



COLEGIO DE POSTGRADUADOS

INSTITUCIÓN DE ENSEÑANZA E INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS AGRÍCOLAS

CAMPUS MONTECILLO

PROGRAMA DE POSTGRADO EN HIDROCIENCIAS

**ESTIMACIÓN DE BIOMASA
AÉREA DE FORRAJES DE
INVIERNO BAJO RIEGO A
TRAVÉS DE UN DRON**

CÉSAR BOTELLO AGUILLÓN

T E S I S

PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL

PARA OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRO EN CIENCIAS

MONTECILLO, TEXCOCO, EDO. DE MÉXICO

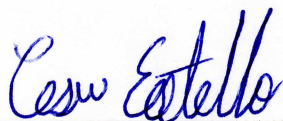
2018

CARTA DE CONSENTIMIENTO DE USO DE LOS DERECHOS DE AUTOR Y DE LAS REGALIAS COMERCIALES DE PRODUCTOS DE INVESTIGACION

En adición al beneficio ético, moral y académico que he obtenido durante mis estudios en el Colegio de Postgraduados, el que suscribe CÉSAR BOTELLO AGUILLÓN, Alumno (a) de esta Institución, estoy de acuerdo en ser partícipe de las regalías económicas y/o académicas, de procedencia nacional e internacional, que se deriven del trabajo de investigación que realicé en esta institución, bajo la dirección del Profesor FRANCISCO GAVI REYES, por lo que otorgo los derechos de autor de mi tesis ESTIMACION DE BIOMASA AÉREA DE FORRAJES DE INVIERNO BAJO RIEGO A TRAVÉS DE UN DRON

y de los productos de dicha investigación al Colegio de Postgraduados. Las patentes y secretos industriales que se puedan derivar serán registrados a nombre del colegio de Postgraduados y las regalías económicas que se deriven serán distribuidas entre la Institución, El Consejero o Director de Tesis y el que suscribe, de acuerdo a las negociaciones entre las tres partes, por ello me comprometo a no realizar ninguna acción que dañe el proceso de explotación comercial de dichos productos a favor de esta Institución.

Montecillo, Mpio. de Texcoco, Edo. de México, a 10 de JULIO de 2018



Firma del
Alumno (a)



Vo. Bo. del Consejero o Director de Tesis

La presente tesis titulada: “**Estimación de Biomasa Aérea de Forrajes de Invierno Bajo Riego d Través de un Dron**”, realizada por el alumno: **César Botello Aguillón** bajo la dirección del Consejo Particular indicado, ha sido aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para obtener el grado de:

MAESTRO EN CIENCIAS

HIDROCIENCIAS

CONSEJO PARTICULAR

CONSEJERO

DR. FRANCISCO GAVI REYES

ASESOR

DR. LEONARDO TIJERINA CHÁVEZ

ASESOR

DR. ARTURO GALVIS SPINOLA

ESTIMACIÓN DE BIOMASA AÉREA DE FORRAJES DE INVIERNO BAJO RIEGO A TRAVÉS DE UN DRON

César Botello Aguillón, M. C.
Colegio de Postgraduados, 2018

RESUMEN

Existe escasa información sobre el uso de cámaras digitales acopladas a drones para cuantificar biomasa de forrajes, a pesar de que esta tecnología podría disminuir tiempo y costo en su determinación y contribuiría a la agricultura de precisión. El objetivo de esta investigación fue desarrollar un procedimiento para estimar biomasa con imágenes digitales captadas desde un dron y modelación 3D (ID-Dron-3D) aplicable a alfalfa y avena forrajera. Con cámara digital acoplada al dron se obtuvieron imágenes antes de la cosecha, que fueron procesadas con software para estimar volumen de biomasa. En cada cultivo se midió altura de la planta y área cosechada, volumen aparente y real de biomasa, y peso de biomasa fresca y seca. Con el análisis de correlación de los datos y considerando un $p < 0.05$, se obtuvieron $R = 0.89$ y 0.68 entre el volumen real (principio de Arquímedes) y el volumen aparente (área cosechada por altura) de avena y alfalfa, respectivamente; en el mismo orden $R = 0.82$ y 0.75 entre el volumen estimado con ID-Dron-3D y el volumen real; asimismo $R = 0.90$ y 0.81 entre el volumen estimado con ID-Dron-3D y el volumen aparente para avena y alfalfa, respectivamente. Con base en el análisis de regresión se obtuvieron modelos lineales ($p < 0.05$) para predecir: biomasa fresca en avena ($R^2 = 0.70$) y alfalfa ($R^2 = 0.47$); y biomasa seca en avena ($R^2 = 0.78$) y en alfalfa ($R^2 = 0.31$)

mediante ID-Dron-3D. Con lo anterior se cumplió el objetivo de establecer un procedimiento para predecir biomasa seca y fresca de avena y alfalfa de invierno mediante ID-Dron-3D.

Palabras Clave: agricultura de precisión; modelado 3D; regresión lineal; sensores; teledetección.

ESTIMATION OF AERIAL BIOMASS OF WINTER FORAGES IN IRRIGATION
THROUGH A DRONE

César Botello Aguillón, M. C.
Colegio de Postgraduados, 2018

ABSTRACT

There is scarce information about the use of drones and digital cameras to quantify forage biomass, although this technology could reduce time and cost in its determination and contribute to precision agriculture. The objective of this research was to develop a procedure to estimate biomass yield with images captured through a drone and 3D modeling (ID-Dron-3D) applicable to alfalfa and oats forage. With a digital camera coupled to the drone, pre-harvest images were obtained, which were processed with software to estimate biomass volume. In each crop, plant height, harvested area, apparent and real biomass volume, as well as fresh and dry biomass yield. With the correlation analysis of the data and considering $p < 0.05$, $R=0.89$ and 0.68 were obtained between real biomass volume (Archimedes' principle) and apparent biomass volume (area harvested multiplied by plant height) of oats and alfalfa, respectively; in the same order $R=0.82$ and 0.75 between estimated biomass volume with ID-Dron-3D and real biomass volume; also $R=0.90$ and 0.81 between estimated biomass volume with ID-Dron-3D and apparent biomass volume for oats and alfalfa, respectively. Based on regression analysis, linear models ($p > 0.05$) were obtained to predict: fresh biomass yield in oats ($R^2=0.70$) and alfalfa ($R^2=0.47$); and dry biomass yield in oats ($R^2=0.78$) and alfalfa ($R^2=0.31$) through ID-Drone-3D. The objective to

establish a procedure to predict dry and fresh biomass yield of winter oats and alfalfa using ID-Dron-3D was achieved.

Keywords: 3D modeling; linear regression; precision agriculture; remote sensing; sensors.

Dedico esta tesis a:

Dios, mis padres, J. Jesús Botello Rangel y María Estela Aguillón Romo, a mis hermanos, Jesús, Esaú y Trinidad, quienes han sido la guía y el camino para poder llegar a este punto de mi carrera.

Lidia Estela Sosa Márquez, por su apoyo e infinita paciencia a lo largo de estos últimos años.

Todas las personas, llámense profesor (a), compañero (a), amigo (a) o familia, quienes de alguna manera me han acompañado hasta hoy, aun en la distancia.

AGRADECIMIENTOS

Los millones de mexicanos (as) que pagan impuestos, quienes, a través del Consejo Nacional de ciencia y Tecnología (CONACYT) y el Colegio de Postgraduados, han financiado parte de mi formación.

Los doctores integrantes de mi Consejo Particular, Francisco Gavi Reyes, Leonardo Tijerina Chávez y Arturo Galvis Spinola por el esfuerzo, la dedicación, el tiempo y el apoyo que me han brindado, pero sobre todo por la paciencia para conmigo.

Al Dr. Rodrigo Roblero Hidalgo por el apoyo del dron para realizar esta investigación, pero más por el uso de su valioso tiempo en la obtención de la información.

CONTENIDO

RESUMEN	iv
ABSTRACT	vi
LISTA DE FIGURAS	xiii
LISTA DE TABLAS	xv
1. INTRODUCCIÓN	1
2. REVISIÓN DE LITERATURA	2
2.1. GRAMÍNEAS Y LEGUMINOSAS	2
2.2. BIOMASA	3
2.2.1. LA BIOMASA EN EL SECTOR PECUARIO	4
2.2.2. LA IMPORTANCIA DE LA BIOMASA EN EL SUELO	5
2.2.3. LA BIOMASA COMO ALIMENTO DEL HOMBRE	6
2.2.4. CAPTURA DEL CARBONO Y EL MEDIO AMBIENTE	7
2.3. ESTIMACIÓN DE BIOMASA	9
2.3.1. MÉTODO MANUAL	9
2.3.2. MÉTODOS DIRECTOS	10
2.3.3. IMÁGENES DIGITALES	10
2.3.4. MODELACIÓN 3D	13
2.3.5. SENSORES LIDAR	15
2.3.6. IMÁGENES HIPERESPECTRALES	16
2.3.7. RESUMEN DE LA REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	17
3. OBJETIVOS E HIPÓTESIS	19
3.1. OBJETIVO GENERAL	19
3.2. OBJETIVOS PARTICULARES	19
3.3. HIPÓTESIS	19
4. MATERIALES Y MÉTODOS	21
4.1. UBICACIÓN	21
4.2. MATERIALES	21
4.2.1. VANT	21
4.2.2. SOFTWARE	22

4.3. MÉTODOS.....	23
4.3.1. OBTENCIÓN DE IMÁGENES	23
4.3.2. VOLUMEN DE BIOMASA.....	24
4.3.2.1. Volumen aparente en campo	25
4.3.2.2. Volumen real.....	26
4.3.2.3. Volumen aparente con modelación 3D	26
4.3.3. RENDIMIENTO DE BIOMASA.....	28
4.3.3.1. Biomasa fresca.....	28
4.3.3.2. Biomasa seca	28
4.3.4. RELACIÓN ENTRE VARIABLES.....	29
4.3.4.1. Correlación de volúmenes	29
4.3.4.2. Modelo de regresión lineal para estimación de biomasa.....	31
5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	34
5.1. OBTENCIÓN DE IMÁGENES	34
5.2. VOLUMEN DE BIOMASA.....	35
5.2.1. VOLUMEN REAL	35
5.2.2. VOLUMEN APARENTE EN CAMPO.....	36
5.2.3. VOLUMEN APARENTE CON MODELACIÓN 3D	38
5.3. RENDIMIENTO DE BIOMASA.....	39
5.3.1. BIOMASA FRESCA.....	39
5.3.2. BIOMASA SECA	40
5.4. RELACIÓN ENTRE VARIABLES	42
5.4.1. CORRELACIÓN DE VOLÚMENES.....	42
5.4.1.1. Avena.....	42
5.4.1.2. Alfalfa.....	44
5.4.2. CORRELACIÓN VOLUMEN-BIOMASA	46
5.4.2.1. Avena.....	46
5.4.2.2. Alfalfa.....	46
5.4.3. REGRESIÓN LINEAL PARA ESTIMACIÓN DE BIOMASA.....	47
5.4.3.1. Avena.....	47
5.4.3.2. Alfalfa.....	54

5.5. DISCUSIÓN	61
6. CONCLUSIONES	65
7. REFERENCIAS	67

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Características principales de la cámara del dron, obtenidas con Agisoft PhotoScan Pro.	21
Figura 2. Calculadora GSD descargada de https://support.pix4d.com/hc/en-us/articles/202560249#gsc.tab=0	24
Figura 3. Modelo de la malla utilizada para el volumen aparente en campo. ...	25
Figura 4. Grafica entre los valores de volumen aparente obtenidos en el cultivo de avena.	43
Figura 5. Grafica entre los valores de volumen real y estimado por dron obtenidos en el cultivo de avena.	44
Figura 6. Grafica entre los valores de volumen aparente obtenidos en el cultivo de alfalfa.....	45
Figura 7. Grafica entre los valores de volumen real y estimado por dron obtenidos en el cultivo de alfalfa.	45
Figura 8. Gráfica del modelo para estimar biomasa fresca en avena.	49
Figura 9. Gráfica de valores ajustados vs residuales del ANOVA para el modelo de biomasa fresca en avena.	50
Figura 10. Gráfica del modelo para estimar biomasa seca en avena.....	52
Figura 11. Gráfica de valores ajustados vs residuales del ANOVA para el modelo de biomasa seca en avena.	53
Figura 12. Gráfica del modelo de modelo para estimar biomasa fresca en alfalfa.	56

Figura 13. Gráfica de valores ajustados vs residuales del ANOVA del modelo para estimar biomasa fresca en alfalfa.....	57
Figura 14. Gráfica de la tendencia del modelo para estimar biomasa seca en alfalfa.	59
Figura 15. Gráfica de valores ajustados vs residuales del ANOVA del modelo de biomasa seca de alfalfa	60

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Reglas para interpretar el tamaño del coeficiente de correlación (Vicente, I., 2013).....	31
Tabla 2. Propiedades principales de las imágenes.....	34
Tabla 3. Volumen real de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de avena.	35
Tabla 4. Volumen real de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de alfalfa.	36
Tabla 5. Volumen aparente de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de avena.....	37
Tabla 6. Volumen aparente de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de alfalfa	37
Tabla 7. Volumen estimado de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de avena.....	38
Tabla 8. Volumen estimado de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de alfalfa.	39
Tabla 9. Rendimiento de biomasa fresca en las unidades de muestreo (u.m) de avena.....	40
Tabla 10. Rendimiento de biomasa fresca en las unidades de muestreo (u.m.) de alfalfa.	40
Tabla 11. Fracción de materia seca (ms) y biomasa seca en las unidades de muestreo (u.m.) del cultivo de avena.....	41

Tabla 12. Fracción de materia seca (ms) y biomasa seca en las unidades de muestreo (u.m.) del cultivo de alfalfa.	41
Tabla 13. Coeficientes de correlación de datos de volumen en avena.	42
Tabla 14. Valores de correlación de datos de volumen en alfalfa.	44
Tabla 15. Correlación entre volumen estimado y la biomasa de avena.	46
Tabla 16. Correlación entre volumen estimado y la biomasa de alfalfa.	47
Tabla 17. Análisis de regresión del modelo para estimar biomasa fresca en avena.	48
Tabla 18. ANOVA del modelo de regresión para estimar biomasa fresca en avena.	48
Tabla 19.. Prueba de Durbin-Watson para comprobar independencia de residuos.	49
Tabla 20. Prueba de Shapiro-Wilk para el modelo de biomasa fresca en avena.	51
Tabla 21. Análisis de regresión del modelo para estimar biomasa seca en avena.	51
Tabla 22. ANOVA del modelo de regresión para estimar biomasa seca en avena.	52
Tabla 23. Prueba de Durbin-Watson para comprobar independencia del modelo de estimación de biomasa seca en avena.	53
Tabla 24. Prueba de Shapiro-Wilk del MRL para estimación de biomasa seca en avena.	54
Tabla 25. Análisis de regresión para estimar biomasa fresca en alfalfa.	54

Tabla 26. ANOVA del modelo de regresión para estimar biomasa fresca en alfalfa.	55
Tabla 27. Prueba de Durbin-Watson para comprobar independencia del modelo de estimación de biomasa fresca en alfalfa.	56
Tabla 28. Prueba de no constancia de varianza de la RL de BF de alfalfa.....	57
Tabla 29. Prueba de Shapiro-Wilk del modelo de estimación de biomasa fresca en alfalfa.	58
Tabla 30. Análisis de regresión para estimar biomasa seca en alfalfa.....	58
Tabla 31. Prueba de Durbin-Watson de la RL para estimación de biomasa seca en alfalfa.	60
Tabla 32. Prueba de no constancia de varianzas del modelo de estimación de biomasa seca de alfalfa.	61
Tabla 33. Prueba de Shapiro-Wilk en la RL para estimación de B.S. en alfalfa.	61

1. INTRODUCCIÓN

Hoy en día, gracias al avance en la generación de conocimiento y al desarrollo tecnológico en diversas disciplinas, los vehículos aéreos no tripulados (VANT) (o UAV por sus siglas en inglés), sus sensores y software asociados se han convertido en plataformas idóneas para llevar a cabo la teledetección de numerosas variables agronómicas. Entre éstas, la biomasa es una variable de gran interés en el sector agropecuario. Existen diferentes procedimientos utilizados para conocer esta variable, algunos de ellos se usan en tiempo real en épocas cercanas a las fechas de cosecha y otros se aplican incluso antes de la época de siembra, los cuales incluyen modelos de simulación del desarrollo de los cultivos para conocer su potencial de producción.

