

Guillén Castillo, M.; Valero-Jorge, A.; Casterad Seral, M.; Salvador Esteban, R. Monitorización del estado del césped en un parque urbano mediante cámaras RGB de bajo coste

Monitorización del estado del césped en un parque urbano mediante cámaras RGB de bajo coste

Guillén Castillo, Mónica¹ **Valero-Jorge, Alexey**¹ **Casterad Seral, M^a Auxiliadora**¹
Salvador Esteban, Raquel^{1,2}

¹ Dpto. de Sistemas Agrícolas, Forestales y Medio Ambiente (Unidad asociada a EEAD-CSIC Suelos y Riegos), Centro de Investigación y Tecnologías Agroalimentaria de Aragón, Avda. Montañana 930, 50059-Zaragoza, España.

² Instituto Agroalimentario de Aragón-IA2 (CITA-Universidad de Zaragoza), Zaragoza, España.

ORCID: Guillén Castillo 0000-0003-0226-4053 Valero-Jorge 0000-0002-5993-7346 Casterad Seral 0000-0003-4458-6966
Salvador Esteban 0000-0002-4673-3555

Correspondencia: mguillenc@cita-aragon.es avalero@cita-aragon.es acasterad@cita-aragon.es rsalvadore@cita-aragon.es

RESUMEN

Este estudio analiza las posibilidades de monitorización del estado del césped en parques urbanos mediante cámaras RGB de bajo coste. Con series temporales de imágenes, modelos de aprendizaje automático e índices de verdor se consigue definir, en el parque Universidad de Huesca, cuatro estados funcionales del césped que van desde un vigor óptimo hasta una degradación severa. Random Forest, con una precisión global del 78% y un coeficiente Kappa de 0,67 fue, frente a ELM y XGB, el mejor modelo para estimar los porcentajes de suelo desnudo y de césped en distintos estados (verde, amarillo, marrón). Para la discriminación del verdor, el índice VARI resultó ser el indicador más robusto de los cuatro índices de vegetación analizados. El análisis de agrupamiento K-means, considerando porcentaje de superficie ocupada por cada estado del césped y valores de VARI, llevó a determinar los cuatro estados funcionales. El sistema de monitorización aplicado se mostró operativo para la caracterización temporal del estado del césped en un parque urbano, revelando diferencias significativas entre las zonas del parque estudiadas e identificando momentos en que el césped presentaba un peor estado, lo que permite priorizar y focalizar las labores de riego y mantenimiento.

Palabras clave: estado césped, cámaras RGB, índices de verdor, clasificación supervisada, K-means


Fecha de recepción: 5 febrero 2026 · Fecha de aceptación: 5 febrero 2026


Monitorización del estado del césped en un parque urbano mediante cámaras RGB de bajo coste


Guillén Castillo, Mónica ⁽¹⁾, Valero-Jorge, Alexey ⁽¹⁾, Casterad Seral, M^a Auxiliadora ⁽¹⁾, Salvador Esteban, Raquel ^(1,2)


⁽¹⁾ Dpto. de Sistemas Agrícolas, Forestales y Medio Ambiente (Unidad asociada a EEAD-CSIC Suelos y Riegos), Centro de Investigación y Tecnologías Agroalimentaria de Aragón-Zaragoza, España.

⁽²⁾ Instituto Agroalimentario de Aragón-IA2 (CITA-Universidad de Zaragoza), España

 0000-0003-0226-4053, mguillenc@cita-aragon.es.

 0000-0002-5993-7346, avalero@cita-aragon.es.

 0000-0003-4458-6966, acasterad@cita-aragon.es.

 0000-0002-4673-3555, rsalvadore@cita-aragon.es.

Resumen: Este estudio analiza las posibilidades de monitorización del estado del césped en parques urbanos mediante cámaras RGB de bajo coste. Con series temporales de imágenes, modelos de aprendizaje automático e índices de verdor se consigue definir, en el parque Universidad de Huesca, cuatro estados funcionales del césped que van desde un vigor óptimo hasta una degradación severa. Random Forest (RF), con una precisión global del 78% y un coeficiente Kappa de 0,67 fue, frente a Extreme Learning Machine (ELM) y eXtreme Gradient Boosting (XGB), el mejor modelo para estimar los porcentajes de suelo desnudo y de césped en distintos estados (verde, amarillo, marrón). Para la discriminación del verdor, el Índice de Resistencia Atmosférica Visible (VARI) resultó ser el indicador más robusto de los cuatro índices de vegetación analizados. El análisis de agrupamiento K-medias, considerando porcentaje de superficie ocupada por cada estado del césped y valores de VARI, llevó a determinar los cuatro estados funcionales. El sistema de monitorización aplicado demostró ser operativo para la caracterización temporal del estado del césped en un parque urbano, revelando diferencias significativas entre las zonas del parque estudiadas e identificando momentos en que el césped presentaba un peor estado, lo que permite priorizar y focalizar las labores de riego y mantenimiento.

