

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA AGRARIA ANTONIO NARRO
SUBDIRECCIÓN DE POSGRADO



ECUACIONES ALOMÉTRICAS PARA PREDECIR BIOMASA AÉREA EN
Agave lechuguilla Torr. EN MÉXICO

Tesis

Que presenta CRISTÓBAL DE JESUS FLORES HERNÁNDEZ

como requisito parcial para obtener el Grado de:

MAESTRO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA DE SISTEMAS DE PRODUCCIÓN

Saltillo, Coahuila

Junio 2020

ECUACIONES ALOMÉTRICAS PARA PREDECIR BIOMASA AÉREA EN
Agave lechuguilla Torr. EN MÉXICO

Tesis

Elaborada por CRISTÓBAL DE JESUS FLORES HERNÁNDEZ como requisito parcial para obtener el grado de MAESTRO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA DE SISTEMAS DE PRODUCCIÓN con la supervisión y aprobación del Comité de Asesoría.



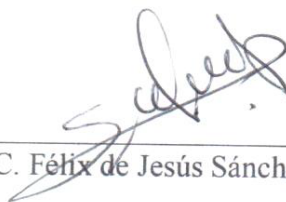
Dr. Jorge Méndez González
Asesor principal



Dr. Alejandro Zermeño González
Asesor



Dr. José Ángel Villarreal Quintanilla
Asesor



M.C. Félix de Jesús Sánchez Pérez
Asesor



Dr. Marcelino Cabrera de la Fuente
Subdirector de Posgrado UAAAN

AGRADECIMIENTOS

A Dios por permitirme lograr mis metas, por darme salud y la fortaleza necesaria para superar los obstáculos que se han presentado.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por la beca otorgada para los estudios de maestría.

A la Universidad Autónoma Agraria Antonio Narro mi Alma mater por abrirme las puertas una vez más y poder continuar con mi preparación académica y profesional.

A mis padres que a pesar de la distancia me dan su apoyo incondicional y por sus consejos para salir adelante y ser mejor persona.

A mis hermanos: Claudia, Diana, Fernando, Ana y David que a pesar de las circunstancias son parte de esta historia y a pesar de la distancia los llevo siempre conmigo.

A Yohana González por su comprensión y cariño dado en esta etapa de superación, y a pesar de las circunstancias seguimos adelante.

Al Dr. Jorge Méndez Gonzales por el apoyo, sus consejos y apreciable amistad, así como los conocimientos brindados durante el trayecto de la maestría.

A los asesores: Dr. Alejandro Zermeño, M.C. Félix Sánchez y al Dr. José Ángel Villarreal por sus contribuciones en la mejora del trabajo.

A las secretarias Erika Solís Berlanga y Zulema Piedra por el apoyo en los tramites académicos.

Al M.C. Librado Sosa Diaz y al Ing. Oscar M. López Diaz por los trabajos de campo y por su apreciable amistad.

DEDICATORIA

A mis padres Petronilo Flores y Seledonia Hernández por su amor y apoyo brindados a lo largo de mi vida. Han sido parte fundamental de este logro y del cual también es suyo.

A mi esposa Yohana González y mi hija Nahomi Nicole que también forman parte de este logro y el motor para seguir adelante, esperando cumplir muchos logros más.

Para mis hermanos: Claudia, Diana, Fernando, Ana y David que a pesar de la distancia los aprecio y los quiero.

INDICE GENERAL

RESUMEN.....	viii
ABSTRACT	x
INTRODUCCIÓN	1
OBJETIVOS	2
REVISIÓN DE LITERATURA.....	3
Aspectos generales de <i>Agave lechuguilla</i> Torr.	3
Efecto invernadero y Cambio climático.....	3
Ecosistemas áridos ante el cambio climático	4
Biomasa forestal y reservas de carbono	4
Ecuaciones alométricas: Diagnostico y validación.	5
Variables indicadoras (ficticias).....	5
Métodos robustos en regresión.....	6
MATERIALES Y MÉTODOS	7
Área de estudio.....	7
Muestreo de biomasa aérea	7
Análisis estadístico	8
Adecuación del modelo de regresión	9
Técnicas de regresión robusta	9
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	10
Estadísticos descriptivos.....	10
Ajuste de modelos y detección de observaciones atípicas	10
Selección del mejor modelo	12
Validación del modelo.....	16
Estimación robusta	17
CONCLUSIONES	20
REFERENCIAS.....	21
ANEXOS	29

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Estadísticos descriptivos de variables evaluadas para <i>Agave lechuguilla</i> Torr. en México.....	10
Tabla 2. Estadísticos de modelos ajustados para <i>Agave lechuguilla</i> Torr. en México. ..	11
Tabla 3. Estadísticos de los modelos sin valores atípicos para estimar biomasa aérea en <i>Agave lechuguilla</i> Torr. en México.....	14
Tabla 4. Estadísticos de métodos de regresión robusta.....	18

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Ubicación geográfica del área de estudio.	7
Figura 2. Observaciones atípicas detectadas para los modelos de biomasa aérea de <i>Agave lechuguilla</i> Torr. en México (a, b) y sin atípicos para ambas ecuaciones (c, d), respectivamente.....	12
Figura 3. Plano de regresión tridimensional de la Ecuación 4.1 a la 4.3 para estimación de biomasa aérea de <i>Agave lechuguilla</i> Torr. en México. a) San Luis Potosí, b) Coahuila, c) Zacatecas.	14
Figura 4. Capacidad predictiva de biomasa aérea de las ecuaciones 4.1 a la 4.3 para <i>Agave lechuguilla</i> Torr. por estado en México.	15
Figura 5. Histograma de residuales a), valores estimados contra residuales b) y correlograma de residuales de la Ecuación 4 de <i>Agave lechuguilla</i> Torr. en México	16
Figura 6. Detección de observaciones influyentes potenciales (a) e influyentes en estimación (b) de la Ecuación 4 para <i>Agave lechuguilla</i> Torr. en México.	17

RESUMEN

ECUACIONES ALOMÉTRICAS PARA PREDECIR BIOMASA AÉREA EN
Agave lechuguilla Torr. EN MÉXICO

POR

CRISTÓBAL DE JESUS FLORES HERNÁNDEZ
MAESTRIA EN CIENCIAS EN INGENIERÍA DE SISTEMAS DE PRODUCCIÓN

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA AGRARIA ANTONIO NARRO
DR. JORGE MÉNDEZ GONZÁLEZ-ASESOR-

SALTILLO, COAHUILA

JUNIO 2020

Cuantificar biomasa aérea, es importante para conocer las reservas de carbono almacenadas en los ecosistemas terrestres. El objetivo del presente estudio fue predecir biomasa aérea (*AGB*) de *Agave lechuguilla* Torr., en los estados de: Coahuila (*Coah*), San Luis Potosí (*SLP*) y Zacatecas (*Zac*), México. Para cuantificar *AGB*, se aplicó el método directo, seleccionando y cosechando plantas representativas de 32 áreas de muestreo. Para predecir *AGB*, se probó la ecuación de potencia y la de Schumacher-Hall, mediante mínimos cuadrados ordinarios, usando como predictor el diámetro de copa promedio (*Dp*) y altura total de la planta (*Ht*), además de incluir variables ficticias para definir la existencia de un modelo global o específicos. Un total de 533 plantas de *A. lechuguilla* fueron muestreadas, la biomasa aérea máxima fue de 8.17 kg, la altura de esta planta varió desde 3.50 hasta 118.00 cm. La ecuación de Schumacher-Hall presentó los mejores estadísticos (R^2 aj. = 0.914, S_{xy} = 0.439, AIC = 632), pero las variables ficticias demostraron poblaciones diferentes de esta especie; es decir, una ecuación para cada estado. El cumplimiento de los supuestos del modelo de regresión asegura que las predicciones de biomasa aérea de *A. lechuguilla* en el área de estudio sean robustas y eficientes.

Palabras clave: Mínimos cuadrados ordinarios, método directo, ecuación Schumacher-Hall, variables ficticias, regresión robusta.

ABSTRACT

ALLOMETRIC EQUATIONS FOR PREDICTING ABOVEGROUND BIOMASS IN
Agave lechuguilla Torr. IN MEXICO.

FOR

CRISTÓBAL DE JESUS FLORES HERNÁNDEZ
MASTER OF SCIENCE IN PRODUCTION SYSTEMS ENGINEERING

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA AGRARIA ANTONIO NARRO
DR. JORGE MÉNDEZ GONZÁLEZ-ADVISOR-

SALTILLO, COAHUILA

JUNE 2020

Quantifying aboveground biomass is important for determining the carbon stores in land ecosystems. The objective of this study is to predict aboveground biomass (*AGB*) of *Agave lechuguilla* Torr., in the states of Coahuila (*Coah*), San Luis Potosí (*SLP*) and Zacatecas (*Zac*), Mexico. To quantify *AGB*, we applied the direct method, selecting and harvesting representative plants from 32 sampling sites. To predict *AGB*, the potential and the Schumacher-Hall equations were tested by ordinary least squares using the average crown diameter (*Cd*) and total plant height (*Ht*) as predictors. Moreover, dummy variables were included to define the existence of a global model. A total of 533 *A. lechuguilla* plants were sampled. The highest *AGB* was 8.17 kg; the plant's height varied from 3.50 to 118.00 cm. The Schumacher-Hall equation had the best statistics (R^2 adj. = 0.914, $S_{xy} = 0.439$, AIC = 632), but the dummy variables revealed different populations of this species, that is, an equation for each state. Satisfying the regression model assumptions assures that the predictions of *A. lechuguilla* *AGB* in the study area are robust and efficient.

Keywords: Ordinary least squares, direct method, Schumacher-Hall equation, dummy variables, robust regression

INTRODUCCIÓN

El cambio climático es considerado un problema de gran magnitud, de 1950 al 2014 las emisiones de CO₂ aumentaron de 310 a 400 ppm (IPCC, 2014), actualmente la concentración es de 409.92 ppm (NOAA, 2019). Los ecosistemas terrestres juegan un papel importante en la regulación del clima al absorber el carbono (CE, 2019), en su biomasa vegetal a través de la fotosíntesis (Singh y Singh, 2017). Las regiones áridas son de las más vulnerables al cambio climático (Zamora, 2015), la conservación y mejora de estas áreas es una alternativa para mantener las reservas de carbono (Rizvi *et al.*, 2014). La cuantificación de la biomasa es importante pues permite determinar el carbono almacenado en hojas, ramas, fuste y raíces (Brown, 1996), por ello, las ecuaciones de biomasa aérea son fundamentales en la evaluación de reservas de carbono en ecosistemas desérticos (Návar *et al.*, 2019). La biomasa aérea de algunos matorrales y pastizales de regiones áridas y semiáridas de México varía de 1.6 a 30 Mg ha⁻¹, mientras que el carbono almacenado de 1 a 15.5 Mg C ha⁻¹ (Montaño *et al.*, 2016).

