.974	2.960	2.948	2.936
10	4.965	4.103	3.708	3.478	3.326	3.217	3.135	3.072	3.020	2.978	2.943	2.913	2.887	2.865	2.845	2.828	2.812	2.798	2.785	2.774
11	4.844	3.982	3.587	3.357	3.204	3.095	3.012	2.948	2.896	2.854	2.818	2.788	2.761	2.739	2.719	2.701	2.685	2.671	2.658	2.646
12	4.747	3.885	3.490	3.259	3.106	2.996	2.913	2.849	2.796	2.753	2.717	2.687	2.660	2.637	2.617	2.599	2.583	2.568	2.555	2.544
13	4.667	3.806	3.411	3.179	3.025	2.915	2.832	2.767	2.714	2.671	2.635	2.604	2.577	2.554	2.533	2.515	2.499	2.484	2.471	2.459
14	4.600	3.739	3.344	3.112	2.958	2.848	2.764	2.699	2.646	2.602	2.565	2.534	2.507	2.484	2.463	2.445	2.428	2.413	2.400	2.388
15	4.543	3.682	3.287	3.056	2.901	2.790	2.707	2.641	2.588	2.544	2.507	2.475	2.448	2.424	2.403	2.385	2.368	2.353	2.340	2.328
16	4.494	3.634	3.239	3.007	2.852	2.741	2.657	2.591	2.538	2.494	2.456	2.425	2.397	2.373	2.352	2.333	2.317	2.302	2.288	2.276
17	4.451	3.592	3.197	2.965	2.810	2.699	2.614	2.548	2.494	2.450	2.413	2.381	2.353	2.329	2.308	2.289	2.272	2.257	2.243	2.230
18	4.414	3.555	3.160	2.928	2.773	2.661	2.577	2.510	2.456	2.412	2.374	2.342	2.314	2.290	2.269	2.250	2.233	2.217	2.203	2.191
19	4.381	3.522	3.127	2.895	2.740	2.628	2.544	2.477	2.423	2.378	2.340	2.308	2.280	2.256	2.234	2.215	2.198	2.182	2.168	2.155
20	4.351	3.493	3.098	2.866	2.711	2.599	2.514	2.447	2.393	2.348	2.310	2.278	2.250	2.225	2.203	2.184	2.167	2.151	2.137	2.124
21	4.325	3.467	3.072	2.840	2.685	2.573	2.488	2.420	2.366	2.321	2.283	2.250	2.222	2.197	2.176	2.156	2.139	2.123	2.109	2.096
22	4.301	3.443	3.049	2.817	2.661	2.549	2.464	2.397	2.342	2.297	2.259	2.226	2.198	2.173	2.151	2.131	2.114	2.098	2.084	2.071
23	4.279	3.422	3.028	2.796	2.640	2.528	2.442	2.375	2.320	2.275	2.236	2.204	2.175	2.150	2.128	2.109	2.091	2.075	2.061	2.048
24	4.260	3.403	3.009	2.776	2.621	2.508	2.423	2.355	2.300	2.255	2.216	2.183	2.155	2.130	2.108	2.088	2.070	2.054	2.040	2.027
25	4.242	3.385	2.991	2.759	2.603	2.490	2.405	2.337	2.282	2.236	2.198	2.165	2.136	2.111	2.089	2.069	2.051	2.035	2.021	2.007
26	4.225	3.369	2.975	2.743	2.587	2.474	2.388	2.321	2.265	2.220	2.181	2.148	2.119	2.094	2.072	2.052	2.034	2.018	2.003	1.990
27	4.210	3.354	2.960	2.728	2.572	2.459	2.373	2.305	2.250	2.204	2.166	2.132	2.103	2.078	2.056	2.036	2.018	2.002	1.987	1.974
28	4.196	3.340	2.947	2.714	2.558	2.445	2.359	2.291	2.236	2.190	2.151	2.118	2.089	2.064	2.041	2.021	2.003	1.987	1.972	1.959
29	4.183	3.328	2.934	2.701	2.545	2.432	2.346	2.278	2.223	2.177	2.138	2.104	2.075	2.050	2.027	2.007	1.989	1.973	1.958	1.945
30	4.171	3.316	2.922	2.690	2.534	2.421	2.334	2.266	2.211	2.165	2.126	2.092	2.063	2.037	2.015	1.995	1.976	1.960	1.945	1.932
40	4.085	3.232	2.839	2.606	2.449	2.336	2.249	2.180	2.124	2.077	2.038	2.003	1.974	1.948	1.924	1.904	1.885	1.868	1.853	1.839
50	4.034	3.183	2.790	2.557	2.400	2.286	2.199	2.130	2.073	2.026	1.986	1.952	1.921	1.895	1.871	1.850	1.831	1.814	1.798	1.784
60	4.001	3.150	2.758	2.525	2.368	2.254	2.167	2.097	2.040	1.993	1.952	1.917	1.887	1.860	1.836	1.815	1.796	1.778	1.763	1.748
70	3.978	3.128	2.736	2.503	2.346	2.231	2.143	2.074	2.017	1.969	1.928	1.893	1.863	1.836	1.812	1.790	1.771	1.753	1.737	1.722
80	3.960	3.111	2.719	2.486	2.329	2.214	2.126	2.056	1.999	1.951	1.910	1.875	1.845	1.817	1.793	1.772	1.752	1.734	1.718	1.703
90	3.947	3.098	2.706	2.473	2.316	2.201	2.113	2.043	1.986	1.938	1.897	1.861	1.830	1.803	1.779	1.757	1.737	1.720	1.703	1.688
100	3.936	3.087	2.696	2.463	2.305	2.191	2.103	2.032	1.975	1.927	1.886	1.850	1.819	1.792	1.768	1.746	1.726	1.708	1.691	1.676
200	3.888	3.041	2.650	2.417	2.259	2.144	2.056	1.985	1.927	1.878	1.837	1.801	1.769	1.742	1.717	1.694	1.674	1.656	1.639	1.623
500	3.860	3.014	2.623	2.390	2.232	2.117	2.028	1.957	1.899	1.850	1.808	1.772	1.740	1.712	1.686	1.664	1.643	1.625	1.607	1.592
1000	3.851	3.005	2.614	2.381	2.223	2.108	2.019	1.948	1.889	1.840	1.798	1.762	1.730	1.702	1.676	1.654	1.633	1.614	1.597	1.581