Palabras clave: estado césped, cámaras RGB, índices de verdor, clasificación supervisada, K-medias

Monitoring the condition of turf in an urban park using low-cost RGB cameras

Abstract: *This study analyzes the possibilities of monitoring the condition of turf in urban parks using low-cost RGB cameras. Using time series of images, machine learning models, and greenness indices, four functional states of turf ranging from optimal vigor to severe degradation were defined in the University of Huesca Park. Random Forest, with an overall accuracy of 78% and a Kappa coefficient of 0.67, was the best model for estimating the percentages of bare soil and turf in different states (green, yellow, brown), compared to Extreme Learning Machine (ELM) and eXtreme Gradient Boosting (XGB). For greenness discrimination, the Visible Atmospherically Resistant Index (VARI) proved to be the most robust indicator of the four vegetation indices tested. K-means clustering analysis, considering the percentage of surface area occupied by each grass condition and VARI values, led to the determination of the four functional conditions. The monitoring system applied proved to be operational for the temporal characterization of the condition of the turf in an urban park, revealing significant differences between the areas of the park studied and identifying times when the turf was in poorer condition, allowing for the prioritization and focusing of irrigation and maintenance tasks.*

Keywords: *grass condition, RGB cameras, greenness indices, supervised classification, K-means*

1. INTRODUCCIÓN

La presencia de espacios verdes bien conservados se asocia a beneficios en salud, bienestar y uso social del

espacio público, mientras que las áreas degradadas o con césped en mal estado tienden a generar una percepción de abandono y menor satisfacción con el entorno urbano (WHO, 2016). El aspecto visual

condiciona de forma directa la valoración que los usuarios hacen del parque.

Tradicionalmente, la evaluación del estado del césped se ha basado en la experiencia del personal de mantenimiento, lo que introduce un componente subjetivo y un sesgo del evaluador (Wang et. al., 2022). La utilización de tecnología ayuda a evitar esa subjetividad, a mejorar la calidad del césped y a poder evaluar y detectar necesidades imprevistas (Parra et. al., 2024).

Frente a enfoques clásicos apoyados en sensores multiespectrales o satelitales, las cámaras RGB fijas permiten adquirir series temporales con una infraestructura mínima. Combinadas con índices de verdor basados en bandas visibles, permiten separar de forma robusta vegetación y suelo, estimar la cobertura verde y detectar estados de degradación del césped sin necesidad de disponer de banda en el infrarrojo cercano (Woebbecke et al., 1995; Meyer y Neto, 2008).

Las cámaras PhenoCam se utilizan desde hace años para seguir la fenología y el verdor de la vegetación en multitud de ecosistemas, empleando indicadores como el Green Chromatic Coordinate (GCC) calculado directamente a partir de los valores RGB (Richardson et al., 2018). Estas cámaras tienen un precio elevado que hay que tener en consideración.

El objetivo del presente trabajo es presentar y mostrar la operatividad de un sistema de monitorización del estado del césped en un parque urbano basado en cámaras RGB fijas de bajo coste.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

2.1. Adquisición de imágenes, preprocesado e interpretación visual

En el Parque Universidad de la ciudad de Huesca (España), se instalaron dos cámaras RGB de bajo coste en dos zonas diferenciadas. Ambas se orientaron de forma fija hacia superficies de césped sometidas a condiciones reales de uso y riego. Las cámaras adquirieron una imagen diaria, a mediodía solar, desde el 07 de marzo de 2024 hasta el 23 de agosto de 2024 una de ellas y hasta el 24 de septiembre de 2024 la otra. En total se obtuvieron 372 imágenes, 170 y 202 respectivamente. La serie temporal de imágenes cubre el periodo de máxima actividad vegetativa y las fases de mayor estrés hídrico. Estas imágenes se preprocesaron y clasificaron según diferentes estados del césped siguiendo la metodología que se explica a continuación.

La cámara RGB genera imágenes en formato jpg sin coordenadas. A cada imagen se le asignaron coordenadas EPSG:25830 (ETRS89 / UTM huso 30N) y posteriormente se exportaron al formato GeoTIFF. Una interpretación visual inicial llevo a identificar 5 clases temáticas siempre presentes en cada imagen a clasificar: césped verde, césped amarillo, césped marrón, suelo desnudo y otros.

