

## Determinación de forraje verde de maíz con imágenes multiespectrales de alta resolución y perceptrón multicapa

Gilberto de Jesús López-Canteñ<sup>1</sup>, Francisco Muñoz-Bustos<sup>2</sup>, Irineo Lorenzo López-Cruz<sup>1</sup>, Noel Chávez-Aguilera<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola, Universidad Autónoma Chapingo, México. Email: alelopez10@hotmail.com

<sup>2</sup>Departamento de Ingeniería Agroindustrial, Universidad Autónoma Chapingo, México. Email: franciscombfi@gmail.com

<sup>1</sup>Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola, Universidad Autónoma Chapingo, México. Email: ilopezc@chapingo.mx

<sup>1</sup>Departamento de Ingeniería Mecánica Agrícola, Universidad Autónoma Chapingo, México. Email: nchavez@chapingo.mx

### Resumen

El maíz forrajero es parte fundamental en la alimentación del ganado, por lo que se requiere cuantificar la cantidad de materia verde a cosechar para establecer estrategias de ensilado, debido a lo anterior se propone una metodología para estimar biomasa verde de maíz mediante imágenes multiespectrales de alta resolución y una red neuronal artificial. Para ello, se tomaron 80 muestras georreferenciadas de alturas y pesos de las plantas, se obtuvieron los índices de vegetación NDVI, EVI, GNDVI, WDRVI, CI<sub>re</sub>, RVI, SAVI, VARI, RGBVI, NGRDVI, ExG y el índice de área foliar. Posteriormente, se realizó la matriz de correlación y se aplicó el algoritmo de componentes principales creando una base de datos con seis componentes principales, generándose el modelo predictivo basado en un perceptrón multicapa, que mostró un buen ajuste entre la biomasa real y la estimada, con un  $R^2 = 92.9\%$  y un error absoluto medio de 0.3 kg m<sup>-1</sup>.

**Palabras clave:** dron, inteligencia artificial, rendimiento, agricultura.

### Abstract

Forage corn is a fundamental part of livestock feed, so it is necessary to quantify the amount of green matter to be harvested to establish silage strategies. Therefore, a methodology is proposed to estimate green biomass of corn using high resolution multispectral images and an artificial neural network. For this purpose, 80 georeferenced samples of plant heights and weights were taken and the vegetation indices NDVI, EVI, GNDVI, WDRVI, CI<sub>re</sub>, RVI, SAVI, VARI, RGBVI, NGRDVI, ExG and the leaf area index were obtained. Subsequently, the correlation matrix was performed and the principal component algorithm was applied creating a database with six principal components, generating the predictive model based on a multilayer perceptron, which showed a good fit between the real and estimated biomass, with a  $R^2 = 92.9\%$  and a mean absolute error of 0.3 kg m<sup>-1</sup>.

**Keywords:** uav, artificial intelligence, yield, agriculture

### 1. Introducción

El maíz (*Zea mays L.*) es el cereal más producido en el mundo y es usada para producir granos y forraje, los cuales constituyen la base para la elaboración de alimentos, para consumo animal. Por otra parte, el forraje es la biomasa aérea formada por la materia orgánica acumulada por el ecosistema a través del tiempo, está compuesta por el peso de la materia

orgánica aérea (Han, et. al, 2019). La porción del tallo puede representar un 50% o más de la biomasa total de la planta de maíz. (Fassio, et. al., 2018). La etapa vegetativa óptima para la cosecha del maíz forrajero es la etapa R4, donde la planta contiene alrededor del 70% de humedad (Endicot, et al., 2015).

La forma convencional para calcular la biomasa aérea es usar métodos destructivos, que requiere de la

cosecha manual y pesado del cultivo, lo que implica, utilizar una gran cantidad de recursos y tiempo, además de no considerar la variabilidad espacial. Con la introducción de diversas plataformas y sensores remotos se han desarrollado técnicas no destructivas para estimar la biomasa de los cultivos, con base en los fundamentos de la agricultura de precisión (Wang, et. al, 2021).