Elaborada por Irene Patricia Valdez y Alfaro.

## ANEXO 8

### Captura de pantalla de la validación del modelo matemático aceptado para la predicción de biomasa residual con el software SPSS

➔ Prueba T

[ConjuntoDatos1]

**Estadísticas de muestras emparejadas**

		Media	N	Desv. estándar	Media de error estándar
Par 1	Biomasaobservada	1,5892	12	,22641	,06536
	Biomasapredicha	1,8150	12	,41899	,12095

**Correlaciones de muestras emparejadas**

		N	Correlación	Significación	
				P de un factor	P de dos factores
Par 1	Biomasaobservada & Biomaspredicha	12	-,006	,492	,984

**Prueba de muestras emparejadas**

		Diferencias emparejadas					Significación			
		Media	Desv. estándar	Media de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia		t	gl	P de un factor	P de dos factores
					Inferior	Superior				
Par 1	Biomasaobservada - Biomaspredicha	-,22583	,47752	,13785	-,52924	,07757	-1,638	11	,065	,130

**Tamaños de efecto de muestras emparejadas**

		Standardizer <sup>a</sup>	Estimación de puntos	Intervalo de confianza al 95%		
				Inferior	Superior	
Par 1	Biomasaobservada - Biomaspredicha	d de Cohen	,47752	-,473	-1,062	,135
		corrección de Hedges	,51349	-,440	-,988	,126

a. El denominador utilizado en la estimación de tamaños del efecto.  
 La d de Cohen utiliza la desviación estándar de muestra de la diferencia de medias.  
 La corrección de Hedges utiliza la desviación estándar de muestra de la diferencia de medias, más un factor de corrección.

## ANEXO 9

**Tabla 33.**

*Reporte de las actividades del muestreo de campo*

Actividad	Fotografía
-----------	------------

Pesaje de  
la Biomasa



Medición  
de la altura  
Total



---

Medición  
del  
diámetro  
de Fuste



Medición  
de la altura  
del fuste



---

Medición  
del  
diámetro  
de copa



Recolección  
del  
material  
biomásico



Zona de  
muestreo



*Nota:* El muestreo corresponde al sector “La Tronquilla” a 20 km de la ciudad Patate, además la actividad de poda fue ejecutada por lo jornaleros del huerto.