

Aplicación móvil para el análisis de imágenes de raíces de alfalfa en cámaras de crecimiento

Matías Micheletto¹, Luciano Zubiaga², Omar Reinoso², Juan Pablo Renzi²
{matias.micheletto@uns.edu.ar}, {zubiaga.luciano, reinoso.omar, renzipugni.juan}@inta.gob.ar

¹ IIDEPyS - GSJ, UNPSJB-CONICET.

² E.E.A. INTA Hilario Ascasubi.

Abstract. Las cajas de crecimiento de raíces, “rizocámaras” o “rizocajas”, son preparados de laboratorio para analizar visualmente el crecimiento de raíces de plantas de distintas especies, durante las fases iniciales desde su germinación. En este trabajo, se presenta el desarrollo de una aplicación móvil para el análisis automático y caracterización de imágenes de rizocajas capturadas con cámaras digitales en laboratorio. Se abordan tres problemáticas distintas y se proponen diferentes esquemas para resolver cada una de ellas: 1) la generación procedural de imágenes artificiales para el entrenamiento y evaluación de los algoritmos propuestos, 2) el procesamiento digital de imágenes para la detección de las raíces en fotografías de rizocámaras y 3) el procesamiento morfológico de las imágenes de raíces en formato binario para la extracción de métricas de interés agronómico.

Keywords: Aplicaciones móviles · Android · Procesamiento de imágenes · Raíces vegetales · Rizocajas

Mobile Application for the Analysis of Alfalfa Root Images in Growth Chambers

Abstract. Root growth boxes, “rhizochambers” or “rhizoboxes”, are laboratory preparations used to visually analyze the root growth of plants from different species during the early stages after germination. In this work, we present the development of a mobile application for the automatic analysis and characterization of rhizobox images captured with digital cameras in the laboratory. Three different problems are addressed, and different schemes are proposed to solve each of them: 1) the procedural generation of artificial images for training and evaluating the proposed algorithms, 2) the digital image processing for detecting roots in photographs of rhizochambers, and 3) the morphological processing of binary root images to extract metrics of agronomic interest.

Keywords: Mobile applications · Android · Image processing · Plant roots · Rhizochambers

1 Introducción

La alfalfa (*Medicago sativa* L.) es la leguminosa forrajera más importante de Argentina, con un amplio porcentaje de participación en los sistemas ganaderos del país, tanto en condiciones de pastoreo directo, como a través del aprovechamiento de heno. Normalmente, al ser una especie perenne, en ambientes sub-húmedos a húmedos alcanza hasta más de cinco años de vida útil y constituye uno de los componentes principales en la alimentación del ganado [1,2].

Esta persistencia se reduce en forma marcada a incluso menos de 3 años en ambientes de transición semiáridos a áridos, con periodos estivales caracterizados por altas temperaturas y escasez de lluvias, sumado a suelos de escasa profundidad efectiva, producto de la presencia de una plancha de carbonato de calcio cementado (tosca) que limitan la exploración radicular de las plantas.

En gran parte de la superficie semiárida de Argentina, en los meses estivales las condiciones de temperatura y radiación son favorables para el crecimiento de la pastura. Sin embargo, se presenta un marcado déficit hídrico que impide la expresión del potencial de crecimiento y evidencia la urgente necesidad de desarrollar cultivares que presenten una mayor eficiencia del uso del agua. Es por ello que la obtención de materiales adaptados a diferentes zonas donde la temperatura, la radiación y el agua son variables, permitirá mantener el área sembrada actual y al mismo tiempo ampliar su uso en nuevos ambientes donde este cultivo aún no ha llegado [3]. En este sentido, entre los caracteres de mayor interés, está la obtención de cultivares con tolerancia al estrés hídrico, sobre todo en el periodo estival.

Existen algunos atributos de selección relacionados con la tolerancia a la sequía, como un sistema radicular extenso y con alta relación raíz/tallo que podrían servir como caracteres de selección indirecta [4]. Las plantas presentan diferentes sistemas radicales, esenciales para el crecimiento y desarrollo de las mismas, y consisten en una estructura subterránea con distintos órdenes de ramificación.