Una opción ampliamente utilizada para el monitoreo de la biomasa, es el uso de sistemas aéreos no tripulados (SANT) equipados con sensores de gran precisión, flexibilidad y bajo costo. Los SANT representan un método de medición sin contacto y no destructivo, que puede obtener las características espectrales, estructurales y dimensionales de los cultivos con una alta resolución espacial y temporal.

Los sensores remotos se están utilizando para la estimación de biomasa a partir de índices de vegetación (IV), los cuales son parámetros calculados a partir de los valores de la reflectancia a distintas longitudes de onda, que son particularmente sensible a la cubierta vegetal. (Muñoz Aguayo, 2013). Una variedad de IVs han sido utilizados para estimar biomasa, los cuales evalúan de manera cuantitativa el verdor y vitalidad de la vegetación en la parcela. (Sharma, et. al., 2022)

Wang, et. al., (2021) mencionan que en la actualidad los algoritmos de aprendizaje automático son ampliamente utilizados para procesar información proveniente de vehículos aéreos no tripulados, estos algoritmos se utilizan para resolver problemas de clasificación y regresión, los más utilizados son: máquinas de soporte vectorial, regresión por bosques aleatorios, redes neuronales artificiales y técnicas de regresión lineal o múltiples. La estimación de biomasa es un problema típico de regresión, el cual puede ser resuelto con un algoritmo de entrenamiento supervisado, basado en una base de datos, lo suficientemente grande, para que el modelo aprenda correctamente, esta base de datos se obtiene mediante el pesado de una muestra de las plantas cultivadas.

Una Red Neuronal Artificial es un paradigma de procesamiento de información, se inspiran en la estructura del cerebro humano y construye modelos informáticos formados por múltiples unidades relativamente simples a las que denominan neuronas artificiales. Estas neuronas se conectan entre sí para formar redes neuronales artificiales. (Berzal, 2018). Una red neuronal multicapa se compone de una o más capas ocultas además de las capas de entrada y salida. La presencia de una única capa oculta ya dota a la red multicapa de la capacidad de aproximador universal. (Ponce Cruz, 2010)

Wang, et. al., (2017) fueron los primeros en evaluar la aplicación de la combinación de los datos obtenidos

de un sensor hiperespectral y LiDAR en la estimación de la biomasa del maíz. Los resultados mostraron que la combinación de ambos tipos de sensores puede incrementar la precisión en la estimación de la biomasa que usando los sensores de manera individual. Zhu, et al, (2019) siguieron esta línea de investigación, usando LiDAR para estimar biomasa aérea en el mismo cultivo, ya que este tipo de sensor es sensible a la estructura del cultivo; la otra medición realizada fue la estimación de la biomasa de las hojas, la cual fue medida con el uso de sensores multiespectrales, que son sensibles a los parámetros del cultivo. Comparado con el uso individual de los sensores, la combinación de los mismos puede mejorar la estimación de la biomasa. Debido a lo anterior, el trabajo tiene como objetivo estimar la producción de biomasa aérea para maíz forrajero mediante la utilización de una red neuronal artificial e imágenes multiespectrales de alta resolución obtenidas con un vehículo aéreo no tripulado, para establecer un procedimiento que considere la variabilidad espacial del cultivo en la parcela y hacer más eficiente la cuantificación del material verde.

## 2. Materiales y métodos

### 2.1. Campo experimental

El experimento se llevó a cabo en el campo experimental "Xerona" perteneciente al Departamento de Irrigación de la Universidad Autónoma Chapingo. La parcela seleccionada es un campo de 4.5 hectáreas, los suelos tienen una composición franco-arenoso y franco-arcilloso, ubicado en las coordenadas geográficas 19°29'02"N, 98°53'43"W. (Figura 1).