La estimación de carbono en las especies vegetales se ha realizado a través de: a) métodos directos, los cuales consisten en cosechar las plantas completas para obtener el peso verde y seco (Picard *et al.*, 2012) y por b) métodos indirectos a través de ecuaciones alométricas (Návar *et al.*, 2019; Aquino *et al.*, 2015). Este tipo de ecuaciones usan variables dasométricas de fácil medición como diámetro del árbol, altura total y diámetro de copa, y se correlacionan con biomasa (Hernández *et al.*, 2019; Picard *et al.*, 2012), su capacidad predictiva depende del cumplimiento de los supuestos de regresión, como normalidad, homogeneidad de varianza e independencia (Faraway, 2014; Montgomery *et al.*, 2012; Segura y Andrade, 2008). En este tipo de modelos es posible incluir variables indicadoras o “ficticias”, que son de utilidad para diferenciar un conjunto de datos que pertenecen a muestras independientes y de este modo identificar uno o más modelos (Fox, 2016; Weisberg, 2014).

Agave lechuguilla Torr. “lechuguilla”, se distribuye en las regiones áridas y semiáridas del Desierto Chihuahuense en México y al sur de EUA (Nobel y Quero, 1986), de ella se extrae la fibra, conocida como ixtle, usada para fabricación de cepillos, tapetes, bolsas, entre otros productos industriales (Reyes *et al.*, 2000). Las evidencias revelan escasez de

modelos de biomasa aérea para esta especie, salvo el estudio de Pando *et al.* (2008) para estimación de fibra aprovechable. Otros, calculan los turnos de aprovechamiento (Narcia *et al.*, 2012) o caracterizan los ecosistemas que habita esta planta (Molina *et al.*, 2017; Alanís *et al.*, 2015).

OBJETIVOS

General

- Ajustar ecuaciones que faciliten la cuantificación de biomasa aérea de *Agave lechuguilla* Torr. para tres estados del centro-norte de México.

Específicos

- Diferenciar modelos alométricos mediante variables indicadoras para los estados de Coahuila, San Luis Potosí y Zacatecas.
- Seleccionar la mejor ecuación de predicción de biomasa aérea para *A. lechuguilla* por estado, mediante estadísticos eficientes.

REVISIÓN DE LITERATURA

Aspectos generales de *Agave lechuguilla* Torr.

La planta de lechuguilla (*Agave lechuguilla* Torr.) es una especie de amplia distribución en las zonas áridas y semiáridas de México y sur de los Estados Unidos de América y de mayor representatividad del Desierto Chihuahuense (Nobel y Quero, 1986). Su distribución abarca una amplia extensión del país mexicano, principalmente en los estados de Coahuila, Chihuahua, Nuevo León, San Luis Potosí, Tamaulipas, Zacatecas, Durango y en menor proporción en el centro de México (Marroquín *et al.*, 1981).

Es una especie dominante del matorral desértico rosetófilo, encontrándose también en el matorral desértico micrófilo asociándose con especies como *Larrea tridentata* y *Flourensia cernua*, así como en áreas de transición entre estos dos matorrales (Reyes *et al.*, 2000; Rzedowski, 1978). Su importancia económica se centra en sus hojas al poseer alto contenido de fibras, de las cuales se obtiene el ixtle (Méndez, 2010). En cuanto a la ecológica, se considera una planta con metabolismo fotosintético tipo MAC, debido a que en su ambiente natural presenta la mayor absorción de CO₂ durante la noche (Reyes *et al.*, 2000), además juega un papel importante en la conservación y retención del suelo para evitar procesos de erosión (Bautista y Martínez, 2012).

Efecto invernadero y Cambio climático

El efecto invernadero es un proceso natural en la atmosfera terrestre, la cual permite mantener la temperatura del planeta al retener energía proveniente del Sol. Este calor es retenido por gases conocidos como de invernadero como el dióxido de carbono, vapor de agua, ozono y metano. En la actualidad este proceso se encuentra en desequilibrio ocasionado por la emisión excesiva de estos gases contribuyendo de esta manera al cambio climático (Farfán, 2019). El dióxido de carbono ha aumentado en décadas recientes por la utilización de combustibles fósiles y prácticas de uso de la tierra que reducen el carbono acumulado en bosques y suelos (Gayoso y Schlegel, 2001).

Los cambios antropogénicos han afectado el sistema climático global y han ocasionado un fenómeno mundial conocido como cambio climático (Samper *et al.*, 2019). El cambio climático es la variación en el estado del clima con respecto a su valor medio o variabilidad

de las propiedades que pueda ser comprobada con pruebas estadísticas, esta variación puede permanecer durante largos períodos de tiempo (IPCC, 2014). Debido a la emisión de estos gases, la atmósfera y el océano se han calentado, esto genera el derretimiento de los casquetes polares y el crecimiento y acidificación de los océanos (Pachauri *et al.*, 2014).

Ecosistemas áridos ante el cambio climático

Se consideran zonas áridas o semiáridas aquellas áreas en el que se presenta limitación o déficit en la disponibilidad de agua para los procesos físico-bióticos y socioeconómicos, las cuales estas condiciones cubren aproximadamente el 30% de la superficie de los continentes (Pabón y Alarcón, 2016), mientras que en México esta superficie abarca más del 50 % de su superficie (González-Medrano, 2018).

Las zonas áridas y semiáridas son sensibles a los periodos de la variabilidad climática (Sivakumar *et al.*, 2005), en particular al déficit de precipitación y sequías en las que se desarrollan las comunidades vegetales (Kane y Yohe, 2000; Ribot *et al.*, 1996). El impacto del cambio climático en este tipo de ecosistemas va desde cambios en la biodiversidad modificando la fisiología y crecimiento de los organismos, en la composición y abundancia a nivel comunidad (González y Menéndez, 2012; Parmesan, 2006), hasta la modificación de procesos ecosistémicos en la producción primaria, descomposición de hojarasca y ciclo de nutrientes (Delgado-Baquerizo *et al.*, 2013; Castro *et al.*, 2010). Por esta razón, la conservación de ecosistemas es de importancia en el mantenimiento de la productividad y los procesos en ciclos geoquímicos (Hooper *et al.*, 2012; Maestre *et al.*, 2012).

Biomasa forestal y reservas de carbono

La FAO (2004) define como biomasa a la materia orgánica aérea o subterránea, viva o muerta, mientras que la biomasa forestal es el peso de materia orgánica existente en un ecosistema forestal por encima y debajo del suelo cuantificada en toneladas por hectárea en verde o en seco (Schlegel *et al.*, 2000). La biomasa es una medida que determina la capacidad de los ecosistemas para acumular materia orgánica a lo largo del tiempo (Eamus *et al.* 2000; Brown, 1996). La cuantificación de la biomasa y el crecimiento de la vegetación en los ecosistemas son críticos para las estimaciones de fijación de carbono, lo

cual es de importancia en estudios relacionados ante el cambio climático (Snowdon *et al.* 2001; Malhi y Grace 2000). La biomasa es de utilidad en la cuantificación de entradas y salidas de carbono y de gases de efecto de invernadero en los ecosistemas (Chapin *et al.*, 2011; Escobar *et al.*, 2008). Su correcta estimación en un ecosistema permite determinar las reservas de carbono en cada componente y a su vez representa la cantidad de carbono al ser liberado o conservado (Escobar *et al.*, 2008).

Ecuaciones alométricas: Diagnóstico y validación.

Las ecuaciones alométricas permiten predecir la biomasa de un árbol o arbusto con variables dendrométricas de fácil medición como el diámetro o la altura, estas ecuaciones son esenciales para estimar la contribución de los ecosistemas forestales al ciclo del carbono (Rutishauser *et al.*, 2013; Picard *et al.*, 2012). Las ecuaciones han sido ampliamente utilizadas para estimar la biomasa de especies forestales de diferentes ambientes (Cortés *et al.*, 2019; Aquino *et al.*, 2015; Méndez *et al.*, 2012).

La construcción de estas ecuaciones depende del ecosistema y de la especie en estudio, la selección del área y la muestra (Schlegel *et al.*, 2000, Picard *et al.*, 2012). Una de las técnicas mayormente utilizadas para la construcción de estas ecuaciones es por medio del análisis de regresión, mediante el método de mínimos cuadrados ordinarios (Faraway, 2014; Montgomery *et al.*, 2012). La validación de estas ecuaciones está en función de algunos supuestos de regresión como la normalidad de residuales, homogeneidad de varianza y la independencia de errores (Weisberg, 2014; Picard *et al.*, 2012; Montgomery *et al.*, 2012), así como de la capacidad predictiva (Schlegel *et al.*, 2000). En ocasiones la violación a los supuestos mencionados puede ser ocasionado por la presencia de observaciones atípicas. Por lo tanto, el análisis de los supuestos incluye la evaluación de estas observaciones, de alto apalancamiento y/o influyentes (Garibaldi *et al.*, 2019).

Variables indicadoras (ficticias)

En general, para el análisis de regresión suelen utilizarse variables cuantitativas como regresores, las cuales tienen una escala de medida definida. En ocasiones es necesario incluir variables cualitativas o categóricas como variables regresoras, también conocidas como ficticias o indicadoras, estas variables pueden agregarse en forma binaria (0 y 1) o

en forma numérica (0, 1, 2, etc.) en el modelo de regresión (Montgomery *et al.*, 2012). Estas variables pueden afectar al intercepto y a la pendiente de regresión (con interacción), donde su interpretación dependerá en gran medida de la significancia de los coeficientes de las variables ficticias (Fox, 2016). Al generar las variables indicadoras estas quedarán representadas mediante $k - 1$, donde k es el número de variables categóricas (Fox, 2016; Montgomery *et al.*, 2012). A partir de estas variables pueden desarrollarse uno o más modelos de acuerdo a las categorías o factores incluidos, ya sea para diferenciar un grupo de especies forestales en la estimación de biomasa (Cortés *et al.*, 2019; Aquino *et al.* 2015) o en otros casos el tipo de material de una herramienta o el salario de acuerdo al género de la persona (Fox, 2016; Montgomery *et al.*, 2012)

Métodos robustos en regresión.

