

**Estimación de productividad de *Pannicum
máximum* cv. Mombasa mediante sensores
remotos en la unidad
de Ganado de Carne de Zamorano**

Heidi Johan Allen Asensio

**Escuela Agrícola Panamericana, Zamorano
Honduras**

Noviembre, 2019

ZAMORANO
CARRERA DE AMBIENTE Y DESARROLLO

**Estimación de productividad de *Pannicum
máximum* cv. Mombasa mediante sensores
remotos en la unidad
de Ganado de Carne de Zamorano**

Proyecto especial de graduación presentado como requisito parcial para optar
al título de Ingeniera en Ambiente y Desarrollo
en el Grado Académico de Licenciatura

Presentado por

Heidi Johan Allen Asensio

Zamorano, Honduras

Noviembre, 2019

Estimación de productividad de *Panicum maximum* cv. Mombasa mediante sensores remotos en la unidad de Ganado de Carne de Zamorano

Heidi Johan Allen Asensio

Resumen. En el presente estudio, realizado en la unidad de producción y aprendizaje de Ganado de Carne de Zamorano, se generaron dos ecuaciones para estimar la productividad de biomasa de un área definida en función del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI). Se realizaron siete tomas de datos que consistieron en el vuelo de un vehículo no tripulado (VANT) seguido de un aforo del sitio de estudio utilizando la metodología de doble muestreo. Se corrieron las pruebas estadísticas correspondientes con el propósito de validar los dos modelos con el mejor ajuste. La primera ecuación corresponde a una regresión potencial con la forma general de $y = \alpha x^\beta$ ($\alpha = 4.2151$, $\beta = 0.9414$), con un R^2 de 0.8618. La segunda ecuación corresponde a una regresión lineal con la forma general de $y = \alpha x + \beta$ ($\alpha = 3.3157$, $\beta = 0.3066$), con un R^2 de 0.8403. A las dos ecuaciones se le aplicaron las pruebas de ajuste general, ANDEVA y Durbin-Watson. Las dos ecuaciones tuvieron significancia estadística con p-valores menores al alfa (0.05). Los datos presentaron un valor D-W de 2.58, descartando así la autocorrelación. Se generaron los intervalos de confianza de manera gráfica para ambas ecuaciones. La ecuación de regresión potencial tuvo porcentajes de sobrestimación de 7.54% en pasto disponible y 67.07% en pasto de rechazo. La ecuación de regresión lineal sobrestimó en 10.99% en pasto disponible y 285.40% en pasto de rechazo.

Palabras clave: Biomasa, doble muestreo, NDVI, regresión.

Abstract. The present study was carried out in the livestock unit of Zamorano. Two models were generated to estimate biomass productivity of an area based on the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). Seven samplings were carried out. Each consisted of the flight of an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) followed by estimating the available biomass using the double sampling method. The corresponding statistical tests to validate the two models that presented the best adjustment. The first equation corresponds to a potential regression with the form of $y = \alpha x^\beta$ ($\alpha = 4.2151$, $\beta = 0.9414$), with a R^2 of 0.8618. The second corresponds to a linear regression with the form of $y = \alpha x + \beta$ ($\alpha = 3.3157$, $\beta = 0.3066$), with a R^2 of 0.8403. Both models were analyzed using the general fit tests, ANOVA and Durbin-Watson. Both had significance with a p-values less than alpha (0.05). The linear model presented a D-W value of 2.58, thus discarding autocorrelation. The potential equation had an overestimation of 7.54% in available biomass and 67.07% in rejected biomass, while the linear equation overestimated by 10.99% the available biomass and by 285.40% the rejected biomass.

Key words: Biomass, double sampling, NDVI, regression.

CONTENIDO

Portadilla.....	i
Página de firmas.....	ii
Resumen.....	iii
Contenido.....	iv
Índice de Cuadros, Figuras y Anexos.....	v
1. INTRODUCCIÓN.....	1
2. METODOLOGÍA.....	3
3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	10
4. CONCLUSIONES.....	26
5. RECOMENDACIONES.....	27
6. LITERATURA CITADA.....	28
7. ANEXOS.....	30

ÍNDICE DE CUADROS, FIGURAS Y ANEXOS

Cuadros	Página
1. Orden cronológico de vuelos.....	5
2. Peso de muestras acorde a niveles de crecimiento.....	10
3. Peso promedio de submuestras antes y después de secado.	10
4. Peso de las muestras correspondientes a valores visuales.....	11
5. Estimaciones visuales.....	12
6. Valores para calcular la materia seca en 1m ²	12
7. Disponibilidades de pasto en distintas unidades.	13
8. Productividad del pasto en siete muestreos.	13
9. Valor de NDVI correspondiente a la productividad.....	14
10. Prueba Shapiro-Wilks de variables.	15
11. Prueba de Shapiro-Wilks de residuos.....	16
13. Ajuste general del ecuación potencial.	18
12. Transformación de datos para análisis.	18
14. Análisis de variación para el ecuación potencial.....	19
15. Coeficientes de regresión en ecuación potencial.....	19
16. Conversión de coeficiente.	20
17. Ajuste general del ecuación lineal.	21
18. Análisis de variación del ecuación lineal.	22
19. Coeficientes de regresión lineal.....	22
20. Validación de ecuación potencial.....	24
21. Validación de ecuación lineal.....	24
Figuras	Página
1. Mapa del sitio de muestreo y límites del sistema rotacional.	3
2. Ejemplificación de un plan de vuelo sobre el sitio de estudio.	4
3. Relación del peso de las muestras con valor visual asignado.	11
4. Relación entre precipitación y productividad del pasto.	14
5. Cambios de productividad y NDVI en el tiempo.	15
6. Distribución de residuales bajo el supuesto de normalidad.....	16
7. Dispersión de residuos respecto a predichos.	17
8. Box-plot de variables del estudio.	17
9. Gráfica de ecuación potencial.	20

10. Intervalos de confianza del ecuación potencial.....	21
11. Gráfica de ecuación lineal.	23
12. Intervalos de confianza del ecuación lineal.....	24

Anexos	Página
1. Identificación de muestreos.....	30
2. Datos de doble muestreo del estudio.....	31
3. Precipitación acumulada a fecha de muestreo.....	32

1. INTRODUCCIÓN

El cambio climático es el mayor desafío que enfrenta la humanidad en el siglo XXI. La agricultura es uno de los mayores contribuyentes a la emisión de gases de efecto invernadero, con 5 millones de gigagramos de CO₂ equivalentes liberados a la atmósfera hasta el año 2016 (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y a Agricultura [FAO], 2019). Dentro de este rubro, la fermentación entérica junto con el manejo y deposición de estiércol bovino en pasturas suman el 61.3% de las emisiones ligadas a la actividad agrícola (FAO, 2019). De acuerdo con la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico, la proyección de consumo de carne de res y ternera para el 2020 en países en vías de desarrollo será de 42,595 kt cwe (kilo toneladas equivalentes de peso en canal) (OECD, 2018). Esto implica el aumento en la presión de parte de los consumidores sobre los productores pecuarios, principalmente en el trópico donde las condiciones ambientales presentan dificultades para la ganadería.

Bajo condiciones adversas, la disminución de costos de producción es la opción más atractiva para mantener la rentabilidad de los negocios ganaderos. En las explotaciones pecuarias la alimentación representa entre el 60% y el 70% de los costos variables (Nuñez-Torres, 2017). En Latinoamérica, el pastoreo es una de las prácticas de alimentación más comunes debido a la disponibilidad de área. Según FAO (2009), se registra que en Latinoamérica hay una cobertura de pastizales de aproximadamente 7 millones de km². Una meta en común de todos los productores que utilizan este sistema es maximizar sus ganancias mediante el suministro de grandes cantidades de pasto con un alto valor nutricional de la manera más eficiente y económicamente viable. Una solución factible es recurrir a forrajes producidos localmente que permitan la mayor conversión de biomasa a carne.

La metodología tradicional de muestreo de biomasa en campo puede presentar diversas desventajas para el productor. Una de ellas es el margen de error entre la estimación y la realidad de disponibilidad de pasto en el potrero. Además, el costo de oportunidad que se genera al designar mano de obra a esta tarea es alto (Gaillard y Pece, 2011). Una estimación imprecisa de disponibilidad de pasto puede propiciar un uso incorrecto de la pastura, ya sea por subpastoreo o sobrepastoreo. La primera puede impulsar al ganadero a cambiar la cobertura de suelo de bosques a pastizales por su errónea noción de que el área que posee en ese momento no será suficiente para abastecer la demanda alimenticia de su ganado. La segunda puede acelerar la degradación de la pastura, debido a la compactación del suelo y la intensidad de defoliación que sufre el pasto.

Actualmente los periodos de lluvia se han vuelto más impredecibles y cortos. Esto afecta de manera directa el rendimiento de los pastos y a su vez la seguridad alimentaria y el

desarrollo económico de las familias dedicadas a la agricultura y ganadería de subsistencia. Esta crisis ambiental y social se puede solventar mediante el uso de herramientas para fomentar la adaptación al cambio climático por parte de los productores. En el rubro ganadero, estos mecanismos deben de estar dirigidos a realizar estimaciones precisas de disponibilidad de alimento en los potreros y así promover la explotación de las pasturas de manera racional.

El uso de sensores remotos se presenta como una alternativa con el potencial de solucionar dicha problemática. Esta tecnología utiliza un aparato que puede captar información sin tener contacto directo con el objeto de estudio (Chuvieco, 2000). Inicialmente los satélites eran los protagonistas de esta técnica; sin embargo, el rubro agrícola demanda una mejor resolución de imagen para hacer análisis de extensiones territoriales más reducidas.

Ante esta necesidad, actualmente los vehículos aéreos no tripulados (VANT) tienen la capacidad de transportar cámaras de alta resolución con diferentes funciones que permiten capturar una amplia variedad de datos. Una de las más comunes es la cámara multiespectral, con la cual se recolectan valores de longitud de onda específicos dentro del espectro electromagnético. En el caso de las masas vegetales, los pigmentos fotosintéticos y el agua almacenada en las hojas están relacionados con las características espectrales (Chuvieco, 1995).

Los índices de vegetación manipulan las bandas del espectro electromagnético para facilitar la interpretación de determinadas características de interés. Uno de los más utilizados es el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI). Este provee en una escala de -1 a 1 la diferencia entre la radiación emitida por el sol y la reflejada por las plantas en el infrarrojo cercano. El resultado es una medida de la intensidad del color verde de las plantas, y por ende un indicador de su densidad y condición. En otras palabras, el NDVI indica la capacidad fotosintética de la cobertura del suelo (Australian Government Bureau of Meteorology, s.f). Debido a la conexión entre aspectos biofísicos y reflectancia de las plantas, se ha documentado que existe una relación entre índices de vegetación y producción de biomasa.