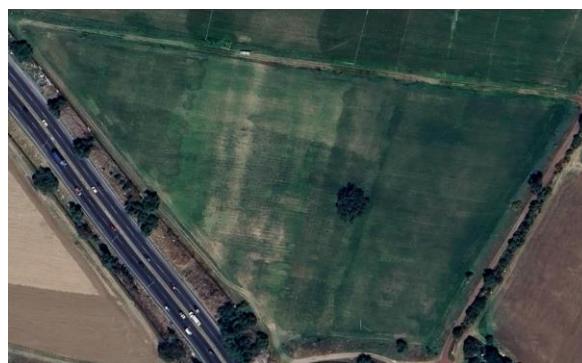


Figura 1. Campo experimental "Xerona".

La semilla sembrada fue maíz de la variedad Ocelote, utilizado principalmente como forraje, según la página de Asgrow, (s.f.). La altura de la planta varía entre 210 y 270 cm, tiene un ciclo vegetativo precoz que tarda entre 63 a 65 días en floración y 155 a 165 días para su cosecha. La siembra se llevó a cabo el día 29 de mayo del 2023, con una distancia entre surcos de 80 cm y una separación entre plantas de 15 cm.

## 2.2. Planeación de los vuelos

Para este experimento se planificaron dos vuelos utilizando el dron DJI Mavic 3M y el software DJI Pilot 2 con los siguientes parámetros altura de los vuelos 50 y 30 m, con un traslape frontal de 80%, lateral de 70%, en posición Nadir. Para georreferenciar las imágenes aéreas se utilizó una estación móvil GNSS de alta precisión D-RTK 2.

El 21 de septiembre, transcurridos 88 días después de la siembra se realizó el primer vuelo en el horario de 12:00 a las 13:30 hr. con el fin de caracterizar la variabilidad del cultivo en la parcela, para ello, se generó el ortomosaico del terreno del cultivo y así calcular el índice de vegetación NDVI. En la Figura 2 se muestra el mapa NDVI generado, se clasificó dos zonas principales, aquellas con valor NDVI mayor a 0.6 identificadas con el color verde y zonas anaranjadas con un valor de NDVI entre 0.3 y 0.6, los caminos y zonas donde el cultivo no creció se identificaron en color negro. Con base en el análisis del mapa NDVI se decidió tomar 80 muestras aleatorias para cubrir la mayor variabilidad posible del campo.

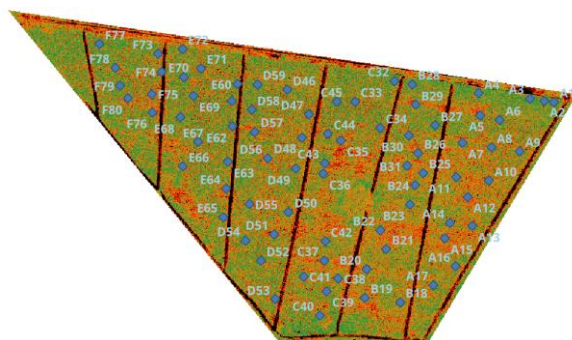


Figura 2. Mapa NDVI generado tras el primer vuelo del dron junto con los 80 puntos de muestreo.

El terreno de cultivo está seccionado en siete partes de las cuales se tomaron seis, nombradas desde la A hasta F, los puntos de muestreo se georreferenciaron utilizando el equipo GPS-RTK Trimble con una precisión planialtimétrica de 2.5 centímetros. Basándose en las características de plantación, se tomó la decisión que el área de muestreo fuera de medio metro cuadrado, abarcando dos surcos de plantación y medio metro de ancho.

## 2.3. Muestreo en campo

Las plantas contenidas dentro del área de muestreo se cosecharon a ras de suelo, se identificaban con una etiqueta de papel asignándole la letra del sector al que pertenecían y el número de muestra tomada. Se midió

la altura de cada planta de maíz con espiga, así como el peso fresco total de la muestra.

## 2.4. Índices de vegetación

El segundo vuelo se realizó el día 23 de septiembre de 2023 en horas similares al del primer vuelo. Con las imágenes tomadas se generó el ortomosaico y se calcularon los índices de vegetación listados en la Tabla 1.