Los métodos de predicción se basan en supuestos para su validez (Fox y Weisberg, 2019). Cuando los errores presentan distribución normal, la regresión por mínimos cuadrados es factible, pero cuando no lo es debido a datos atípicos o por la misma naturaleza de los datos, se pueden considerar otros métodos de ajuste (Faraway, 2014, Montgomery *et al.*, 2012). La regresión robusta está diseñada para estimar la relación media entre los predictores y la respuesta ($E[Y] = X\beta$), considerando en menor grado la presencia de observaciones atípicas (Faraway, 2014) y a su vez que describa la información en la mayoría de los datos (Simpson y Montgomery, 1998). La robustez de un estimador se evalúa por la estabilidad, cuando una porción de las observaciones es afectada por datos atípicos que pueden no cumplir con los supuestos del modelo (Smucler, 2016)

Las estimaciones robustas son de importancia en la inferencia robusta en el modelo de regresión, como la construcción de intervalos de confianza, predicción, pruebas de hipótesis y la selección del modelo (Van Aelst *et al.*, 2013). Los métodos robustos de mayor utilidad son la estimación M, mínimos cuadrados recortados (LTS), estimación S, la estimación MM, estimadores compuestos y la estimación generalizada (Wilcox, 2005; Simpson y Montgomery, 1998). Este último, es el caso de los mínimos cuadrados generalizados (GLS), el cual es utilizado para corregir la dependencia de errores y varianza no constante (Faraway, 2014).

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El trabajo se realizó en el centro-norte de México ($99^{\circ}48' - 103^{\circ}W$, $22^{\circ}50' - 26^{\circ}38'N$) en tres estados: Coahuila (*Coah*), San Luís Potosí (*SLP*) y Zacatecas (*Zac*) (Figura 1). La vegetación existente en el área de estudio es matorral xerófilo en su variante de matorral rosetófilo (INEGI, 2016). La altitud varía de 810 a 2166 m, el clima es de tipo muy árido-semicálido (BWhw) y árido-templado (BSokw), la precipitación media anual varía de 125 a 600 mm y temperatura media anual de 16 a 22 °C (García, 1998).

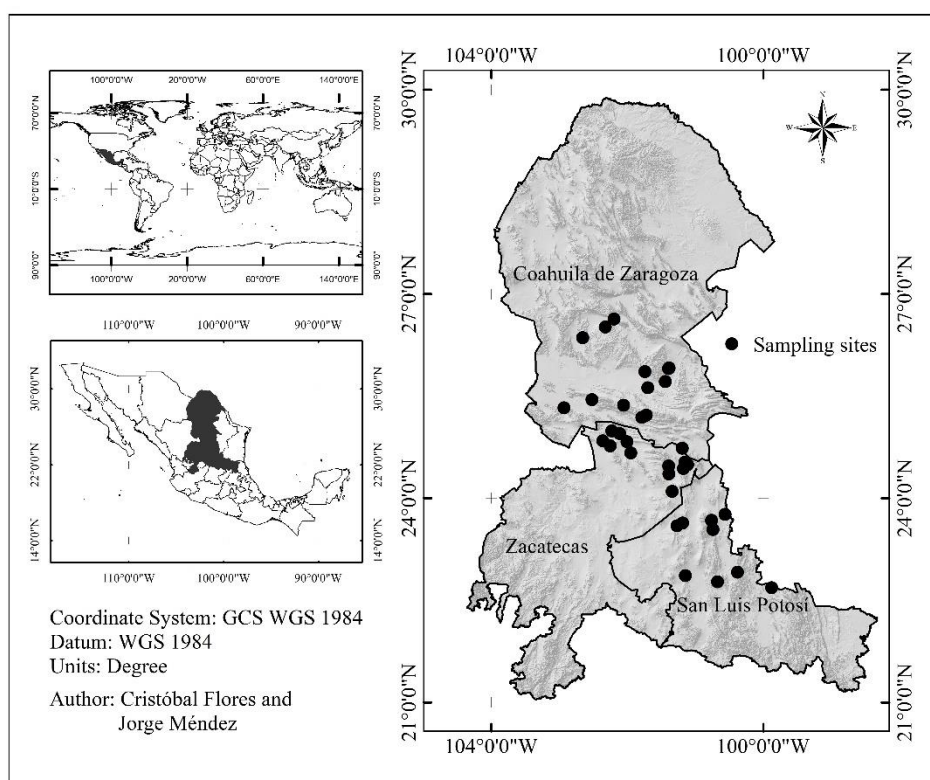


Figura 1. Ubicación geográfica del área de estudio.

Muestreo de biomasa aérea

Con base a Picard *at al.* (2012) se llevó a cabo un muestreo destructivo, seleccionando plantas representativas de *Agave lechuguilla* Torr. en cada estado, considerando todos los tamaños existentes. Se distribuyeron de manera aleatoria puntos de colecta en áreas de distribución de la especie y en particular en predios con permiso de aprovechamiento. A

cada planta se obtuvo el diámetro de copa promedio (Dp) y altura total (Ht) con flexómetro de 3 m marca *Truper*®, después se realizó el corte de las plantas seleccionadas con herramienta manual, para inmediatamente obtener su peso verde con báscula marca *Torrey*® (modelo L-EQ) con capacidad de 5 kg y precisión de 1 g. De cada planta se tomó una submuestra a la cual también se determinó su peso verde, éstas fueron llevadas al laboratorio para después secarse en estufa eléctrica marca Thermo Scientific™ HERAtherm™ (modelo OMH750) a temperatura de 70 °C hasta obtener peso seco constante, con esto se determinó la razón entre peso seco y verde, multiplicando por el peso verde total por planta para obtener la biomasa seca total (Návar, 2019, Picard *et al.*, 2012).

Análisis estadístico

Para determinar la biomasa aérea de la especie *A. lechuguilla* se utilizó la ecuación potencial (Ecuación 1) y de Schumacher-Hall (Ecuación 2) en su forma linealizada, las cuales han demostrado buenos ajustes en datos de biomasa.

$$\ln(AGB_{Potencial}) = \ln \beta_0 + \ln \beta_1 \times \ln(Dp) + \varepsilon \quad (1)$$

$$\ln(AGB_{Schumacher-Hall}) = \ln \beta_0 + \beta_1 \times \ln(Dp) + \beta_2 \times \ln(Ht) + \varepsilon \quad (2)$$

donde AGB es biomasa aérea (kg), Dp diámetro de copa promedio (cm), Ht altura de planta (cm), \ln logaritmo natural, β_{ij} son coeficientes de regresión y ε el error aleatorio del modelo.

Con el fin de evaluar la existencia de uno o más modelos, se añadieron variables indicadoras (ficticias) denotando así a los estados, quedando $k - 1$ variable indicadora, con base a lo propuesto por Montgomery *et al.* (2012) y Fox (2016). Se consideró una afectación al intercepto (sin interacción de variable ficticia-cuantitativa) y la pendiente del modelo (interacción ficticia-cuantitativa), resultando en las ecuaciones 3 y 4.

$$\ln(AGB_{Potencial}) = \ln \beta_0 + \beta_1 \ln(Dp) + \beta_2 (Zac) + \beta_3 (SLP) + \beta_4 (Zac: Dp) + \beta_5 (SLP: Dp) + \varepsilon \quad (3)$$

$$\ln(AGB_{Schumacher-Hall}) = \ln \beta_0 + \beta_1 \ln(Dp) + \beta_2 \ln(Ht) + \beta_3 (Zac) + \beta_4 (SLP) + \beta_5 (Zac: Dp) + \beta_6 (Zac: Ht) + \beta_7 (SLP: Dp) + \beta_8 (SLP: Ht) + \varepsilon \quad (4)$$

Los análisis estadísticos se hicieron en R (R Core Team, 2019). Los modelos fueron ajustados a través del método de mínimos cuadrados ordinarios [MCO] (Montgomery *et al.*, 2012) a través del paquete ‘stats’, aplicando el factor de corrección por transformación logarítmica (Sprugel, 1983). La selección del mejor modelo fue con base al mejor coeficiente de determinación (R^2 aj.), menor error estándar (S_{xy}) y valor del criterio de información de Akaike (AIC).

Adecuación del modelo de regresión

Con base a los residuos estudentizados se identificó la presencia de observaciones atípicas, así como de datos influyentes por medio del paquete ‘stats’ (Fox y Weisberg, 2019). Con el paquete ‘nortest’ (Gross y Ligges, 2015) se diagnosticó la normalidad de residuales mediante la prueba de Lilliefors, homogeneidad de varianza con la prueba de Breusch-Pagan del paquete ‘lmtest’ (Zeileis y Hothorn, 2002) e independencia de errores con la prueba de Ljung-Box con la paquetería ‘stats’ (Fox y Weisberg, 2019). Al considerar el modelo múltiple, se realizó el diagnóstico de colinealidad por medio del Factor de Inflación de la Varianza (VIF) del paquete ‘stats’ y el Índice o número de condición (NC) con base a los valores propios (Montgomery *et al.*, 2012).

Técnicas de regresión robusta

Cuando los supuestos de regresión no se cumplen por efecto de observaciones de mayor peso o atípicas, se emplean métodos alternos a los MCO (Faraway, 2014). Estos métodos consisten en reducir el efecto de estas observaciones, como técnicas de regresión robusta o en su caso mínimos cuadrados generalizados (Faraway, 2014; Montgomery, 2012). Aquí se utilizaron para analizar los efectos que presentan los coeficientes de regresión en la estimación de biomasa. Se aplicó el método de regresión robusta por la técnica de estimación MM (Yohai, 1987), mínimos cuadrados recortados (LTS), ambas con la paquetería ‘robustbase’ (Maechler *et al.*, 2020), mínima desviación absoluta (LAD) del paquete ‘L1pack’ (Osorio, 2017) y mínimos cuadrados generalizados (GLS) del paquete ‘nlme’ (Pinheiro *et al.*, 2020). Además, se examinó el error cuadrático medio (MSE) y el R^2 aj., también se verificaron los supuestos de regresión de cada método.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Estadísticos descriptivos

Se muestrearon 533 plantas de *A. lechuguilla*, distribuidas de la siguiente manera: 175 en Coahuila, 178 en San Luis Potosí y 180 en Zacatecas. Los tamaños de las plantas fueron variados (Tabla 1), la altura de esta planta varía desde 3.50 hasta 118.00 cm, sin embargo, el ANOVA y la agrupación por medio de la prueba de mínima diferencia significativa (DMS) demostró que estadísticamente no existe diferencias entre *Dp* ($p > 0.05$) y *Ht* ($p > 0.05$), mientras que para *AGB* si la hubo ($p < 0.05$), siendo en promedio más alta en San Luis Potosí ($0.89 \text{ kg planta}^{-1}$). De acuerdo con Nobel y Quero (1986) la proporción de la biomasa para esta especie es del 60 % para las hojas, 10 % para el cogollo y 4 % en raíces, aquí se consideraron todos los componentes. La biomasa aérea máxima registrada para esta especie fue de 8.17 kg para San Luis Potosí, seguida de Zacatecas con 2.91 kg y 2.03 kg para Coahuila. Pando *et al.* (2008) reportaron alturas de entre 25 y 97 cm para esta misma especie en Coahuila y Tamaulipas, la prueba de *t student* demostró que éstas son iguales ($p > 0.05$) a las registradas en Coahuila del presente estudio.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos de variables evaluadas para *Agave lechuguilla* Torr. en México.