En Zamorano se cuenta con una unidad de producción y aprendizaje de Ganado de Carne, donde se utiliza el sistema de pastoreo rotacional intensivo para suplir una parte importante de los requerimientos alimenticios de los animales. Tomando en cuenta estas condiciones, se considera relevante evaluar la posible relación entre la producción de biomasa del pasto establecido en los potreros y un índice de vegetación. La implementación de una ecuación predictiva permitirá obtener estimados de productividad de los potreros sin realizar mediciones en campo. Para el desarrollo de esta investigación se plantean los siguientes objetivos:

- Generar ecuaciones para predecir la productividad de biomasa del pasto *Panicum maximum* cv. Mombasa en función del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada.
- Analizar la significancia estadística de las ecuaciones para determinar su aplicabilidad y limitantes.
- Validar las ecuaciones de biomasa en función del NDVI.

2. METODOLOGÍA

Descripción del sitio de estudio.

La unidad de Ganado de Carne de Zamorano cuenta con 157.6 ha destinadas para la producción animal. El presente estudio se realizó en el sistema de pastoreo rotacional intensivo conocido como “El Rodeo”. Este cuenta con una extensión de 31.14 ha. Los muestreos se realizaron en una parcela de 1.13 ha que representa un potrero dentro del sistema rotacional (Figura 1). El sitio se encuentra a 787 msnm, con una temperatura promedio de 24 °C y una precipitación promedio de 1,023 mm. El pasto establecido en la parcela es *Panicum maximum* cv. Mombasa. A lo largo del estudio se mantuvieron 110 vacas y 96 terneros en pastoreo.

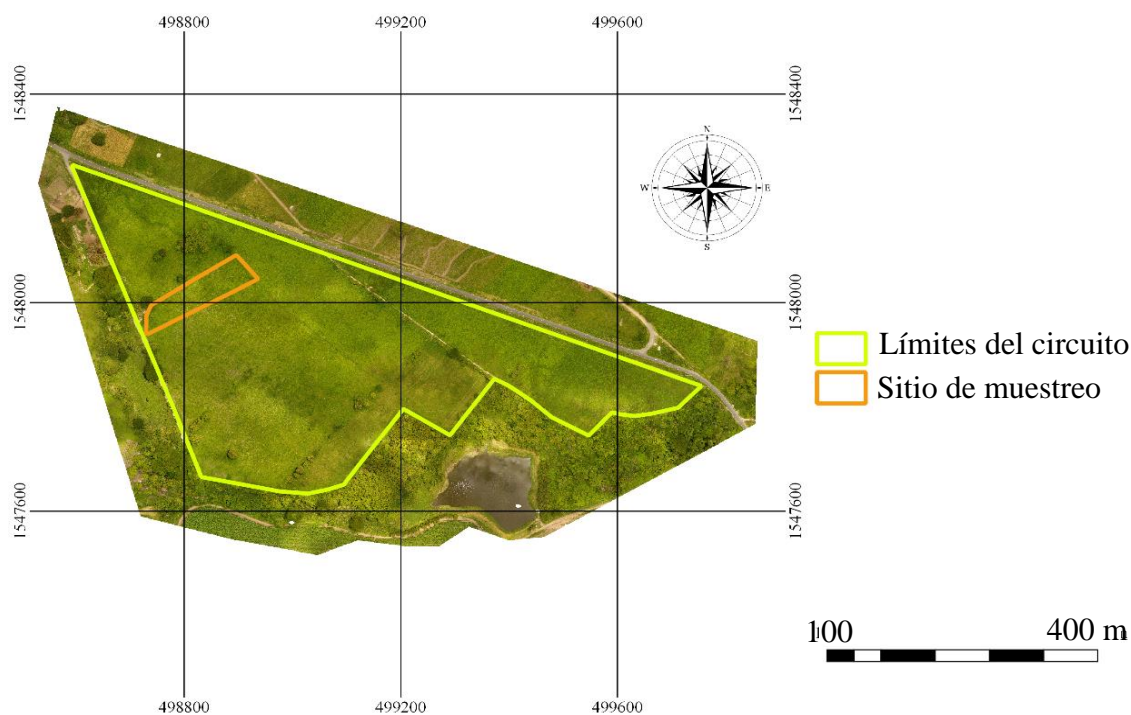


Figura 1. Mapa del sitio de muestreo y límites del sistema rotacional.

Vuelos de vehículos aéreos no tripulados.

La empresa GeoTech© prestó sus servicios para la ejecución de los vuelos y el procesamiento de las imágenes. Se utilizaron dos drones para la toma de imágenes aéreas y la recolección de datos espectrales. Estos volaron a una altura de 120 m. Esta variable se mantuvo constante a lo largo del estudio. Se predeterminó un plan de vuelo utilizando la aplicación DronDeploy©. El plan dirigió la trayectoria del dron mediante una conexión del control remoto al teléfono celular. Se delimitó el circuito de pastoreo mediante un polígono. Posteriormente, se dividió el polígono en transectos. Entre cada transecto hay una distancia de 80 m y entre cada fotografía en el mismo transecto hay una distancia de 75 m (Figura 2). Esto creó un traslape donde se encuentran puntos comunes que al unirlos generan un mosaico. Este proceso generó una imagen de alta calidad.

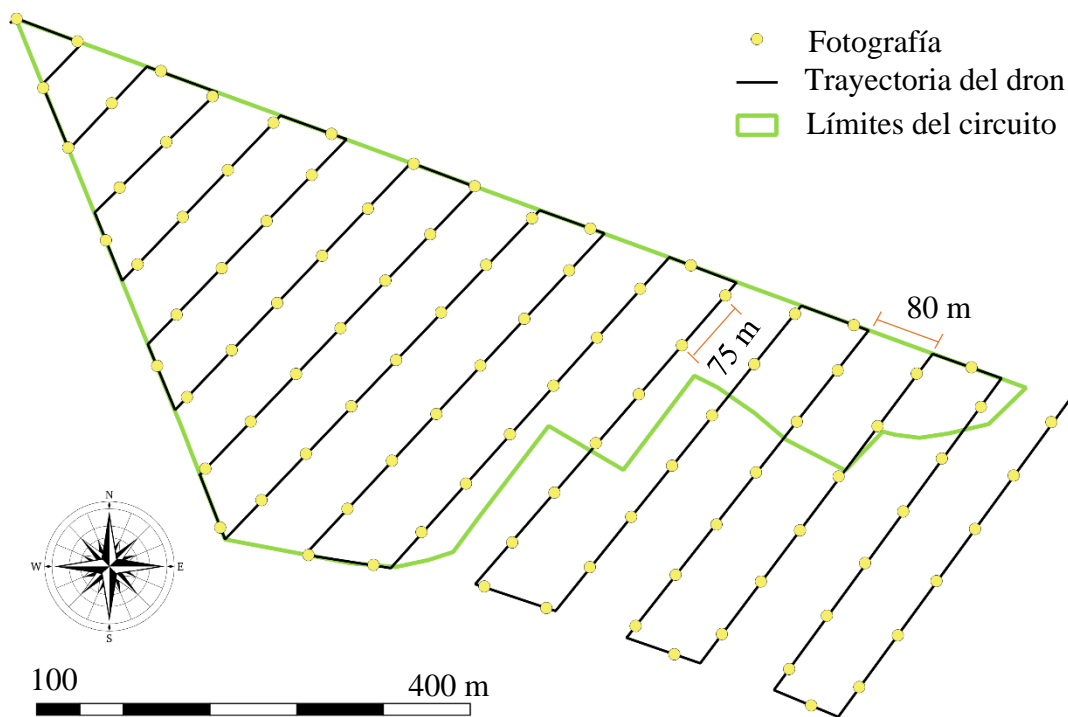


Figura 2. Ejemplificación de un plan de vuelo sobre el sitio de estudio.

El dron que realizó el primer vuelo fue un DJI Phantom 4©. Este capturó imágenes con una resolución de 5.1 cm/píxel. Las fotografías fueron georreferenciadas y se obtuvieron los valores de elevación. Esto permitió crear un modelo digital de elevación (MDE). A partir de este se generó una ortofotografía, la cual fue utilizada para realizar las mediciones del área de estudio.

El segundo dron fue un DJI Matrice 600 Pro©, equipado con una cámara multiespectral RedEdge-M©. Las imágenes se capturaron con una resolución de 8.8cm/píxel. Estas contienen las bandas espectrales: azul, verde, rojo, borde rojo e infrarrojo cercano. Las bandas roja (625-740 nm) e infrarrojo cercano (aprox. 800-2,500 nm) fueron utilizadas para calcular el NDVI mediante la ecuación 1.

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad [1]$$

Donde:

NDVI = Índice de vegetación de diferencia normalizada

NIR = Banda de infrarrojo cercano

RED = Banda de rojo visible

Calendarización de toma de datos.

Los vuelos y los muestreos para determinar la productividad de biomasa se llevaron a cabo el mismo día. Las fechas de toma de datos se seleccionaron con base en el crecimiento del pasto. No se siguió una rotación con días definidos. Con base en la primera ley universal de pastoreo rotacional (Voisin, 1974), donde se indica que los periodos de descanso no deben de ser rígidos, sino que deben adecuarse a las circunstancias de la finca. Se determinó de manera visual si había pasto suficiente para alimentar al ganado por un día. A su vez se reflejaron diferencias en el NDVI por el aumento en el crecimiento del pasto. Esto cumplió con la ley de ocupación, ya que el ganado permaneció en el sitio de estudio solamente un día.

El papel de los animales en el estudio fue el de consumir la biomasa disponible y así tener diferentes lecturas de NDVI. El crecimiento del forraje se ve afectado bajo presión de pastoreo. Esto se debe a que el nivel de defoliación causado por los animales afecta la velocidad de rebrote, el rendimiento posterior a un pastoreo y la persistencia de los pastos (López, 2005).

En el Cuadro 1 se encuentran las fechas en que se realizaron vuelos y muestreos. Se esperaba tener una sucesión lógica en los muestreos de pasto disponible, pasto de rechazo y un vuelo intermedio entre consumo. Sin embargo, no se cumplió en la fecha del 11 de julio ya que el crecimiento del pasto se vio estancado debido a la baja precipitación. A pesar de esto se realizó la toma de datos para aportar observaciones a la ecuación.