Para el cálculo del índice de área foliar (IAF) se aplicó la fórmula propuesta por Waters, et. al., (2002) que indican que dicho valor puede obtenerse a partir del valor del índice de vegetación SAVI.

$$LAI = -\frac{1}{0.91} * \ln\left(\frac{0.69 - SAVI}{0.59}\right)$$

## 2.5. Preprocesamiento de los datos

El Preprocesamiento de los datos consistió en tres etapas: en la primera, se determinó la matriz de correlación entre las variables de entrada respecto a la biomasa del maíz, seleccionándose las que tuvieron una correlación positiva. La segunda consistió en aplicar el algoritmo de componentes principales al subconjunto de variables. Como tercera etapa, las componentes principales se normalizaron, mientras que los valores de la biomasa se escalaron entre 0 y 1. Como último paso se separó, de manera aleatoria la base de datos en dos subconjuntos, el 90% de los datos, es decir, 72 muestras para el entrenamiento de la RNA y el restante 10%, o sea 8 muestras para la base de prueba; esto se repitió tres veces generando tres diferentes bases de entrenamiento y prueba, con la finalidad de comprobar si el modelo de red propuesto generalizaba correctamente.

## 2.6. Diseño de la red neuronal artificial

La arquitectura de la red neuronal artificial (Figura 3) es una red multicapa, ésta tiene tres capas, la capa de entrada con 30 neuronas, función de activación tangente hiperbólica, la capa oculta con cinco neuronas con función de activación tangente hiperbólica y la capa de salida con una neurona y función de activación lineal. Para el entrenamiento se ocupó el algoritmo de retropropagación del error con la variante ADAM cuyos hiperparámetros son:  $\alpha = 0.001$ ,  $\beta_1 = 0.9$ ,  $\beta_2 = 0.999$ , con 2 500 épocas de entrenamiento y, criterio de finalización al alcanzar un error cuadrado medio  $\leq 5 \times 10^{-4}$ .

Tabla 1. Relación de índices de vegetación.

Índice de vegetación	Fórmula	Aplicación	Autor
NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)	$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$	Estimación de la cobertura vegetal	Rouse et al. (1974)
EVI (Enhanced Vegetation Index)	$EVI = 2.5 \left( \frac{NIR - R}{NIR + 6R - 7.5B + 1} \right)$	Análisis y monitoreo de la vegetación	Huete et al. (2002)
GNDVI (Green Normalized Difference Vegetation Index):	$GNDVI = \frac{NIR - G}{NIR + G}$	Análisis del estado de la vegetación	Gitelson et al. (1996)
WDRVI (Wide Dynamic Range Vegetation Index):	$WDRVI = \frac{0.1 * NIR - Red\ Edge}{0.1 * NIR + Red\ Edge}$	Reducir la influencia de la variabilidad del brillo de fondo	Ceccato, et. al., (2001)
CIred edge (Chlorophyll Index Red-Edge)	$CI_{re} = \frac{NIR}{Red\ Edge} - 1$	Estimación de la distribución espacial de la clorofila	Gitelson et al., (2003)
RVI(Ratio vegetation index)	$RVI = \frac{NIR}{R}$	Monitoreo de la actividad fotosintética de la biomasa.	Rouse et al. (1974)
SAVI (Soil-Adjusted Vegetation Index)	$SAVI = 1.5 * \frac{NIR - R}{NIR + R + 0.5}$	Medición de vegetación cuando se considera el brillo del suelo, aplicable cuando el cultivo no ha cubierto el suelo totalmente	Huete (1988)
VARI (Variable Atmospherically Resistant Index)	$VARI = \frac{G - R}{G + R - B}$	Índice de cobertura foliar y biomasa	Gitelson, et. al., (2002)
RGBVI (Red-Green-Blue Vegetation Index)	$RGBVI = \frac{G^2 - RB}{G^2 + RB}$	Cobertura del cultivo	Bendig et. al (2015)
NGRDVI (Normalized Green/Red Difference Vegetation Index)	$NGRDVI = \frac{G - R}{G + R}$	Cobertura del cultivo	Ceccato, et. al. (2001)
ExG (Excess Green Index)	$ExG = 2 * G - R - B$	Evaluar el vigor y la salud de la vegetación.	Schirrmann, et. al., (2016)

