

HERRAMIENTAS PARA EL PROCESAMIENTO DE IMÁGENES APLICADAS A LA DETECCIÓN Y CONTROL DE MALEZAS

Marco Miretti*, Emanuel Bernardi

Grupo de Investigación y Desarrollo Electrónico (GIDE)
Universidad Tecnológica Nacional,
Facultad Regional San Francisco (UTN-FRSFCO)
San Francisco, Córdoba, Argentina
*E-mail: marco.miretti@gmail.com

INTRODUCCIÓN

En los períodos de barbecho, también llamados de pre-siembra, la limpieza del suelo cumple un rol fundamental. Esto se debe a que la presencia de malezas dificulta el crecimiento adecuado de los cultivos. Para ello, el método de erradicación de malezas más efectivo, y mayormente empleado, es la aplicación de herbicidas. Desafortunadamente, estas prácticas conllevan altos costos y el deterioro del medio ambiente, por lo que reducir su utilización nos permite obtener productos saludables, a menores costos de producción.

En base a estas observaciones, y a través del Proyecto de Investigación y Desarrollo (PID-UTN) "Desarrollo de un sistema de visión artificial para la detección en tiempo real de malezas sobre barbecho en cultivos de soja" (EIUTNSF0004075), se planteó el diseño de un sistema de dosificación inteligente de herbicidas. Este es capaz de detectar la presencia de malezas de forma automática, y en línea, para luego realizar una dosificación selectiva de herbicidas. En consecuencia, en lugar de aplicar herbicidas sobre la totalidad de la superficie, se afecta solo al objetivo.

En trabajos previos se ha presentado y desarrollado dicha solución, abordando el problema desde distintas propuestas. En un comienzo, se propuso detectar malezas a través de la confección de histogramas de matiz sobre imágenes de un campo en período de barbecho (Miretti et al. 2017, Costamagna et al. 2017). El nivel de precisión alcanzado a través de este método, cuyos resultados se observan en la Fig. 1, fue satisfactorio.



Fig. 1. Resultado obtenido en Miretti et al. 2017.

No obstante, el hecho de realizar un histograma en cada cuadro de video acarrea elevados tiempos de procesamiento, sobre todo en dispositivos de bajo costo como el que se propuso utilizar.

Seguidamente, en Busano et al. (2018) se planteó otro enfoque y se lo implementó en Miretti et al. (2018). Esta nueva propuesta se basa en el uso de parámetros normalizados para incrementar la precisión y la velocidad de procesamiento. Los parámetros empleados son el NDVI y el NDWI¹ (Gao 1996, McFeeters 1996), los mismos permiten calificar el estado de salud y la hidratación de la vegetación, respectivamente.



Fig. 2. Objetivo de la cámara con filtro LEE 101.

Para la obtención de dichos índices se modificó el objetivo de una cámara web, de bajo costo, (tal como se muestra en la Fig. 2), permitiendo así el paso de las longitudes de onda del infrarrojo cercano.

Entonces, con la información de intensidad luminosa de las frecuencias rojo e infrarrojo cercano, se computan los índices de diferencia normalizada. El cálculo de dichos índices se realiza en base a,

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}, \quad NDWI = \frac{G - NIR}{G + NIR} \quad (1)$$

Pero empleando la cámara modificada, (1) se convierte en:

$$NDVI = \frac{2B - R}{R}, \quad NDWI = \frac{G - 2B}{G} \quad (2)$$

Los cálculos se implementaron en la plataforma de desarrollo Raspberry Pi 3 Model B, utilizando el lenguaje de programación Python. En este enfoque se incrementó la precisión en la detección de maleza (Fig. 3), y además se

¹ Índices de Vegetación y Agua de Diferencia Normalizada, por sus siglas en inglés, respectivamente.

alcanzaron mejoras de hasta un 30 % en el tiempo de procesamiento, respecto de la propuesta previa.

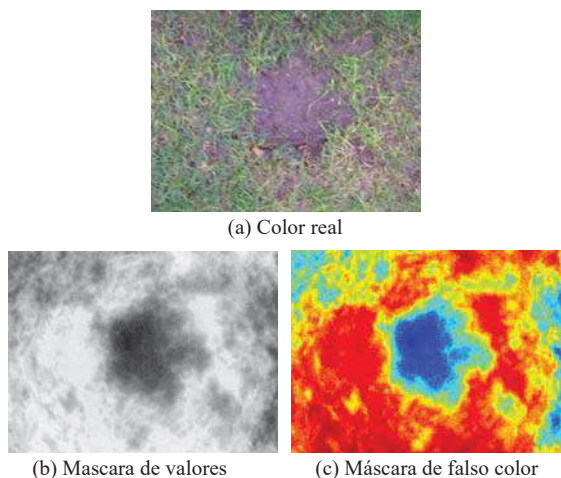


Fig. 3. Resultado de la detección en base al NDVI.