Cuadro 1. Orden cronológico de vuelos.

Fecha de muestreo	Tipo de muestreo
17 de junio	Pasto disponible
21 de junio	Pasto rechazado
2 de julio	Intermedio
15 de julio	Intermedio
25 de julio	Pasto disponible
27 de julio	Pasto rechazado
15 de agosto	Intermedio

NDVI promedio del sitio.

De acuerdo con la metodología de Cabrera-Bosquet et al. (2011), Goswami, Gamon, Vargas y Tweedie (2015) y Insua, Utsumi, y Basso (2019), se calculó el NDVI promedio de todos los píxeles dentro del sitio de estudio para relacionarlo con la cantidad de biomasa presente en el área en ese mismo día. Se utilizó el software de sistemas de información geográfica QGIS 3.6 Noosa© para identificar los valores de NDVI de la imagen procesada.

Se procedió a dibujar un polígono que delimitara el sitio de muestreo siguiendo las líneas de cercado del potrero. Solo se tomaron en cuenta los píxeles que representaban la reflectancia del pasto. No se consideró ningún otro tipo de cobertura. El polígono resultante al realizar esta discriminación posee un área efectiva de 1.0774 ha. Se aplicó la herramienta de extracción por máscara para recortar la capa raster con la forma del polígono. Al raster resultante se le calcularon las estadísticas de la zona para saber cuál era el valor promedio de NDVI de los píxeles. El dato se registró en una tabla junto con la biomasa correspondiente a la misma fecha para su posterior análisis.

Debido a la naturaleza del modelo, existen limitantes para su aplicación. Se determinó que para obtener predicciones acertadas se debe de utilizar una especie de pasto con estructura enmacoyadora. Esto se debe a que en la ecuación propuesta en este estudio no se realizó ningún ajuste para contrarrestar el ruido generado por la reflectancia del suelo descubierto entre macoyas. Además, debido a la escasez de precipitación durante la toma de datos, es posible que la ecuación no tenga predicciones acertadas para mayores valores de producción de biomasa. Esto se evidencia en la apertura de los límites de confianza en los valores a medida se incrementa el valor de NDVI.

Muestreo de pasto.

Para efectos de este estudio se siguió la metodología del doble muestreo descrita por (Gutiérrez, 1996), donde se permite estimar el rendimiento del pasto sobre la base de un marco de referencia. Se recorrió el sitio de estudio para asignar de manera visual diferentes niveles de crecimiento representados en el potrero. Debido a la homogeneidad en el crecimiento del pasto, solo se seleccionaron tres marcos de referencia. Primero se seleccionó el nivel de crecimiento más alto (estándar 1), luego el más bajo (estándar 3) y por último un nivel intermedio (estándar 2). Se utilizó un aro de 1 m² para realizar el corte de las muestras a 15 cm del suelo para simular el comportamiento de consumo del animal. Estas fueron colectadas y pesadas en una balanza Ohaus Defender 3,000©.

Se recorrió el potrero en tres transectos diferentes: a 4 m de cada borde y por el centro. De manera sistemática se hicieron observaciones cada 30 pasos (30 m aproximadamente). Se colocó el aro de 1 m² y se asignó un estándar de crecimiento al pasto dentro de esa área. Para dicha asignación se tomó en cuenta que el punto de observación se asemeje en altura y densidad a la del estándar. En promedio se realizaron 28 observaciones por cada toma de datos.

Para calcular las toneladas de materia seca por hectárea se realizó una regresión lineal. Se utilizó el valor promedio de los estándares asignados a las observaciones y los pesos de las

tres muestras colectadas. Se promedió el peso de las réplicas para obtener un valor de materia verde y materia seca por muestreo. El procedimiento se llevó a cabo en Excel 2016. La disponibilidad de materia seca se determinó a partir de la ecuación 2 y la ecuación 3.

$$x! = \frac{\Sigma \text{PSer} + \Sigma \text{PSe}}{N_r + n_r} \quad [2]$$

Donde:

$x!$ = promedio general de los muestreos según la escala de rangos

N_r = número de estándares

n_r = número de observaciones

ΣPSer = sumatoria de los estándares

ΣPSe = sumatoria de los valores de las observaciones

$$\hat{Y} = \bar{Y} + b_1(x! - x) \quad [3]$$

Donde:

\hat{Y} = materia seca en 1 m² en g

\bar{Y} = promedio del peso en materia seca de los tres estándares en g

b_1 = coeficiente de regresión

$x!$ = promedio general de los muestreos según la escala de rangos

x = promedio de los estándares asignados

Determinación de productividad en biomasa.

Preparación de muestras. Posterior a su recolección, las muestras fueron trasladadas al Laboratorio de Bioenergía del Departamento de Ambiente y Desarrollo para su acondicionamiento. Se homogenizaron los tallos y las hojas dentro de un contenedor. Luego se procedió a cortar la biomasa en trozos de aproximadamente 1 cm de longitud. Se realizó un pre-secado de los crisoles de porcelana en un horno a 105 °C por 8 horas.

Contenido de materia seca. Se hicieron tres réplicas de 15 ± 0.9 g para cada muestra. Se registró el peso del crisol y se tomó nota de su código de identificación. Luego se anotó el peso exacto de la muestra de pasto y se colocó dentro del horno. El proceso de secado se realizó en dos etapas para verificar que la muestra haya llegado a un peso constante.

La primera fase se llevó a cabo a 105 °C por 12 horas. Se registró su peso y se retornó al horno para iniciar la segunda fase a 65 °C por 8 horas. Posterior al segundo secado, se compararon los pesos de las muestras para determinar que ya no había cambio en las lecturas. Al finalizar el secado, se restó el peso del crisol a cada réplica para obtener el peso final. Para determinar el porcentaje de materia seca (MS) de cada réplica se utilizó la ecuación 4 y posteriormente se calculó un promedio con los datos de las tres réplicas.

$$\% \text{ MS} = \frac{P_f - P_c}{P_0} \times 100 \quad [4]$$

Donde:

% MS = Porcentaje de materia seca

P_f = Peso final de la muestra en g

P_c = Peso del crisol en g

P_0 = Peso inicial de la muestra en g

Análisis estadístico.

Comprobación de supuestos. Se comprobó la normalidad de los datos de biomasa y NDVI mediante un gráfico de Q-Q Plot. Además, se realizó una prueba de Shapiro-Wilk para descartar la posibilidad de incumplimiento de este supuesto. Para verificar la homocedasticidad de los datos, se realizó un gráfico de residuos en función de los predichos. Se utilizaron diagramas de box plot para evaluar la presencia de datos atípicos (Balzarini et al., 2008).

Modelo de potencia. Se evaluó el ajuste de la línea de tendencia potencial en el gráfico de productividad de biomasa en función del NDVI. La ecuación potencial sigue la forma de $y = \alpha x^\beta$. Siguiendo el análisis de Zaiontz (s.f.), se aplicó una transformación a los datos mediante logaritmo natural para analizar la regresión como lineal. Al aplicar este cambio, la ecuación se analiza en la forma de $\ln y = \ln \alpha + \beta \ln x$. Posteriormente, la relación lineal se analizó mediante el procedimiento de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). Para verificar los estadísticos de diagnóstico de la regresión y su significancia, se corrió un Análisis de Varianza (ANDEVA). Para descartar la existencia de autocorrelación en las observaciones, se ejecutó la prueba de Durbin y Watson. Posteriormente se construyó la ecuación potencial utilizando el coeficiente del intercepto reconvertido mediante el valor de e . Se analizaron los intervalos de confianza para determinar la precisión de predicción de la ecuación al presentarse diferentes valores de NDVI.

Modelo lineal. En el gráfico de productividad de biomasa en función del NDVI, se verificó el ajuste de una tendencia lineal. Se corrió un ANDEVA para evaluar los estadísticos de diagnóstico y la significancia de la ecuación. La prueba de Durbin y Watson se aplicó a las observaciones para descartar la existencia de autocorrelación. Utilizando los coeficientes de la regresión, se construyó la ecuación de la ecuación lineal. Se graficaron los intervalos de confianza para analizar la precisión de predicción de la ecuación al presentarse diferentes valores de NDVI.

Validación de las ecuaciones. Se realizaron dos vuelos para validar las predicciones realizadas por las ecuaciones. El primero fue el 27 de agosto antes de la entrada de los animales a pastorear. El segundo vuelo fue el 29 de agosto para evaluar el pasto rechazado. Se estimó la disponibilidad del pasto real mediante un muestreo y se comparó con la disponibilidad calculada por las ecuaciones. Además, se estimó un error porcentual de las predicciones respecto a la realidad.

Para ambas ecuaciones se estimó un porcentaje de error de la estimación. Para ello se utilizó la ecuación 5. Este parámetro fue importante para analizar si la ecuación sobre estimaba o subestimaba la disponibilidad de biomasa en el área efectiva.

$$\%E = \frac{BE - BR}{BR} \times 100 \quad [5]$$

Donde:

%E = porcentaje de error de estimación

BE = Biomasa estimada por la ecuación (ton MS)

BR = Biomasa real (ton MS)

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Muestreo de pasto.

Se determinó la productividad del pasto a lo largo del estudio mediante siete muestreos. Estos fueron realizados en distintos estadios de crecimiento vegetativo con el fin de adecuar el ecuación generado al comportamiento de crecimiento del pasto bajo una presión de pastoreo. A continuación, se ejemplifica el proceso con el resultado obtenido del muestreo de pasto del 15 de agosto.

Los resultados de la asignación de los valores visuales acorde a los niveles de crecimiento se observan en el Cuadro 2. En este se evidencia el peso en materia verde (MV) correspondiente a cada nivel de crecimiento. Los niveles oscilan entre 1 y 3. Los valores de peso son 158 g, 317 g y 635 g respectivamente.

Cuadro 2. Peso de muestras acorde a niveles de crecimiento el 15 de agosto.

Valor visual asignado	Nivel de crecimiento	Peso de muestra (g MV/m ²)
3	Alto	635
2	Medio	317
1	Bajo	158

Se obtuvo el peso promedio de las submuestras en materia verde y seca (Cuadro 3). El resultado depende del estado fenológico de la planta, las condiciones ambientales y el procesamiento o conservación del forraje (Filippi, s.f.). Para el muestreo del 15 de agosto, el pasto tuvo 19 días de crecimiento desde el último pastoreo.

Cuadro 3. Peso promedio de submuestras antes y después de secado.