Las prácticas tradicionales para estimar biomasa implican un gran esfuerzo y dinero para el productor. Los métodos que involucran imágenes de satélite se ven limitados por la calidad y nivel de información que poseen y los modelos de simulación deben considerar una serie de factores edáficos, climáticos y del mismo cultivo que no siempre están disponibles.

Es así que se busca proponer una metodología para obtener la biomasa de los cultivos de avena y alfalfa en la etapa de cosecha, con ayuda de fotografías tomadas desde un VANT o comúnmente llamado “*dron*” y el uso de un software para procesar imágenes digitales que, mediante la combinación de técnicas de fotogrametría digital, genera una reconstrucción tridimensional (3D) del cultivo.

2. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. GRAMÍNEAS Y LEGUMINOSAS

Las plantas comúnmente conocidas como gramíneas (Familia: Poaceae Barnhart (= Gramineae Juss., nom. cons.)) y leguminosas (Familia: Fabaceae Lindley (=Leguminosae Jussieu, nom. cons.)) son de gran importancia ya que son capaces de aportar gran cantidad de calorías y proteínas a la dieta humana y animal, además de ser plantas que presentan gran cantidad de biomasa (Martínez Romero & Leyva Galán, 2014).

Las gramíneas probablemente son las de mayor importancia para la economía humana. Alrededor del 70 % de la superficie cultivable del mundo está sembrada con gramíneas y el 50 % de las calorías consumidas por la humanidad proviene de sus numerosas especies que son utilizadas directamente en la alimentación humana y en la de las especies animales domésticas. En términos de la producción global, las cuatro gramíneas cultivadas más importantes son: caña de azúcar, trigo, arroz y maíz. La avena es el séptimo cereal más cosechado a nivel mundial. (Parodi, 2005).

Las leguminosas son plantas herbáceas, que producen frutos en forma de vaina. Sus semillas, son muy ricas en diferentes tipos de nutrientes, fibras y minerales como el magnesio, folato, hierro y zinc. Se encuentran ampliamente diversificadas y distribuidas en todo el territorio nacional mostrando variadas formas biológicas (Estrada Castellón *et al.*, 2005).

2.2. BIOMASA

La cosecha de un cultivo es la recolección de biomasa, entendiéndose por ésta el peso fresco o seco de sustancias vivientes en un momento determinado (Mollaldo, 2002). La biomasa puede ser útil directamente como materia orgánica en forma de abono y tratamiento de suelos, adicionalmente a su utilidad más común: servir de alimento a diversos organismos, la humanidad incluida (Black, 1974).

La vida en la tierra depende de las plantas. Los humanos, al igual que el resto de los animales, sin las plantas no se podrían alimentar. Directa o indirectamente lo que se consume procede de las plantas y su biomasa. Algunos autores plantean que la biomasa es la cantidad total de materia viviente, que se encuentra en un área determinada y se expresa en toneladas por unidad de superficie. La cantidad de biomasa en un período determinado recibe el nombre de producción de un sistema o de un área determinada (Pineda, 2007), según el Diccionario de la Real Academia Española, la biomasa es la materia total de los seres que viven en un lugar determinado, expresada en peso por unidad de área o de volumen (RAE, 2018).

En un ecosistema natural la biomasa es uno de los atributos más relevantes para caracterizar el estado de un ecosistema o el proceso de sucesión ecológica en un territorio (Odum, 2000).

En un agroecosistema, sistema originado por la acción del hombre sobre el ecosistema natural, que tiene como objetivos la utilización del medio en forma sostenida para obtener plantas o animales de consumo inmediato o transformable (Mollaldo, 1985), lo importante es cosechar la biomasa útil para un fin determinado, ya sea como alimento humano o como forraje.

2.2.1. LA BIOMASA EN EL SECTOR PECUARIO

En la alimentación del ganado bovino y ovino principalmente, las leguminosas por sí solas o en asociación con las gramíneas forrajeras presentan una serie de nutrientes que incrementan la producción de leche y carne y, la eficiencia reproductiva de los rebaños (Martínez Romero & Leyva Galán, 2014). Las leguminosas forrajeras se siembran asociadas con gramíneas para mejorar la calidad de la oferta alimenticia para el ganado. Así, se cultivan para este objetivo numerosas especies de pastos perennes, tanto en climas templados como en climas tropicales o subtropicales (Kass, 1997).

Entre las especies invernales se hallan la avena (*Avena fatua* y *Avena sativa*), el centeno y la cebada forrajera (*Hordeum vulgare*). Para los cultivos de primavera se utiliza el maíz y el sorgo forrajero (*Sorghum sudanense*). Además, hay cereales que se utilizan para alimentar animales, como el mijo (*Panicum miliaceum*) y el alpiste (*Phalaris arundinacea*) para alimentar pájaros, o el maíz y el sorgo para alimentar vacas, cerdos y aves de corral (Catasus, 2000).

Tanto algunas gramíneas como leguminosas son consideradas buenas opciones para la suplementación de vacunos y rumiantes menores en condiciones de bajos insumos (García *et al.*, 2006).

2.2.2. LA IMPORTANCIA DE LA BIOMASA EN EL SUELO

No es común que los actores o productores consideren la biomasa como un alimento imprescindible para alimentar el suelo. Esa sería una de las razones por las cuales se utiliza ampliamente la quema como práctica de manejo en la agricultura mundial (Martínez Romero & Leyva Galán, 2014).

La producción de biomasa vegetal derivados de la propia actividad agrícola es considerable. Una práctica que podría contribuir a mitigar el déficit húmico de los suelos es la incorporación de estos subproductos, que podrían aumentar el nivel de materia orgánica del suelo y su fertilidad (Cegarra *et al.*, 1983).

Las leguminosas presentan un beneficio adicional como mejoradoras del suelo, ya que fijan el nitrógeno atmosférico en sus nódulos radiculares. El nitrógeno fijado es aportado al suelo una vez que han envejecido o muerto las raíces, siendo fácilmente aprovechado por los siguientes cultivos. La cantidad de nitrógeno fijado por las leguminosas puede variar de 20 a 560 kg anuales por hectárea, dependiendo del tipo de suelo y de la humedad disponible. Esta capacidad de fijar nitrógeno les permite su establecimiento en suelos de fertilidad baja en N, sin que esto afecte significativamente su producción y calidad de biomasa (Machado & Menéndez, 2006).

Destaca de manera notable que los restos de cereales presentan una mayor relación C/N, lo que precisan nitrógeno extra para su mineralización; en cambio los residuos de hortalizas presentan una relación más baja, por lo que su aplicación a los suelos pueda realizarse de forma inmediata (Parr & Colacicco, 2005).

La biomasa de residuos de cosechas puede aportar una cantidad importante de humus beneficioso para el suelo (Cegarra *et al.*, 2008).

Se ha comprobado que la adición de estos residuos, produce efectos beneficiosos sobre otras propiedades del suelo como la capacidad de retención hídrica y de intercambio catiónico. Uno de los beneficios de la práctica “abonado con restos de cosechas”, es la disminución del riego realizado en posteriores etapas de cultivo y consiguiente ahorro de agua (Rule *et al.*, 2007).

2.2.3. LA BIOMASA COMO ALIMENTO DEL HOMBRE.

La vida en la tierra depende de las plantas. Los humanos, al igual que el resto de los animales, sin las plantas no se podrían alimentar. Directa o indirectamente lo que se consume procede de biomasa de las plantas.

Las verduras y hortalizas, ricas en vitaminas y minerales, son necesarias para vivir y mantener la salud humana. Lechugas, tomates, cebollas, acelgas, repollos y zanahorias, espinacas, coles, alcachofas, entre otras, forman parte habitual de

nuestra dieta (Basulto, 2010). La biomasa vegetal también aporta antioxidantes y fitoquímicos a la dieta humana.

La biomasa vegetal de hoja verde es sumamente alta en minerales como el calcio, el hierro, magnesio y potasio. También tienen cantidades importantes de vitaminas como la vitamina A (beta caroteno), vitamina C, vitamina E y el ácido fólico. Algunos vegetales de hoja verde tienen más hierro, más calcio, como también otros minerales y vitaminas, incluso más proteínas que la carne (Macek, 2009).

Lamentablemente los gustos se han degenerado debido a la gran cantidad de azúcar, grasa y sal de la dieta moderna, al punto que los vegetales, especialmente los de hoja verde, ya no gustan (Aristizábal & Montoya, 2010).

2.2.4. CAPTURA DEL CARBONO Y EL MEDIO AMBIENTE

La relación carbono/nitrógeno es un valor numérico que determina la proporción de estos dos elementos en un suelo. El carbono y el nitrógeno son indispensables para el desarrollo de la vida ya que afectan directa o indirectamente a todos los procesos biológicos. El carbono fijado por la biomasa proviene del CO₂ atmosférico, reducido durante el proceso de fotosíntesis por las plantas, y suele oscilar en torno a un 50-60 % de la materia orgánica. Sin embargo, el porcentaje de nitrógeno es muchísimo menor que el porcentaje de carbono. La relación C/N se utiliza para medir la biomasa y la evolución de la materia orgánica en los estudios de fertilidad del suelo (Sánchez, 2010).

La determinación de la biomasa de los bosques es también importante, ya que con ella y su relación C/N se puede conocer la relación ha de bosque/habitante que se debe mantener para tener un equilibrio ecológico en el planeta. La biomasa de otras especies, como las cultivadas, también puede ser usada para hacer los balances que nos permitan planear mejor las actividades agropecuarias para fines ambientales.

Aproximadamente del 42 al 50 % de la biomasa de un árbol materia seca es carbono. Hay una captura de carbono neta, únicamente mientras el árbol se desarrolla para alcanzar madurez. Cuando el árbol muere, emite hacia la atmósfera la misma cantidad de carbono que capturó. En estado estable, un bosque en plena madurez aporta la misma cantidad de carbono que captura.

Durante el día la mayoría de las plantas absorben CO₂ a través de los poros en sus hojas y emiten más CO₂ del que absorben a través de sus hojas (Brown & Lugo, 1984).

La biomasa de cualquier planta contiene en su composición química como promedio un 45 % de carbono, en las hojas secas de la caña de azúcar desciende al 43 %. Con base en la estimación de las t ha⁻¹ de biomasa producida en cada ciclo anual y el porcentaje de C, se calculó la cantidad de C total fijado y el remanente, y por diferencia el C emitido a la atmósfera-(Cabrera *et al.*, 2005).

2.3. ESTIMACIÓN DE BIOMASA

La biomasa se refiere a todo el material herbáceo presente sobre el suelo, y es expresada comúnmente como rendimiento en materia seca (t Mannetje, 2000). Con el aumento de la presión demográfica en todo el mundo y la necesidad de aumentar la producción agrícola, existe una clara necesidad de mejorar la gestión de los recursos agrícolas mundiales. Para que esto suceda, primero es necesario obtener datos confiables (Liaghat & Balasundram, 2010), como en el caso de la biomasa.

2.3.1. MÉTODO MANUAL

Entre las distintas técnicas de estimación de la materia seca, el método del cuadrante es el más certero (Holchek *et al.*, 2001). Consiste en cortar toda la masa vegetal dentro de un área determinada a nivel de suelo; posteriormente el forraje es secado en un horno de ventilación constante durante 48 a 72 h, a una temperatura que varía entre 60 y 65 °C, para evitar la desnaturalización de las proteínas; luego, la muestra seca es pesada, dando una medida precisa de la materia seca. Sin embargo, su utilidad práctica está limitada al área de la investigación como herramienta de calibración de otros métodos (t Mannetje, 2000) por ser un método destructivo, exigente en tiempo y recursos, especialmente para los productores (Harmony *et al.*, 1997).

2.3.2. MÉTODOS DIRECTOS

La estimación visual según Mannetje (2000) pueden ser certeras utilizando como referencia estándares fotográficos de rendimientos de materia seca conocidos. Este mismo autor señala, sin embargo, que la precisión de la medición, cuando se habla en términos de $t\ ha^{-1}$, debiera expresarse como máximo en cientos de kilogramos (+/- 100 kg). Los métodos fotográficos son utilizados comúnmente en monitoreo de pastizales, para apreciar visualmente cambios en la cobertura. Como fortalezas se menciona su capacidad para sintetizar en imágenes la información sobre el sitio, y la posibilidad de combinarse con datos obtenidos en campo, además de ser un método relativamente rápido y poco costoso. Sin embargo, las imágenes utilizadas en monitoreo generalmente no son apropiadas por sí solas para un análisis cuantitativo del forraje, debido a obstrucciones y distorsiones ocasionadas al ser tomadas en perspectiva, no obstante, si las imágenes son obtenidas desde cierta altura sobre un plano horizontal, este método se convierte en una extensión natural del método del cuadrante, puesto que los límites de la imagen serían análogos a los límites del cuadrante, lo que permite analizar la imagen para determinar distintas características de la vegetación (Zhou & Robson, 2001).

2.3.3. IMÁGENES DIGITALES

En la actualidad, la fotografía digital se ha convertido en un método común y económico de documentación y presentación de imágenes por parte de la

comunidad científica (Karcher & Richardson, 2003). Las imágenes obtenidas mediante una cámara digital poseen la ventaja de ser fáciles de transferir a un computador personal para su posterior procesamiento; las imágenes están constituidas por píxeles compuestos a su vez por los colores verde, rojo y azul, característica que permite alterar los colores de la imagen facilitando así el análisis de la misma. El análisis computacional de imágenes digitales como aproximación a la productividad primaria mediante la estimación de la cobertura vegetal es relativamente reciente en la literatura agronómica, probando ser una técnica confiable.

Los rasgos geométricos de un cultivo pueden estimarse construyendo el modelo digital de superficie (MDS) o el modelo digital de elevación (MDE) y realizando análisis de clasificación de imágenes, que pueden usarse para estimar la altura de la planta, la proporción del área de alojamiento (desprendimiento de las partes aéreas del cultivo), la emergencia, etc. (Li *et al.*, 2015).

Lobell *et al.* (2003) dice que es posible realizar predicciones de rendimiento precisas utilizando sólo una imagen, siempre que se adquiriera cerca del pico de desarrollo para la mayoría de los campos. Los VANT con cámaras digitales pueden adquirir rápidamente imágenes en escala de grises o en color para estimar la altura del cultivo, la distribución de las hojas, el Índice de Área Foliar y el color de la hoja. La cámara RGB es la más utilizada con los drones en la investigación fenotípica de cultivos. El sensor tiene las ventajas de bajo costo, peso ligero, operación conveniente, procesamiento de datos simple y requisitos

de entorno de trabajo relativamente bajos. Los datos pueden recopilarse tanto en condiciones soleadas como nubosas (Yang *et al.*, 2017).

Bendig *et al.* (2014) realizaron un análisis de regresión entre la altura de la planta de cebada medida en campo y altura del cultivo obtenida con imágenes digitales RGB, obteniendo $R^2 = 0.92$ para un modelo lineal; para regresión entre la altura del cultivo obtenida con imagen digital y biomasa fresca y seca, obtuvieron un $R^2 = 0.81$ y 0.82 (para un modelo exponencial), respectivamente.

De Souza *et al.* (2017) describen la generación de modelos de superficie de cultivo (MSC) obtenidos a partir de imágenes de alta resolución que se obtuvieron desde un VANT con una cámara RGB para estimar altura de la caña de azúcar, con las cuales se crean nubes de puntos tridimensionales densificadas del área de estudio en dos direcciones de línea de vuelo diferentes (Norte / Sur y Este / Oeste) usando la estructura del movimiento (SfM) con vista múltiple estéreo (MVS), donde el modelo de superficie digital (MSD) y el modelo de terreno digital (MDE) fueron extraídos y utilizados para crear los MSC.