Si bien los enfoques anteriores resultaron satisfactorios, para el presente trabajo se plantea una mejora en el cómputo de los índices, con el objetivo de reducir aún más los tiempos de detección y posterior control de malezas.

MÉTODOS

Es sabido, que la diferencia de tiempos de procesamiento, empleados por algoritmos implementados en lenguajes interpretados y compilados, es notable. Por lo que se propuso utilizar las librerías *OpenCV* para *C++*, con el objetivo de replicar el algoritmo, previamente desarrollado en *Python*.

Al no poseer la simplificación introducida por el manejo automático de tipos de datos (*Python*), se optó por realizar operaciones del tipo *píxel a píxel*. Por otro lado, se realizó la apertura de la imagen a través de una función propia de *OpenCV*. Al finalizar su implementación, se compararon los tiempos de procesamiento empleados, trabajando sobre 100 imágenes tanto para el algoritmo escrito en los lenguajes *Python* y *C++*.

Como se muestra en la Fig 4, en contra de las expectativas, el tiempo de procesamiento del algoritmo escrito en *Python* resultó menor al correspondiente en *C++*. Para analizar este resultado, se procedió a separar los tiempos requeridos para la apertura de la imagen, de los de procesamiento. Se observó que *C++* es más eficiente cargando la imagen, por lo que se presume un problema en la etapa de procesamiento.

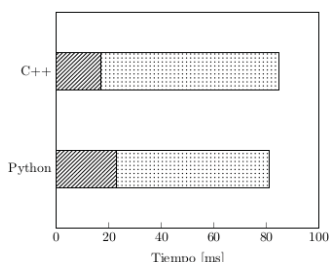


Fig. 4. Resultados del primer enfoque.

Luego de estudiar las posibles causas, se optó por evitar las operaciones de tipo *píxel a píxel*, debido a que la documentación disponible (*OpenCV Team 2017*) indica que existen otras alternativas. Por lo que se reemplazaron estas operaciones por funciones propias de *OpenCV*, que producen el mismo resultado, utilizando operaciones de direccionamiento indirecto.

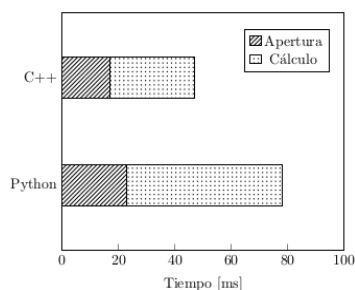


Fig. 5. Resultados del segundo enfoque.

La Fig. 5 exhibe los resultados de la implementación del nuevo algoritmo. En esta se observa una notable reducción de los tiempos de procesamiento.

CONCLUSIONES

Tal como se presentó en las secciones previas los resultados del trabajo cumplieron con los objetivos del mismo, alcanzando tiempos de procesamiento de hasta un 40 % menores. En consecuencia, dicha mejora posibilita un incremento en la velocidad de detección/operación.

Aún es posible vislumbrar mejoras, como lo es la construcción de un prototipo embebido que utilice librerías *OpenVx*. Reduciendo costos y facilitando su reproducción.

REFERENCIAS

- Miretti M. et al. "Visión Artificial Aplicada al Control de Malezas en Tiempo Real". *VIII Congreso de Microelectrónica Aplicada (uEA)*, Córdoba, (2017).
- Costamagna M. et al. "Detección en Tiempo Real de Malezas a través de Técnicas de Visión Artificial". *XIX Workshop de Investigadores en Ciencia de la Computación (WICC)*, Buenos Aires, 889-893 (2017).
- Busano F. et al. "Aplicación del Procesamiento de Imágenes en la Caracterización y Clasificación de Áreas Agrícolas". *VIII Jornadas de Ciencia y Tecnología para Alumnos (CyTAL)*, Villa María, (2018)
- Miretti M. et al. "Detección y Control de Malezas a través de la Evaluación de Parámetros Normalizados". *IX Congreso de Microelectrónica Aplicada (uEA)*, San Fernando del Valle de Catamarca, (2018).
- Gao B. "NDWI-A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space". *Remote sensing of environment*, **58.3**, 257-266 (1996).
- McFeeters S. "The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features". *J. remote sensing*, **17.7**, 1425-1432 (1996).
- OpenCV Team. Open Source Computer Vision Library. 2017. URL: <http://opencv.org/>