En función del tipo de desarrollo se pueden identificar dos categorías: los sistemas de raíces pivotantes, propios de las dicotiledóneas, conformados por una raíz primaria y otras laterales que emergen de ésta. La segunda categoría, representativa de las monocotiledóneas, corresponde a las raíces fasciculadas, donde la raíz primaria se encuentra poco desarrollada, mientras que las secundarias y adventicias crecen formando una cabellera. La configuración espacial que adopta el sistema radical durante el crecimiento define su arquitectura y, por ende, su habilidad competitiva para captar los recursos. Tanto la profundidad que alcanzan las raíces como su abundancia y capacidad de enraizamiento lateral son características que contribuyen a describir el patrón de distribución radical [5,6].

En términos generales, el conocimiento de esta morfología permitiría establecer un diagnóstico acerca de las características deseables de arquitectura radical como factor de selección en el mejoramiento y así lograr un material más eficiente en el uso de los recursos (agua y nutrientes) y de los servicios ecosistémicos que se vinculan a ellos (secuestro de carbono, filtración de agua, fijación de suelo y protección de la erosión). La distribución de biomasa entre estructuras subterráneas puede indicar estrategias de adaptación a ambientes con recursos limitados, como el agua o nutrientes.

En alfalfa, características como la arquitectura ramificada del sistema radicular, la capacidad de enraizamiento lateral y la exploración del perfil del suelo son caracteres con base genética. Estos presentan una mayor expresión fenotípica en ambientes semiáridos, donde las restricciones hídricas y edáficas ejercen una mayor presión de selección. Estos genotipos poseen sistemas radiculares ramificados y están generalmente asociados a menores rendimientos que aquellos genotipos de típica raíz pivotante cuando los suelos no presentan restricciones a la exploración radical [7]. En cambio, en suelos someros, limitados por la presencia de carbonato de calcio (tosca), los primeros ofrecerían una ventaja en relación a los sistemas pivotantes en términos de persistencia, estabilidad productiva y, en definitiva, de productividad global de la pastura en el sistema [8]. Asimismo, la plasticidad sería mayor debido a que un gran número de raíces finas permitiría obtener recursos rápidamente frente a eventuales precipitaciones [9]. En suelos con limitantes en la disponibilidad de fósforo (P), una mayor exploración de las raíces laterales incrementaría la absorción de este nutriente [10,11]. En este contexto, el germoplasma de alfalfa ofrece un gran reservorio de diversidad genética para mejorar la tolerancia al estrés ambiental.

En zonas áridas y semiáridas, las plantas destinan una considerable proporción de su productividad anual a la formación y mantenimiento del sistema radical como estrategia para asegurar el suministro de agua (mayor exploración del suelo). A pesar de ello, la mayoría de los estudios de productividad en las especies vegetales se centran en la producción de biomasa aérea, pero son muy pocos los que abordan la biomasa subterránea. Menos del 20 % de los estudios de ecología vegetal a nivel global cuantifican alguna variable de la fracción subterránea [12].

La investigación actual se ha orientado hacia el uso de nuevas metodologías no invasivas de laboratorio (ex situ) como las “rizocajas”. Las cámaras o cajas de crecimiento de raíces son dispositivos utilizados en estudios científicos para observar y estudiar el crecimiento y desarrollo de las raíces de las plantas en un entorno controlado. Otro término con el cual se las suele identificar es “rizocajas” o “rizocámaras”. Estas cámaras generalmente están hechas de materiales transparentes como vidrio o plástico para permitir la observación visual del crecimiento de las raíces. Estudios anteriores [13] presentan las suposiciones a tener en cuenta al momento de analizar el crecimiento de raíces en las mencionadas cámaras de crecimiento.

La determinación de parámetros morfológicos de las raíces de manera objetiva como indicadores de diferenciación entre genotipos de alfalfa producto de cruzamientos controlados, permitirá avanzar en el proceso de selección hacia una nueva variedad. El perfeccionamiento de estos sistemas expertos de clasificación y medición de raíces, permitirá precisar los diferentes sistemas radicales en relación a la genética de los materiales y al mismo tiempo que sea objetivo de selección para el mejoramiento vegetal.