En otro estudio de Brocks y Bareth (2018) encontraron correlaciones con $R = 0.80$ entre la altura del cultivo de cebada obtenida con imagen digital y de manera manual, y con ello calcularon biomasa fresca y seca donde encontraron modelos lineales con R^2 de 0.59 y 0.72 , respectivamente.

Paruelo *et al.*, (2000) obtuvieron buenos resultados al usar imágenes de la cobertura vegetal como predictor de la biomasa trabajando con comunidades

variadas de plantas y del mismo modo Lukina *et al.* (1999) con especies individuales.

También se ha utilizado el análisis de imágenes digitales con distintos propósitos en la investigación de las plantas, como la estimación del grado de madurez en cereales (Adamsen *et al.*, 1999), la identificación y conteo de flores (Adamsen *et al.*, 2000), la cuantificación del color del césped (Karcher & Richardson, 2003) y el análisis de la estructura vertical de las plantas (Zehm *et al.*, 2003), entre otros.

2.3.4. MODELACIÓN 3D

Nuevas metodologías, que utilizan modelos digitales 3D, como la que emplea laser-escáner, cámaras de profundidad o sistemas basados en luz estructurada han creado modelos muy cercanos a la realidad que permiten el estudio detallado de las características morfológicas de cada planta (Andújar *et al.*, 2017).

En la actualidad, los modelos 3D de cultivo pueden obtenerse económicamente a partir de imágenes superpuestas capturadas desde VANTs o con sensores proximales unidos a vehículos terrestres utilizados para la administración regular (Schirrmann *et al.*, 2017).

Fournier, & Andrieu (1998) implementaron un modelo 3D de desarrollo de maíz basado en el proceso arquitectónico y basado en el software L-system Graphtal, interconectado con modelos físicos que computan el microclima distribuido en la estructura del dosel 3D.

Omasa *et al.* (2006) utilizaron el sensor LiDAR para elaborar un modelo 3D de robles (*Quercus myrsinaefolia* Blume) para comprender y diagnosticar las respuestas de la planta al estrés y evaluación de emisiones de carbono.

Keightley & Bawden (2010) usaron un modelo 3D impulsado por escáner laser terrestre (TLS) para el cálculo del volumen de la vid, con el cual se pudieron predecir volúmenes de vid. La precisión aumentó con la adición de más ángulos de visión, pero a un costo mayor en el esfuerzo de recopilación de datos. La colocación de estándares esféricos dentro del campo de visión de TLS proporcionó una técnica rápida y precisa para la alineación del escaneo y la demostración de que es factible predecir el rendimiento de uva con dicha metodología.

Hämmerle & Höfle (2016) realizaron pruebas para obtención directa de la altura del cultivo de maíz a través de un modelo 3D con ayuda de una cámara Microsoft® Kinect® para Xbox One™ basada en una comparación integral de datos de referencia de escaneo láser terrestre. Andujar *et al.* (2017) encontraron un alto grado de correlación entre el índice de área foliar estimado en modelación 3D y la biomasa seca medida en la planta ($R^2=0.963$).

En esta sección se han mencionado sólo algunos ejemplos de modelación 3D utilizados en la agricultura, pero esta técnica se ha desarrollado previamente en la arquitectura, hidrología, arqueología e ingeniería civil, entre otros, así como

en la reconstrucción de escenas e investigación de diferentes situaciones que requieren del modelado tridimensional.

2.3.5. SENSORES LIDAR

La eficiencia del software de procesamiento de datos debe mejorarse para satisfacer los requisitos de rapidez y precisión. El software de procesamiento digital de imágenes, como Agisoft PhotoScan Professional Edition y Pix4D, que se puede utilizar para la corrección geométrica y el mosaico, se ha desarrollado rápidamente en los últimos años; sin embargo, las imágenes hiperespectrales y los datos de LIDAR no se pueden procesar con el software de procesamiento comercial debido a la falta de un módulo especial para el análisis de información de teledetección (Yang *et al.*, 2017).

Hoffmeister *et al.* (2010), usaron el escáner laser Riegl LMS-Z420i cinco veces por año en 2008 y 2009 para estimar la distribución de la altura de la planta de los cultivos de campo de trigo de invierno, cebada de primavera y remolacha azucarera mediante el uso de modelos de superficie de cultivo (MSC) y modelos de volumen de cultivo (MVC) encontrando variabilidad en las alturas de 0 a 0.60 metros. Después Tilly *et al.* (2013) usaron este escaneo de laser terrestre en arrozales encontrando una correlación con medidas tomadas manualmente de $R^2=0.71$.

Bareth *et al.* (2016) encontraron que la altura de la planta obtenida con imagen digital y la estimada con un escaneo de láser terrestre, está estrechamente relacionada (R^2 0.91).

Christiansen *et al.* (2018), con base en un estudio usando un sensor LiDAR montado en un vehículo terrestre, encontraron dos polinomios para predecir el rendimiento del cultivo de trigo de invierno con un R^2 de 0.55 y 0.57, mencionando que éstos coeficientes son bajos por la variabilidad de los datos resultantes del muestreo. Muchas de estas medidas, particularmente la interferometría de radar y LiDAR, se ven afectadas a una resolución espacial relativamente alta (Lewis, 2007).

Jiménez-Berni *et al.* (2018) demostraron la capacidad de detección y determinación de la luz (LiDAR), mediante un sensor montado en una plataforma terrestre liviana y móvil, para una estimación temporal y no destructiva rápida de la altura del dosel ($R^2=0.99$), la cobertura del suelo ($R^2=0.92$) y la biomasa, ésta mediante el índice de voxel 3D (3DVI) y el índice de perfil 3D (3DPI), con $R^2=0.93$ y $R^2=0.92$, respectivamente.

2.3.6. IMÁGENES HIPERESPECTRALES

Los estudios de Yue *et al.* (2017) cuyo objetivo principal fue la estimación de un modelo de biomasa aérea con una cámara hiperespectral acoplada a un VANT, indicaron que los modelos de un sólo parámetro son poco precisos (altura del

cultivo: $R^2=0.50$, R670: $R^2=0.54$, NDVI: $R^2=0.37$), respecto a los que combinan la altura y algún otro parámetro ($R^2=0.78$).

Bendig *et al.* (2015) combinaron los índices de vegetación (VI): VI rojo verde (GRVI), el GRVI modificado (MGRVI) y el VI rojo verde azul (RGBVI) con la información de la altura de la planta para estimar la biomasa en un experimento de cebada de verano, encontrando que los VI de banda visibles tienen potencial para la predicción de biomasa en la etapa de crecimiento. La estimación fue robusta para la biomasa a partir de los modelos de altura de la planta, con R^2 de 0.80 a 0.82, pero presenta la limitación de que los VI visibles de la banda sólo funcionaron para las primeras etapas de crecimiento.

Si bien la teledetección no puede capturar todo tipo de información agrícola, proporcionar información precisa, confiable y oportuna para guiar la toma de decisiones agronómicas y económicas (Liaghat & Balasundram, 2010).

2.3.7. RESUMEN DE LA REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

En el proceso de estimación de la biomasa de forrajes, se intenta superar el tiempo y esfuerzo necesario de los métodos directos, mediante el uso de tecnología moderna, sin perder la precisión requerida. Se ha pasado de la cosecha de cuadrantes representativos del campo forrajero, en suficiente número para que exista representación de las muestras, al uso de tecnología moderna y su software asociado.

Se ha intentado la cuantificación de la biomasa con resultados alentadores, usando la teledetección mediante imágenes de satélite, fotografías digitales y diversos índices de vegetación, cuya interpretación y correlación respectiva es útil para predecir la biomasa de un cultivo, casi en tiempo real.

Asimismo, se ha usado la tecnología LiDAR y modelación 3D para estimar volúmenes de vegetación, los cuales mediante comparaciones con datos tomados en campo y sus respectivos ajustes mediante modelado, dan como resultado estimaciones de biomasa con alto grado de confiabilidad.

Existe información escasa sobre la determinación de biomasa de forrajes con el apoyo de cámaras digitales montadas en VANT, lo cual puede ser una opción cuando no se cuenta con imágenes multiespectrales o tecnología LiDAR, ya que actualmente tanto los VANT como las cámaras digitales se están usando más debido a que ahora son más baratos que en el pasado. Lo anterior es la motivación de la presente investigación de tesis, junto con el interés en contribuir con una metodología alternativa útil en la predicción de biomasa.

Por lo anterior se usó una cámara digital montada a un VANT, de uso cada vez más común y de precios accesibles, con el fin de generar un procedimiento para estimar biomasa aérea de forrajes de invierno (avena y alfalfa), mediante el análisis de imágenes digitales y modelación 3D, con un software de post-procesamiento capaz de generar información rápida, confiable y de bajo costo en la etapa de cosecha.

3. OBJETIVOS E HIPÓTESIS

3.1. OBJETIVO GENERAL

1. Generar un procedimiento para estimar biomasa aérea de forrajes de invierno bajo riego mediante imágenes captadas desde un VANT y modelación 3D.

3.2. OBJETIVOS PARTICULARES

1. Determinar las relaciones que existen entre el volumen aparente del forraje de invierno medido en campo, el volumen real estimado mediante el principio de Arquímedes y el volumen aparente obtenido a través del uso de tecnología de percepción remota.
2. Verificar si existe una relación entre el volumen aparente del forraje de invierno obtenida a través del uso de tecnología de percepción remota y la biomasa fresca y seca en forrajes de invierno determinada por el método de corte.

3.3. HIPÓTESIS

1. El uso de imágenes captadas desde un VANT y la modelación en 3D permiten generar un procedimiento para la estimación de biomasa fresca y seca.

2. Existe correlación entre los volúmenes de forrajes de invierno obtenidos con el uso de una metodología en campo no destructiva, una destructiva y una con tecnología de percepción remota.
3. Se puede encontrar una relación entre los valores de volumen aparente del forraje de invierno medidos con el uso de tecnología de percepción remota y su biomasa fresca y seca estimada por el método de corte.

4. MATERIALES Y MÉTODOS

4.1. UBICACIÓN

Este estudio se llevó a cabo en el Campo experimental del Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo ubicado en Carretera México-Texcoco km. 36.5 Montecillo, Texcoco durante marzo de 2018 en un cultivo de avena y durante mayo del mismo año en el cultivo de alfalfa, delimitando aleatoriamente 17 unidades de muestreo de 1.05 m x 1.05 m en una parcela de avena y 17 unidades de muestreo de igual área en una parcela de alfalfa, tratando de captar la variabilidad del rendimiento, desde bajo a alto.

4.2. MATERIALES

4.2.1. VANT

Se utilizó el dron DJI Phantom 4, equipado con una cámara de 12 Megapíxeles con un tamaño de píxel en el sensor de 0.00156192 mm de ancho por 0.00156192 mm de alto y una distancia focal de 3.61 mm, capaz de producir fotografías de 4000 píxeles de ancho por 3000 píxeles de alto. Las características de la cámara se muestran en la Figura 1.

Tipo de cámara:	Normal
Tamaño de píxel en sensor (mm):	0.00156192 x 0.00156192
Distancia focal (mm):	3.61

Figura 1. Características principales de la cámara del dron, obtenidas con Agisoft PhotoScan Pro.

4.2.2. SOFTWARE

- Agisoft PhotoScan Professional, desarrollado por Agisoft LLC.

Agisoft PhotoScan es un producto de software independiente que realiza el procesamiento fotogramétrico de imágenes digitales y genera datos espaciales en 3D para ser utilizado en aplicaciones GIS, documentación de patrimonio cultural y producción de efectos visuales, así como para mediciones indirectas de objetos de diversas escalas. Utiliza una técnica de fotogrametría digital implementada con inteligencia aplicada con métodos de visión por computadora, con esto, el resultado es un sistema inteligente de procesamiento automatizado que, por un lado, puede ser administrado por un recién llegado en el campo de la fotogrametría; sin embargo, por otro lado, tiene mucho que ofrecer a un especialista que puede ajustar el flujo de trabajo a numerosas tareas y diferentes tipos de datos. A lo largo de varios estudios de casos, PhotoScan demuestra que produce resultados precisos y de calidad (Agisoft, 2018).

- Civil 3D 2017, desarrollado por Autodesk, Inc.

AutoCAD Civil 3D es una solución de diseño y documentación para ingeniería civil que admite flujos de trabajo de BIM (Building Information Modeling). Los equipos de proyecto pueden colaborar en tiempo real, compartiendo y actualizando la información. (Autodesk, 2017). El software nos ayudó a crear superficies digitales para el cálculo del volumen entre dos superficies (del terreno y del cultivo), esto con la introducción de puntos con características de longitud,

latitud y elevación que obtuvimos de imágenes captadas por una cámara montada a un VANT.

- DJI GO, desarrollado por DJI.

La aplicación que viene con el dron DJI, sirvió para la planeación del vuelo, instalado en una Tablet. Con ella se ubicó la zona donde se encuentran las parcelas y se delimitó el área de vuelo (DJI, 2018).

4.3. MÉTODOS

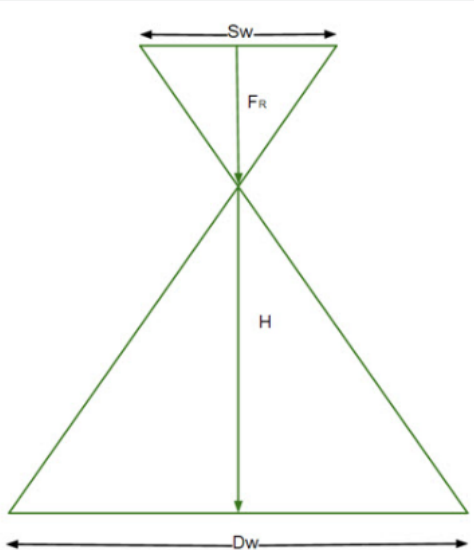
4.3.1. OBTENCIÓN DE IMÁGENES

Para el levantamiento de imágenes con el dron en las parcelas de avena y alfalfa, se programó el vuelo en campo con ayuda del software propio del VANT. En la interfaz de la aplicación se observó una vista de satélite del terreno, y se indicó la superficie a reconocer durante el vuelo (el área de cada parcela) así como la altura del vuelo (30 m). Este plan de reconocimiento se determinó en gran medida por el tiempo de vuelo, que no debe exceder de 10 minutos para no poner en riesgo el equipo por una descarga de la batería, y la distancia de muestreo del terreno que debía ser menor a 1 cm por píxel.

Se verificó el cálculo de la distancia de muestreo del terreno o GSD, por sus siglas en inglés (*ground sampling distance*), con ayuda de una calculadora GSD como la que se encuentra en la Figura 2 que fue descargada de internet (Pix4D, 2018), donde se añadieron los datos de ancho y alto del sensor de la cámara en

milímetros, la altura que se pretendió realizar el vuelo en metros, el tamaño en píxeles del ancho y alto de las imágenes. De este modo se obtuvo un GSD de 0.75 centímetros por píxel que cumplió con las características requeridas para el presente estudio. Las imágenes que se obtuvieron una vez terminado el vuelo se guardaron en la memoria extraíble del dron y posteriormente se transfirieron a una laptop para su manejo.

Instructions	
1.	Enter the Sensor Width (millimeters) in cell C14
2.	Enter the Focal Length (millimeters) in cell C15 (real focal length, not 35 mm equivalent)
3.	Enter the Flight Height (meters) in cell C16
4.	Enter the Image Width (pixels) in cell C17
5.	[Optional] Enter the Image Height (pixels) in cell C18
6.	Hit Enter
Calculator	
Sw	13.125 = the sensor width of the camera (millimeters)
Fr	15.4 = the focal length of the camera (millimeters)
H	100 = the flight height (meters)
imW	4608 = the image width (pixels)
imH	3456 = the image height (pixels)
GSD	1.85 = Ground Sampling Distance (centimeters/pixel)
Dw	85 = width of single image footprint on the ground (meters)
DH	64 = height of single image footprint on the ground (meters)



The diagram illustrates the geometry of a camera's field of view. It shows a vertical line representing the optical axis. At the top, a horizontal line represents the sensor width (Sw). A vertical line from the center of the sensor to the lens is labeled Fr (focal length). Below the lens, a vertical line represents the flight height (H). At the bottom, a horizontal line represents the ground footprint width (Dw). The lines from the sensor corners through the lens to the ground form a large triangle, with a smaller inverted triangle above the lens.