Parámetro	Coahuila (n = 175)			San Luis Potosí (n = 178)			Zacatecas (n = 180)		
	Dp	Ht	AGB	Dp	Ht	AGB	Dp	Ht	AGB
Mínimo	7.50	9.00	0.01	5.10	6.10	0.00	3.50	3.50	0.00
Máximo	128.50	95.00	2.03	166.50	118.00	8.17	127.50	87.00	2.91
Media	48.66	44.02	0.49	54.82	45.60	0.89	49.40	41.75	0.45
Desviación estándar	25.90	16.90	0.47	36.24	23.50	1.28	29.32	17.89	0.54
C.V.	53.22	38.40	96.16	66.10	51.53	144.03	59.35	42.86	120.24

Nota: *Dp* = Diámetro medio de planta (cm), *Ht* = Altura total de planta (cm), *AGB* = Biomasa aérea (kg), *C.V.* = Coeficiente de variación (%).

Ajuste de modelos y detección de observaciones atípicas

La estimación de los coeficientes de regresión por MCO demostró que para la Ecuación 3 el coeficiente de regresión para *Dp* (β_1) y la indicadora para Zacatecas (β_2) fueron estadísticamente significativos ($p < 0.0001$) (Tabla 2), determinando un modelo independiente para predecir *AGB* en Zacatecas (Ecuación 3.1).

$$AGB_{Zac} = (\beta_0 + \beta_2 [Zac]) + \beta_1 \times \ln(Dp) \quad (3.1)$$

$$AGB_{Coah y SLP} = \beta_0 + \beta_1 \times \ln(Dp) \quad (3.2)$$

En la Ecuación 4 los coeficientes para Dp (β_1), Ht (β_2) y las indicadoras Zacatecas (β_3) y San Luis Potosí (β_4) resultaron significativos ($p < 0.0001$) (Tabla 2), indicando un modelo para predecir AGB por cada estado (Ecuación 4.1 a la 4.3).

$$AGB_{SLP} = (\beta_0 + \beta_4 [SLP]) + \beta_1 \ln(Dp) + \beta_2 \ln(Ht) \quad (4.1)$$

$$AGB_{Coah} = \beta_0 + \beta_1 \ln(Dp) + \beta_2 \ln(Ht) \quad (4.2)$$

$$AGB_{Zac} = (\beta_0 + \beta_3 [Zac]) + \beta_1 \ln(Dp) + \beta_2 \ln(Ht) \quad (4.3)$$

donde AGB es Biomasa aérea (kg), Dp es diámetro de copa promedio (cm), Ht es altura total (cm), β_{ij} son coeficientes de regresión y \ln es logaritmo natural.

El uso de variables ficticias en las ecuaciones de AGB demostró diferencia entre estados afectando el termino independiente (β_0). Aquino *et al.* (2015) aplicaron este tipo de variables indicadoras para diferenciar grupos de especies (*Cupania dentata* DC., *Alchornea latifolia* Sw. e *Inga punctata* Willd) en la estimación de AGB al Sur de Oaxaca, México. Mismo caso el de Cortés *et al.* (2019) para la estimación de AGB en seis especies del género *Quercus* en Guanajuato, México.

Tabla 2. Estadísticos de modelos ajustados para *Agave lechuguilla* Torr. en México.

Ecuación	Coefficiente	Valor	S _{xy} (β)	Valor t	Pr(> t)	R ² aj.	S _{xy}
	β_0	-8.722	0.132	-65.87	0.0001		
3	$\beta_1 (\ln Dp)$	2.001	0.035	57.866	0.0001	0.865	0.558
	$\beta_2 [Zac]$	-0.301	0.051	-5.897	0.0001		
	β_0	-10.183	0.155	-65.665	0.0001		
	$\beta_1 (\ln Dp)$	1.108	0.071	15.657	0.0001		
4	$\beta_2 (\ln Ht)$	1.285	0.093	13.89	0.0001	0.901	0.478
	$\beta_3 [Zac]$	-0.178	0.051	-3.481	0.0001		
	$\beta_4 [SLP]$	0.127	0.051	2.496	0.0100		

Nota: S_{xy} (β) = Error estándar de coeficientes de regresión; S_{xy} = Error estándar del modelo; ln = Logaritmo natural; β_{ij} = Coeficientes de regresión.

El análisis de los residuos estudentizados detectó cinco datos atípicos para la Ecuación 3 y nueve para la Ecuación 4 (Figura 2a y 1b), mismas que se eliminaron, ajustando nuevamente las ecuaciones con 527 y 524 datos respectivamente (Figura 2c y 1d), resultando en nuevos coeficientes de regresión (Tabla 3). Faraway (2014) y Fox (2016) han demostrado que este tipo de observaciones tienden a sesgar la varianza de los coeficientes de regresión y al no cumplir con los supuestos del modelo, la predicción no es robusta, además de tener efecto en la dirección de la pendiente de regresión (Khaleelur *et al.*, 2012), por ello, es necesario asegurarse que estas observaciones (atípicas) no sean producto de errores de captura de información o por errores de la herramienta de medición (Rasch *et al.*, 2020).

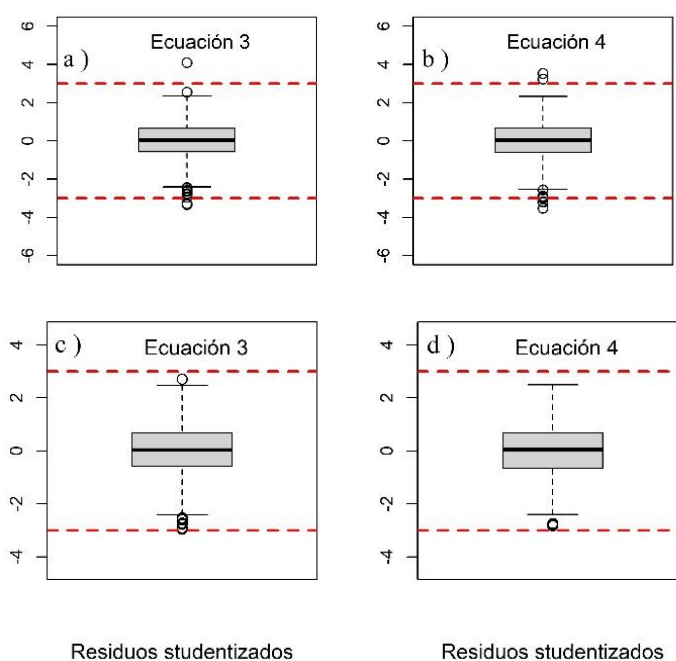


Figura 2. Observaciones atípicas detectadas para los modelos de biomasa aérea de *Agave lechuguilla* Torr. en México (a, b) y sin atípicos para ambas ecuaciones (c, d), respectivamente.

Selección del mejor modelo

La Ecuación 4 presentó los mejores estadísticos: coeficientes de regresión significativos ($p < 0.0001$), menor error estándar ($S_{xy} = 0.439$) y menor AIC (632), con R^2 aj. aceptable (0.914); donde Dp y Ht explican 91.40 % de la biomasa aérea de *A. lechuguilla*, el factor de corrección (por transformación a \ln) fue de 1.101 (Tabla 3), por lo anterior, esta

ecuación fue seleccionada para predecir la biomasa aérea por estado (Figura 3). El modelo Schumacher-Hall ha demostrado buenos ajustes para estimar biomasa foliar en plantas de zonas áridas, e.g., en *Litsea parvifolia* (Hemsl.) y *Lippia graveolens* Kunth, con R^2 de 0.820 y 0.810, respectivamente (Villavicencio *et al.*, 2020; Villavicencio *et al.*, 2018) y biomasa total en *Euphorbia antisyphilitica* Zucc, con R^2 de hasta 0.897 (Hernández *et al.*, 2019), utilizando Dp , diámetro de base y Ht . Los coeficientes β_1 reportados en estos estudios (1.994, 1.935 y 1.611-1.703) fueron mayores al de *A. lechuguilla* y menores para β_2 (0.251, 0.257 y 0.300-0.774), lógicamente estas discrepancias son atribuidas a las diferencias en biomasa área de cada especie. La fibra aprovechable de *A. lechuguilla* puede ser estimada adecuadamente con el modelo polinomial (R^2 de 0.869), utilizando como variable predictora la altura de cogollo y su diámetro (Pando *et al.*, 2008).

En especies arbóreas la Ecuación 4 ha presentado buenos ajustes (R^2 aj. de 0.971) para estimar biomasa aérea en *Quercus* sp. en Guanajuato México, utilizando como predictor el diámetro normal y Ht (Cortés *et al.*, 2019), al igual que para especies tropicales (*Cupania dentata* DC., *Alchornea latifolia* Sw. e *Inga punctata* Willd) con $R^2_{aj.} > 0.98$ (Aquino *et al.*, 2015).

La Ecuación 3 explicó solo 87.70 % de la biomasa aérea de *A. lechuguilla*, además arrojó valores mayores de S_{xy} (0.531) y AIC (834) que la Ecuación 4. Esta ecuación ha sido utilizada para predecir biomasa área en especies de zonas áridas en México, como *Prosopis* sp. (Návar *et al.*, 2019; Méndez *et al.*, 2012); en Asia central en *Hardwickia binata* Roxb. (Singh *et al.*, 2019) registrando R^2 entre 0.70 y 0.99. En especies arbustivas (*Calligonum polygonoides* L.) Singh y Singh (2017) obtuvieron R^2 de 0.95, debido a la naturaleza de esta planta se utilizó como predictor de biomasa, la raíz cuadrada del número de tallos de la planta, dando $\beta_1 = 3.065$, mayor al presente estudio ($\beta_1 = 2.014$).

Tabla 3. Estadísticos de los modelos sin valores atípicos para estimar biomasa aérea en *Agave lechuguilla* Torr. en México.