Tipo de muestra	Promedio de peso (g)	Materia seca (%)
Materia verde	15.2982	28.0484
Materia seca	4.2909	

Se presenta el contenido de materia seca (MS) en un metro cuadrado de las muestras por nivel en el Cuadro 4. Se calculó utilizando el porcentaje de materia seca que se obtuvo en el laboratorio. El peso en materia seca está relacionado directamente con el nivel de crecimiento asignado.

Cuadro 4. Peso de las muestras correspondientes a valores visuales.

Nr	Materia verde (g/m ²)	Submuestra		PSr (y)	Pser (x)
		(g MV)	(g MS)	(g MS/m ²)	rangos
1	635			178.1073264	3
2	317	15.2982	4.2909	88.9134211	2
3	158			44.3164686	1

Nr = número de rangos considerados; PSr = peso seco real; Pser = peso seco estimado de lo real (rango)

A partir de los valores visuales asignados y el peso de la materia seca se creó la Figura 3. Se generó una línea de tendencia para definir el coeficiente de regresión y el de determinación. Este último brinda una pauta para calificar si las diferencias de peso entre los estándares fueron significantes. El muestreo del 15 de agosto obtuvo un $R^2 = 0.9643$, lo que indicó que el valor visual asignado tiene una gran influencia sobre los gramos de materia seca de cada muestra.

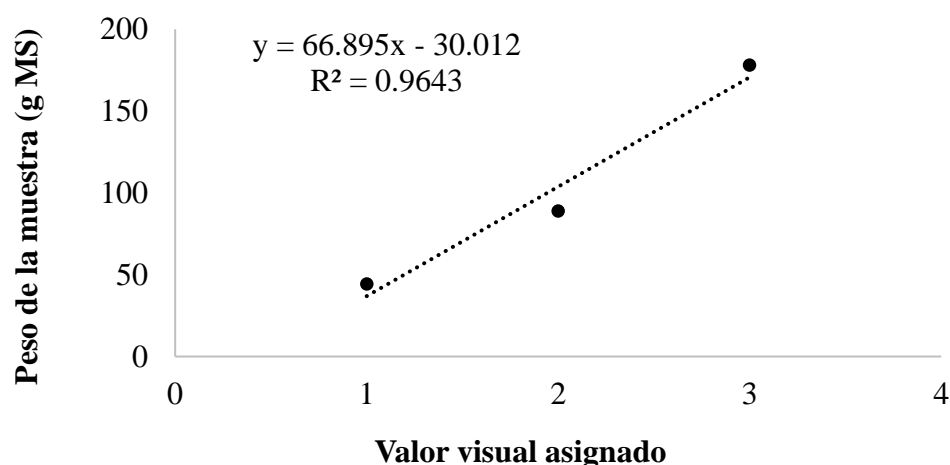


Figura 3. Relación del peso de las muestras con valor visual asignado.

Los valores de niveles de crecimiento asignados a las observaciones realizadas al recorrer el sitio de estudio se presentan en el Cuadro 5. Estos datos se utilizaron en la ecuación 6 para determinar el promedio general de los valores visuales asignados en el muestreo según la escala de estándares. Debido a los distintos niveles de crecimiento del pasto en el potrero, el número de observaciones varió entre los muestreos.

Cuadro 5. Estimaciones visuales.

nr	Pse	nr	Pse	nr	Pse	nr	Pse	nr	PSe	nr	PSe
1	1	6	3	11	1	16	1	21	2	26	2
2	1	7	3	12	1	17	2	22	1	27	1
3	2	8	3	13	3	18	1	23	2	28	2
4	3	9	1	14	3	19	1	24	2	29	2
5	1	10	3	15	2	20	2	25	1	30	3

nr = número de observaciones; PSe = valor asignado respecto a los niveles de crecimiento.

$$x! = \frac{\Sigma PSer + \Sigma PSe}{Nr + nr} \quad 1.8787 = \frac{6 + 56}{3 + 30} \quad [6]$$

Donde:

$x!$ = promedio general de los muestreos según la escala de rangos

Nr = número de estándares

nr = número de observaciones

$\Sigma PSer$ = sumatoria de los estándares

ΣPSe = sumatoria de los valores de las observaciones

El promedio de peso en materia seca en 1m² de los niveles se obtuvo al calcular la media aritmética de los pesos de los estándares. También, se calculó la media aritmética de los estándares utilizados (3,2,1) para definir el promedio de niveles. De igual manera, se calculó el promedio de los valores asignados mediante la ecuación 7 (Cuadro 6).

Cuadro 6. Valores para calcular la materia seca en 1m².

Promedio de peso en materia seca de los niveles	Coefficiente de regresión	Promedio de valores visuales asignados	Promedio de niveles
$\bar{x} PSr$ (y) g		$x!$	$\bar{x} Pser$
103.7791	66.895	1.8787	2

$$\hat{Y} = \bar{Y} + b_1(x! - x) \quad 95.6706 = 103.7791 + 66.895(1.8787 - 2) \quad [7]$$

Donde:

\hat{Y} = materia seca en 1 m² en g

\bar{Y} = promedio del peso en materia seca de los tres estándares en g

b_1 = coeficiente de regresión

$x!$ = promedio general de los muestreos según la escala de rangos

x = promedio de los estándares asignados

Debido a que las variables están expresadas en gramos sobre metro cuadrado al momento de ser ingresadas a la ecuación 7, el resultado se obtiene en g MS/m². Las mismas fueron

kg MS/ha y ton MS/ha. Las conversiones se presentan en la ecuación 8. Además, el resultado obtenido en ton MS/ha se proyectó al área efectiva del potrero. Esta se refiere al polígono del cual se extrajo el NDVI promedio. El Cuadro 7 presenta los resultados.

$$\frac{\text{g MS}}{\text{m}^2} \times \frac{1\text{kg}}{1,000\text{g}} \times \frac{10,000\text{m}^2}{1\text{ha}} \times \frac{1\text{t}}{1,000\text{kg}} \quad [8]$$

Cuadro 7. Disponibilidades de pasto en distintas unidades.

Disponibilidad	Materia seca
g MS/m ²	95.6706
kg MS/ha	956.7059
ton MS/ha	0.9567

A continuación, se presenta la productividad del pasto a lo largo del estudio (Cuadro 8). Esta osciló entre 0.0846 ton MS/ha y 2.2948 ton MS/ha. Esta última representa el crecimiento del pasto sin presión de pastoreo desde enero hasta la fecha del primer muestreo.

Cuadro 8. Productividad del pasto en siete muestreos.

Fecha de muestreo	Tipo de muestreo	Materia seca (%)	Productividad (ton MS/ha)
17 de junio	Pasto disponible	27.2313	2.2948
21 de junio	Pasto rechazado	16.3756	0.8259
2 de julio	Intermedio	23.9367	1.1751
15 de julio	Intermedio	23.6878	1.2823
25 de julio	Pasto disponible	31.0823	1.4270
27 de julio	Pasto rechazado	26.5068	0.0846
15 de agosto	Intermedio	28.0484	0.9567

Según Hernández (2018), el rango de materia seca del *P. maximum* cv. Mombasa, bajo las condiciones de Zamorano, se encuentra entre 27 y 25%. Sin embargo, los resultados de materia seca de este estudio presentan un rango más amplio (16 a 31%). Se infirió que esta discrepancia se debe a las anomalías en la precipitación. De acuerdo con lo reportado por Verdecia et al. (2012), la precipitación tiene un índice de correlación de 0.89 sobre la materia seca. Para este estudio la correlación fue de 0.80 entre la productividad de biomasa y precipitación acumulada. Esto indica que este factor climático posee una alta influencia sobre esta característica del pasto. No obstante, la media de la materia seca de los siete muestreos se encuentra en el rango reportado en el estudio anterior.

Reynoso et al. (2009) reportó un descenso en la productividad de *P. maximum* cv. Mombasa en escenarios de baja precipitación. Esto explica la baja productividad del pasto a lo largo del estudio. En la Figura 4 se compara la precipitación acumulada entre muestreos y la productividad en ton MS/ha. La precipitación acumulada se calculó con base en el reporte de la estación climatológica ubicada en Zorralles, Zamorano. Para obtener dicho valor, se sumaron los valores en milímetros entre los muestreos. En el caso del 17 de junio se tomó en cuenta la precipitación desde el 1 de mayo hasta la primera toma de datos. Por esta razón esta fecha presenta una mayor productividad y precipitación acumulada. Además, se puede observar que los valores bajos de pluviosidad coinciden con las menores productividades.

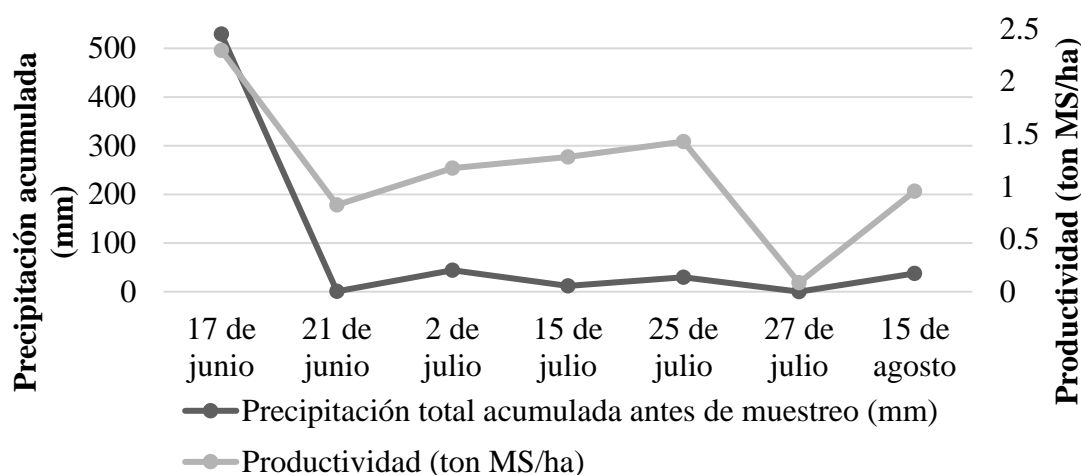


Figura 4. Relación entre precipitación y productividad del pasto.

NDVI promedio del sitio.

El NDVI fue una de las variables de las ecuaciones generados. El área efectiva del polígono fue de 1.0774 ha. Los datos de productividad de pasto (t MS/ha) se proyectaron a esta área. En el Cuadro 9 se presentan los datos de biomasa ajustados y el valor de NDVI correspondiente. El valor de biomasa ajustado se obtuvo multiplicando la producción de biomasa por hectárea por el área de 1.0774 ha del potrero. La Figura 5 representa de manera gráfica las variaciones de productividad y NDVI a lo largo del tiempo.