Figura 2. Calculadora GSD descargada de <https://support.pix4d.com/hc/en-us/articles/202560249#gsc.tab=0>.

4.3.2. VOLUMEN DE BIOMASA

El procedimiento para obtener el volumen de biomasa por distintos métodos se describe a continuación.

4.3.2.1. Volumen aparente en campo

En cada una de las unidades de muestreo marcadas en las parcelas, se colocó una malla de 1.05 m x 1.05 m con divisiones a cada 15 cm. El modelo de malla se muestra en la Figura 3.

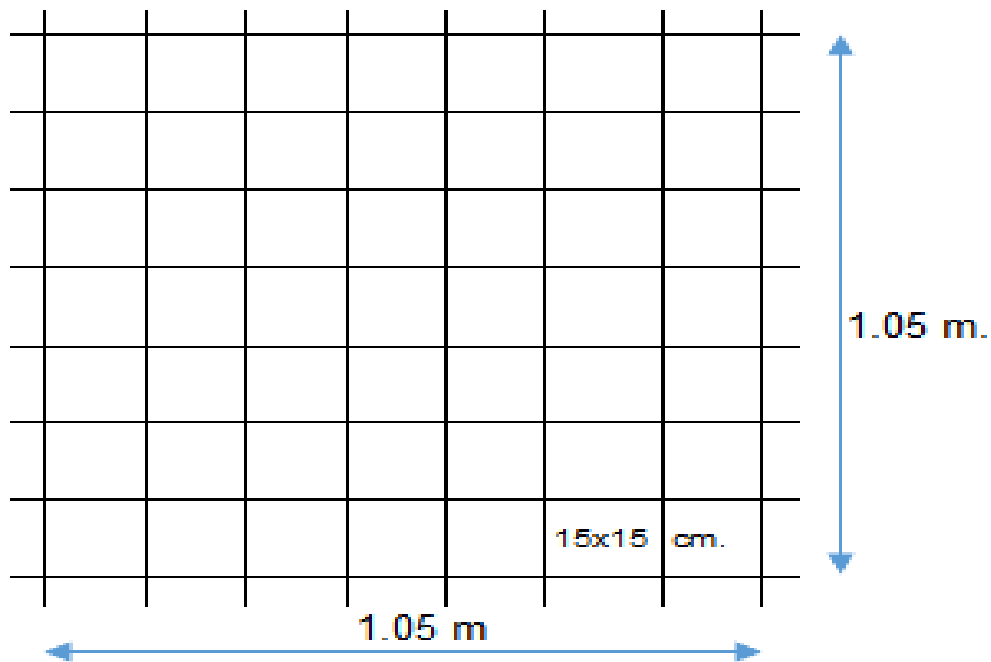


Figura 3. Modelo de la malla utilizada para el volumen aparente en campo.

Se midió la altura de la planta más alta de cada celda de la malla, posteriormente se multiplicaron las alturas por el área de cada celda (15 m x 15 cm). Con los productos (área x altura de cada celda) se realizó una sumatoria cuyo resultado constituyó el volumen aparente (m³) de cada unidad de muestreo.

4.3.2.2. *Volumen real*

Se cortó el forraje de cada unidad de muestreo a unos cinco centímetros del nivel del suelo para simular el paso de la cortadora de forraje, este se pesó con ayuda de una báscula digital (± 1 g) para el posterior cálculo de biomasa fresca y seca. El forraje cortado y pesado, se colocó dentro de un recipiente de plástico de 20 L, previamente lleno totalmente de agua. El agua desplazada por el forraje sumergido fue recuperada y medida con una probeta de un litro con graduación a cada 1 mL. El volumen de agua recuperada fue el volumen del forraje de acuerdo al principio de Arquímedes, el cual establece que la fuerza flotante sobre un objeto inmerso en un fluido es igual al peso del fluido desplazado por el objeto (Campos, 2006).

4.3.2.3. *Volumen aparente con modelación 3D*

Las imágenes obtenidas por la cámara acoplada al dron, se guardaron en un fichero, previamente creado, para cada cultivo en la laptop.

Mediante el programa de computo Agisoft PhotoScan Pro dichas imágenes fueron procesadas con la finalidad de construir un ortomosaico y una nube de puntos de la cobertura del forraje.

Para esto en el software se creó un nuevo proyecto por cultivo donde se cargaron las imágenes para inicialmente hacer la alineación de la cámara que consistió en que PhotoScan encontrara puntos comunes en fotografías y las comparara,

asimismo encontrara la posición de la cámara en cada imagen. Con ello PhotoScan generó la nube de puntos densa en función de las posiciones y las imágenes de la cámara. Esto para posteriormente crear un ortomosaico de la superficie volada con el dron en el cual estuvieron identificadas las unidades de muestreo.

La nube de puntos densa y el ortomosaico se exportaron en archivos con extensiones “.las” y “.TIFF”, respectivamente, georreferenciados en coordenadas UTM zona 14 Norte con datum WGS84 (*World Geodetic System*). En un nuevo archivo de civilCAD 3D se configuró el mismo sistema de coordenadas de la nube de puntos y ortomosaico, para cargar los archivos en él. Con ayuda del ortomosaico se identificaron las unidades de muestreo y se delimitaron con un polígono, además se localizaron unos puntos marcados en campo a nivel del suelo, que se representaron con puntos en el software, y con ayuda de la nube de puntos densa se creó una superficie de red de triángulos irregulares (TIN) que representa la superficie de la cobertura del cultivo. Con los puntos a nivel del suelo se generó otra superficie TIN, pero esta vez representó la topografía del terreno (suelo) que ayudo a darle una altura a los polígonos ubicados en las unidades de muestreo.

Con la superficie TIN de la cobertura vegetal y los polígonos con la propiedad de altura, se realizó un balance de volumen entre ellos para obtener el volumen aparente en metros cúbicos de cada unidad de muestreo y lo que fue llamado

volumen estimado (con imágenes digitales tomadas desde el dron y su modelación 3D) para diferenciarlo del volumen obtenido a partir de las alturas.

4.3.3. RENDIMIENTO DE BIOMASA

Se obtuvieron los valores de biomasa fresca y seca en kilogramos.

4.3.3.1. *Biomasa fresca*

Se utilizó el peso obtenido durante la obtención del volumen real (principio de Arquímedes) de la biomasa y se expresó en kg m^{-2} .

4.3.3.2. *Biomasa seca*

En cada unidad de muestreo se realizó el corte de una muestra de biomasa y se pesó en campo, posteriormente fue colocada en una bolsa de papel y se puso a secar en un horno de ventilación forzada a 70° por 48 horas, se volvió a pesar y se obtuvo la fracción de materia seca con la siguiente expresión.

$$MS = \frac{P_{seco}}{P_{fresco}}$$

Entonces se multiplicó la biomasa fresca de cada unidad de muestreo por su fracción de materia seca correspondiente y se obtuvo el rendimiento de biomasa seca.

4.3.4. RELACIÓN ENTRE VARIABLES

Se analizaron los datos de volúmenes obtenidos de diferentes métodos para encontrar una correlación que permitiera a partir del volumen estimado, de igual modo que en los casos del uso del volumen aparente calculado con la altura del cultivo, predecir la biomasa de los cultivos bajo estudio.

A partir de los resultados de la fase anterior, se realizó un análisis de regresión para encontrar un modelo de regresión lineal significativo ($p > 0.05$) útil en la predicción de biomasa a partir del volumen estimado con tecnología percepción remota usada en el presente estudio.

4.3.4.1. Correlación de volúmenes

Cuando se realiza un análisis de información, sobre un conjunto de datos, una de las herramientas más potentes para poder extraer conclusiones es el análisis de correlación.

La correlación es una técnica de análisis de información estadística y, por ende, con bases matemáticas. Consiste en analizar la relación entre, al menos, dos variables, por ejemplo: dos campos de una base de datos. El resultado debe mostrar la fuerza y el sentido de la relación (Sabadías, 1995).

Para analizar la relación entre variables se utilizan los llamados coeficientes de correlación. Se realizan sobre variables cuantitativas o cualitativas. Es una técnica ampliamente documentada, con múltiples fuentes de información

abiertas para que cualquiera pueda acceder a sus principios y realizar sus propios análisis.

Hasta el momento la aplicación de la correlación ha sido amplia y diversa en diferentes campos como ciencias naturales, economía, psicología, entre otras, con diferentes fines de investigación.

Fundamentos matemáticos de la correlación:

Para el caso más típico de dos variables cuantitativas. La relación puede ser de tipo lineal, polinómica, logarítmica, etc. Para ello se utiliza el Método de Mínimos Cuadrados. Consiste en minimizar el error de la relación calculada frente al hecho real, es decir, minimizar la desviación típica de los residuos de la regresión (Error Cuadrático Medio).

$$ECM = \frac{\sum_{i=1}^n (e_i)^2}{n}$$

Siendo: e_i la diferencia para cada elemento entre la observación real y el dato estimado $(Y_i - \hat{Y}_i)$, y n el número de elementos observados.

De ahí, aplicando un ajuste lineal, se obtiene:

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

En el caso más simple: con una variable dependiente y otra independiente tendríamos:

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \varepsilon$$

De esta surge el Coeficiente de Correlación de Pearson, el más conocido de los coeficientes de correlación:

$$R = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}$$

Siendo: σ_{xy} la covarianza de las variables X e Y, σ_x la desviación típica de la variable X, y σ_y la desviación típica de la variable Y.

Los valores que puede tomar R son: $-1 \leq R \leq 1$. Una interpretación de los valores de R se presenta en la Tabla 1.

Tabla 1. Reglas para interpretar el tamaño del coeficiente de correlación (Vicente, I., 2013).

Tamaño de la correlación	Interpretación
0.90 a 1.00 (-0.90 a -1.00)	Correlación bien alta positiva (negativa)
0.70 a 0.90 (-0.70 a -0.90)	Correlación alta positiva (negativa)
0.50 a 0.70 (-0.50 a -0.70)	Correlación moderada positiva (negativa)
0.30 a 0.50 (-0.30 a -0.50)	Correlación baja positiva (negativa)
0.00 a 0.30 (-0.00 a -0.30)	Si existe correlación, es pequeña

4.3.4.2. Modelo de regresión lineal para estimación de biomasa

En algunos casos la naturaleza de las variables permite suponer que existe relación de dependencia entre ellas, es decir, que los valores de una variable Y (variable dependiente o endógena) dependen o están influidos por los valores de otra variable, X (variable independiente o exógena). En el caso en que pueda suponerse una relación lineal de dependencia, ésta podrá sintetizarse mediante un modelo de regresión (Sabadías, 1995).

A partir del diagrama de dispersión y de los resultados obtenidos en el análisis de correlación puede decidirse si esta relación es de tipo lineal o de otro tipo. En este caso, los puntos del diagrama de dispersión aparecen tanto más próximos a una línea recta ajustada a la nube de puntos cuanto más intenso es el grado de asociación. Por otra parte, según sea el sentido de la asociación dicha línea tendrá pendiente positiva si el coeficiente de correlación simple, R , es positivo y negativa en caso contrario.

El punto de partida del modelo de regresión lineal simple (MRLS) es que la relación entre ambas variables no es de tipo determinista, sino estocástico; de forma que para cada valor de X existe una distribución de probabilidad de Y , siendo la relación tal que los valores esperados de las distribuciones de probabilidad de Y asociadas a cada uno de los valores de X están situados sobre una línea recta, llamada recta de regresión poblacional, que se expresa como:

$$E(Y_i) = \alpha + \beta X_i$$

Para ello se utilizó la herramienta R para generar así los modelos de regresión lineal para la estimación de biomasa fresca y seca a partir del volumen del cultivo estimado (con imágenes digitales captadas desde el dron y su modelación 3D), así como para comprobar los supuestos del modelo.

Comprobación del modelo

Para garantizar la validez del modelo, se deben cumplir las siguientes condiciones:

1. Independencia: los residuos deben ser independientes entre sí.
2. Homocedasticidad o igualdad de varianzas: para cada valor de la variable X, la varianza de los $e_i = (\hat{Y}_i - Y_i)$ debe ser la misma (es decir, que el ajuste es igual de preciso independientemente de los valores que tome X).
3. Normalidad: para cada valor de la variable X, los residuos e_i tienen distribución normal de media cero.

Por lo tanto, para ver si los modelos de regresión lineal obtenidos en el presente estudio eran válidos, se aplicaron las pruebas respectivas para comprobar que cumplieran con estas tres condiciones sobre los residuos.

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1. OBTENCIÓN DE IMÁGENES

Con los vuelos realizados en las superficies sembradas con avena y alfalfa se obtuvieron 153 y 97 fotografías, respectivamente, cuyas características principales son: Dimensiones 4000 píxeles de ancho por 3000 píxeles de alto, con resolución vertical y horizontal de 72 ppp (píxeles por pulgada). Las principales propiedades de las imágenes se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2. Propiedades principales de las imágenes.

Propiedad	Valor
Imagen	
Id. de imagen	
Dimensiones	4000 x 3000
Ancho	4000 píxeles
Alto	3000 píxeles
Resolución horizontal	72 ppp
Resolución vertical	72 ppp
Profundidad en bits	24
Compresión	
Unidad de resolución	2
Representación del color	sRGB
Bits comprimidos/píxel	3.1875286666666667

Los tiempos de vuelo aproximados fueron de 7 minutos en la parcela de avena y de 4 minutos en la parcela de alfalfa.

La superficie captada en el vuelo de alfalfa fue de 1-77-87 ha mientras que en el vuelo sobre la parcela de avena fue de 2-70-71 ha.

5.2. VOLUMEN DE BIOMASA

5.2.1. VOLUMEN REAL

El volumen de la biomasa cortada en cada unidad de muestreo, se obtuvo en mL, y después se convirtieron a m³. Los datos correspondientes a avena se presentan en la Tabla 3.

Tabla 3. Volumen real de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de avena.

volumen real			volumen real		
u.m.	mL	m ³	u.m.	mL	m ³
1	3100	0.0031	10	3600	0.0036
2	3000	0.0030	11	2000	0.0020
3	1600	0.0016	12	3300	0.0033
4	2400	0.0024	13	3200	0.0032
5	2800	0.0028	14	2300	0.0023
6	2100	0.0021	15	2500	0.0025
7	6300	0.0063	16	3800	0.0038
8	3000	0.0030	17	3600	0.0036
9	2900	0.0029			

Los datos de volumen real en m³ en avena tuvieron una media de 0.003 y una desviación estándar de 0.001.

Los datos correspondientes a volumen real de la unidades de muestreo de la alfalfa se presentan en la Tabla 4

Tabla 4. Volumen real de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de alfalfa.

volumen real			volumen real		
u.m.	mL	m ³	u.m.	mL	m ³
1	1926	0.0019	9	2175	0.0022
2	1458	0.0015	10	2030	0.0020
3	1835	0.0018	11	2238	0.0022
4	1793	0.0018	12	1820	0.0018
5	2108	0.0021	13	1853	0.0019
6	2146	0.0021	14	1948	0.0019
7	1579	0.0016	15	1591	0.0016
8	1622	0.0016			

La media para el conjunto de datos de alfalfa de volumen real en m³ fue de 0.0019 con una desviación estándar de 0.0002.

5.2.2. VOLUMEN APARENTE EN CAMPO

El volumen aparente fue el calculado a partir de la altura del cultivo por el área muestreada de cada celda del cuadrante usado. La suma de volúmenes aparente de cada celda del cuadrante, constituye el volumen aparente de cada unidad de muestreo, cuyos valores a continuación se presentan, Tabla 5 para avena y Tabla 6 para alfalfa.

Tabla 5. Volumen aparente de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de avena.

volumen aparente		volumen aparente	
u.m.	m³	u.m.	m³
1	0.91	10	0.99
2	0.92	11	0.73
3	0.73	12	0.85
4	0.82	13	0.89
5	0.84	14	0.85
6	0.80	15	0.81
7	1.10	16	1.00
8	0.86	17	1.04
9	0.88		

La media para el conjunto de datos en avena de volumen aparente en m³ fue de 0.88 con 0.103 de desviación estándar.