Ecuación	Coefficiente	Valor	IC	Pr(> t)	R ² aj.	S _{xy}	AIC	FC
3	β_0	-8.762	(± 0.249)	0.0001	0.877	0.531	834	1.151
	β_1 (ln <i>Dp</i>)	2.014	(± 0.065)	0.0001				
	β_2 [<i>Zac</i>]	-0.299	---	0.0001				
4	β_0	-10.182	(± 0.285)	0.0001	0.914	0.439	632	1.101
	β_1 (ln <i>Dp</i>)	1.158	(± 0.130)	0.0001				
	β_2 (ln <i>Ht</i>)	1.236	(± 0.169)	0.0001				
	β_3 [<i>Zac</i>]	-0.178	---	0.0001				
	β_4 [<i>SLP</i>]	0.143	---	0.0100				

Nota: β_{ij} = Coeficientes de regresión; IC = intervalo de confianza (95 %); R²_{aj.} = Coeficiente de determinación ajustado; S_{xy} = Error estándar; AIC= Criterio de información de Akaike; FC = Factor de corrección.

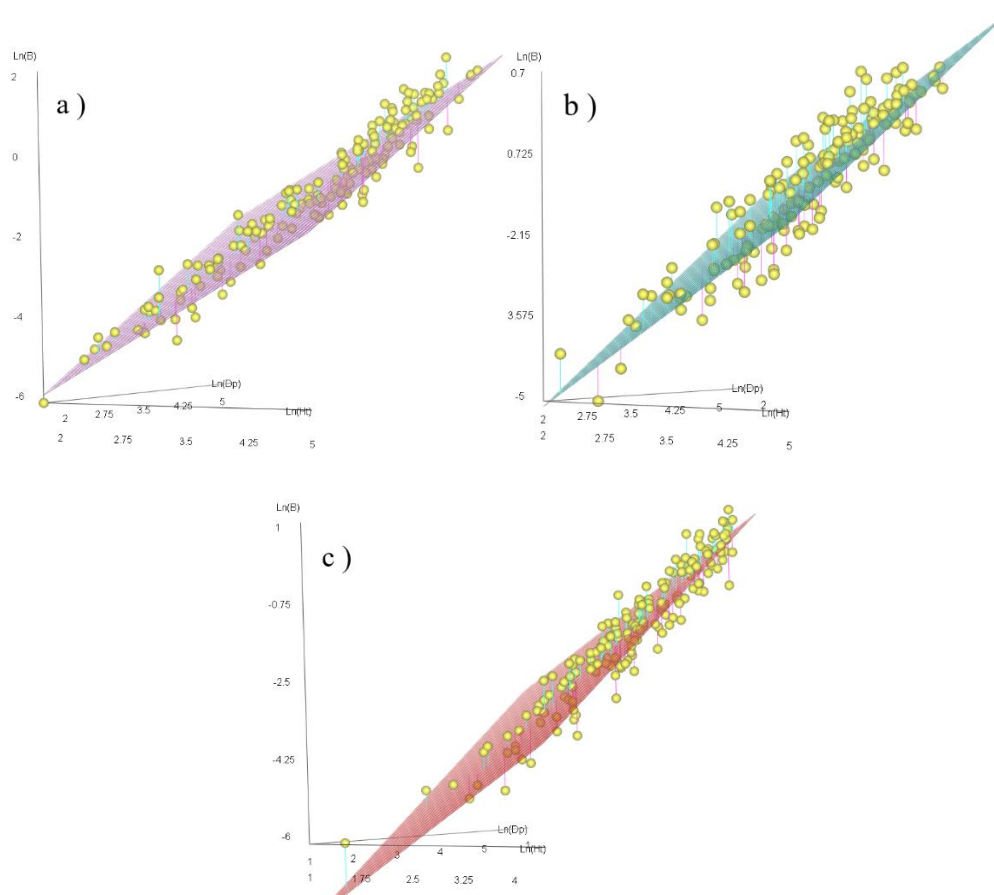


Figura 3. Plano de regresión tridimensional de la Ecuación 4.1 a la 4.3 para estimación de biomasa aérea de *Agave lechuguilla* Torr. en México. a) San Luis Potosí, b) Coahuila, c) Zacatecas.

De la Ecuación 4 se derivan en tres por efecto de las variables ficticias. Sustituyendo los valores de los coeficientes de regresión y añadiendo el factor de corrección en las Ecuaciones 4.1 a la 4.3 quedan como sigue:

$$AGB_{SLP} = \exp[-10.038 + 1.158 \times \ln(Dp) + 1.236 \times \ln(Ht)] \times 1.101 \quad (4.1)$$

$$AGB_{Coah} = \exp[-10.182 + 1.158 \times \ln(Dp) + 1.236 \times \ln(Ht)] \times 1.101 \quad (4.2)$$

$$AGB_{Zac} = \exp[-10.359 + 1.158 \times \ln(Dp) + 1.236 \times \ln(Ht)] \times 1.101 \quad (4.3)$$

donde AGB es biomasa aérea (kg), Dp diámetro de copa promedio (cm), Ht altura total (cm) y \ln es logaritmo natural.

La relación, AGB observada y AGB estimada demostró fuerte correspondencia lineal (relación 1:1), con intercepto (β_0) y pendiente (β_1) cercano a cero y uno, respectivamente (SLP : $\beta_0 = -0.09$, $\beta_1 = 0.92$; $Coah$: $\beta_0 = -0.11$, $\beta_1 = 0.92$; Zac : $\beta_0 = -0.18$, $\beta_1 = 0.88$), esto demuestra la alta capacidad predictiva del modelo (Figura 4) para estimar biomasa en aérea en *A. lechuguilla* (Segura y Andrade, 2008). Esta técnica también ha sido utilizada en *E. antisiphilitica* (Hernández *et al.*, 2019), *Tamarindus indica* L. (Bondé *et al.*, 2019) y en especies leñosas arbustivas del Desierto de Sonora, México (Búrquez y Martínez, 2011).

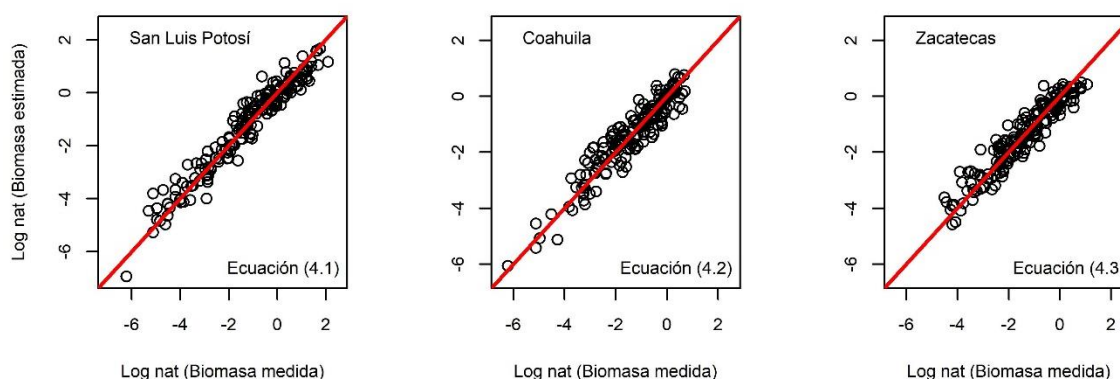


Figura 4. Capacidad predictiva de biomasa aérea de las ecuaciones 4.1 a la 4.3 para *Agave lechuguilla* Torr. por estado en México.

Validación del modelo

La prueba de Lilliefors en la Ecuación 4 demostró normalidad de residuales ($D = 0.020$, $p = 0.863$) (Figura 5a), de acuerdo con Fox (2016) los coeficientes de regresión son eficientes cuando se cumple este supuesto. Alonso y Montenegro (2015) demostraron que el cumplimiento de normalidad, mejora las estimaciones de la variable dependiente. La prueba de Breusch-Pagan denotó que los residuos son homocedásticos ($BP = 4.580$, $df = 4$, $p = 0.333$) (Figura 5b), cuando este supuesto no se cumple (heteroscedasticidad) los coeficientes no son eficientes para ningún tamaño de muestra (Cancino, 2012). La prueba Ljung-Box manifestó que los residuos no están correlacionados ($X\text{-squared} = 2.371$, $df = 1$, $p = 0.124$) (Figura 5c), por lo tanto, la varianza del error se estima adecuadamente, los intervalos de confianza y las estimaciones de biomasa de *A. lechuguilla* son eficientes e insesgadas (Montgomery *et al.*, 2012).

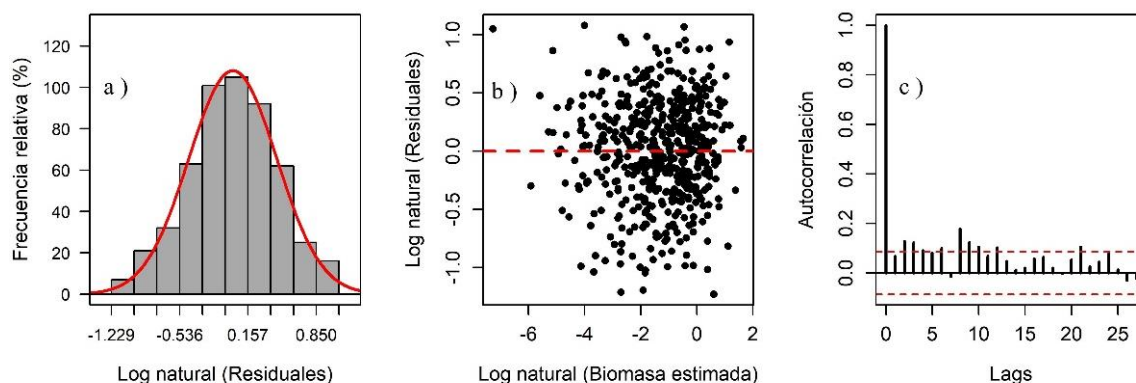


Figura 5. Histograma de residuales a), valores estimados contra residuales b) y correlograma de residuales de la Ecuación 4 de *Agave lechuguilla* Torr. en México

La matriz H o valores Hat detectó cinco observaciones influyentes potenciales superando el valor crítico dado por $h_{ii} = (3*k)/n = 0.029$, donde k corresponde al número de coeficientes de regresión y n el tamaño de la muestra (Figura 6a), los máximos valores lo presentan las observaciones 354 y 357 ($h_{ii} = 0.05$ y 0.06 , respectivamente), por lo tanto, este tipo de observaciones no ejercen efecto de apalancamiento sobre la pendiente de regresión (Montgomery *et al.* 2012). El estadístico $DFITS$ identificó tres observaciones influyentes ($p < 0.01$) superando el límite dado por $2\sqrt{k/n} = 0.195$ (Figura 6b); éstas, influyen levemente en la estimación de biomasa de *A. lechuguilla* (Montgomery *et al.*, 2012; Ponce, 2000). La verificación de observaciones influyentes posterior al ajuste de

cualquier ecuación, proporciona información relevante para considerar la omisión o no de alguna observación (Weisberg, 2014). Estas observaciones no fueron removidas de la base de datos, la observación 354 es tanto influyente potencial como en estimación, pero se distribuye en el mismo plano cartesiano del resto de las observaciones.