El presente trabajo se enmarca en el desarrollo de una población sintética de alfalfa adaptada a ambientes semiáridos del SO bonaerense, con características superiores de persistencia y productividad forrajera global. Para ello, el fenotipado de las raíces de una gran cantidad de plantas ampliará las posibilidades de éxito, encontrado genotipos con raíces laterales de crecimiento destacado.

Actualmente, el muestreo a campo demanda un gran esfuerzo físico y de tiempo, siendo una de las principales causas de la menor disponibilidad de información sobre la fracción subterránea de la vegetación a nivel global [14]. En este sentido, se propone el desarrollo de la aplicación móvil para la medición de raíces y que formará parte de la instrumentación utilizada durante experimentos de laboratorio.

En la bibliografía existen distintos desarrollos y arreglos de laboratorio que fueron anteriormente presentados y que permiten agilizar la tarea de medición de la topología radicular mediante instrumentos basados en hardware y software.

Por mencionar un ejemplo de trabajo anterior, en [15] se presenta un software denominado “EZ-Rhizo”, que es únicamente compatible con sistema operativo Windows® y permite realizar el procesamiento de imágenes tomadas mediante cámara digital. Este sistema requiere de un acondicionamiento previo de las capturas y también del transpaso de las fotografías a una computadora personal.

Por otra parte, en [16] se detalla el desarrollo de una plataforma completamente automatizada para la caracterización del crecimiento de raíces. El prototipo robotizado se encarga del riego, acondicionamiento y captura de las imágenes de las raíces en crecimiento dentro de rizocámaras. Este sistema representa un costo, tanto de materiales como de tiempo de implementación, que puede resultar considerable y lejos del alcance de los presupuestos de muchos trabajos de investigación que se llevan a cabo en el contexto local y actual.

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera, en la sección 2 se formalizan los requerimientos para el desarrollo de la aplicación. En la sección 3 se detalla el desarrollo de los algoritmos de procesamiento de imágenes, con algunos resultados preliminares. En la sección 5 se presentan las tecnologías utilizadas para la implementación de la aplicación móvil. Finalmente se concluye el trabajo en la sección 6, donde se explica también los pasos a seguir para la continuación del proyecto.

2 Objetivos

A continuación se detallan los objetivos generales y específicos propuestos en el contexto del presente trabajo, con el propósito de definir el conjunto de requerimientos funcionales y no funcionales para el desarrollo del software.

2.1 Objetivos generales

Desarrollar una aplicación para teléfonos inteligentes que permita evaluar raíces en cámaras de crecimiento, priorizando un bajo costo computacional y compatibilidad con el sistema operativo Android.

2.2 Objetivos específicos

- Diseñar una estrategia para la generación de imágenes sintéticas de raíces.
- Implementar un método robusto de segmentación de raíces en imágenes digitales.
- Extraer métricas morfológicas de interés agronómico a partir de imágenes procesadas.
- Integrar los componentes en una aplicación móvil multiplataforma con interfaz gráfica simplificada.

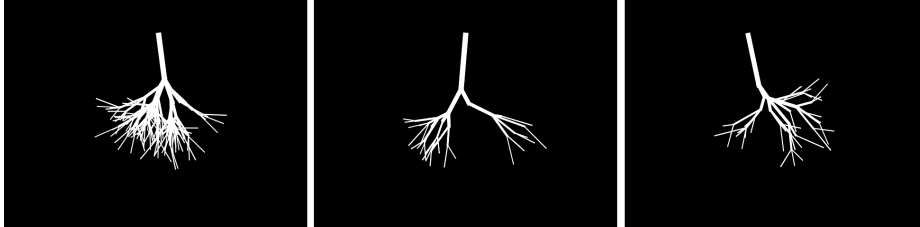


Figura 1: Imágenes generadas con algoritmo procedural

3 Materiales y métodos

Los algoritmos de procesamiento de imágenes basados en aprendizaje de máquina requieren de conjuntos de datos extensos durante la fase de entrenamiento para lograr una exactitud razonable en la etapa de inferencia. Para alcanzar el volumen de datos suficiente es necesario contar con una cantidad de cultivos considerable en laboratorio y disponer de un sistema automatizado para la captura y registro de las fotografías, pero aún así, para aplicar un método de aprendizaje supervisado se requiere de disponer los resultados procesados por un experto humano, lo cual, puede demandar mucho tiempo.