Tabla 6. Volumen aparente de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de alfalfa

volumen aparente		volumen aparente	
u.m.	m³	u.m.	m³
1	0.56	9	0.65
2	0.53	10	0.65
3	0.59	11	0.67
4	0.61	12	0.56
5	0.64	13	0.59
6	0.63	14	0.62
7	0.64	15	0.60
8	0.58		

La media del conjunto de datos de alfalfa fue de 0.61 y 0.04 su desviación estándar.

5.2.3. VOLUMEN APARENTE CON MODELACIÓN 3D

El volumen que se generó con la modelación 3D de las imágenes captadas con la cámara acoplada al dron fue aparente, ya que integra el volumen de la biomasa existente y el espacio vacío que existe entre las plantas. Con el fin de diferenciar dicho volumen del volumen aparente medido a partir de la altura de planta x área de celda muestreada, lo denominamos como volumen estimado. A continuación, se presentan los registros de este volumen en Tabla 7 para avena y Tabla 8 para alfalfa.

Tabla 7. Volumen estimado de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de avena.

volumen estimado		volumen estimado	
u.m.	m³	u.m.	m³
1	0.64	10	0.75
2	0.57	11	0.36
3	0.27	12	0.44
4	0.60	13	0.58
5	0.52	14	0.58
6	0.41	15	0.50
7	0.86	16	0.67
8	0.54	17	0.63
9	0.58		

El conjunto de datos de volumen estimado tuvo una media de 0.56 y una desviación estándar de 0.14.

Tabla 8. Volumen estimado de cada unidad de muestreo (u.m.) en la parcela de alfalfa.

volumen estimado		volumen estimado	
u.m.	m³	u.m.	m³
1	0.29	9	0.34
2	0.27	10	0.36
3	0.34	11	0.38
4	0.32	12	0.31
5	0.35	13	0.31
6	0.36	14	0.31
7	0.35	15	0.26
8	0.29		

Estos valores presentan una media de 0.32 con una desviación estándar de 0.001.

5.3. RENDIMIENTO DE BIOMASA

La biomasa es una variable de interés en los estudios de vegetación, que puede cuantificarse mediante su peso en fresco o seco. En este trabajo se cuantificó el peso de la biomasa aérea fresca y seca en áreas de 1.05 m², valores que fueron transformados a kg m⁻².

5.3.1. BIOMASA FRESCA

El registro del peso fresco de los cultivos muestreados se registró directamente con el peso obtenido en campo. A continuación, se presentan los resultados en la Tabla 9 para el cultivo de avena y Tabla 10 para el cultivo de alfalfa.

Tabla 9. Rendimiento de biomasa fresca en las unidades de muestreo (u.m.) de avena.

biomasa fresca		biomasa fresca	
u.m.	kg m ⁻²	u.m.	kg m ⁻²
1	1.75	10	2.08
2	1.68	11	1.27
3	1.08	12	1.84
4	1.44	13	1.80
5	1.61	14	1.40
6	1.19	15	1.41
7	3.24	16	2.05
8	1.75	17	2.15
9	1.77		

Los valores tienen una media de 1.74 y desviación estándar de 0.50.

Tabla 10. Rendimiento de biomasa fresca en las unidades de muestreo (u.m.) de alfalfa.

biomasa fresca		biomasa fresca	
u.m.	kg m ⁻²	u.m.	kg m ⁻²
1	1.08	9	1.18
2	0.87	10	1.24
3	0.93	11	1.18
4	1.08	12	0.88
5	1.19	13	1.02
6	1.14	14	1.05
7	0.94	15	0.93
8	0.92		

Los valores de biomasa fresca tienen una media de 1.04 y 0.13 de desviación estándar.

5.3.2. BIOMASA SECA

La biomasa seca se calculó después de obtener la fracción de materia seca de cada muestra y se hizo multiplicando de manera directa el dato de biomasa

fresca por su fracción de materia seca. Los valores de este cálculo se presentan para el cultivo de avena en la Tabla 11 y para el cultivo de alfalfa en la Tabla 12.

Tabla 11. Fracción de materia seca (ms) y biomasa seca en las unidades de muestreo (u.m.) del cultivo de avena.

biomasa seca			biomasa seca		
u.m.	ms	kg m ⁻²	u.m.	ms	kg m ⁻²
1	0.26	0.46	10	0.26	0.55
2	0.26	0.43	11	0.24	0.31
3	0.26	0.28	12	0.23	0.42
4	0.26	0.37	13	0.2	0.36
5	0.25	0.40	14	0.28	0.39
6	0.26	0.31	15	0.26	0.36
7	0.22	0.72	16	0.26	0.53
8	0.23	0.41	17	0.25	0.54
9	0.25	0.44			

Los valores van de 0.28 a 0.72 kg m⁻², valor medio de 0.43 y una desviación estándar de 0.11. Los valores de fracción de materia seca oscilaron de 0.20 a 0.28 teniendo un valor de 0.25 como media.

Tabla 12. Fracción de materia seca (ms) y biomasa seca en las unidades de muestreo (u.m.) del cultivo de alfalfa.

biomasa seca			biomasa seca		
u.m.	ms	kg m ⁻²	u.m.	ms	kg m ⁻²
1	0.24	0.26	9	0.25	0.30
2	0.23	0.20	10	0.25	0.31
3	0.23	0.22	11	0.25	0.30
4	0.24	0.26	12	0.25	0.22
5	0.23	0.27	13	0.26	0.26
6	0.22	0.25	14	0.25	0.26
7	0.24	0.22	15	0.24	0.22
8	0.28	0.26			

Los valores de biomasa oscilaron entre 0.20 y 0.31 kg m⁻², con una media de 0.25 y una desviación estándar de 0.03. La fracción de materia seca tuvo una media de 0.24 siendo 0.22 el valor que indicó un menor porcentaje de materia seca y 0.28 el que indico mayor porcentaje.

5.4. RELACIÓN ENTRE VARIABLES

A fin de cumplir con los objetivos de este trabajo, se realizó una correlación entre los diferentes volúmenes obtenidos, entre el volumen estimado y los valores de biomasa y al final se presentó el modelo de regresión lineal generado para la estimación de biomasa a partir del volumen estimado mediante percepción remota.

5.4.1. CORRELACIÓN DE VOLÚMENES

A continuación, se presentan los resultados del análisis de correlación de los datos de volumen de avena y alfalfa.

5.4.1.1. Avena

Los coeficientes de correlación (R) obtenidos entre los volúmenes de biomasa determinados en el cultivo de avena se presentan en la Tabla 13.

Tabla 13. Coeficientes de correlación de datos de volumen en avena.

correlaciones	volumen real	volumen aparente	volumen estimado
volumen real	1.00		
volumen aparente	0.89	1.00	
volumen estimado	0.82	0.90	1.00

Las correlaciones entre los volúmenes obtenidos con diferentes métodos presentan valores de R de 0.82 a 0.90, es decir que entre los datos existe una correlación alta positiva.

El interés de este estudio principalmente fue la correlación entre el volumen aparente estimado a través de imágenes digitales captadas desde un dron y su modelación 3D y el volumen aparente en campo, asimismo entre el volumen estimado a través del dron y el volumen real. A continuación en la Figura 4 se presenta de manera gráfica la correlación de volúmenes aparentes y en la Figura 5 se presenta de manera gráfica la correlación entre el volumen real y el estimado a través del dron en el cultivo de avena.

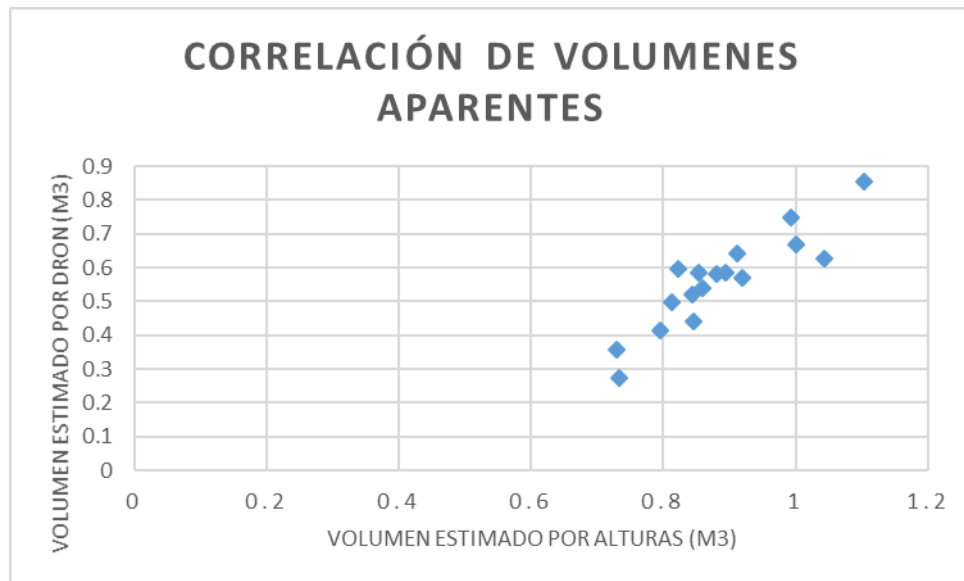


Figura 4. Grafica entre los valores de volumen aparente obtenidos en el cultivo de avena.

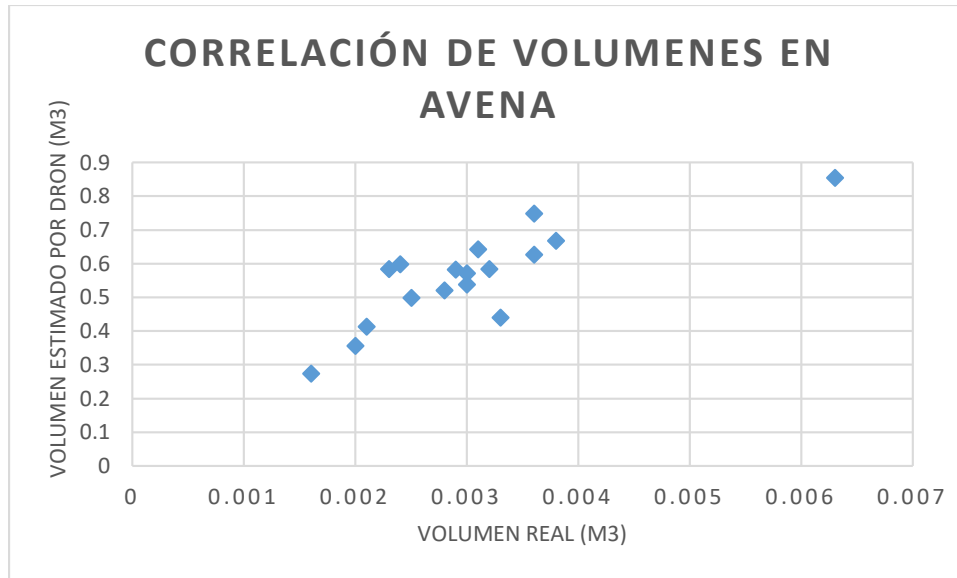


Figura 5. Grafica entre los valores de volumen real y estimado por dron obtenidos en el cultivo de avena.

5.4.1.2. Alfalfa

Se presentan los coeficientes de correlación (R) obtenidos entre los volúmenes de biomasa determinados en el cultivo de alfalfa en la Tabla 14.

Tabla 14. Valores de correlación de datos de volumen en alfalfa.

correlación	volumen real	volumen aparente	volumen estimado
volumen real	1.00		
volumen aparente	0.68	1.00	
volumen estimado	0.75	0.81	1.00

Con esta información se puede decir que existe correlación ($p < 0.01$) entre el volumen aparente, volumen estimado y volumen real obtenidos en el cultivo de alfalfa, pero la correlación que existe entre el volumen aparente y real es menor que el resto. Se presenta de manera gráfica la correlación entre el volumen aparente estimado a través de un dron y el medido en campo en la Figura 6 y en

la Figura 7 se presenta la gráfica de la correlación entre el volumen real y el estimado a través del dron en el cultivo de alfalfa.

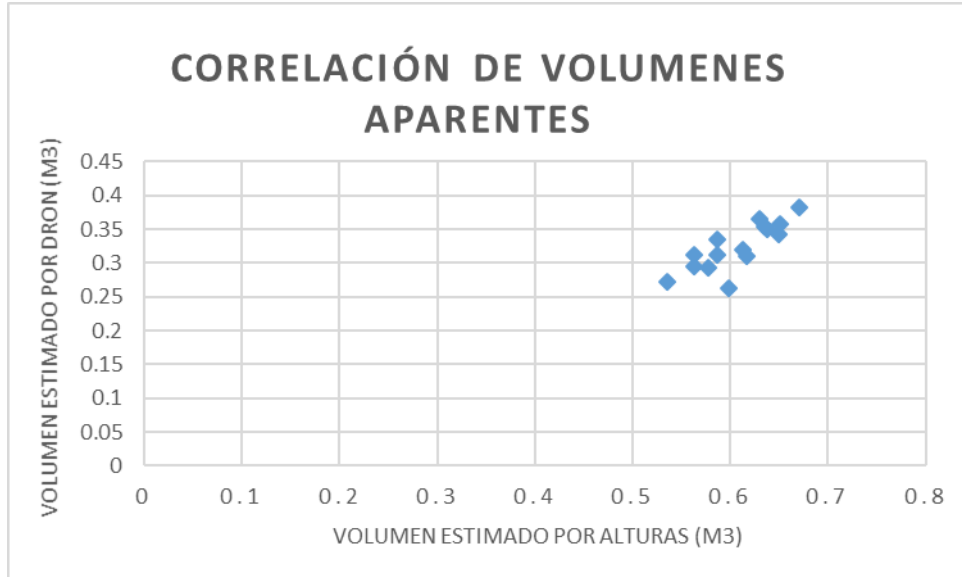


Figura 6. Grafica entre los valores de volumen aparente obtenidos en el cultivo de alfalfa.

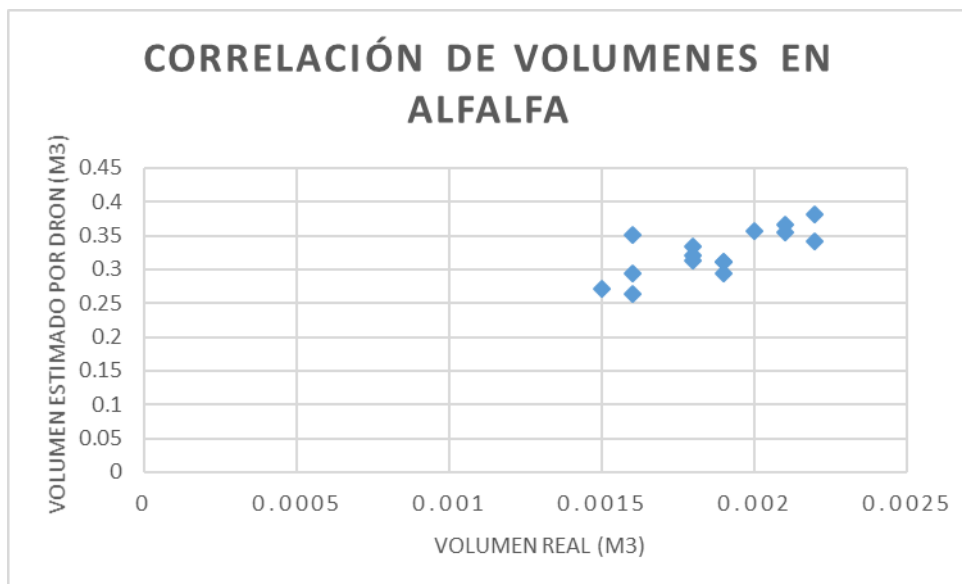


Figura 7. Grafica entre los valores de volumen real y estimado por dron obtenidos en el cultivo de alfalfa.