2.2. Clasificación

2.2.1. Extracción de valores RGB y construcción del conjunto de entrenamiento

Se seleccionó un subconjunto de 10 imágenes de cada cámara: 1 imagen por mes para los meses de marzo, abril, mayo y septiembre; y de 2 imágenes para los meses de junio, julio, agosto y septiembre, lo que aseguraba capturar la variabilidad asociada a condiciones de mayor estrés. Las imágenes tienen un tamaño de 1920 x1440 píxeles y una resolución espacial de ≈ 3.5 mm. Mediante el plugin *Semi-Automatic Classification* de QGIS se digitalizaron Regiones de Interés (ROIs) para cada clase temática que se almacenaron en formato SHP. En cada imagen se tomaron 50 ROIs, 10 por clase, de 2×2 píxeles, proporcionando 40 píxeles por clase e imagen seleccionada. Se desarrolló un script en R que extraía los valores de RGB para cada ROI y asociaba estos valores a la clase temática correspondiente. Se obtuvo así el conjunto de datos de entrenamiento para la clasificación de las imágenes.

2.2.2. Modelos de clasificación supervisada

Sobre el conjunto de imágenes seleccionadas para entrenamiento se ajustaron tres modelos de clasificación supervisada en R, Random Forest (RF), Extreme Learning Machine (ELM) y eXtreme Gradient Boosting (XGB), utilizando los valores de las bandas R, G y B como variables predictoras y la clase temática como variable respuesta. Todos los píxeles de cada imagen quedaron clasificados en alguna de las 5 clases estudiadas.

La validación externa de los modelos se realizó con 2 imágenes de una cámara y 1 imagen de otra, elegidas al azar. La verdad terreno se obtuvo con el mismo procedimiento descrito en 2.2.1. Se confrontaron los datos predichos por el modelo con los reales para obtener los estadísticos, Fiabilidad global (\hat{F}), Fiabilidad del Usuario (FU) y del Productor (FP), el índice Kappa (κ) y Exactitud balanceada media (EBM). Seleccionado el mejor modelo, se aplicó a las 372 imágenes disponibles, obteniéndose el porcentaje de superficie correspondiente a cada una de las cinco clases.

2.3. Análisis del estado del césped

2.3.1. Cálculo de índices de verdor

Se calcularon 4 índices de verdor (Tabla 1) empleando las bandas RGB previa eliminación de los píxeles clasificados como clase "otros" por el ruido que pudieran generar. Para cada imagen y cada índice se obtuvo un valor medio del índice, representativo del estado general del césped en cada fecha.

Tabla 1. Índices de verdor utilizados en el estudio.

Nombre	Abrev.	Ecuación	Referencia
Excess Green Index	ExG	$2G-R-B$	Woebbecke et al., 1995
Green Chromatic Coordinate	GCC	$G/(R+G+B)$	Gillespie et al., 1987
Green Leaf Index	GLI	$(2G-R-B)/(2G+R+B)$	Louhaichi et al., 2001
Visible Atmospherically Resistant Index	VARI	$(G-R)/((G+R-B))$	Gitelson et al., 2002

Se analizó la relación entre índice y porcentaje de césped verde, mediante inspección visual de las series

temporales y análisis de correlación. Esto permitió escoger el índice más adecuado para valorar el estado del césped.

2.3.2. Análisis de agrupamiento para diferenciar distintos estados

Para la clasificación de las imágenes en grupos interpretables como estados funcionales del césped, se realizó un análisis de agrupamiento no supervisado K-medias en R. Las variables de entrada, para cada imagen, fueron el porcentaje de suelo desnudo, de césped marrón, amarillo y verde y el valor medio del índice seleccionado.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1. Modelos de clasificación

La Tabla 2 muestra los estadísticos \hat{F} , κ y EBM de los tres modelos evaluados. En términos generales, RF fue el modelo con mejor comportamiento, con una exactitud global de 78 %, un coeficiente Kappa en torno a 0,67 y la mayor exactitud balanceada media entre clases. El modelo ELM presenta valores muy parecidos a RF, aunque ligeramente inferiores. El modelo XGB presenta valores inferiores a los otros dos modelos.

Tabla 2. Estadísticos Fiabilidad global (\hat{F}), índice Kappa (κ) y Exactitud balanceada media (EBM) de los modelos evaluados.