Cuadro 9. Valor de NDVI correspondiente a la productividad.

Muestreo	Biomasa ajustada (t MS)	NDVI promedio
17 de junio	2.4724	0.5989
21 de junio	0.8898	0.0935
2 de julio	1.2669	0.4086
15 de julio	1.3816	0.3804
25 de julio	1.5374	0.2854
27 de julio	0.0912	0.0283
15 de agosto	1.0308	0.1724

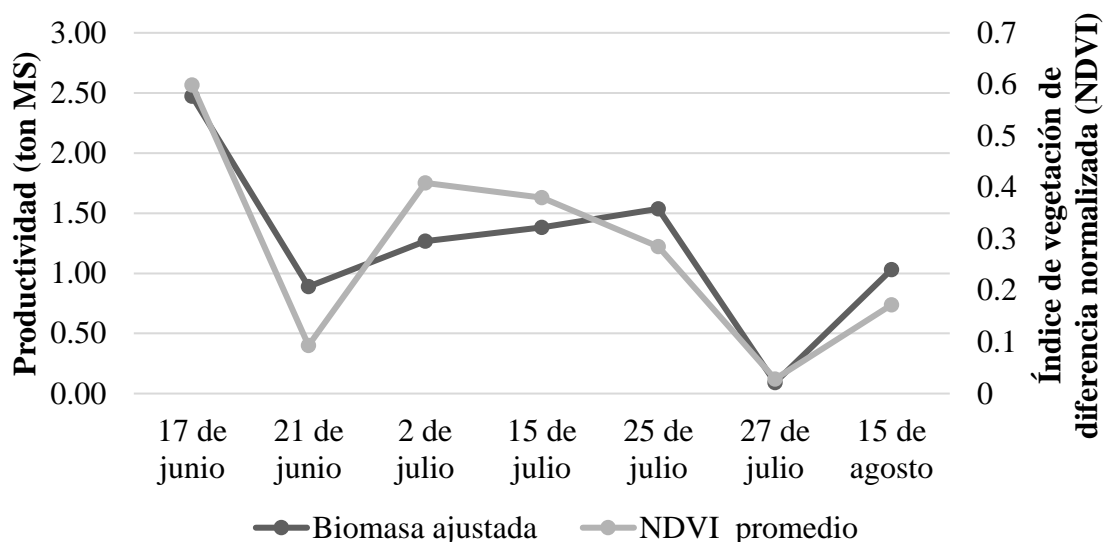


Figura 5. Cambios de productividad y NDVI en el tiempo.

Comprobación de supuestos.

Se comenzó comprobando la normalidad de los datos de biomasa y NDVI. Para esto se corrió una prueba de Shapiro-Wilks. Según Balzarini et al. (2008), esta prueba permite comprobar si la variable de estudio tiene una distribución normal. El resultado fue de un p-valor mayor que el alfa (0.05) para ambas variables. Por ende, se retiene la hipótesis nula que indica que las observaciones tienen una distribución normal. Dicho resultado se presenta en el Cuadro 10.

Cuadro 10. Prueba Shapiro-Wilks de variables.

	Biomasa	NDVI promedio
W-estadístico	0.9604845	0.969402817
p-valor	0.8228805	0.894114009

H_0 = las observaciones tienen distribución normal;

H_1 = las observaciones no tienen distribución normal.

Además, se generó un gráfico de Q-Q Plot para rectificar que no existen evidencias para rechazar el supuesto de normalidad. Se grafican los puntos de los residuos respecto a los cuantiles de una normal. La distancia que existe entre las observaciones y la línea representa diferencia entre el dato y valor esperado (predicho). Según Balzarini et al. (2008) si los residuos tienen una distribución normal y la ecuación no presenta defectos estos se alinean sobre la línea en un ángulo de 45°. Los datos están distribuidos a lo largo de la línea sin ningún tipo de agrupación definida (Figura 6).

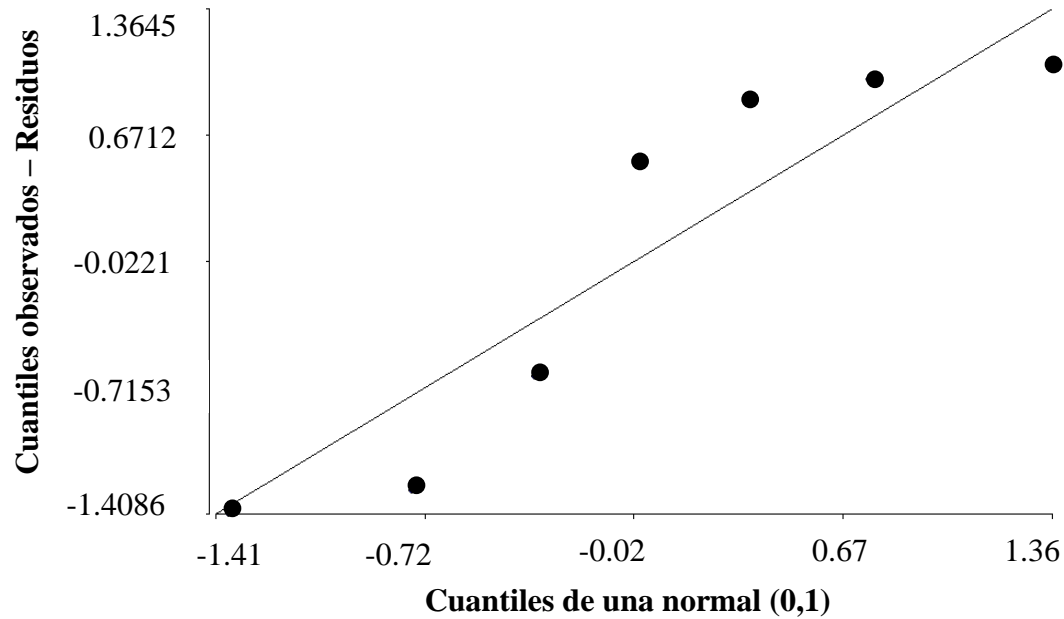


Figura 6. Distribución de residuales bajo el supuesto de normalidad.

Para comprobar la homogeneidad de la varianza, se generó un gráfico de residuos en función de los predichos. No se observó una tendencia entre las observaciones y el error está distribuido homogéneamente entre los residuos estudentizados. Según Balzarini et al. (2008), el gráfico no debe de presentar ningún tipo de patrón, ya que las observaciones se distribuyen aleatoriamente (Figura 7). Además, se realizó una prueba de Shapiro-Wilks a los residuales (Cuadro 11). El resultado del p-valor fue mayor que el alfa (0.05), por lo que se retuvo la H_0 .

Cuadro 11. Prueba de Shapiro-Wilks de residuos.

	Residuos biomasa
W-estadístico	0.853092361
p-valor	0.131146295

H_0 = las observaciones tienen distribución normal;

H_1 = las observaciones no tienen distribución normal.

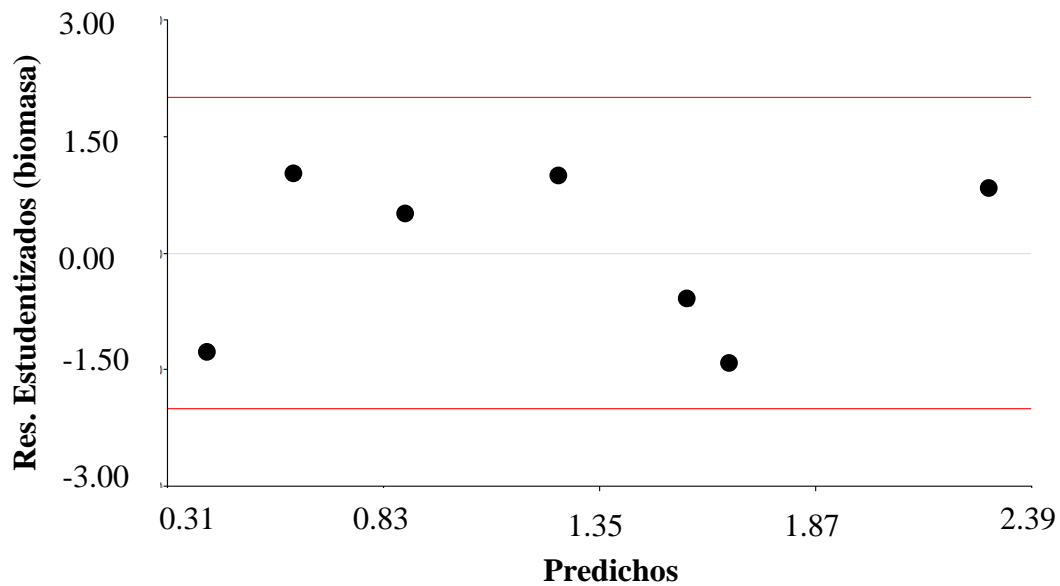


Figura 7. Dispersión de residuos respecto a predichos.

Según Balzarini et al. (2008), los gráficos box-plot sirven para visualizar la distribución de frecuencias e identificar la presencia de valores extremos. En la Figura 8 se observan estos gráficos referentes a las variables de estudio. En ninguno se encontraron datos atípicos.

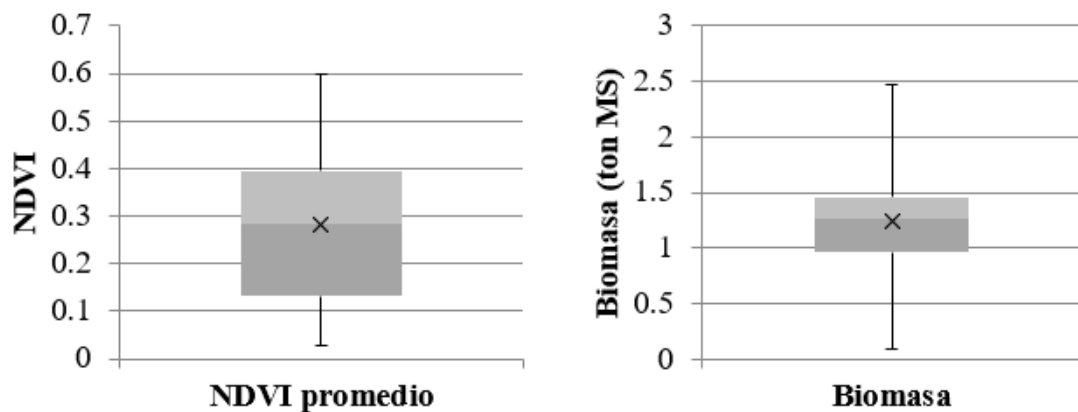


Figura 8. Box-plot de variables del estudio.