Dado que no se dispone de imágenes reales con mediciones morfométricas de referencia realizadas por expertos humanos, el entrenamiento del modelo se basó íntegramente en imágenes sintéticas generadas mediante un procedimiento controlado. En total, se creó un conjunto de 1500 imágenes que simulan raíces en crecimiento en cámaras de laboratorio.

Finalmente se aplicó un sistema de análisis morfológico para extraer las métricas de interés y por último se validaron los resultados contra imágenes y resultados reales obtenidos en muestras de laboratorio.

3.1 Generación del dataset

Para la simulación de imágenes tomadas a laboratorio se empleó un método de generación por procedimientos (o procedural). En este contexto, uno de los métodos de modelado de estructuras vegetales, como raíces, ramas o nervaduras, más conocidos son los sistemas-L o sistemas de Lindenmayer [18]. Estos sistemas consisten en procedimientos recursivos que replican la bifurcación de ramas hasta que se alcanza una condición final o de corte. La Figura 1 muestra tres imágenes de raíces generadas con este algoritmo, a las cuales se les incorporó también variaciones al diámetro de los tallos a medida que se bifurcan.

En un caso ideal, al comparar las imágenes generadas con fotografías reales, debería resultar muy difícil el poder diferenciarlas. Este objetivo implica un desafío importante, donde se destacan distintos factores: 1) Los cambios de diámetro o grosor de las estructuras, que en general se reducen en las bifurcaciones, pero no siempre, 2) inclinaciones con tendencia a desviarse en ciertas direcciones, 3) cantidad de bifurcaciones y 4) cambios de colores y texturas aleatorios, mayormente en el fondo que corresponde al sustrato.

El procedimiento para la generación del conjunto sintético de imágenes consistió en los siguientes pasos:

1. Generar una estructura base con bifurcaciones aleatorias, simulando la arquitectura radicular.
2. Introducir variaciones geométricas: longitudes, diámetros y direcciones de crecimiento.
3. Agregar texturas, colores y elementos comunes del sustrato (piedras, manchas, perlas).
4. Simular artefactos comunes en la toma de imágenes: desenfoques, rotaciones, reflejos.
5. Enmarcar cada imagen con fondo liso, emulando la vista de una cámara desde distintas posiciones.

La generación del dataset se realizó mediante un script desarrollado en lenguaje Python³ Versión 3.11.8. Como se mencionó anteriormente, el algoritmo procedural genera un grafo de aristas y vértices y se registra, para cada imagen, las dimensiones de alto y ancho de una caja envolvente, la cantidad de ramificaciones y ángulo de tendencia, midiéndose este último parámetro mediante la pendiente obtenida a partir de la regresión lineal de todos los vértices.

Los parámetros empleados para la generación de estas estructuras se muestran en la Tabla 1, donde las unidades están normalizadas para facilitar la visualización de los gráficos:

Cuadro 1: Parámetros de generación procedural

Parámetro	Valor
Profundidad máxima	5
Máxima cantidad de bifurcaciones	4
Mínima longitud de raíz	5
Máxima longitud de raíz	20
Mínimo ángulo inicial	$0,85 \frac{\pi}{2}$
Máximo ángulo inicial	$1,15 \frac{\pi}{2}$
Máxima desviación de ángulo	$\frac{\pi}{4}$

3.2 Reconocimiento de raíces

En esta etapa, el objetivo es identificar, dentro de las imágenes sintéticas generadas, los píxeles que corresponden a raíces y separarlos del fondo. La salida de este proceso es una imagen binarizada, en la cual cada píxel se clasifica como “raíz” o “no raíz”.