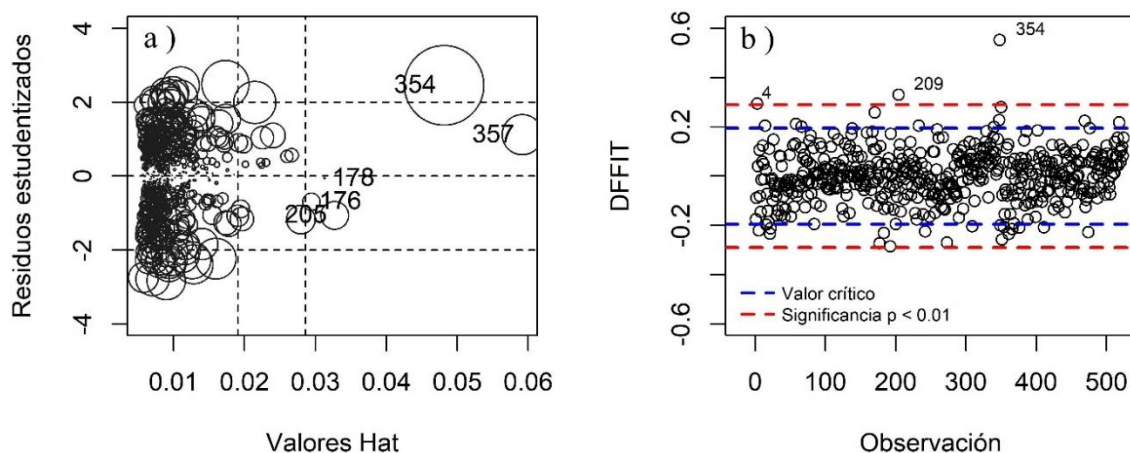


Figura 6. Detección de observaciones influyentes potenciales (a) e influyentes en estimación (b) de la Ecuación 4 para *Agave lechuguilla* Torr. en México.

La Ecuación 4 no presentó colinealidad grave, los valores de VIF de ambas variables fueron menores a 10 ($Dp = 5.64$ y $Ht = 5.66$). Valores de VIF mayor a 10 en algún regresor es indicativo de problemas de colinealidad (Yan y Su, 2009), otros consideran el problema con valores mayores a 5 (Montgomery *et al.*, 2012). El número de condición (NC) propuesto por Montgomery *et al.* (2012) demostró que existe colinealidad en grado moderado para Ht (NC = 193.85) y nula colinealidad para Dp (NC = 7.90); por lo tanto, no fue necesaria la aplicación de algún método correctivo como la regresión ridge, componentes principales o en su caso mínimos cuadrados parciales (Faraway, 2014).

Estimación robusta

La aplicación de técnicas robustas probadas en la Ecuación 4, para verificar si conservar o no los datos atípicos, resultó en alta significancia estadística ($p < 0.0001$) en los coeficientes de regresión (Tabla 4). La técnica de estimación MM redujo los intervalos de confianza (IC) de los coeficientes de regresión ($\beta_0 = \pm 0.300$, $\beta_1 = \pm 0.136$ y $\beta_2 = \pm 0.177$) en comparación con los métodos LAD, LTS y GLS (Tabla 4), además esta técnica fue la única en cumplir el supuesto de normalidad de errores según la prueba de Lilliferos ($D =$

0.039, $p = 0.053$) y con el menor error cuadrático medio (MSE). Simpson y Montgomery (1998) demostraron que el método de estimación MM es eficiente ante la existencia de datos atípicos.

Lo anterior quedo demostrado, la técnica de estimación MM presentó el menor MSE (0.226), mientras que los métodos LAD, LTS y GLS los valores más altos (0.228, 0.229 y 0.228). En algunos estudios se ha demostrado la eficiencia de las técnicas robustas (Smucler y Yoahi, 2017; Smucler, 2016; Van Aelst *et al.* 2013; Simpson y Montgomery, 1998), específicamente la LTS, la cual predice adecuadamente ante observaciones atípicas (Alfons *et al.*, 2013), sin embargo, esto depende de la naturaleza de las observaciones (Faraway, 2014).

El R^2 fue similar entre las técnicas robustas (0.901 a 0.919), el mayor valor se registró en la técnica LTS (Tabla 4), de acuerdo con Faraway (2014) este coeficiente no tiene sentido evaluarlo en técnicas robustas, en este estudio se calculó solo con fines de comparación. La finalidad de la estimación robusta radica en que las observaciones atípicas no influyan en las estimaciones de los coeficientes de regresión (Simpson y Montgomery, 1998), o para la estabilización de la varianza (Faraway, 2014) en el método GLS.

Tabla 4. Estadísticos de métodos de regresión robusta.

Parámetro	MCO	MM	LAD	LTS	GLS
β_0	-10.183* (± 0.304)	-10.214* (± 0.300)	-10.244* (± 0.467)	-10.349* (± 0.328)	-9.959* (± 0.328)
β_1	1.108* (± 0.139)	1.129* (± 0.136)	1.155* (± 0.214)	1.181* (± 0.138)	1.048* (± 0.138)
β_2	1.285* (± 0.181)	1.273* (± 0.177)	1.245* (± 0.279)	1.208* (± 0.180)	1.285* (± 0.180)
β_3 (<i>Zac</i>)	-0.178* (± 0.100)	-0.161* (± 0.098)	-0.099** (± 0.072)	-0.098* (± 0.113)	-0.179* (± 0.113)
β_4 (<i>SLP</i>)	0.127** (± 0.100)	0.147* (± 0.098)	0.210 (± 0.154)	0.195*** (± 0.113)	0.127** (± 0.113)
R^2 aj.	0.901	0.907	0.901	0.919	0.901
MSE	0.226	0.226	0.228	0.229	0.228
FC	1.121	1.111	---	1.092	1.120
Normalidad (LF)	0.043	0.053	0.022	0.014	0.014

Homogeneidad (B-P)	0.031	0.031	0.031	0.031	----
Autocorrelación (LJ-B)	0.007	0.013	0.013	0.015	0.000

Nota: MCO = Mínimos cuadrados ordinarios; MM = Estimación MM; LAD = Mínima desviación absoluta; LTS = Mínimos cuadrados recortados; GLS = Mínimos cuadrados generalizados; MSE = Error cuadrático medio; FC = Factor de corrección; LF = Prueba Lilliefors; B-P = Prueba Breusch-Pagan; LJ-B = Prueba Ljung-Box; * = $p < 0.0001$; ** = $p < 0.001$; *** = $p < 0.01$.

Los coeficientes obtenidos por estimación MM, pueden ser una alternativa en la estimación de la biomasa aérea de *A. lechuguilla* por estado considerando los datos atípicos detectados. De esta manera se proponen las ecuaciones derivadas de los coeficientes obtenidos mediante la estimación MM, quedando como sigue:

$$AGB_{SLP} = \exp [-10.067 + 1.129 \times \ln(Dp) + 1.273 \times \ln(Ht)] \quad (5.1)$$

$$AGB_{Coah} = \exp [-10.214 + 1.129 \times \ln(Dp) + 1.273 \times \ln(Ht)] \quad (5.2)$$

$$AGB_{Zac} = \exp [-10.375 + 1.129 \times \ln(Dp) + 1.273 \times \ln(Ht)] \quad (5.3)$$

CONCLUSIONES

Este estudio aporta una ecuación para predecir biomasa aérea de *A. lechuguilla* a escala regional utilizando el diámetro y altura de planta, y con ello cuantificar las reservas de carbono en las regiones áridas y semiáridas de México. El uso de variables indicadoras (ficticias), en la ecuación de Schumacher-Hall indicó poblaciones diferentes de *A. lechuguilla*, resultando en un modelo de biomasa aérea por estado. El cumplimiento de los supuestos del modelo de regresión asegura que las predicciones de biomasa aérea en *A. lechuguilla* con la ecuación de Schumacher-Hall, sean eficientes y robustas. La técnica de regresión robusta por estimación MM para predecir biomasa aérea en esta especie, demostró ser una buena alternativa ante la presencia de datos atípicos.

REFERENCIAS

- Alanís-Rodríguez, E., Mora-Olivo, A., Jiménez-Pérez, J., González-Tagle, M. A., Yarena Yamallel, J.I., Martínez-Ávalos, J.G., González-Rodríguez, L.E. 2015. Composición y diversidad del matorral desértico rosetófilo en dos tipos de suelo en el noreste de México. *Acta Botánica Mexicana*. 110, 105-117.
- Alfons, A., Croux, C., Gelper, S. 2013. Sparse least trimmed squares regression for analyzing high-dimensional large data sets. *The Annals of Applied Statistics*. 7, 226-248.
- Alonso, J.C. y Montenegro, S. 2015. Estudio de Monte Carlo para comparar 8 pruebas de normalidad sobre residuos de mínimos cuadrados ordinarios en presencia de procesos autorregresivos de primer orden. *Estudios Gerenciales*. 31, 253-265. <https://dx.doi.org/10.1016/j.estger.2014.12.003>
- Aquino-Ramírez, M., Velázquez-Martínez, A., Castellanos-Bolaños, J.F., De los Santos-Posadas, H. y Etchevers-Barra, J.D. 2015. Partición de la biomasa aérea en tres especies arbóreas tropicales. *Agrociencia*. 49, 299-314.
- Bautista, L.P. y Martínez, C.M. 2012. Aprovechamiento, rendimiento en fibra y regeneración del cogollo de *Agave lechuguilla* Torr. en el Altiplano Mexicano. Tesis de Licenciatura. Universidad Autónoma Chapingo. Estado de México.
- Bondé, L., Ganamé, M., Ouédraogo, O., Nacoulma, B.MI., Thiombiano, A. y Boussim, J. I. 2018. Allometric models to estimate foliage biomass of *Tamarindus indica* in Burkina Faso, Southern Forests. *Journal of Forest Science*. 80, 143-150. <https://doi.org/10.2989/20702620.2017.1292451>
- Brown, S. 1996. Tropical forests and the global carbon cycle: estimating state and change in biomass density. *Forest Ecosystems, Forest Management and the Global Carbon Cycle*. 40, 135-144, doi: 10.1007/978-3-642-61111-7_13.
- Búrquez, A. y Martínez-Yrizar, A. 2011. Accuracy and bias on the estimation of aboveground biomass in the woody vegetation of the Sonoran Desert. *Botany*. 89, 625-633. <https://doi.org/10.1139/b11-050>
- Cancino, C.J. 2012. Dendrometría Básica. Universidad de Concepción. Facultad de Ciencias Forestales. Departamento Manejo de Bosques y Medio Ambiente. Recuperado el 05 de mayo de 2020, de http://repositorio.udec.cl/bitstream/11594/407/2/Dendrometria_Basica.pdf.
- Castro, H., Fortunel, C. y Freitas, H. 2010. Effects of land abandonment on plant litter decomposition in a Montado system: relation to litter chemistry and community functional parameters. *Plant and Soil*. 333, 181-190. <https://doi.org/10.1007/s11104-010-0333-2>.