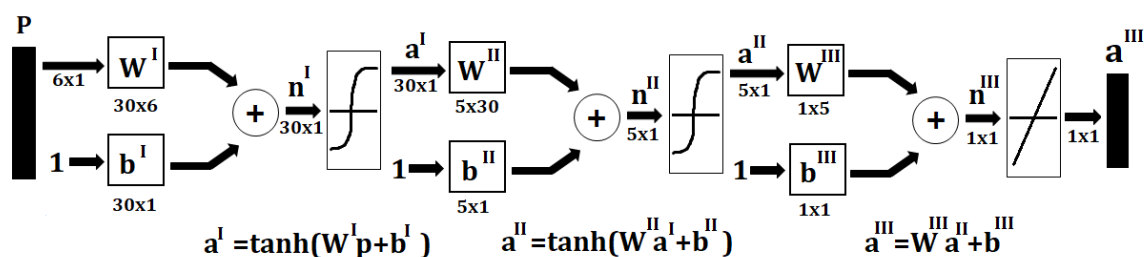


Figura 3. Arquitectura de la red neuronal artificial.

## 2.7. Análisis del rendimiento de la RNA

Para el análisis del rendimiento del modelo predictor de biomasa aérea propuesto se calculó la ecuación de regresión entre las salidas de la red y las salidas deseadas, los coeficientes de determinación  $R^2$  y de correlación  $R$ , la raíz del error cuadrado medio (RECM), y el error absoluto medio (EAM), entre  $t_q$  y  $a_q$ .

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{q=1}^Q (t_q - a_q)^2}{\sum_{q=1}^Q (t_q - \bar{t})^2}$$

$$RECM = \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q (t_q - a_q)(t_q - a_q)}$$

$$EAM = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \frac{|t_q - a_q|}{t_q}$$

Donde:

$Q$ , es el número de muestras en la base de entrenamiento

$t$ , es el valor de la biomasa real

$a$ , es el valor de la biomasa calculada por la RNA

$c$ , es la ordenada al origen de la recta de regresión

$m$ , es la pendiente de la recta de regresión

## 3. Resultados y discusión

### 3.1. Análisis estadístico de los datos de altura y peso

En la Tabla 2 se muestran las medidas de tendencia central y de dispersión de las tres variables analizadas. La mayoría de las plantas, 46 de las 80 muestras, se encuentran entre una altura de 235 a 255 cm, la media fue de 236.7 cm con un coeficiente de variación (CV) de 0.167 que significa poca variabilidad en los datos.

Tabla 2. Medidas de tendencia central y de dispersión de las variables medidas.

Estadístico	Número Plantas	Altura Espiga [cm]	Peso [kg]
Media	7.6	236.71	4.44
Mediana	7.5	241.75	4.42
Moda	7.0	259.86	5.58
Des. Estándar	1.26	29.02	1.50
CV [%]	16.7	12.30	33.8

Respecto a la cantidad de plantas por área muestreada, siete u ocho plantas fue la frecuencia más repetida siendo la moda de este conjunto de datos siete plantas

por cada medio metro cuadrado, el coeficiente de variación fue de 0.123, que indica una variabilidad pequeña en este conjunto de datos. De la biomasa promedio por área muestreada, la mayoría de las plantas pesaban entre 3.5 a 5.5 kg, la media de todas las muestras es de 4.44 kg, el coeficiente de variación fue de 0.338 presentando una mayor variabilidad en comparación con las otras dos variables.

### 3.2. Análisis del preprocesamiento de la base de datos

La base de datos se preprocesó utilizando el framework scikit-learn de Python, se calculó la matriz de correlaciones para observar el tipo de relaciones presentes entre la biomasa del cultivo y las diferentes variables medidas. En la Figura 4 en la última fila se puede apreciar que existen variables que están fuertemente relacionadas ( $>0.75$ ), medianamente relacionadas ( $>0.5$  y  $<0.75$ ) y débilmente relacionadas ( $<0.5$ ) con la biomasa. Con base en esa información se seleccionaron las variables positivamente relacionadas con el peso del cultivo. Quedando el siguiente subconjunto de variables de entrada: número de plantas por área muestreada, altura de la planta con espiga, NDVI, EVI, GNDVI, WDRVI, CIre, RVI, SAVI, VARI, NGRDVI y LAI.