5.4.2. CORRELACIÓN VOLUMEN-BIOMASA

Para la creación de un modelo donde a partir de una variable independiente (volumen estimado) conozcamos el valor de una variable dependiente (biomasa fresca o seca) se verificó si existe correlación significativa entre estas dos variables. De este modo se realizó el análisis de correlación como en el caso de las variables de volumen.

5.4.2.1. Avena

La información numérica de la correlación entre las variables de biomasa y volumen estimado mediante dron en el cultivo de avena se muestran en la Tabla 15.

Tabla 15. Correlación entre volumen estimado y la biomasa de avena.

correlación	volumen estimado	biomasa fresca	biomasa seca
volumen estimado	1.00		
biomasa fresca	0.83	1.00	
biomasa seca	0.88	0.96	1.00

La correlación que hay entre el volumen estimado y la biomasa fresca y seca es considerada una correlación alta positiva de acuerdo a los valores de R encontrados, que van de 0.83 a 0.88 (con un nivel de significancia $p < 0.01$).

5.4.2.2. Alfalfa

Los valores de correlación entre las biomasa y volumen estimado en el cultivo de alfalfa se presentan en la Tabla 16.

Tabla 16. Correlación entre volumen estimado y la biomasa de alfalfa.

correlaciones	volumen estimado	biomasa fresca	biomasa seca
volumen estimado	1.00		
biomasa fresca	0.68	1.00	
biomasa seca	0.56	0.90	1.00

Considerando los valores de R, la correlación entre el volumen estimado y la biomasa fresca fue considerada en el rango moderada positiva, igual que la correlación entre el volumen estimado y biomasa seca ($p < 0.05$).

5.4.3. REGRESIÓN LINEAL PARA ESTIMACIÓN DE BIOMASA

Para el cálculo del modelo y la verificación de los supuestos se usó el programa estadístico R (R, 2018).

5.4.3.1. Avena

El análisis de regresión del modelo para predecir biomasa fresca de avena a partir de los valores de volumen obtenidos mediante percepción remota, se presenta en la Tabla 17.

Tabla 17. Análisis de regresión del modelo para estimar biomasa fresca en avena.

Residuals:				
Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.45971	-0.16727	-0.01491	0.15124	0.69214
Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.09442	0.31966	0.295	0.772
VOL.ESTIMADO	3.25742	0.55586	5.860	3.14e-05 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1				
Residual standard error: 0.3115 on 15 degrees of freedom				
Multiple R-squared: 0.696, Adjusted R-squared: 0.6757				
F-statistic: 34.34 on 1 and 15 DF, p-value: 3.136e-05				

La ecuación obtenida es la siguiente:

$$y = 3.26x + 0.09$$

El intercepto tiene el valor de 0.09 y la pendiente un valor de 3.26, de estos valores sólo la pendiente es significativa ($p < 0.01$); el modelo tiene una R^2 de 0.70, es decir que sólo el 70% de los datos son explicados por este modelo, el cual presentó significancia estadística ($p = 0.00003$).

La comprobación del ajuste del modelo se realizó mediante un análisis de varianza (ANOVA). Los estadísticos de este se presenta en la Tabla 18.

Tabla 18. ANOVA del modelo de regresión para estimar biomasa fresca en avena.

Analysis of Variance Table					
Response: BIOMASA.FRESCA					
	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
VOL.ESTIMADO	1	3.3317	3.3317	34.342	3.136e-05 ***
Residuals	15	1.4552	0.0970		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					

Al ser un valor significativo podemos comprobar que existe una correlación diferente de cero entre las variables estudiadas.

Una representación visual de como el modelo de regresión lineal representa la información con la cual fue alimentado es la gráfica de los datos con la línea de tendencia, que se presenta en la Figura 8.

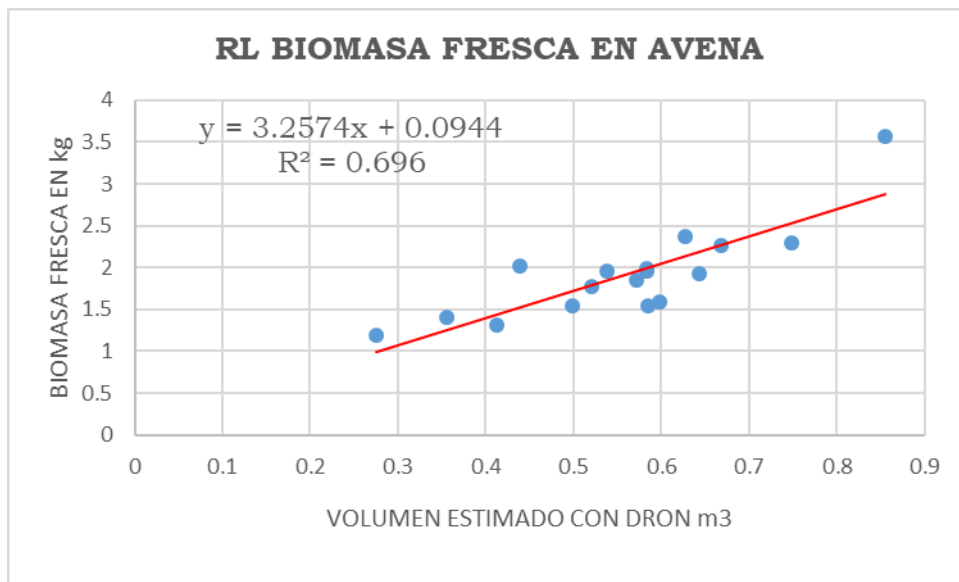


Figura 8. Gráfica del modelo para estimar biomasa fresca en avena.

La prueba de Durbin-Watson, para comprobar el supuesto de independencia de residuos en la regresión lineal, se presenta en la Tabla 19.

Tabla 19.. Prueba de Durbin-Watson para comprobar independencia de residuos.

Durbin-watson test
data: reg3
DW = 1.8735, p-value = 0.4213

Los residuos son independientes entre sí, dado que $DW = 1.87$ está entre los valores de 1.5 y 2.5.

Para comprobar la homocedasticidad graficamos los valores ajustados contra los residuales del ANOVA (Figura 9) y se observó que no existía un patrón en el grupo de datos.

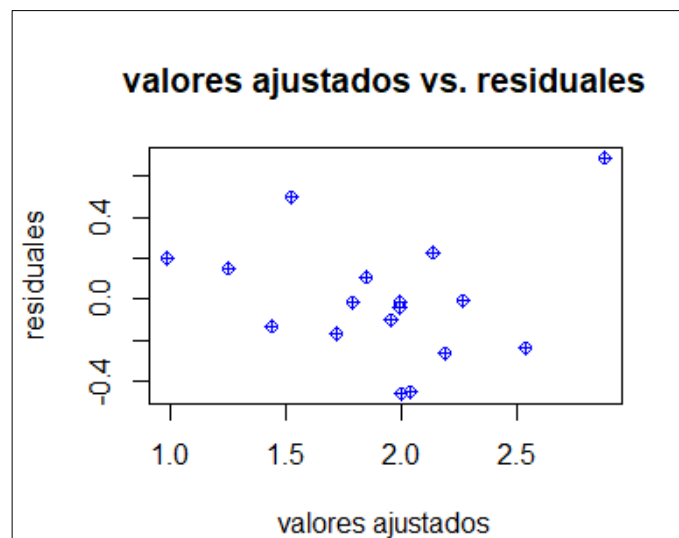


Figura 9. Gráfica de valores ajustados vs residuales del ANOVA para el modelo de biomasa fresca en avena.

Finalmente se comprobó el supuesto de normalidad con una prueba de Shapiro-Wilk ($p\text{-value} > 0.05$). Los resultados se encuentran en la Tabla 20. Se observó que el modelo de regresión lineal ajustado para la estimación de biomasa fresca en avena es válido.

Tabla 20. Prueba de Shapiro-Wilk para el modelo de biomasa fresca en avena.

```
Shapiro-wilk normality test
data: residuals
W = 0.95533, p-value = 0.546
```

Después de comprobar los supuestos de la regresión lineal para la estimación de biomasa fresca en avena, se analizó el segundo caso, que fue el modelo para predecir biomasa seca de avena a partir de los valores de volumen obtenidos mediante percepción remota (Tabla 21).

Tabla 21. Análisis de regresión del modelo para estimar biomasa seca en avena.

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.091946 -0.026356 -0.008316  0.027085  0.101555

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  0.05399    0.05917   0.913   0.376
VOL.ESTIMADO 0.74843    0.10288   7.275 2.72e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.05765 on 15 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.7792,    Adjusted R-squared:  0.7644
F-statistic: 52.92 on 1 and 15 DF, p-value: 2.72e-06
```

La ecuación de este modelo es la siguiente:

$$y = 0.75x + 0.05$$

El intercepto tiene el valor de 0.05 y la pendiente un valor de 0.75, de estos valores sólo la pendiente es significativa ($p < 0.01$); el modelo tiene una R^2 de 0.78,

es decir que solo el 78% de los datos son explicados por este modelo, que es estadísticamente significativo ($p = 0.0000027$).

La comprobación del modelo en relación con su bondad de ajuste se realizó mediante un ANOVA, el cual se presenta en la Tabla 22.

Tabla 22. ANOVA del modelo de regresión para estimar biomasa seca en avena.

Analysis of Variance Table					
Response: BIOMASA.SECA					
	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
VOL.ESTIMADO	1	0.175880	0.175880	52.921	2.72e-06 ***
Residuals	15	0.049852	0.003323		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					

El modelo fue significativo por lo que se pudo comprobar que existió una correlación entre nuestros datos. La gráfica de estos con la línea de tendencia se presenta en la Figura 10.

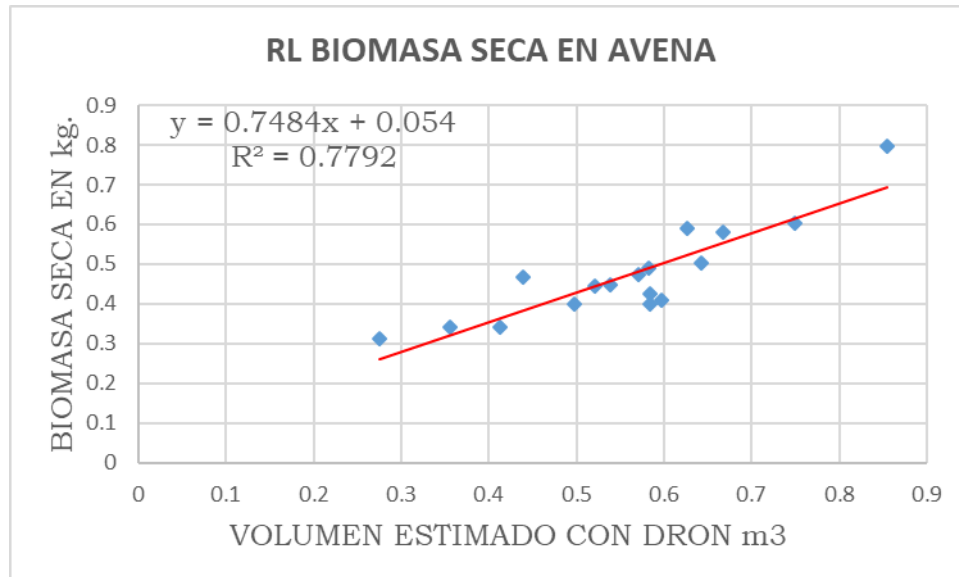


Figura 10. Gráfica del modelo para estimar biomasa seca en avena.

Se comprobó que los residuos son independientes entre sí, dado que $DW = 2.11$ resultó entre los valores de 1.5 y 2.5, como se muestra en la Tabla 23.

Tabla 23. Prueba de Durbin-Watson para comprobar independencia del modelo de estimación de biomasa seca en avena.

```
Durbin-Watson test
data:  reg4
DW = 2.1118, p-value = 0.6188
```

La homocedasticidad se comprobó al graficar los valores ajustados contra los residuales del ANOVA (Figura 11), ya que no se observó un patrón de asociación en el grupo de datos.

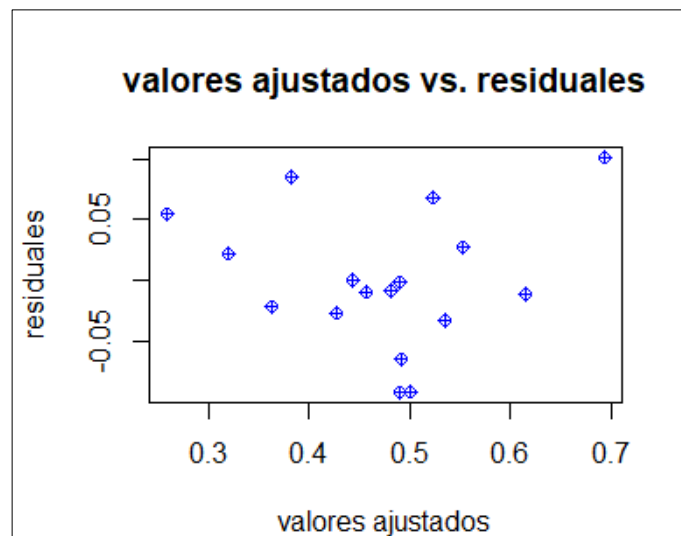


Figura 11. Gráfica de valores ajustados vs residuales del ANOVA para el modelo de biomasa seca en avena.

Finalmente se comprobó el supuesto de normalidad con una prueba de Shapiro-Wilk ($p\text{-value} > 0.05$), la cual se presenta en la Tabla 24 y, por lo tanto, se verificó

que el modelo de regresión lineal ajustado para la estimación de biomasa seca de avena es válido.

Tabla 24. Prueba de Shapiro-Wilk del MRL para estimación de biomasa seca en avena.

```

shapiro-wilk normality test
data: residuals
W = 0.96178, p-value = 0.6652

```

5.4.3.2. Alfalfa

Después de que se obtuvieron los modelos de regresión lineal para predecir biomasa fresca y seca de la avena, se realizó el mismo procedimiento con la información disponible de los datos del cultivo de alfalfa, cuyo resumen de la regresión lineal se presenta en la Tabla 25.

Tabla 25. Análisis de regresión para estimar biomasa fresca en alfalfa.