- Chapin, S., Manson, P. y Mooney, H. 2011. Principles of Terrestrial Ecosystem Ecology, 2nd ed. Springer Science & Business Media, New York, USA. 529 p.
- Comisión Europea [CE]. 2009. El papel de la naturaleza en el cambio climático. Available online:
https://ec.europa.eu/environment/pubs/pdf/factsheets/Nature%20and%20Climate%20Change/Nature%20and%20Climate%20Change_ES.pdf (accessed on 02/05/2020).
- Cortés-Sánchez, B.G., Ángeles-Pérez, G., De los Santos-Posadas, H.M. y Ramírez-Maldonado, H. 2019. Ecuaciones alométricas para estimar biomasa en especies de encino en Guanajuato, México. *Madera y Bosques*. 25, e2521799. <https://dx.doi.org/10.21829/myb.2019.2521799>.
- Delgado-Baquerizo, M., Maestre, F.T., Gallardo, A., Bowker, M.A., Wallenstein, M., Quero, J.L., Soliveres, S., Ochoa, V., Gozalo, B., García-Gómez, M., García-Palacios, P., Berdugo, M., Valencia, E., Escolar, C., Escudero, A., Carreira, J.A., Arredondo, T., Barraza-Zepeda, C., Bran, D., Chaieb, M., Conceição, A.A., Contreras, J., Derak, M., Eldridge, D.J., Espinosa, C. I., Florentino, A., Gaitán, J., Ghiloufi, W., Gómez-González, S., Gutiérrez, J.R., Hepper, E., Hernández, R.M., Huber-Sannwald, E., Jankju, M., Liu, J., Mau, R.L., Miriti, M., Monerris, J., Morici, E., Muchane, M., Naseri, K., Ospina, A., Polo, V., Pucheta, E., Quevedo-Robledo, L., Ramírez, E., Ramírez-Collantes, D. A., Romão, R., Tighe, M., Torres, D., Torres- Díaz, C., Ungar, E. D., Val, J., Wamiti, W., Wang D. y Zaady, E. 2013. Decoupling of soil nutrient cycles as a function of aridity in global drylands. *Nature*. 502, 672-676. <https://doi.org/10.1038/nature12670>.
- Eamus, D., McGuinness, K., Burrows, W. 2000. Review of allometric relationships for estimating woody biomass for Queensland, the northern territory and western Australia. *National Carbon accounting system*. 56 p.
- Escobar, E., Maass, M., Alcocer, D., Azpra, E., Flacón, L., Gallegos, A., García, F., García-Oliva, F., Jaramillo, V., Lecuanda, R., Magaña, V., Martínez-Yrizar, A., Muhlia, A., Rodríguez, R., Zavala-Hidalgo, J. 2008. Diversidad de procesos funcionales en los ecosistemas. En Capital Natural de México, vol. I. Conocimiento Actual de la Biodiversidad. México. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad [Conabio]. Ciudad de México, México,
- Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación [FAO]. 2004. Actualización de la evaluación de los recursos forestales mundiales a 2005. Términos y definiciones. Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación. Roma., 36 p.
- Faraway, J.J. 2014. Linear models with R, 2nd ed.; CRC press: Boca Raton, FL, USA. 274 p.

- Farfán, T.C.H. 2019. Efecto invernadero. Tesis de Licenciatura. Universidad Nacional de Trujillo. Perú.
- Fox, J. y Weisberg, S. 2019. *An R Companion to Applied Regression*, 3rd ed.; Sage, Thousand Oaks, California, USA. 798 p.
- Fox, J. 2016. *Applied regression analysis and generalized linear models*, 3rd ed.; Sage Publications: Thousand Oaks, California, USA. 791 p.
- García, E. 1998. Climas, Clasificación de Köeppen, modificado por García. Carta de climas, escala 1:1 000 000. México: Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad [Conabio].
- Garibaldi, L., Aristimuño, F. y Oddi, F. 2019. Modelos estadísticos en lenguaje R. UNRN: Buenos Aires, Argentina. 262 p.
- Gayoso, J. y Schlegel, B. 2001. Una tarea pendiente: Proyectos forestales para mitigación de gases de efecto invernadero. *Ambiente y Desarrollo*. 17, 41-49.
- González-Megías, A. y Menéndez, R. 2012. Climate change effects on above- and belowground interactions in a dryland ecosystem. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*. 367, 3115-3124. <https://doi.org/10.1098/rstb.2011.0346>.
- Gonzales-Medrano, F. 2012. Las zonas áridas y semiáridas de México y su vegetación. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales. 173 p.
- Gross, J. y Ligges, U. 2015. nortest: Tests for Normality. R package version 1.0-4. <https://CRAN.R-project.org/package=nortest>
- Hernández-Ramos, A., Cano-Pineda, A., Flores-López, C., Hernández-Ramos, J., García-Cuevas, X., Martínez-Salvador, M. y Martínez, Á.L. 2019. Modelos para estimar biomasa de *Euphorbia antisyphilitica* Zucc. en seis municipios de Coahuila. *Madera y Bosques*. 25, 1-13. <https://dx.doi.org/10.21829/myb.2019.2521806>
- Hooper, D.U., Adair, E.C., Cardinale, B.J., Byrnes, J.E., Hungate, B.A., Matulich, K.L., Gonzalez, A., Duffy, J.E., Gamfeldt, L. y O'Connor, M.I. 2012. A global synthesis reveals biodiversity loss as a major driver of ecosystem change. *Nature*. 486, 105-108. <https://doi.org/10.1038/nature11118>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI]. 2016. Conjuntos de Datos Vectoriales de Uso del Suelo y Vegetación, Escala 1:250 000 Serie VI, México.
- Intergovernmental Panel on Climate Change [IPCC]. 2014. Climate Change: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge, NY, USA: Cambridge University Press.

- Kane, S.M. y Yohe G.W. 2000. Societal Adaptation to Climate Variability and Change. *Springer Science*. 45, 257 p.
- Khaleelur, R.S., Mohamed, S.M. y Senthamarai, K.K. 2012. Multiple Linear Regression Models in Outlier Detection. *International Journal of Research in Computer Science*. 2, 23-28.
- Maechler, M., Rousseeuw, P., Croux, C., Todorov, V., Ruckstuhl, A., Salibian-Barrera, M., Verbeke, T., Koller, K., Conceicao, E. y Di Palma, A. M. 2020. robustbase: Basic Robust Statistics R package version 0.93-6. URL <http://CRAN.R-project.org/package=robustbase>
- Maestre, F.T., Quero, J.L., Gotelli, N.J., Escudero, A., Ochoa, V., Delgado-Baquerizo, M., García-Gómez, M., Bowker, M. A., Soliveres, S., Escolar, C., García-Palacios, P., Berdugo, M., Valencia, E., Gozalo, B., Gallardo, A., Aguilera, L., Arredondo, T., Blones, J., Boeken, B., Bran, D., Conceicao, A., Cabrera, O., Chaieb, M., Derak, M., Eldridge, D., Espinosa, C. I., Florentino, A., Gaitán, J., Gatica, M. G., Ghiloufi, W., Gómez-González, S., Gutiérrez, J.R., Hernández, R.M., Huang, X., Huber-Sannwald, E., Jankju, M., Miriti, M., Monerris, J., Mau, R. L., Morici, E., Naseri, K., Ospina, A., Polo, V., Prina, A., Pucheta, E., Ramírez-Collantes, D.A., Romão, R., Tighe, M., Torres-Díaz, C., Val, J., Veiga, J. P., Wang, D. y Zaady, E. 2012. Plant species richness and ecosystem multifunctionality in global drylands. *Science*. 335, 214-2188. <https://doi.org/10.1126/science.1215442>.
- Maestre, F.T. y Reynolds, J.F. 2007. Biomass responses to elevated CO₂, soil heterogeneity and diversity: an experimental assessment with grassland assemblages. *Oecologia*. 151, 512-520. <https://doi.org/10.1007/s00442-006-0577-y>
- Malhi, Y. y Grace, J. 2000. Tropical forests and atmospheric carbon dioxide. *Trends in Ecology and Evolution*. 15, 332-336. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(00\)01906-6](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(00)01906-6)
- Marroquín, J.S., Borja, L.G., Velásquez, C.R. y De la Cruz, C.J. 1981. Estudio ecológico dasonómico de las zonas áridas del Norte de México. Publicación Especial Núm. 2. 2a ed. Instituto Nacional de Investigaciones Forestales. México, D. F. 166 p.
- Méndez, G.J., Turlán, M.O.A., Ríos, S.J.C., Nájera y L.J.A. 2012. Ecuaciones alométricas para estimar biomasa aérea de *Prosopis laevigata* (Humb. & Bonpl. ex Willd.) M.C. Johnst. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*. 3, 57-72.
- Méndez, H.C.A. 2010. Efecto de Cd disuelto en agua en la germinación de semillas y el crecimiento de *Agave lechuguilla* provenientes de zonas con diferente nivel de contaminación por metales. Tesis de Maestría. Instituto Potosino de Investigación Científica Y Tecnológica. San Luis Potosí.
- Molina-Guerra, V.M., Soto-Mata, B., Cervantes-Balderas, J.M., Alanís, R.E., Marroquín-Castillo, J.J. y Sarmiento-Muñoz, T.I. 2017. Composición y estructura del matorral