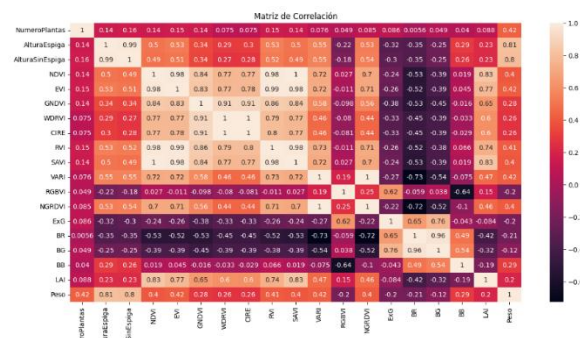


Figura 4. Matriz de correlación.

Siguiendo la recomendación de Hagan, Demuth, Beale, & De Jesús, (2014) se aplicó el análisis de componentes principales a las variables seleccionadas. En la Figura 5 se muestra el nivel de varianza explicada por cada componente principal calculado, observándose que con seis componentes principales el porcentaje de varianza explicada es de 99%, por lo que fue esa cantidad de componentes principales seleccionada para generar la base de entrenamiento y prueba de la RNA.



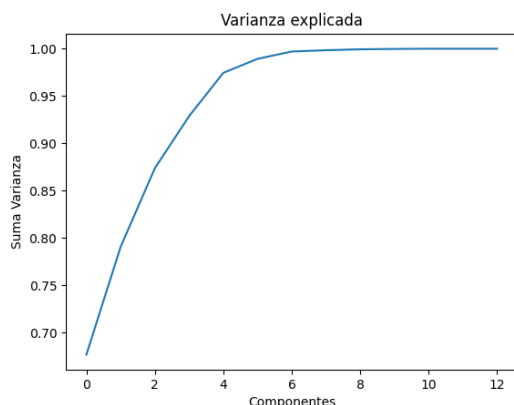


Figura 5. Varianza explicada al aplicar el análisis de componentes principales al conjunto de variables de entrada a la RNA.

### 3.3. Análisis del rendimiento de la RNA

En la Tabla 3 se resumen los resultados obtenidos durante el entrenamiento del modelo predictivo propuesto con las tres diferentes particiones, se observa que los rendimientos son similares, buenos coeficientes de determinación, errores cuadrados medios con valores bajos, así como el error absoluto medio. El modelo entrenado con la tercera partición mostró un coeficiente de determinación menor a los otros dos entrenamientos, pero el EAM más bajo de los tres, así como la ecuación de regresión, que fue la más cercana a los valores ideales o teóricos, por lo que, esta participación de la base de datos es la mejor de las tres.

Tabla 3. Resumen del análisis de los coeficientes de rendimiento del modelo predictor de biomasa de maíz forrajero entrenado con las tres particiones de la base de datos.

No.	$R^2$ [%]	ECM [Kg <sup>2</sup> ]	RECM [kg]	EAM [kg]	Ecuación de regresión
1	95.44	0.07	0.264	0.157	$a=1.158t-0.6$
2	95.3	0.11	0.33	0.2	$a=0.941t+0.33$
3	92.87	0.05	0.23	0.15	$a=1.027t-0.12$

En la Figura 6 se muestra el diagrama de dispersión entre la biomasa real y la biomasa estimada por el modelo predictivo y la gráfica de la ecuación de regresión lineal durante el entrenamiento. En la gráfica del entrenamiento de la red neuronal se observa que el modelo aprendió la mayoría de los patrones de entrenamiento, sin sobre entrenarse.