Cuando la fotografía se toma en condiciones óptimas, es decir, con buena alineación de la cámara con la caja, fijando un enfoque correcto, evitando reflejos del cristal, el mismo estando limpio y en perfecto estado, usando un sustrato homogéneo y de contraste

³ <https://www.python.org/>

bien diferenciado, entonces el binarizado por umbral resulta suficiente para lograr el propósito de clasificación. De lo contrario se debe incorporar técnicas de filtrado más complejas, lo que consiste en someter la imagen a un flujo de procesamiento, es decir, concatenando filtros de forma consecutiva o en cascada.

En el peor de los casos, cuando la clasificación mediante operadores o filtros no es suficiente para diferenciar las partes de la imagen con buena precisión, es necesario incluir algoritmos basados en aprendizaje de máquina. En este punto es común recurrir a modelos de redes neuronales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés), y el diseño de la arquitectura se realiza evaluando el desempeño del método en distintas configuraciones.

Para generalizar el procesamiento de las imágenes en un sólo método e incrementar la robustez del modelo de detección de raíces independientemente de las condiciones, se optó por el enfoque de CNNs. El desafío en este caso es lograr modelos de detección que puedan exportarse a formatos compatibles con los de la ejecución de la aplicación móvil.

Para el diseño de la arquitectura de la CNN se siguió los lineamientos propuestos en [19], que si bien se propone un método para la detección de ramas de árboles en imágenes digitales, existe una gran similitud con la problemática aquí expuesta. La arquitectura utilizada en dicho trabajo es la siguiente:

- 32 filtros de 128x128
- max-pooling de 64x64
- tres capas de 16 filtros de 64x64
- 16 capas de convolución transpuesta de 128x128

Donde se excluyó la última capa de convolución para determinar probabilidades, ya que el modelo se entrenará con imágenes previamente generadas en formato binario, tal como se explicó en la sección 3.1. Como explican los autores del trabajo original, se utilizó la función de activación PReLU en todas las capas.

Esta arquitectura fue posteriormente implementada con la librería TensorFlow⁴, que dispone de una amplia gama de herramientas relacionada con los algoritmos de inteligencia artificial y es compatible con múltiples entornos y lenguajes de programación.

Dada la capacidad de aprendizaje de esta arquitectura, se generó un conjunto de entrenamiento de 1500 imágenes y aplicando una validación cruzada o *k-fold* de 10 iteraciones. La Tabla 2 muestra los resultados obtenidos, ejecutando la secuencia de entrenamiento y validación.

3.3 Análisis morfológico

El proceso de determinación de las variables de interés parte de las imágenes binarizadas, es decir, desde las que ya se separaron los píxeles correspondientes al sustrato de los de las raíces. Éstas imágenes suelen visualizarse con una escala de color en blanco y negro, donde no hay una convención para indicar cuál color corresponde a cada cosa.

La etapa más compleja de esta sección se trata de pasar de la estructura irregular que poseen las raíces, a un grafo representado por vértices y aristas, donde los vértices

⁴ <https://www.tensorflow.org>

Cuadro 2: Resultados de precisión del modelo para una validación cruzada de 10 iteraciones.

Iteración	Entrenamiento	Validación
1	0.95	0.88
2	0.94	0.89
3	0.96	0.87
4	0.93	0.90
5	0.95	0.88
6	0.92	0.91
7	0.94	0.89
8	0.95	0.88
9	0.93	0.90
10	0.96	0.87
Promedio	0.944	0.869
Desvío	0.012	0.022

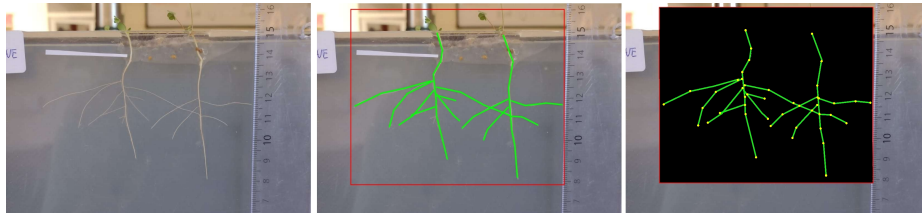


Figura 2: Visualización de las etapas de procesamiento. De izquierda a derecha, imagen original, esqueletización, grafo resultante.

representan puntos de ramificación y las aristas tienen asociado un valor correspondiente a su orden de ramificación, que puede estar relacionado con el diámetro de la raíz en ese trayecto.