Modelo de potencia.

Una de las ecuaciones generados para predecir la productividad con base en el NDVI sigue la forma general de $y = \alpha x^\beta$. En estudios previos se ha utilizado ecuaciones exponenciales en la forma de $y = \alpha e^\beta$ para explicar la relación, sin embargo, esta no se adecuó a los datos de este estudio. En la ecuación exponencial descrito por Insua et al. (2019), el coeficiente de determinación fue de 0.80 y en la ecuación exponencial de Goswami, Gamon, Vargas y

Tweedie (2015) el coeficiente de determinación (R^2) fue de 0.82. En cambio, el R^2 en este estudio para una ecuación exponencial fue de 0.58. Esto se puede atribuir a que las condiciones agroclimáticas que rodearon los estudios fueron diferentes.

Al observar que la ecuación exponencial no se ajustó a las observaciones, se prosiguió a evaluar la ecuación potencial debido a su comportamiento similar. A diferencia del exponencial, la ecuación de regresión potencial presentó un coeficiente de determinación de 0.86 (Figura 9). Tomando esto en cuenta, se prosiguió a realizar el análisis estadístico correspondiente para validar la ecuación.

Se corrió un análisis de regresión lineal con los datos. La variable de respuesta fue la biomasa y la variable independiente el NDVI. Se presenta el ajuste general de la ecuación en el Cuadro 13. El R^2 fue de 0.86 lo que indica que la variable independiente tuvo una alta influencia sobre la variable de respuesta. El error estándar (EE) se utilizó para determinar el grado de precisión de la estimación de la ecuación. El EE de dicha ecuación fue de 0.43. Debido a que este indicador está ligado a la desviación estándar, es posible disminuirlo al aumentar la cantidad de observaciones utilizadas para generar la ecuación. Sin embargo, el valor obtenido fue aceptable.

Cuadro 12. Ajuste general de la ecuación potencial.

Multiple R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar	Observaciones
0.928341117	0.861817229	0.834180675	0.435579633	7

Como indica Zaiontz (s.f.), calcular el logaritmo natural de ambas partes de la igualdad de una ecuación potencial da como resultado una ecuación equivalente en la forma de $\ln y = \ln \alpha + \beta \ln x$. En el Cuadro 12 se presentan los datos transformados.

Cuadro 13. Transformación de datos para análisis.

ln Biomasa	ln NDVI
0.905199218	-0.51266064
-0.116756314	-2.36979384
0.236584543	-0.89501860
0.323209152	-0.96653195
0.430097206	-1.25386357
-2.394763783	-3.56489347
0.030291453	-1.75793792

Se presentan los indicadores de significancia de la ecuación en el Cuadro 14. Estos se obtuvieron mediante un ANDEVA. Esta prueba en una regresión lineal descompone la variabilidad de la variable respuesta en la variabilidad explicada por la ecuación y la variabilidad residual (Universidad de Coruña, s.f.). Esto permitió contrastar si la ecuación

es significativa o no. El valor de la suma de cuadrados fue de 5.9165. Este estadístico consiste en la sumatoria de las diferencias respecto a la media elevadas al cuadrado. Una menor suma de cuadrados de la regresión indican que los datos están más cercanos a la media. Consecuentemente esto indica una mejor ecuación de predicción. El p-valor fue menor al alfa (0.05), por lo cual se rechazó la H_0 y se retuvo la H_1 .

Cuadro 14. Análisis de variación para la ecuación potencial.

	gl	Suma de cuadrados	Cuadrados medios	F	p-valor
Regresión	1	5.916520967	5.916520967	31.18396105	0.00254
Residual	5	0.948648082	0.189729616		
Total	6	6.865169049			

H_0 = la ecuación no tiene significancia $\beta = 0$;

H_1 = la ecuación si tiene significancia $\beta \neq 0$.

Se estimaron los coeficientes de la regresión para generar la ecuación de la ecuación. Tanto el coef. del intercepto como el de la variable independiente presentaron un p- valor menor al alfa (0.05). En el caso del NDVI, esto comprueba que esta variable predictora si posee significancia dentro del ecuación. Además, se comprobó que los cambios en la variable de respuesta (biomasa) si están influenciados por los cambios de NDVI.

El error estándar del intercepto fue de 0.31 y el de la variable independiente fue de 0.16. Estos valores bajos implican que hay un buen grado de precisión en la ecuación para estimar la variable de respuesta. Los límites superiores e inferiores de predicción se estimaron con un 95% de confianza. Estos resultados se presentan en el Cuadro 15.

Cuadro 15. Coeficientes de regresión en ecuación potencial.

	Coeficiente	Error estándar	t estadístico	p-valor	Inferior	Superior
Intercepto	1.438667	0.318477435	4.51732855	0.0063	0.61999	2.25734
ln NDVI	0.941356	0.168573095	5.58426011	0.0025	0.50803	1.37469

H_0 = la variable predictora no tiene efecto;

H_1 = la variable predictora si tiene efecto.

Como parte del proceso de linealización, es necesario reconvertir el coeficiente del intercepto mediante el valor de e (Cuadro 16). Para ello se utilizó la ecuación 9.

$$e^{\gamma} = \rho \quad [9]$$

Donde:

ρ = coeficiente del intercepto reconvertido

γ = coeficiente del intercepto en términos de ln

Cuadro 16. Conversión de coeficiente.

	Coeficiente en términos de ln	Coeficiente reconvertido
Intercepto	1.438667209	4.215074258

El resultado de la reconversión fue obtener el coeficiente del intercepto en términos de una ecuación potencial. Se substituyó el valor de α y β en la ecuación general con la forma de $y = \alpha x^\beta$. La ecuación 10 presenta la ecuación regresión potencial para predecir la biomasa en función del NDVI. La ecuación se presenta en la Figura 9.

$$y = 4.2151x^{0.9414} \quad [10]$$

Donde:

y = biomasa (ton MS)

x = NDVI promedio del sitio

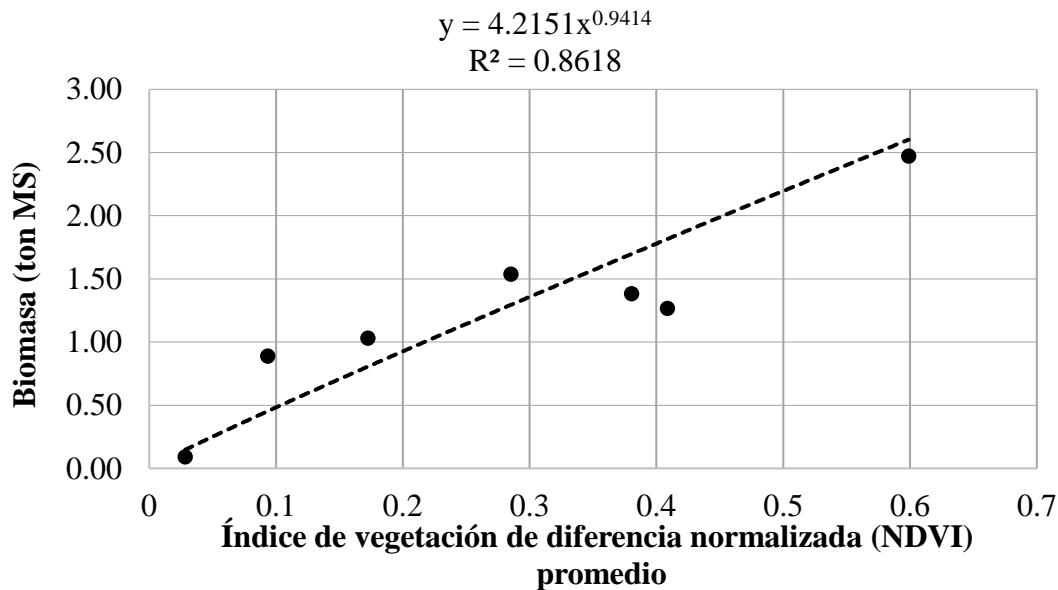


Figura 9. Gráfica de ecuación potencial de biomasa en función del NDVI promedio.

Para evaluar los intervalos de confianza, se generó la Figura 10. En la ecuación de regresión potencial se observó una mayor confianza en la predicción de valores bajos de NDVI. Esto se puede inferir ya que las líneas del límite superior e inferior se acercan más a la línea de

predicción en el extremo izquierdo de la recta de valores. Consecuentemente hay mayor confianza para elaborar predicciones de productividad de biomasa en función del NDVI.

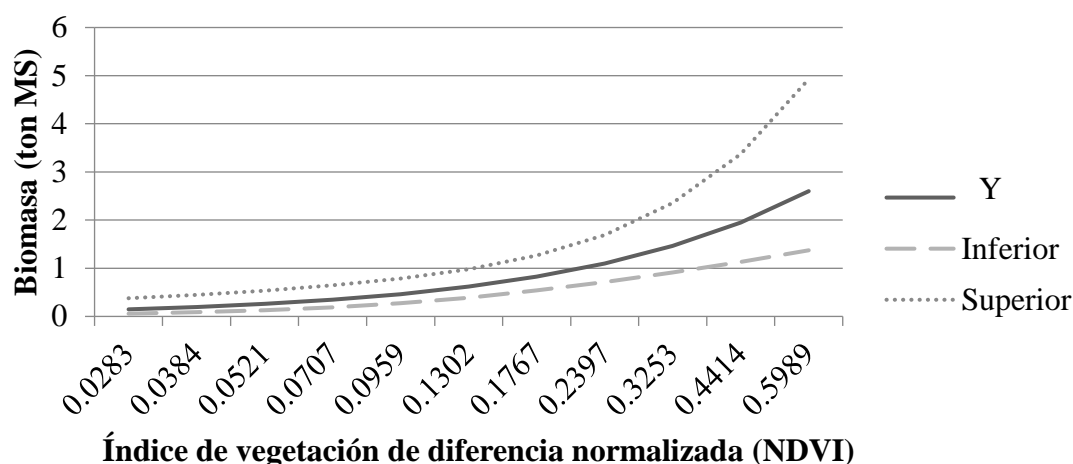


Figura 10. Intervalos de confianza de la ecuación potencial.

Modelo lineal.