```

Residuals:
  Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.189723 -0.051546  0.006649  0.069348  0.134091

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   0.2592     0.2658   0.975  0.34723
VOL.ESTIMADO  2.7430     0.8151   3.365  0.00507 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1059 on 13 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.4655,    Adjusted R-squared:  0.4244
F-statistic: 11.32 on 1 and 13 DF,  p-value: 0.005071

```

La ecuación obtenida es la siguiente:

$$y = 2.74x + 0.26$$

El intercepto tiene el valor de 0.26 y la pendiente un valor de 2.74, este último con un nivel significativo ($p < 0.05$); el modelo tiene una R^2 de 0.46 indicando que sólo el 46% de los datos son explicados por este modelo, el cual presentó significancia estadística ($p = 0.005$).

Para conocer la bondad de ajuste del modelo se realizó un ANOVA, que se presenta en la Tabla 26.

Tabla 26. ANOVA del modelo de regresión para estimar biomasa fresca en alfalfa.

Analysis of Variance Table					
Response: BIOMASA.FRESCA					
	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
VOL. ESTIMADO	1	0.12699	0.126988	11.324	0.005071 **
Residuals	13	0.14578	0.011214		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1					

El valor de probabilidad significativa encontrada comprueba que existe una correlación diferente de 0 en los datos.

Una representación visual del modelo de regresión lineal con la línea de tendencia se presentan en la Figura 12.

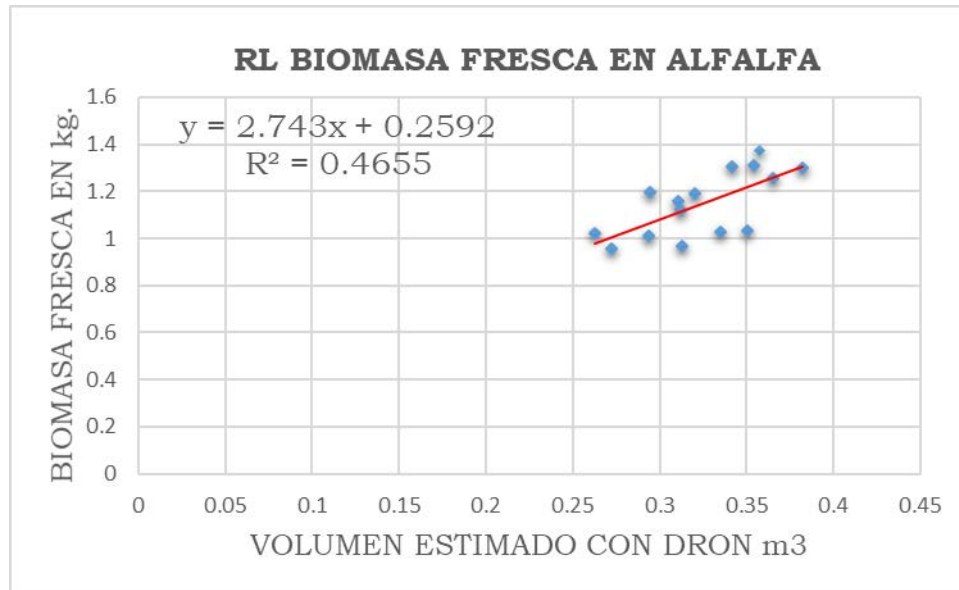


Figura 12. Gráfica del modelo de modelo para estimar biomasa fresca en alfalfa.

Con el fin de conocer la validez del modelo se realizaron las pruebas de Independencia, Homocedasticidad u homogeneidad de varianzas y Normalidad.

Con base en la prueba de Durbin- Watson (Tabla 27) se comprobó la independencia de residuos, dado que $DW = 1.62$ resultó entre los valores de 1.5 y 2.5.

Tabla 27. Prueba de Durbin-Watson para comprobar independencia del modelo de estimación de biomasa fresca en alfalfa.

Durbin-Watson test	
data:	reg
DW =	1.6257, p-value = 0.1854

Para comprobar la homocedasticidad se graficaron los valores ajustados contra los residuales del ANOVA y se observó que no existía un patrón en el grupo de datos, dicha gráfica se presenta en la Figura 13.

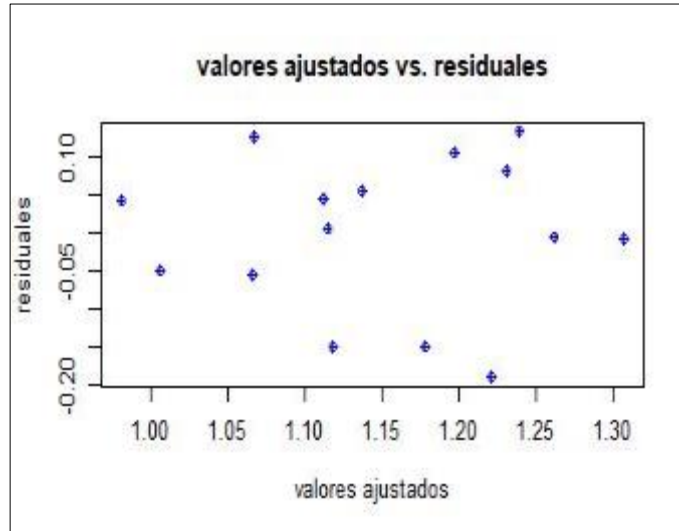


Figura 13. Gráfica de valores ajustados vs residuales del ANOVA del modelo para estimar biomasa fresca en alfalfa

Otra forma en la que se comprobó este supuesto fue con una prueba de no constancia de varianza (Tabla 28). Donde la hipótesis nula declaró que los valores son homogéneos. Es decir, al obtener un $p\text{-value} > 0.05$ no se rechaza la hipótesis nula, y el modelo cumple con el segundo supuesto.

Tabla 28. Prueba de no constancia de varianza de la RL de BF de alfalfa.

Non-constant Variance Score Test		
Variance formula: ~ fitted.values		
Chisquare = 0.3562473	Df = 1	p = 0.5505978

Finalmente se comprobó el supuesto de normalidad con una prueba de Shapiro-Wilk ($p\text{-value} > 0.05$) donde no pudimos rechazar la hipótesis nula que declara que los datos son normales (Tabla 29). Con la comprobación de los tres supuestos se concluyó que el modelo de regresión lineal ajustado para la estimación de biomasa fresca de alfalfa es válido.

Tabla 29. Prueba de Shapiro-Wilk del modelo de estimación de biomasa fresca en alfalfa.

```

Shapiro-Wilk normality test
data: residuals
W = 0.93409, p-value = 0.3138
    
```

Finalmente, se obtuvo el modelo de regresión lineal para predecir biomasa seca de la alfalfa (Tabla 30) y se verificó que cumpliera con los tres supuestos de validez del modelo.

Tabla 30. Análisis de regresión para estimar biomasa seca en alfalfa.

```

Residuals:
  Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.049505 -0.028641  0.008705  0.019548  0.044205

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  0.09300    0.07773   1.196  0.2529
VOL.ESTIMADO  0.57687    0.23842   2.420  0.0309 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.03097 on 13 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3105,    Adjusted R-squared:  0.2575
F-statistic: 5.854 on 1 and 13 DF,  p-value: 0.03093
    
```

La ecuación obtenida es la siguiente:

$$y = 0.58x + 0.09$$

El intercepto tiene el valor de 0.09 y la pendiente un valor de 0.58; el modelo tiene R^2 de 0.31 es decir que solo el 31% de los datos son explicados por este modelo. Dado que el modelo resultó significativo ($p\text{-value} < 0.03$) indica que podemos rechazar la hipótesis nula: $R=0$ (no tiene efecto).

En la representación gráfica del modelo lineal (Figura 14) se observa como los datos están más alejados de la línea de tendencia; por esa razón se obtuvo una $R^2 = 0.31$.

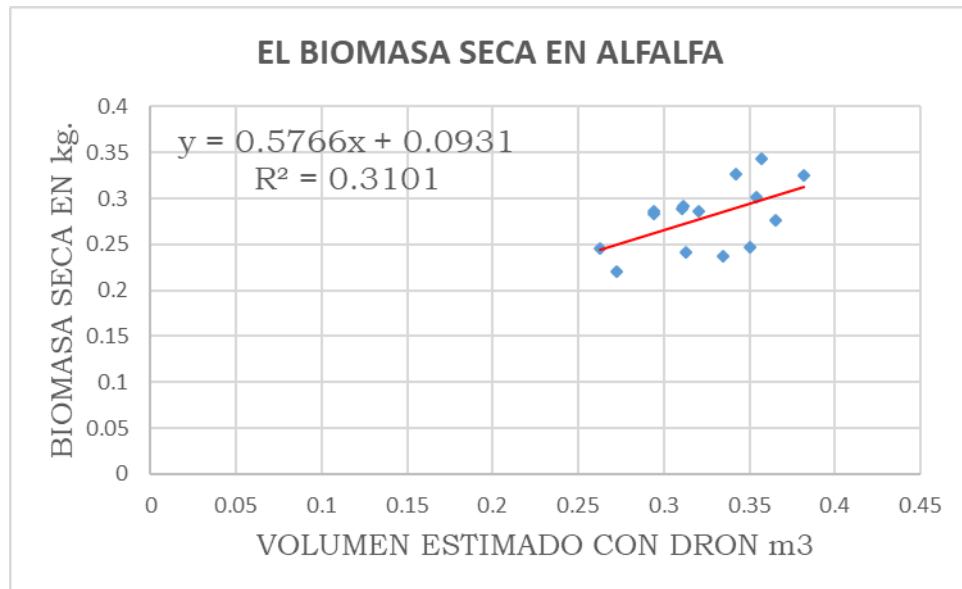


Figura 14. Gráfica de la tendencia del modelo para estimar biomasa seca en alfalfa.

Aunque la regresión lineal no resultó alta como lo esperado, se le realizó la comprobación de los supuestos de independencia, homogeneidad de varianza y normalidad.

Al realizar la prueba de Durbin-Watson (Tabla 31) puesto que el indicador obtenido fue de 1.51, es decir entre el rango de 1.5 y 2.5, se concluyó que cumplió con el supuesto de independencia de residuos.

Tabla 31. Prueba de Durbin-Watson de la RL para estimación de biomasa seca en alfalfa.

```
Durbin-Watson test
data: reg1
DW = 1.5068, p-value = 0.1269
```

El supuesto de homogeneidad de varianza u homocedasticidad se comprobó de la manera gráfica (Figura 15) al no detectarse ningún patrón de asociación entre los datos graficados.

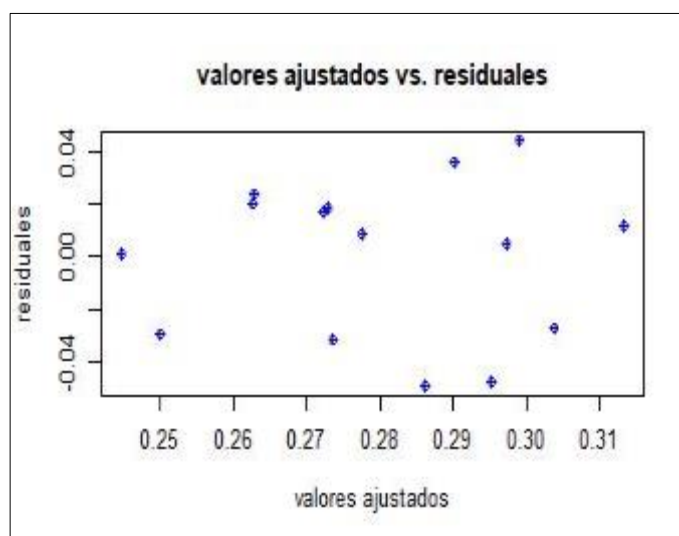


Figura 15. Gráfica de valores ajustados vs residuales del ANOVA del modelo de biomasa seca de alfalfa

Se aplicó la prueba de no constancia de varianzas (Tabla 32), cumpliéndose el supuesto al no observar picos en la gráfica y obtener un p-value >0.05 en la prueba.

Tabla 32. Prueba de no constancia de varianzas del modelo de estimación de biomasa seca de alfalfa.

```
Non-constant Variance Score Test
Variance formula: ~ fitted.values
Chisquare = 0.5754215   Df = 1   p = 0.4481126
```

Finalmente se comprobó que se cumplió el supuesto de normalidad al resultar un p-value >0.05 en la prueba de Shapiro-Wilk aplicada a los residuos del ANOVA del modelo (Tabla 33).

Tabla 33. Prueba de Shapiro-Wilk en la RL para estimación de B.S. en alfalfa.