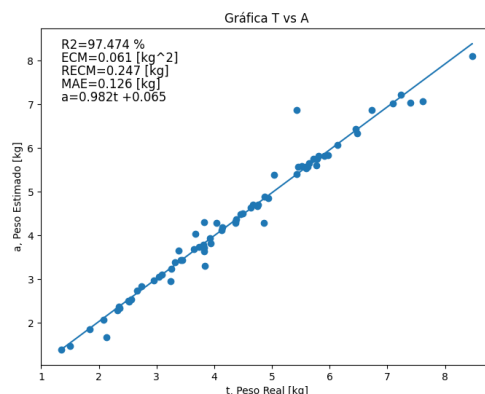


Figura 6. Diagrama de dispersión y gráfica de la ecuación de regresión para el tercer conjunto de entrenamiento de la RNA.

En la Figura 7 se presenta el diagrama de dispersión de la prueba de la RNA y la ecuación de regresión calculada, observándose que el modelo predictor de biomasa estima correctamente los valores de los patrones de prueba. La tercera partición presentó las mejores métricas con  $R^2 = 92.9 \%$ ,  $ECM = 0.055 \text{ kg}^2$ ,  $RECM = 0.235 \text{ kg}$  y  $MAE = 0.15 \text{ kg}$ .

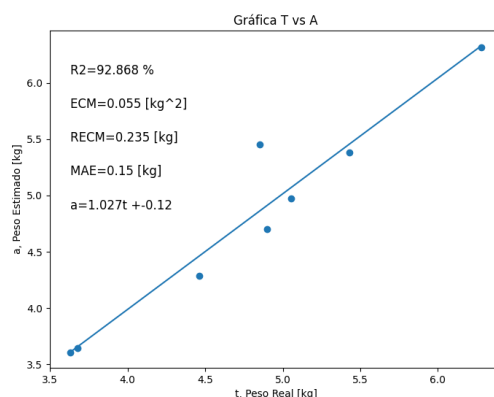


Figura 7. Diagrama de dispersión y gráfica de la ecuación de regresión para el tercer conjunto de prueba para el modelo predictor de biomasa de maíz forrajero.

### 4. Conclusiones

Los índices de vegetación NDVI, EVI, RVI, SAVI, VARI, NGRDVI al igual que la altura de la planta fueron los mejores correlacionados con la biomasa según la matriz de correlaciones, por lo que, el uso de estas variables al momento de predecir biomasa no debe de ser omitidos.

Las redes neuronales artificiales son modelos de aprendizaje profundo con muy buenos resultados al momento de predecir la biomasa aérea de maíz, el perceptrón multicapa propuesto obtuvo resultados de

$R^2 = 92.87\%$ , un ECM = 0.5 kg<sup>2</sup> y un MAE = 0.15 kg por cada metro cuadrado.

La RNA propuesta se entrenó tres veces con diferentes particiones de la base de datos, con la finalidad de probar que dicha arquitectura generalizaba correctamente la biomasa.