Modelo	\hat{F}	κ	EBM
RF	0,78	0,67	0,84
ELM	0,78	0,66	0,83
XGB	0,72	0,59	0,80

En cuanto al comportamiento de los modelos para cada clase de césped, RF es el que mejor discrimina la clase césped verde, y la clase césped amarillo cuando se considera que lo importante es detectar todo el amarillo (Tabla 3). En el caso de la clase marrón, RF es el que peor la discrimina en general, siendo el modelo ELM el mejor.

La clasificación con RF es la adoptada para determinar el % de césped verde, amarillo y marrón en cada imagen.

Tabla 3. Fiabilidad del Usuario (FU) y del Productor (FP) de los modelos evaluados para cada una de las clases.

	FU			FP		
	RF	ELM	XGB	RF	ELM	XGB
Otros	71,4	54,5	80,0	62,5	66,7	50,0
Suelo	80,0	75,0	70,0	80,0	90,0	70,0
Marrón	54,5	69,6	51,5	46,2	61,5	65,4
Amarillo	60,6	87,5	50,0	90,9	63,6	72,7
Verde	95,4	81,6	94,7	87,3	87,3	76,1

3.2. Estado del césped

De los 4 índices de verdor aplicados, el que mejor relación presentó con el porcentaje de suelo cubierto por césped verde fue el índice VARI con un R^2 de 0,62, seguido de GCC con 0,55, después GLI con 0,53, siendo el ExG con un R^2 de 0,13 el que peor funcionó. Este resultado llevó a elegir VARI para el estudio.

El análisis K-medias sobre el conjunto de imágenes dio lugar a cuatro grupos de estados funcionales del césped (Figura 1):

Estado 1: Césped muy seco o estresado. Caracterizado por una alta proporción de césped marrón, valores muy bajos de VARI y reducida presencia de suelo desnudo. El césped continúa cubriendo el terreno, pero el tejido vivo es escaso y domina el material seco.

Estado 2: Césped muy degradado con amarilleo generalizado. Presenta un porcentaje elevado de césped amarillo, combinado con una fracción significativa de marrón y un ligero incremento del suelo desnudo. VARI es igualmente muy bajo. Representa situaciones de cobertura todavía apreciable, pero con un estado claramente deteriorado.

Estado 3: Césped en buen estado. Se caracteriza por un porcentaje alto de césped verde, con valores reducidos de suelo desnudo y de tejido amarillo y marrón. Los valores de VARI son elevados, coherentes con un buen estado vegetativo. Este grupo se interpreta como el estado de referencia de pradera sana.

Estado 4: Estado intermedio con claros y amarilleo. En este grupo el césped verde sigue siendo mayoritario, pero aparecen porcentajes significativos de suelo desnudo y césped amarillo. VARI mantiene valores relativamente altos, aunque inferiores a los del estado 3. Se trata de un estado de degradación moderada, donde el césped tiene un aspecto correcto, pero presenta heterogeneidad y pérdida parcial de cobertura.

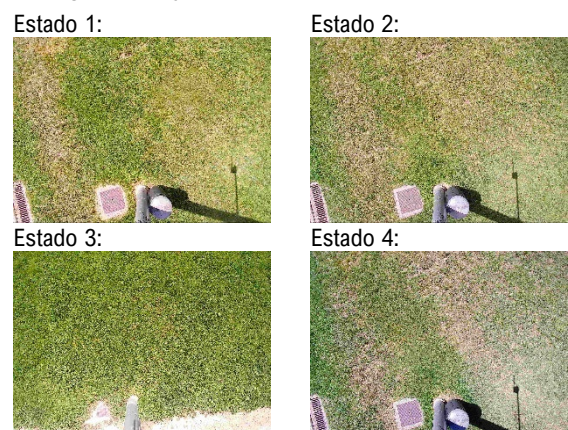


Figura 1. Ejemplo de imágenes de diferentes estados del césped.

En la comparativa entre zonas se detectó que en una de ellas alrededor del 80 % de las imágenes se asignaron al estado 3 (césped en buen estado), con una presencia limitada del estado intermedio (estado 4) y una proporción reducida (en torno al 9 %) de estados muy degradados (estados 1 y 2). Esto indica que, en términos

generales, el césped en esta zona mantiene una cobertura y un verdor adecuados durante la mayor parte del periodo analizado.

En la otra zona, sin embargo, la situación se invierte. Aproximadamente el 75 % de las imágenes se clasificaron en los estados más degradados (1 y 2), mientras que el césped en buen estado (estado 3) fue minoritario. Esta distribución apunta a una mayor prevalencia de estrés y degradación del césped, con predominio de tejido amarillo y marrón y, en algunos casos, ligera pérdida de cobertura.