- desértico rosetófilo del sureste de Coahuila, México. *Polibotánica*. (44), 67-77. <https://dx.doi.org/10.18387/polibotanica.44.5>.
- Montaño, N.M., Ayala, F., Bullock, S.H., Briones, O., García, O.F., García, S.R., Maya, Y., Perroni, Y., Siebe, C., Tapia, T.Y., Troyo, E. y Yépez E. 2016. Almacenes y flujos de carbono en ecosistemas áridos y semiáridos de México: Síntesis y perspectivas. *Terra Latinoamericana*. 34, 39-59.
- Montgomery, D.C., Peck, E.A. y Vining, G.G. 2012. Introduction to linear regression analysis, 4th ed.; John Wiley & Sons: USA. 688 p.
- Narcia, V.M., Castillo, Q.D., Vázquez, R.J. y Berlanga, R.C. 2012. Turno técnico de la lechuguilla (*Agave lechuguilla* Torr.) en el noreste de México. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*. 3, 81-88.
- National Oceanic and Atmospheric Administration [NOAA]. 2019. Available online: <https://www.noaa.gov/news/global-carbon-dioxide-growth-in-2018-reached-4th-highest-on-record> (accessed on 02/05/2020).
- Návar, J., Rodríguez-Flores, F.J. y Ríos-Saucedo, J. 2019. Biomass estimation equations for mesquite trees in the Americas. *PeerJ*. 7, e6782. <https://doi.org/10.7717/peerj.6782>.
- Nobel, P.S. y Quero, E. 1986. Environmental productivity indices for a Chihuahuan desert CAM plant, *Agave lechuguilla*. *Ecology*. 67, 1-11. <https://doi.org/10.2307/1938497>.
- Osorio, F., Wolodzko, T. 2017. Routines for L1 estimation. R package version 0.38.19. URL: <http://l1pack.mat.utfsm.cl>
- Pachauri, R.K., Allen, M.R., Barros, V.R., Broome, J., Cramer, W., Christ, R., Church, J.A., Clarke, L., Dahe, Q. y Dasgupta, P. 2014. Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the fifth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change: IPCC.
- Pando-Moreno, M., Pulido, R., Castillo, D., Jurado, E. y Jimenez, J. 2008. Estimating fiber for lechuguilla (*Agave lechuguilla* Torr., Agavaceae), a traditional non-timber forest product in Mexico. *Forest Ecology and Management*. 255, 3686–3690. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2008.02.053>
- Parmesan, C. 2006. Ecological and evolutionary responses to recent climate change. *Annual Review of Ecology, Evolution and Systematics*. 37, 637-669. <https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.37.091305.110100>.
- Pavón, C.J.D. y Alarcón, H.J.C. 2016. The effects of climate change on arid and semi-arid areas of Colombia. Proceedings of the International conference “*InterCarto. InterGIS*”. 22, 56-62. <https://doi.org/10.24057/2414-9179-2016-1-22-56-62>

- Picard, N., Saint-André, L. y Henry, M. 2012. Manual de Construcción de Ecuaciones Alométricas para Estimar el Volumen y la Biomasa de los Árboles: Del Trabajo de Campo a la Predicción; FAO: Rome, Italy.
- Pinheiro, J., Bates, D., DebRoy, S. y Sarkar, D. 2020. nlme: Linear and Nonlinear Mixed Effects Models. R package versión 3.1-147. URL: <https://CRAN.R-project.org/package=nlme>.
- Ponce, A.M. 2000. Medidas de influencia que se basan en la curva de influencia. *Pesquimat*. 3, 51-64. <https://doi.org/10.15381/pes.v3i2.9251>
- R Core Team. 2020. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- Rasch, D., Verdooren, R. y Pilz, J. 2020. Applied Statistics: Theory and Problem Solutions with R. John Wiley & Sons: Oxford, UK. 512 p.
- Reyes, A.J., Aguirre, R.R. y Peña, V.C. 2000. Biología y aprovechamiento de *Agave lechuguilla* Torrey. *Boletín de la Sociedad Botánica de México*. 1(67), 75-88.
- Ribot, J.C., Magalhaes, A.R. y Panagides, S.S. 1996. Climate Variability, Climate Change and Social Vulnerability in Semi-Arid Tropics. Cambridge University Press. 175 p. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511608308>.
- Rizvi, R., Ahlawat, S. y Gupta, A. 2014. Production of wood biomass by high density *Acacia nilotica* plantation in semi-arid region of central India. *Range Management and Agroforestry*. 35, 128-132.
- Rutishauser, E., Noor'an, F., Laumonier, Y., Halperin, J., Rufi'ie, Hergoualc'h, K. y Verchot, L. 2013. Generic allometric models including height best estimate forest biomass and carbon stocks in Indonesia. *Forest Ecology and Management*. 307, 219-225. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2013.07.013>
- Rzedowski, J. 1978. Vegetación de México. Limusa. México, D.F. 432 p.
- Samper-Villareal, J., Vincent, A., Álvarez, C. y Gutiérrez-Espeleta, G.A. 2019. I Simposio sobre cambio climático y Biodiversidad: hacia el fortalecimiento de la resiliencia y acciones requeridas ante el cambio climático en Latinoamérica. *UNED Research Journal*. 11, 7-17. <https://doi.org/10.22458/urj.v11i1.2315>
- Schlegel, B, Gayoso, J. y Guerra, J. 2000. Medición de la capacidad de captura de carbono en bosques de Chile y promoción en el mercado mundial: Manual de procedimientos: Muestreos de biomasa forestal. Valdivia, Chile. Universidad Austral de Chile., 24 p.

- Segura, M. y Andrade, H. 2008. ¿Cómo hacerlo? ¿Cómo construir modelos alométricos de volumen, biomasa o carbono de especies leñosas perennes? *Agroforestería de las Américas*. 1(46), 89-96.
- Simpson, J.R. y Montgomery, D.C. 1998. A robust regression technique using compound estimation. *Naval Research Logistics*. 45, 125-139. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1520-6750\(199803\)45:2<125::AID-NAVI>3.0.CO;2-A](https://doi.org/10.1002/(SICI)1520-6750(199803)45:2<125::AID-NAVI>3.0.CO;2-A)
- Singh, G. y Singh, B. 2017. Biomass Equations and Assessment of Carbon Stock of *Calligonum polygonoides* L., a Shrub of Indian Arid Zone. *Current Science*. 112, 2456. <https://doi.org/10.18520/cs/v112/i12/2456-2462>.
- Singh, T.S.P., Verma, A., Kumar, P., Meherul, A.N. y Krishna, B.R. 2019. Biomass and carbon projection models in *Hardwickia binata* Roxb. vis a vis estimation of its carbon sequestration potential under arid environment. *Journal Archives of Agronomy and Soil Science*. <https://doi.org/10.1080/03650340.2019.1701659>
- Sivakumar, M.V.K., Das, H.P. y Brunini, O. 2005. Impacts of Present and Future Climate Variability and Change on Agriculture and Forestry in the Arid and Semi-Arid Tropics. *Climate Change*. 70, 31-72. <https://doi.org/10.1007/s10584-005-5937-9>
- Smucler, E. 2016. Estimadores robustos para el modelo de regresión lineal con datos de alta dimensión. Tesis Doctoral. Universidad de Buenos Aires. Buenos Aires.
- Smucler, E. y Yohai, V.J. 2017. Robust and sparse estimators for linear regression models. *Computational Statistics & Data Analysis*. 111, 116-130. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2017.02.002>
- Snowdon, P., Raison, J., Keith, H., Montagu, K., Bi, H., Ritson, P., Grieson, P., Adams, M., Burrows, W., Eamus, D. 2001. Protocol for sampling tree and stand biomass. National Carbon Accounting System technical report, n° 31, primer borrador. Australian Greenhouse Office, Au. 114 p.
- Sprugel, D.G. 1983. Correcting for bias in log-transformed allometric equations. *Ecology*, 64, 209-210. <https://doi.org/10.2307/1937343>.
- Van Aelst, S., Willems, G. y Zamar, R.H. 2013. Robust and efficient estimation of the residual scale in linear regression. *Journal of Multivariate Analysis*. 116, 278-296. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2012.12.008>
- Villavicencio, G.E., Hernández, R.A. y García, C.X. 2018. Estimación de la biomasa foliar seca de *Lippia graveolens* Kunth del sureste de Coahuila. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*. 9, 187-207. <https://doi.org/10.29298/rmcf.v9i45.139>

- Villavicencio, G.E., Mendoza-Morales, S. y Méndez, G.J. 2020. Modelo para predecir biomasa foliar seca de *Litsea parvifolia* (Hemsl.) Mez. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*. 11, 112-133. <https://doi.org/10.29298/rmcf.v11i58.642>.
- Weisberg, S. 2014. *Applied Linear Regression*, 4th ed.; John Wiley & Sons: USA. 368 p.
- Wilcox, R.R. 2005. "Robust Regression". In *Introduction to Robust Estimation and Hypothesis Testing*, 2nd ed.: Elsevier Academic Press: San Diego, USA. 380 p.
- Yan, X. y Su, X. 2009. *Linear regression analysis: theory and computing*, 1st ed. World Scientific: Tuck Link, Singapore. 348 p.
- Yohai, V.J. 1987. High breakdown-point and high efficiency robust estimates for regression. *The Annals of Statistics*. 15, 642-656.
- Zamora, M.M. 2015. Cambio climático. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*. 6, 04-07. Disponible: http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2007-11322015000500001&lng=es&tlng=es.
- Zeileis, A. y Hothorn, T. 2002. Diagnostic Checking in Regression Relationships. *R News* 2, 7-10. URL <https://CRAN.R-project.org/doc/Rnews/>

ANEXOS

Anexo 1. Ubicación del municipio y predio de muestreo

Estado	Municipio	Predio	Datum	Zona	Coordenada Media		
					X	Y	
Coahuila	Cuatro Cienegas	Tanque Nuevo	WGS 84	13	775739	2944866	
	General Cepeda	Estación Marte		14	225071	2862695	
	Parras	Abrevadero		Pilar de Richardson	14	228993	2836367
				El Amparo	13	796383	2808535
				Tanque Nuevo	13	749366	2816673
	Ramos Arizpe	Hipólito		Cosme	14	225414	2791577
				Hipólito	14	255026	2846028
				Cosme	14	260311	2867257
	San Pedro	Las Margaritas		Hipólito	14	254829	2845962
				Las Margaritas	13	733905	2917134
	Viesca	Nueva Victoria		Nueva Victoria	13	733846	2917133
				Venustiano Carranza	13	708245	2802668
	San Luis Potosí	Catorce		La Cardoncita	WGS 84	14	268477
Tanque de Dolores			14	276705		2615311	
Ciudad del Maíz		El Puerto de San Juan de Dios	14	409644		2508835	
			Guadalcazar	El Huizache		14	358282
Matehuala		La Caja	14	340693		2628693	
			Tanque Colorado	14		322305	2604168
Venado		Venado	14	279663		2529680	
Villa de la Paz		Los Limones	14	320280		2619289	
Villa Hidalgo		La Tapona	14	328073		2519061	
Zacatecas	Concepción del Oro	Cienega de Rocamontes	WGS 84	14	278337	2736994	
		Guadalupe Garzaron		14	282010	2714506	
		Morelos		14	279245	2703990	
		Tanque del Alto		14	285762	2710223	
	Apizolaya	Camino San Tiburcio		13	772402	2745956	
				14	261948	2667199	
				13	802690	2749091	
	Mazapil	El Rodeo		Noria de Guadalupe	14	257626	2695601
				San Jerónimo	13	779792	2766436
				Tecolotes	14	241126	2715175
Melchor Ocampo	San Miguel	13	791764	2762351			