## 5. Referencias

- [1] Han, L., G., Yang, H., Dai, B., Xu, H., Yanh, H., Feng & Z. Li (2019). Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data. *Plant Methods*, 15(10): 1-19. Disponible en: <https://plantmethods.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13007-019-0394-z>
- [2] Fassio, A., W., Ibañez, E., Fenández, D., Cozzolino, O., Pérez, E., Restaino, . . .G., Vergara (2018). El cultivo de maíz para la producción de forraje y grano y la influencia del agua. Uruguay: Instituto nacional de investigación agropecuaria. Disponible en: <http://www.inia.uy/Publicaciones/Documentos%20compartidos/st-239-2018.pdf>
- [3] Endicot, S.,B., Brueland, R., Keith, R., Schon, C., Bremer, D., Farnham, . . .P., Carter (2015). Maíz Crecimiento y desarrollo. Disponible en: DuPont Pioneer: <https://www.pioneer.com/CMRoot/International/LatinAmericaCentral/Chile/Servicios/Informacion tecnica/Corn Growth and Development Spanish Version.pdf>
- [4] Wang, T., Y., Liu, M., Wang, Q., Fan, H., Tian, X., Qiao & Y., Li (2021). Applications of UAS in Crop Biomass Monitoring: A Review. *Frontiers in Plant Science*. Disponible en: <https://www.frontiersin.org/journals/plant-science/articles/10.3389/fpls.2021.616689/full>
- [5] Muñoz-Aguayo, P. (2013). Apuntes de Teledetección; Índices de vegetación. Centro de Información de Recursos Naturales. Disponible en: [https://www.researchgate.net/publication/327558326\\_Apuntes\\_de\\_Teledeteccion\\_Indices\\_de\\_vegetacion](https://www.researchgate.net/publication/327558326_Apuntes_de_Teledeteccion_Indices_de_vegetacion)
- [6] Sharma, P., L., Leigh, J., Chang, M., Maimaitijiang & M., Caffé (2022). Above-Ground Biomass Estimation in Oats Using UAV Remote Sensing and Machine Learning. *Sensors*, 22(2). Disponible en: <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/2/601>
- [7] Berzal, F. (2018). Redes Neuronales & Deep Learning. Granada. 753 p.
- [8] Ponce-Cruz, P. (2010). Inteligencia Artificial con aplicaciones a la ingeniería. Ciudad de México: Alfaomega. 348 p.
- [9] Wang, C., S., Nie, X., Xi, S., Luo & X., Sun (2017). Estimating the biomass of maize with hyperspectral and LiDAR data. *Remote Sensing* 9(1). Disponible en: <https://www.mdpi.com/2072-4292/9/1/11>
- [10] Zhu, Y., C., Zhao, G., Yang, L., Han, Z., Li, B., Xu, . . . L., Lei (2019). Estimation of maize above-ground biomass based on stem-leaf separation strategy integrated with LiDAR and optical remote sensing data. *PeerJ*, 7 :e7593. Disponible en: <https://peerj.com/articles/7593/>
- [11] Asgrow (s.f). Ocelote. Disponible en: <https://www.asgrow.com.mx/es-mx/productos/maiz/product-detail-template.html/ocelote-baj%C3%ADo.html>
- [12] Waters, R., Allen, R., Tasumi, M., Trezza , R., & Bastiaanssen, W. (2002). Surface Energy Balance Algorithms for Land. Idaho
- [13] Rouse, J., Haas, R., Schell, J., & Deering, D. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. NASA Special Publication, 351, 309-317. Disponible en: <https://www.semanticscholar.org/paper/Monitoring-vegetation-systems-in-the-great-plains-Rouse-Haas/fb2f60fe0fe2874e5cbf927a2556d719c32eac29>
- [14] Huete, A., Didan, K., & Miura, T. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2), 195-213. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425702000962>
- [15] Gitelson, A., Kaufman, Y., & Merzlyak, M. (1996). Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 58(3), 289-298. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425796000727>
- [16] Ceccato, P., Flasse, S., Tarantola, S., Jacquemoud, S., & Grégoire, J. (2001). Detecting vegetation leaf water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sensing of Environment*, 77(1), 22-33. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425701001912>

- [17] Gitelson, A., Gritz, Y., & Merzlyak, M. (2003). Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of Plant Physiology*, 160(3), 271-282. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0176161704704034>
- [18] Huete, A. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment* 25(3), 295-309. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/003442578890106X>
- [19] Gitelson, A., Kaufman, Y., Stark, R. & Rundquist, D. (2002), Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment* 80(1), 76-87. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425701002899>
- [20] Bendig, J., K., Yu, H., Aasen & A, Bolten (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. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0303243415000446>
- [21] Schirrmann, M., A., Giebel, F., Gleiniger, M., Pflanz, J., Lentschke & K., Dammer (2016). Monitoring Agronomic Parameters of Winter Wheat Crops with Low-Cost UAV Imagery. *Remote Sensing* 8(9). Disponible en: <https://www.mdpi.com/2072-4292/8/9/706>
- [22] Hagan, M., H., Demuth, M., Beale & O., De Jesús (2014). *Neural Network Design* (2nd ed.). eBook. Disponible en: <https://hagan.okstate.edu/NNDesign.pdf>