Estas diferencias son especialmente patentes en los meses de verano, cuando la mayor demanda evapotranspirativa pone de manifiesto las diferencias tanto en la calidad del riego y como en la resiliencia del césped.

4. CONCLUSIONES

El estudio demuestra que es posible implementar un sistema operativo de monitorización del césped en un parque urbano basado en cámaras RGB fijas de bajo coste, integrado con SIG y técnicas de aprendizaje automático, capaz de proporcionar información cuantitativa y reproducible.

La clasificación supervisada utilizando modelos como RF, ELM y XGB permite estimar, para cada imagen, los porcentajes de suelo desnudo y de césped en distintos estados (verde, amarillo, marrón), proporcionando una descripción cuantitativa del estado de la pradera.

Entre los índices de verdor calculados a partir de bandas visibles, el VARI muestra la mejor relación con el porcentaje de césped verde, demostrando capacidad para discriminar entre césped sano y degradado.

El análisis de agrupamiento K-medias permite definir cuatro estados funcionales del césped, desde un estado de buen vigor hasta estados de estrés y degradación severa, caracterizados por diferentes combinaciones de porcentaje de superficie ocupada por césped verde, amarillo, marrón y valores de VARI. Esta clasificación facilita la interpretación de series largas de imágenes y la identificación de zonas problemáticas.

La comparación entre las zonas monitorizadas revela patrones contrastados: mientras que una zona presenta mayoritariamente un césped en buen estado, la otra se encuentra dominada por estados degradados. Esta información resulta de utilidad para priorizar actuaciones de mejora del riego y del manejo en aquellas áreas con peor comportamiento.

En conjunto, los resultados indican que los sistemas de bajo coste basados en imágenes RGB e índices de verdor derivados de ellas e integrados con técnicas de inteligencia artificial, constituyen una alternativa robusta y reproducible para el seguimiento del césped en zonas verdes urbanas, complementaria a las evaluaciones de campo tradicionales. La clasificación propuesta se está validando mediante encuestas a la población, lo que permitirá alinear los estados definidos en este trabajo con la percepción ciudadana del estado del césped.

5. AGRADECIMIENTOS

La publicación es parte del proyecto TED2021-131666A-I00, financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y por la Unión Europea "NextGenerationEU"/PRTR.

6. REFERENCIAS

- Gillespie, A. R., Kahle, A. B., & Walker, R. E. (1987). Color enhancement of highly correlated images. II. Channel ratio and "chromaticity" transformation techniques. *Remote Sensing of Environment*, 22(3), 343–365. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(87\)90088-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(87)90088-5)
- Gitelson, A. A., Kaufman, Y. J., Stark, R., & Rundquist, D. (2002). Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote sensing of Environment*, 80(1), 76–87. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(79\)90013-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0)
- Louhaichi, M., Borman, M. M., & Johnson, D. E. (2001). Spatially Located Platform and Aerial Photography for Documentation of Grazing Impacts on Wheat. *Geocarto International*, 16(1), 65–70. <https://doi.org/10.1080/10106040108542184>
- Meyer, G. E., & Neto, J. C. (2008). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and electronics in agriculture*, 63(2), 282–293. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2015.07.003>
- Parra, L., Ahmad, A., Zaragoza-Esquerdo, M., Ivars-Palomares, A., Sendra, S. y Lloret, J. (2024). Un estudio completo de drones para el monitoreo de césped. *Drones*, 8 (10), 563. <https://doi.org/10.3390/drones8100563>
- Richardson, A. D., Hufkens, K., Milliman, T., Aubrecht, D. M., Chen, M., Gray, J. M., ... & Frohling, S. (2018). Tracking vegetation phenology across diverse North American biomes using PhenoCam imagery. *Scientific data*, 5(1), 1–24. <https://doi.org/10.1038/sdata.2018.28>
- Wang, T., Chandra, A., Jung, J., & Chang, A. (2022). UAV remote sensing-based estimation of green cover during turfgrass establishment. *Computers and electronics in agriculture*, 194, 106721. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106721>
- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargen, K., & Mortensen, D. A. (1995). Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions. *Transactions of the ASAE*, 38(1), 259–269. <https://doi.org/10.13031/2013.27838>
- World Health Organization (WHO). (2016). Urban green spaces and health (Nº. WHO/EURO: 2016-3352-43111-60341). World Health Organization. Regional Office for Europe. <https://www.who.int/europe/publications/i/item/WHO-EURO-2016-3352-43111-60341>