Se generó una ecuación lineal para predecir la productividad del pasto con base en el NDVI. Este sigue la forma general de $y = \alpha x + \beta$. Esta ecuación presentó un coeficiente de determinación de 0.84, siendo el segundo más alto. La regresión lineal fue utilizada también en el estudio de Cabrera-Bosquet et al. (2011), donde se generaron distintas ecuaciones de regresión lineal para relacionar las mismas variables. Los estadísticos de R^2 en este estudio variaron desde 0.64 hasta 0.91 para las distintas ecuaciones. Sin embargo, las ecuaciones no corresponden a una especie de pasto si no a cereales. Estos presentan una mayor cobertura del suelo, lo que puede resultar en un coeficiente de determinación mayor.

Como se mencionó anteriormente, el R^2 fue de 0.84. Esto indica que el NDVI tiene una alta influencia sobre la productividad de biomasa. El EE de esta ecuación (0.31) fue menor que el de la ecuación potencial (Cuadro 17).

Cuadro 17. Ajuste general de la ecuación lineal.

Multiple R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar	Observaciones
0.9167	0.84034	0.808407	0.31535	7

A continuación, se presentan los indicadores de significancia de la ecuación (Cuadro 18). Al igual que para la ecuación potencial, estos se obtuvieron mediante un ANDEVA. Esta prueba se realizó con el fin de conocer si la ecuación tiene significancia. La suma de

cuadrados de la regresión de 2.61, siendo menor a la de la ecuación potencial. EL p-valor fue menor al alfa (0.05), por lo cual se rechazó la H_0 y se retuvo la H_1 .

Cuadro 18. Análisis de variación de la ecuación lineal.

	gl	Suma de cuadrados	Cuadrados medios	Valor F	p-valor
Regresión	1	2.61702	2.61702	26.3164	0.00368
Residual	5	0.49722	0.09944		
Total	6	3.11425			

H_0 = la ecuación no tiene significancia $\beta = 0$;

H_1 = la ecuación si tiene significancia $\beta \neq 0$.

La prueba de Durbin y Watson evalúa si las observaciones están relacionadas con la perturbación de otra observación. Es una medida de la autocorrelación en los residuales del análisis de regresión. En caso de existir autocorrelación, se puede subestimar el error estándar y categorizar de significantes a variables predictoras cuando en realidad no lo son. El resultado obtenido de la prueba fue de 2.58. A diferencia de la ecuación potencial, el software de Real Statistics lo calificó como no significativo. Debido a que este valor es más cercano a 2, la probabilidad de que las observaciones estén autocorrelacionadas es menor.

Para generar la ecuación del modelo, se estimaron los coeficientes de la regresión. Tanto el coef. del intercepto como el de la variable independiente presentaron un p-valor menor al alfa (0.05). Este resultado fue igual al de la ecuación potencial. En el caso de una regresión lineal, por cada unidad de variable independiente adicional se puede esperar que la variable de respuesta aumente en una media igual al coeficiente. Al igual que en la ecuación potencial, los límites se estimaron con un 95% de confianza (Cuadro 19).

Cuadro 19. Coeficientes de regresión lineal.

	Coeficiente	Error estándar	t estadístico	p-valor	Inferior	Superior
Intercepto	0.3066409	0.217276115	1.4112961	0.21725	-0.2519	0.86517
NDVI	3.3156620	0.646334012	5.1299513	0.00368	1.6542	4.97712

H_0 = la variable predictora no tiene efecto;

H_1 = la variable predictora si tiene efecto.

Los coeficientes fueron sustituidos en la ecuación general $y = \alpha x + \beta$. Esto dio como resultado la ecuación de regresión lineal para predecir la productividad de biomasa en función del NDVI (Ecuación 11). En la Figura 11 se presenta el gráfico de esta, donde se puede observar el ajuste y la ecuación de regresión propuesta.

$$y = 3.3157 x + 0.3066 \quad [11]$$

Donde:

y = biomasa (ton MS)

x = NDVI promedio del sitio

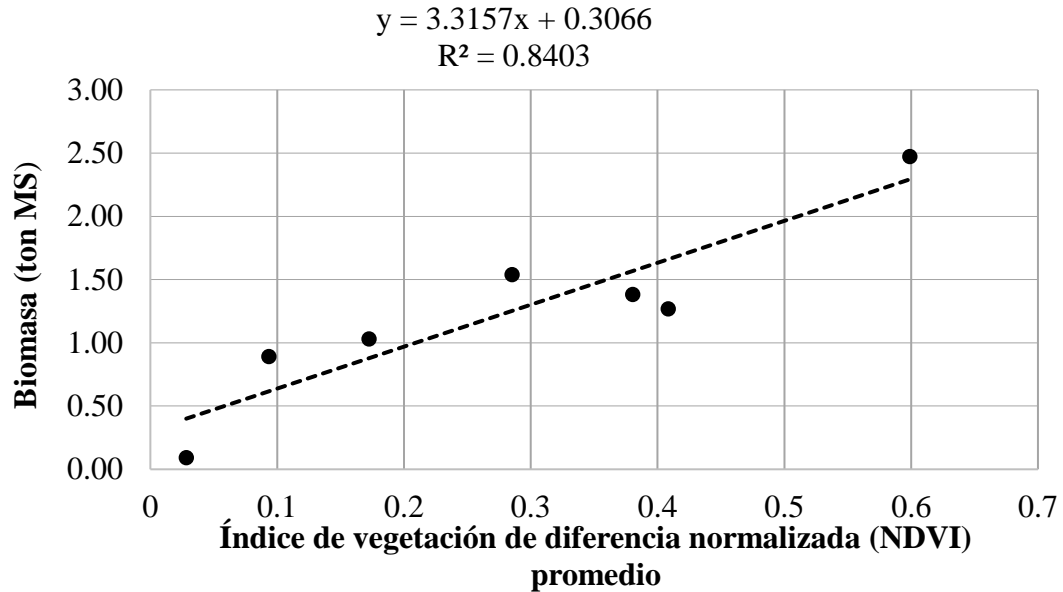


Figura 11. Gráfica de ecuación lineal de biomasa en función de NDVI promedio.

En la ecuación de regresión lineal se observó una confianza distribuida a lo largo de la recta de predicción. Existe una ligera reducción en la distancia de los intervalos en la parte central de la gráfica. A diferencia de la ecuación potencial, la ecuación lineal tiende a generar predicciones más precisas con valores medios de NDVI. Es importante recalcar que, por su naturaleza, al ser despejada la variable y en la regresión lineal, el intercepto representa un error que se mantendrá constante en todas las predicciones. En otras palabras, si en algún momento se ingresa un NDVI igual a 0, la ecuación calculará una disponibilidad de biomasa igual al valor del intercepto (0.3066).

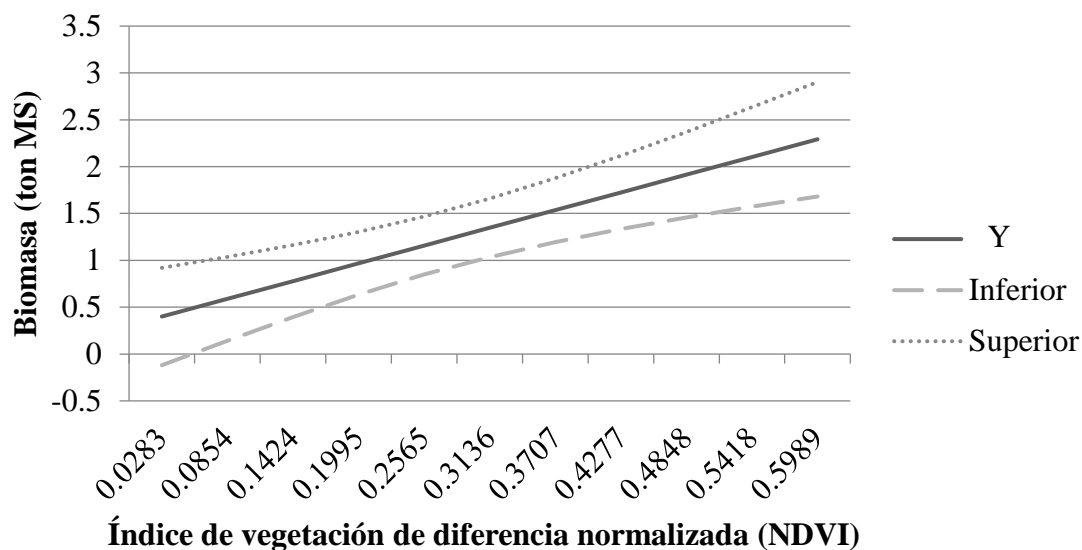


Figura 12. Intervalos de confianza de la ecuación lineal.

Las limitantes relacionadas a la naturaleza de la especie de pasto se mantienen en esta ecuación al igual que en el potencial. Dos grandes características de una ecuación lineal son la pendiente y el intercepto en el eje y. La pendiente define el cambio en la variable de respuesta con base en el cambio en la variable independiente. El intercepto en y es el punto en el cual la recta inicia. En esta ecuación el intercepto en y se da en las 0.3066 toneladas de materia seca, por lo que la ecuación es incapaz de estimar productividades menores a esta. Esto quiere decir que la ecuación tendrá un error muy alto para estimar la productividad de cualquier pastura con menos de 0.0912 t MS.

Validación de las ecuaciones.

Se realizaron dos vuelos para validar las estimaciones generadas por las ecuaciones. Primero, se realizaron los aforos para conocer la disponibilidad de pasto real del potrero. Los vuelos reflejaron condiciones de crecimiento antes y después del pastoreo. Los datos se ajustaron al área efectiva del polígono de NDVI. Utilizando el NDVI promedio, se estimó la productividad utilizando cada una de las ecuaciones. Los resultados se presentan en los Cuadros 20 y 21.

De manera general, se puede observar que la ecuación potencial presenta menores porcentajes de error en las estimaciones. Las diferencias entre la biomasa real y la estimada para esta ecuación fueron de 86.13 kg MS/ha en el muestreo previo al consumo animal y 71.53 kg MS/ha posterior al consumo.

Cuadro 20. Validación de ecuación potencial.

Muestreo	Tipo de muestreo	NDVI	Biomasa disponible real (ton MS/ha)	Biomasa disponible estimada (ton MS/ha)	Error de estimación (%)
27 de agosto	Pasto disponible	0.3195	1.1423	1.2284	7.54
29 de agosto	Pasto rechazado	0.0411	0.1067	0.1782	67.07

La ecuación lineal tuvo una sobrestimación de 125.58 kg MS/ha en la toma de datos previo al consumo animal y 304.41 kg MS/ha posterior al consumo. Sin embargo, es válido argumentar que los altos porcentajes de error en la estimación de la ecuación lineal se deben a que el valor de NDVI correspondiente al pasto rechazado (0.0411) se ubica en la sección de la gráfica donde los intervalos de confianza están más distanciados de la línea de predicción. Esta situación es inversa en el caso de la ecuación potencial, ya que los valores de NDVI se ubican en la sección donde los intervalos de confianza están más cercanos a la línea de predicción.