```
Shapiro-wilk normality test
data: residuals
W = 0.91996, p-value = 0.1923
```

5.5. DISCUSIÓN

La medición de biomasa es una tarea importante durante la cosecha para fines de alimentación del ganado, ya sea mediante el autoconsumo en la granja o para su comercialización. Los procedimientos manuales destructivos en campo han sido muy usados, pero requieren de gran labor y pueden incrementar los costos de producción. Como alternativa a ello se han propuesto índices para estimar la biomasa de forma indirecta y sin destruirla (Bruno, 1995; Scarabotti *et al.*, 2002; Mónaco *et al.*, 2015; Mónaco *et al.*, 2017).

Con el avance del conocimiento científico y el desarrollo tecnológico en diferentes disciplinas de la ciencia, cada día se proponen diversas adaptaciones de tecnologías de otras áreas económicas hacia el sector agrícola. La disponibilidad

de imágenes de satélite con diferente resolución y bandas espectrales, con el software apropiado, ha permitido el desarrollo de índices de vegetación, que pueden ser calibrado con datos de campo para estimar biomasa de diferentes especies de pastos (Oyarzabal *et al.*, 2012; Chávez Castillo *et al.*, 2017). Detección remota de biomasa de especies cultivadas también ha sido objeto de estudios recientes, usando modelación 3D a partir de imágenes digitales tomadas desde drones (Bareth *et al.*, 2016; Bendig *et al.*, 2014; Bendig *et al.*, 2015). En México poca atención ha tenido el estudio de detección remota de biomasa de cultivos forrajeros, por lo que el presente estudio mediante el uso de fotografías digitales tomadas desde un dron, constituye un trabajo pionero en este tema. Con base en la disponibilidad cada vez más común de drones y sus respectivas cámaras a precios más accesibles, se establece la hipótesis que es posible derivar un procedimiento para determinar la biomasa aérea de los cultivos de avena y alfalfa para forraje por medio de imágenes digitales tomadas desde un dron y su modelación 3D. En el presente estudio, el volumen estimado que se detectó con esta tecnología en la avena se correlacionó altamente con el volumen aparente (altura de la planta x área muestreada) con una $R = 0.90$, y con el volumen real (principio de Arquímedes) determinado en campo con una $R = 0.82$. Asimismo, el volumen aparente determinado con el procedimiento remoto se correlacionó significativamente ($p < 0.05$) con la biomasa seca y fresca, cuyos modelos obtenidos son: $Y = 3.26x+0.09$ y $Y = 0.75x+0.05$, con R^2 de 0.70 y 0.78, respectivamente. Estos resultados son prometedores, ya que sus valores de

correlación pueden compararse con aquellos obtenidos con otros procedimientos más complejos y que ocupan drones e imágenes con mayor información espectral (Bendig *et al.*, 2015; Yue *et al.*, 2017; Christiansen *et al.*, 2018). Considerando los R^2 de los modelos obtenidos, los resultados en la avena forrajera fueron mejores, respecto a los detectados en alfalfa, lo cual se puede deber a la mayor variabilidad de la cobertura vegetal, ya que, en algunas unidades de muestreo, las plantas de alfalfa no cubrían completamente el suelo. En otros estudios se ha reportado esto como un factor de interferencia en las estimaciones (Paruelo *et al.*, 2004; Castañeda-Ibáñez *et al.*, 2015). Este tipo de estimaciones usando drones, imágenes digitales y modelación 3D, en la medida que el equipo aéreo, fotográfico y software sea más accesible desde el punto de vista económico, será más fácil de adoptar por los productores, con un grado de precisión aceptable (Liaghat & Balasundram, 2010). El presente estudio cumplió el objetivo general de generar un procedimiento para estimar biomasa aérea de forrajes de invierno bajo riego mediante imágenes digitales captadas a desde de un dron y modelación 3D. El desarrollo de estas aplicaciones agrícolas usando drones también contribuyen al desarrollo de la Agricultura de Precisión (Best *et al.*, 2014), ya que con la presente propuesta metodológica se pueden elaborar mapas de rendimiento, en el futuro cercano, en tiempo real. Otras aplicaciones incluyen la determinación de la huella hídrica de los cultivos, ya que esta es fundamental para evaluar el impacto del uso del agua de riego (Jeswani & Azapagic, 2011). El procedimiento propuesto requiere ser automatizado, mediante un software, que

permita durante el vuelo del dron enviar la información de las imágenes digitales a una computadora que procese las imágenes y dé como resultado inmediato la estimación de biomasa.

En la estimación de biomasa con la metodología propuesta, se recomienda que los cultivos estén densos y limpios de malezas, ya que de lo contrario los coeficientes de correlación y determinación tienden a ser bajos, como se observó en la alfalfa del presente estudio y en otras investigaciones (Zhou & Robson, 2001).

Es necesario realizar pruebas en otros cultivos forrajeros para robustecer esta metodología y que pueda remplazar a otras.

6. CONCLUSIONES

Existe una correlación significativa ($p < 0.05$) entre los volúmenes de biomasa determinados en los cultivos forrajeros de avena y alfalfa. Asimismo, la biomasa fresca y seca de ambos cultivos se correlacionó significativamente con su respectivo volumen estimado con imágenes digitales tomadas desde un dron y su procesamiento 3D.

El volumen aparente y el volumen real de biomasa presentaron coeficientes de correlación (R) de 0.89 en avena y de 0.68 para alfalfa. El volumen real y el volumen estimado de biomasa presentaron R de 0.82 en avena y de 0.75 en alfalfa. El volumen aparente y el volumen estimado de biomasa presentaron R de 0.90 en avena y de 0.81 en alfalfa.

La biomasa del cultivo de avena y el volumen aparente estimado con dron tienen coeficientes de correlación (R) de 0.83 para biomasa fresca y de 0.88 para biomasa seca. La biomasa del cultivo de alfalfa y el volumen aparente estimado con dron tienen R de 0.68 para biomasa fresca y de 0.56 para biomasa seca.

Es factible predecir biomasa de los cultivos forrajeros a partir del volumen estimado con imágenes digitales tomadas desde un dron y su procesamiento 3D.

Los modelos obtenidos mediante regresión para estimar biomasa a partir del volumen estimado resultaron significativos ($p < 0.05$) y cumplieron con los criterios de validez: independencia de residuos, homocedasticidad y normalidad.

En el cultivo de avena los R^2 fueron de 0.70 para biomasa fresca y de 0.78 para

biomasa seca. En el cultivo de alfalfa los R^2 fueron de 0.47 para biomasa fresca y de 0.31 para biomasa seca.

7. REFERENCIAS

- Adamsen, F. J., Coffelt, T. A., Nelson, J. M., Barnes, E. M., & Rice, R. C. 2000. Method for using images from a color digital camera to estimate flower number. *Crop Science*, 40(3), 704-709.
- Adamsen, F. G., Pinter, P. J., Barnes, E. M., LaMorte, R. L., Wall, G. W., Leavitt, S. W. & Kimball, B. A. 1999. Measuring wheat senescence with a digital camera. *Crop Science*, 39(3), 719-724.
- Andújar, D., Calle, M., Peña, J. M., Ribeiro, Á., Fernández Quintanilla, C., & Dorado, J. 2017. Modelización 3D de malas hierbas en cultivos de maíz mediante *fotogrametría digital automatizada*. Universidad Pública de Navarra / Nafarroako Unibertsitate Publikoa. Recuperado a partir de <https://academica-e.unavarra.es/xmlui/handle/2454/27194>.
- Aristizábal, M. & Montoya, S. 2010. *Las Vitaminas*. El Manual Merck 9na edición. Grupo Editorial Oceano/CENTRUM, p. 10-34.
- Agisoft LLC. 2018. *Agisoft PhotoScan*. St. Petersburg, Russia. Consultado el 5 de marzo 2018 en www.agisoft.com.
- Autodesk, Inc. 2017. *Civil 3D*. California, EE. UU. Consultado el 5 de marzo de 2018 en <https://latinoamerica.autodesk.com/products/civil-3d/overview>.
- Bareth, G., Bendig, J., Tilly, N., Hoffmeister, D., Aasen, H., & Bolten, A. 2016. A comparison of UAV-and TLS-derived plant height for crop monitoring: using polygon grids for the analysis of crop surface models (CSMs). *Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation*, 2016(2), 85-94.
- Basulto, A. 2010. Importancia de una dieta rica en verduras para la salud. *El Zamorano. Escuela Agrícola Panamericana. Tegucigalpa*.
- Bendig, J., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Eichfuss, S., & Bareth, G. 2014. Estimating biomass of barley using crop surface models

- (CSMs) derived from UAV-based RGB imaging. *Remote Sensing*, 6(11), 10395-10412.
- Bendig, J., Yu, K., Aasen, H., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J. & Bareth, G. 2015. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 39, 79-87. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.02.012>.
- Best, S., León, L. Méndez, A., Flores, F., Aguilera, H. 2014. *Adopción y Desarrollo de tecnologías en Agricultura de Precisión*. Boletín Digital N° 3, Progap-INIA, 100p. Progap-INIA, Instituto de Investigaciones Agropecuarias, Chillán, Chile.
- Black, P. E. 1974. *Readings in environmental impact*. Ardent Media.
- Brocks, S. & Bareth, G. 2018. Estimating barley biomass with crop surface models from oblique rgb imagery. *Remote Sensing*, 10(2), 268.
- Brown, S., & Lugo, A. E. 1984. Biomass of tropical forests: a new estimate based on forest volumes. *Science*, 223(4642), 1290-1293.
- Bruno, O.A., 1995. *Técnicas de muestreo y parámetros de calidad de los recursos forrajeros*. Publicacion Tecnica N° 56. Argentina: INTA.
- Cabrera, A.; López, M. & Rivera, R. 2005. Estimado de las emisiones de C por la quema de agroecosistemas cañeros. En: *Simposio Internacional de Bioquímica Ambiental*. Salamanca, p. 83-90.
- Campos, V. 2006. *Física: principios con aplicaciones* (6^a edic.). Pearson Educación.
- Castañeda-Ibáñez, C. R., Martínez-Menes, M., Pascual-Ramírez, F., Flores-Magdaleno, H., Fernández-Reynoso, D. S., & Esparza-Govea, S. 2015. Estimación de coeficientes de cultivo mediante sensores remotos en el distrito de riego río Yaqui, Sonora, México. *Agrociencia*, 49(2), 221-232.

- Catasus, L. 2000. Nuevas especies de gramíneas para Cuba. *Acta Botánica Cubana*, vol. 4, no. 1, 17 p.
- Cegarra, J., Hernández, M. T., Lax, A., & Costa, F. 1983. Adición de residuos vegetales a suelos calizos. II. Influencia sobre la capacidad de retención hídrica y las propiedades de intercambio iónico. In *Anales de edafología y agrobiología*.
- Cegarra, J.; Hernández, T. & Costa, F. 2008. Adición de residuos vegetales a suelos calizos. V. Influencia sobre el desarrollo vegetal. In *Anales de edafología y agrobiología.*, vol. 42, no. 3, p. 545-552.
- Chávez Castillo, E., Paz Pellat, F. & Bolaños González, M. A. 2017. Estimación de biomasa y cobertura aérea usando radiometría e imágenes digitales a nivel de campo en pastizales y matorrales. *Terra Latinoamericana* 35: 247-257.
- Christiansen, M. P., Laursen, M. S., Jørgensen, R. N., Skovsen, S., & Gislum, R. 2018. Ground vehicle mapping of fields using LiDAR to enable prediction of crop biomass. *arXiv preprint arXiv:1805.01426*.
- De Souza, C. H. W., Lamparelli, R. A. C., Rocha, J. V., & Magalhães, P. S. G. 2017. Height estimation of sugarcane using an unmanned aerial system (UAS) based on structure from motion (SfM) point clouds. *International journal of remote sensing*, 38(8-10), 2218-2230.
- DJI Technology, Inc. 2018. *Phantom 4*. Shenzhen, China. Consultado el 5 de marzo de 2018 en <https://djistoremexico.com/>.
- Estrada Castellón, E., Villarreal Quintanilla, J. Á., & Jurado, E. 2005. Leguminosas del norte del estado de Nuevo León, México. *Acta botánica mexicana*, (73), 1-18.
- Fournier, C., & Andrieu, B. 1998. A 3D architectural and process-based model of maize development. *Annals of botany*, 81(2), 233-250.
- García, D. E., Medina, M. G., Domínguez, C., Baldizán, A., Humbría, J., & Cova, L. 2006. Evaluación química de especies no leguminosas con

- potencial forrajero en el estado Trujillo, Venezuela. *Zootecnia tropical*, 24(4), 401-415.
- Hämmerle, M., & Höfle, B. 2016. Direct derivation of maize plant and crop height from low-cost time-of-flight camera measurements. *Plant methods*, 12(1), 50.
- Harmony, K. R., Moore, K. J., George, J. R., Brummer, E. C., & Russell, J. R. 1997. Determination of pasture biomass using four indirect methods. *Agronomy Journal*, 89(4), 665-672.
- Hoffmeister, D., Curdt, C., Tilly, N., & Bendig, J. 2010. 3D terrestrial laser scanning for field crop modelling. In *Workshop on Remote Sensing Methods for Change Detection and Process Modelling* (Vol. 18, pp. 19-11).
- Holchek, J. L., Pieper, R. D., & Herbal, C. H. 2001. Range management. *New Mexico State University, last cruces, NM88003*.
- Jeswani, H. K., & Azapagic, A. 2011. Water footprint: methodologies and a case study for assessing the impacts of water use. *Journal of cleaner production*, 19(12), 1288-1299.
- Jiménez-Berni, J. A., Deery, D. M., Rozas-Larraondo, P., Condon, A. T. G., Rebetzke, G. J., James, R. A., ... & Sirault, X. R. 2018. High throughput determination of plant height, ground cover, and above-ground biomass in wheat with LiDAR. *Frontiers in plant science*, 9, 237.
- Karcher, D. E., & Richardson, M. D. 2003. Quantifying turfgrass color using digital image analysis. *Crop Science*, 43(3), 943-951.
- Kass, E. 1997. Phylogenetic relationships in the Papilionoideae (Family Leguminosae) based on nucleotide sequences of cpDNA (rbcL) and ncDNA (ITS1 and 2). *Molecular Phylogenetics and Evolution*, vol. 8, p. 65-88.

- Keightley, K. E., & Bawden, G. W. 2010. 3D volumetric modeling of grapevine biomass using Tripod LiDAR. *Computers and Electronics in Agriculture*, 74(2), 305-312.
- Lewis, P. 2007. 3D canopy modelling as a tool in remote-sensing research. *Frontis*, 219-229.
- Liaghat, S., & Balasundram, S. K. 2010. A review: The role of remote sensing in precision agriculture. *American journal of agricultural and biological sciences*, 5(1), 50-55.
- Li, J. W., Zhang, F., Qian, X. Y., Zhu, Y. H., & Shen, G. X. 2015. Quantification of rice canopy nitrogen balance index with digital imagery from unmanned aerial vehicle. *Remote Sensing Lett.* 6, 183–189.
- Lobell, D. B., Asner, G. P., Ortiz-Monasterio, J. I., & Benning, T. L. 2003. Remote sensing of regional crop production in the Yaqui Valley, Mexico: estimates and uncertainties. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 94(2), 205-220.
- Lukina, E. V., Stone, M. L., & Raun, W. R. 1999. Estimating vegetation coverage in wheat using digital images. *Journal of Plant Nutrition*, 22(2), 341-350.
- Macek, M. 2009. Aporte nutricional de las hortalizas y verduras. *Minnesota: University of Minnesota*.
- Machado, R. & Menéndez, J. 2006. Descripción de gramíneas y leguminosas. En: *Los Pastos en Cuba*. Tomo I. Producción. La Habana: EDICA. 104 p.
- Martínez Romero, A. & Leyva Galán, A. 2014. La biomasa de los cultivos en el ecosistema. Sus beneficios agroecológicos. *Cultivos Tropicales*, 35(1), 11-20.
- Mollaldo, A. M. 2002. Aspectos ecológicos de la fisiología del metabolismo en ecosistemas. *Facultad de Agronomía, Universidad Central de Venezuela*.

- Mollaldo, P. 1985. Principios y conceptos básicos de los ecosistemas. *Labrada, R. y Parker, C. Manejo de Ecosistemas para países en desarrollo. Instituto Internacional de Cooperación para la Agricultura. San José. Costa Rica, 59-62.*
- Mónaco, N., Rosa, M. J., Santa, V., Autrán, V., & Heguiabehere, A. 2015. Utilización de estimadores para determinación de biomasa a campo. *European Scientific Journal, ESJ, 11(33).*
- Mónaco, N., Santa, V., Rosa, M. J., & Autran, V. 2017. Evaluación De Métodos Indirectos Para Estimar Biomasa En Un Pastizal Natural Del Sur De Córdoba (Argentina Central). *European Scientific Journal, ESJ, 13(36).*
- Odum, A. 2000. Fundamentals of Ecology. *Annual Reviews of Ecology and Systematics*, vol. 54, 546 p.
- Omasa, K., Hosoi, F., & Konishi, A. 2006. 3D lidar imaging for detecting and understanding plant responses and canopy structure. *Journal of experimental botany*, 58(4), 881-898.
- Oyarzabal, M., Oesterheld, M., Paruelo, J. M. & Pacín, F. 2012. *Seguimiento satelital del forraje. Bases y aplicaciones.* Buenos Aires: Fund. Vida Silvestre Argentina; Aves Argentinas Aop.
- Parodi, L. R. 2005. Gramíneas. En: *Enciclopedia Argentina de Agricultura y Jardinería.* Tomo I. Descripción de plantas cultivadas. Buenos Aires: Editorial ACME. p. 108-182.
- Parr, J. F. & Colacicco, D. 2005. Organic materials as alternative nutrient sources. En: *Settele, J. Energy in plant nutrition and pest control.* New York: Academic Press, p. 81-99.
- Paruelo, J. M., Lauenroth, W. K., & Roset, P. A. 2000. Estimating aboveground plant biomass using a photographic technique. *Journal of Range Management*, 190-193.

- Paruelo, J. M., Guerschman, J. P., Baldi, G., & Di Bella, C. M. (2004). La estimación de la superficie agrícola: Antecedentes y una propuesta metodológica. *Interciencia*, 29(8), 421-427.
- Pineda, M. 2007. Flujo de energía y cadenas tróficas. *Servicios de publicaciones de la Universidad de Córdoba*. España. p. 39-45.
- Pix4D. 2018. *Ground Sampling Distance Calculator*. Lausanne Suiza. Consultado el 10 de mayo 2018 en <https://support.pix4d.com/hc/en-us/articles/202560249#gsc.tab=0>.
- R-Project. 2018. The R Project for Statistical Computing. New Jersey, EE. UU. Consultado el 10 de marzo de 2018 en www.r-project.org.
- RAE. 2018. *Diccionario de la Real Academia Española*. Madrid, España. Consultado el 15 de junio de 2018 en <http://www.rae.es/>.
- Rule, J. S.; Turley, D. B & Vaidyanathan, L. V. 2007. Straw in corporation into soils compared with burning during successive seasons-Impact of crop husbandry and soil nitrogen supply. En: *Advances in soil organic matter research: the impact on agriculture and the environment*. Cambridge, Reino Unido: Editions. The Royal Society of Chemistry, p. 339-354.
- Sabadías, A. V. 1995. *Estadística descriptiva e inferencial*. Univ de Castilla La Mancha.
- Sánchez, A. 2010. Leguminosas como potencial forrajero en la alimentación bovina. *Revista de difusión de tecnología agrícola y pesquera del FONAIAP*, vol. 4, p. 83-89.
- Scarabotti, D.S., Feldman, S.R. & Refi, F. 2002. Evaluación de distintos métodos para estimar la biomasa aérea en macollas de *Spartina argentinensis* PARODI.
- Schirrmann, M., Hamdorf, A., Giebel, A., Gleiniger, F., Pflanz, M., & Dammer, K. H. 2017. Regression Kriging for Improving Crop Height Models Fusing Ultra-Sonic Sensing with UAV Imagery. *Remote Sensing*, 9(7), 665.

- Tilly, N., Hoffmeister, D., Cao, Q., Lenz-Wiedemann, V., Miao, Y., & Bareth, G. 2013. Precise plant height monitoring and biomass estimation with terrestrial laser scanning in paddy rice. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci*, 295-300.
- Vicente, I. C. 2013. Modelo de éxito de una data warehouse. *Tecnura*, 17(35), 116-125.
- Yang, G., Liu, J., Zhao, C., Li, Z., Huang, Y., Yu, H., ... & Zhang, R. 2017. Unmanned Aerial Vehicle Remote Sensing for Field-Based Crop Phenotyping: Current Status and Perspectives. *Frontiers in plant science*, 8, 1111.
- Yue, J., Yang, G., Li, C., Li, Z., Wang, Y., Feng, H., & Xu, B. 2017. Estimation of winter wheat above-ground biomass using unmanned aerial vehicle-based snapshot hyperspectral sensor and crop height improved models. *Remote Sensing*, 9(7), 708.
- Zehm, A., Nobis, M., & Schwabe, A. 2003. Multiparameter analysis of vertical vegetation structure based on digital image processing. *Flora-Morphology, Distribution, Functional Ecology of Plants*, 198(2), 142-160.
- Zhou, Q., & Robson, M. 2001. Automated rangeland vegetation cover and density estimation using ground digital images and a spectral-contextual classifier. *International Journal of Remote Sensing*, 22(17), 3457-3470.
- ‘t Mannelje, L. 2000. Measuring biomass of grassland vegetation. *Field and laboratory methods for grassland and animal production research*, (pp. 151-177). Wallingford, UK: CABI publishing.