Cuadro 21. Validación de ecuación lineal.

Muestreo	Tipo de muestreo	NDVI	Biomasa disponible real (ton MS/ha)	Biomasa disponible estimada (ton MS/ha)	Error de estimación (%)
27 de agosto	Pasto disponible	0.3195	1.1423	1.2678	10.99
29 de agosto	Pasto rechazado	0.0411	0.1067	0.4111	285.40

4. CONCLUSIONES

- Las dos ecuaciones, lineal y potencial, presentan un alto nivel de ajuste, significancia, un R^2 arriba de 0.80 y errores estándar aceptables. Por lo tanto, ambas pueden ser utilizadas en condiciones similares a las del presente estudio para la estimación de productividad de biomasa en función del NDVI.
- Las principales limitantes para la aplicabilidad de ambas ecuaciones son la especie de pasto y las condiciones agroclimáticas. Características fisiológicas distintas a los pastos enmacoyadores pueden propiciar la cobertura del suelo y afectar la estimación de productividad. Por este condicionante, es necesario estimar ecuaciones para especies diferentes.
- Ambas ecuaciones fueron capaces de predecir la productividad de biomasa en función del NDVI. Los datos obtenidos en la validación indican que la ecuación potencial tuvo un menor porcentaje de sobrestimación de productividad.

5. RECOMENDACIONES

- Realizar mediciones en un periodo de tiempo más extendido con el propósito de mejorar el ajuste del modelo. Esto aportaría observaciones del crecimiento del pasto en distintas épocas del año e incrementaría los rangos de NDVI y productividad de biomasa representados por la ecuación.
- Continuar con la validación del modelo realizando vuelos y muestreos en puntos diferentes a los utilizados en este estudio. Sin embargo, se debe de utilizar la misma especie de pasto.
- Realizar investigaciones posteriores en donde se tomen distintas variables como la precipitación, temperatura, altura de pasto e índice de área foliar (LAI). Así se podrían generar distintas ecuaciones que mejoren la capacidad de estimación. Las ecuaciones generadas en este estudio tuvieron como base solamente el NDVI para estimar la productividad.
- Generar ecuaciones para distintos tipos de pasto, pues existen muchas especies que se utilizan en la alimentación animal. Esto ayudaría a difundir esta tecnología entre las ganaderías del trópico.
- Agregar más observaciones que reflejen distintas etapas de crecimiento del pasto para incrementar la robustez de los modelos. Esto se puede lograr aforando distintos potreros del sistema rotacional, ya que, por el ciclo de pastoreo, estos tendrían distintos niveles de crecimiento.
- Explorar la aplicabilidad de otros índices de vegetación como el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI), para reducir el error causado por la reflectancia del suelo descubierto.

6. LITERATURA CITADA

- Australian Government Bureau of Meteorology (s.f). Map Information- Normalised Difference Vegetation Index. Recuperado de:
<http://www.bom.gov.au/climate/austmaps/about-ndvi-maps.shtml>.
- Balzarini, M., Gonzales, L., Tablada, M., Casanoves, F., Di Rienzo, J., & Robledo, C. (2008). Manual del Usuario: Infostat. Córdoba, Argentina: Editorial Brujas.
- Cabrera-Bosquet, L., Molero, G., Stellacci, A., Bort, J., Nogués, S., & Araus, J. (2011). NDVI as a potential tool for predicting biomass, plant nitrogen, content and growth in wheat genotypes subjected to different water and nitrogen conditions. *Cereal Research Communications*, 39(1), 147-159. doi:10.1556/CRC.39.2011.1.15
- Chuvieco, E. (1995). Fundamentos de teledetección espacial (Segunda Edición ed.). España: Ediciones Rialp S.A. Retrieved Julio 7, 2019
- Filippi, R. D. (s.f.). Producción de materia seca. Chile: Universidad de la Frontera. Recuperado el 9 de Septiembre de 2019, de
http://www.praderasypasturas.com/files/menu/catedras/praderas_y_pasturas/2012/10-Produccion-de-Materia-Seca.pdf
- Gaillard, C., & Pece, M. (2011). Ventajas y desventajas del muestreo al azar simple. In C. Gaillard, & M. Pece, Muestreo y técnicas de evaluación en vegetación y fauna (p. 10). Argentina: Universidad nacional de Santiago del Estero. Recuperado: Mayo 7, 2019
- Goswami, S., Gamon, J., Vargas, S., & Tweedie, C. (2015). Relationships of NDVI, biomass, and leaf area index (LAI) for six key plant species in Borrow, Alaska. *PeerJ PrePrints*, 14. doi:<https://dx.doi.org/10.7287/peerj.preprints.913v1>
- Gutiérrez, M. (1996). Pastos y forrajes de Guatemala. Su manejo y utilización: base para la producción animal. Guatemala: Editorial E y G. p. 318.
- Hernández, L. (2018). Evaluación del efecto de tres niveles de fertilización en pasto *Panicum maximum* cv. Mombasa (Tesis de pregrado). Escuela Agrícola Panamericana Zamorano, Valle del Yegüare, Francisco Morazán.
- Insua, J., Utsumi, S., & Basso, B. (2019). Estimation of spatial and temporal variability of pasture growth and digestibility in grazing rotations coupling unmanned aerial vehicle (UAV) with crop simulation models. *Plos One*, 14(3), 1-21. doi:<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0212773>
- López, H. (2005). *Pastos y Forrajes: Guía de estudio*. Guatemala: Escuela Nacional Central de Agricultura. p. 277-286.

- Núñez-Torres, Ó. (2017). Los costos de la alimentación en la producción pecuaria. *Journal of the Selva Andina Animal Science*, 4(2), 93-94.
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. (2019, Febrero 28). FAOSTAT: Agricultura total. Retrieved Junio 3, 2019, from Emisiones (CO2 Equivalente): <http://www.fao.org/faostat/es/#data/GT/visualize>
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. (2019, Febrero 28). FAOSTAT: Agricultura total. Retrieved Junio 7, 2019, from Emisiones por sector (CO2 equivalente): <http://www.fao.org/faostat/es/#data/GT/visualize>
- Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico. (2018). Tabla A.4 - Proyección mundial de carne. OECD-FAO Perspectivas Agrícolas 2018-2027. doi: https://doi.org/10.1787/agr_outlook-2018-table111-en.
- Reynoso O., Hernández A., Carneiro S., Pérez J., Enríquez J., Quero A., Herrera J., Cervantes, A. (2009). Acumulación de forraje, crecimiento y características estructurales del pasto Mombaza (*Panicum maximum* Jacq.) cosechado a diferentes intervalos de corte. *Técnica Pecuaria en México*, 47(2), 2013-213.
- Steinfeld, H., Gerber, P., Wassenaar, T., Castel, V., Rosales, M., & Haan, C. (2009). La larga sombra del ganado. Italia: FAO. Retrieved Marzo 9, 2019
- Universidad de Coruña. (s.f.). Tabla ANOVA. El contraste de regresión. . Obtenido de Asignaturas: Estadística: http://dm.udc.es/asignaturas/estadistica2/sec6_6.html
- Verdecia, D., Herrera, R., Ramírez, J., Leonard, I., Bodas, R., Andrés, S., Giráldez, F.J., Álvarez, Y., López, S. (2012). Nutritive assessment of *Panicum maximum* cv. Mombasa in the climatic conditions of the Cauto Valley, Cuba. *Cuban Journal of Agricultural Science*, 46(1), 97-101.
- Voisin, A. (1974). *Productividad de la Hierba*. Madrid, España: Editorial Tecnos S.A. p. 22-33
- Yaranga Cano, R., & Custodio Villanueva, M. (2013). Almacenamiento de carbono en pastos naturales altoandinos. *Scientia Agropecuaria*, 4(4), 313-319. doi:<http://dx.doi.org/10.17268/sci.agropecu.2013.04.05>
- Zaiontz, C. (s.f.). Power regression. Obtenido de Real Statistics Using Excel. Recuperado de: <http://www.real-statistics.com/regression/power-regression/>

7. ANEXOS

Anexo 1. Identificación de muestreos.

Fecha de muestreo	Código de identificación (ID)
17 de junio	1
21 de junio	2
2 de julio	3
15 de julio	4
25 de julio	5
27 de julio	6
15 de agosto	7

Anexo 2. Datos de doble muestreo del estudio.

ID	Nr	Materia verde (g/m2)	Muestra de materia verde (g)	Materia seca en muestra (g)	PSr (gMS/m2)	Pser	nr	b1	Pse
1	1	1,540			419.3634	3			
	2	610	15.3066	4.1682	166.1115	2	29	194.70	62
	3	110			29.9545	1			
2	1	2,600			425.7667	3			
	2	240	15.6574	2.564	39.3015	2	27	194.87	41
	3	220			36.0264	1			
3	1	1,130			270.4858	3			
	2	320	15.4791	3.752	76.5977	2	25	119.75	48
	3	130			31.1178	1			
4	1	1,085			257.0129	3			
	2	535	15.4172	3.652	126.7299	2	27	111.33	51
	3	145			34.3474	1			
5	1	110			345.0136	3			
	2	270	15.4522	4.8029	83.9222	2	30	158.52	58
	3	90			27.9741	1			
6	1	158			41.8808	3			
	2	45	15.4779	4.1027	11.9281	2	27	18.025	35
	3	22			5.8315	1			
7	1	635			178.1073	3			
	2	317	15.2982	4.2909	88.9134	2	30	66.895	56
	3	158			44.3165	1			

Anexo 3. Precipitación acumulada a fecha de muestreo.

Fecha de muestreo	Tipo de muestreo	Precipitación total acumulada antes de muestreo (mm)	Materia seca (%)	Productividad (ton MS/ha)
17 de junio	Pasto disponible	515.40	27.2313	2.2948
21 de junio	Pasto rechazado	1.00	16.3756	0.8259
2 de julio	Intermedio	44.40	23.9367	1.1751
15 de julio	Intermedio	12.00	23.6878	1.2823
25 de julio	Pasto disponible	29.80	31.0823	1.4270
27 de julio	Pasto rechazado	0.00	26.5068	0.0846
15 de agosto	Intermedio	37.40	28.0484	0.9567