Para resolver este primer paso, uno de los métodos más comunes consiste en aplicar la transformada de Hough [20], que permite identificar distintas geometrías en una imagen, siendo la línea recta el caso de interés en este caso. Para facilitar la detección de las líneas, se aplica un filtro de esqueletización, lo que reduce el grosor de las partes de la imagen.

La librería OpenCV⁵ es referente en materia de visión computacional, además de ser compatible con múltiples entornos y lenguajes de programación. Esta librería posee una implementación para el proceso de esqueletización y de la transformada de Hough para detectar las líneas. El resultado es un conjunto de pares ρ y θ , donde θ es el ángulo de la recta y ρ , su distancia al origen de coordenadas (esquina inferior izquierda de la imagen). Mediante transformaciones de coordenadas polares a cartesianas, se obtienen los vértices del grafo.

Para determinar las métricas relacionadas con las bifurcaciones y las raíces secundarias, el grafo debe considerarse dirigido, es decir, con un sentido de recorrido, lo

⁵ <https://opencv.org>

cuales se encuadran en la categoría de árboles. Para determinar el sentido o dirección de recorrido, uno de los nodos debe identificarse como raíz. Conociendo las coordenadas de cada nodo, es posible identificar la raíz como el nodo más alto, es decir, con mayor componente vertical.

A modo de ejemplo ilustrativo, se muestra en la Figura 2 el flujo de procesamiento para la reconstrucción del grafo de raíces dada una fotografía tomada en laboratorio. Es importante aclarar que para este ejemplo se utilizó una imagen de experimentos anteriores y puede observarse que hay intersección de raíces, por lo que las métricas resultantes en este caso carecen de utilidad para el estudio en cuestión.

Una vez generado el árbol que modela el sistema radicular y acorde a lo explicado en la Sección 1, se procede a determinar las siguientes métricas:

1. **Longitud total de la raíz (principal más secundarias):** Se obtiene sumando las longitudes de todas las aristas del grafo.
2. **Longitud máxima de la raíz principal:** Se obtiene sumando las longitudes de todas las aristas que tengan un grosor superior a un umbral previamente calibrado, denominado umbral de jerarquía.
3. **Longitud de las raíces secundarias:** Se obtiene sumando las longitudes de todas las raíces que cuyo grosor estén por debajo del umbral de diferenciación de jerarquía.
4. **Cantidad de ramificaciones (raíces secundarias):** Se obtiene contabilizando las aristas cuyo grosor estén por debajo del umbral de diferenciación de jerarquía.
5. **Distribución de ángulos y longitudes:** Para cada arista se calcula el ángulo de inclinación respecto a la vertical y se registra los pares de ángulos y longitudes. La distribución se puede representar como un gráfico de dispersión o bien como un gráfico de barras o histograma.

4 Validación y desempeño

La validación del modelo se realizó utilizando 1500 imágenes sintéticas generadas mediante el procedimiento descrito previamente. Para cada iteración de entrenamiento se aplicó una validación cruzada (k-fold) de 10 particiones. El desempeño fue evaluado mediante métricas de precisión, recuperación y F1-score. Los resultados obtenidos se detallan en la Tabla 2.

Además, se efectuó una validación preliminar con un conjunto reducido de imágenes reales tomadas en laboratorio. En este caso, no se dispone de mediciones de referencia obtenidas por expertos, por lo que la comparación fue únicamente visual. Se identificaron algunos casos de omisión en raíces secundarias delgadas o con bajo contraste, como se ilustra en las capturas de la Figura 3.

Respecto al uso práctico de la herramienta, se observó una mejora en los tiempos de procesamiento, pasando de varios minutos por imagen en flujo manual a menos de 30 segundos por imagen con el uso de la aplicación. Estos resultados indican que el sistema presenta un desempeño preliminar aceptable en condiciones controladas, aunque aún requiere mejoras para aplicaciones en entornos reales.

5 Aplicación móvil

En desarrollos que fueron anteriormente publicados [21,22] se utilizaron arquitecturas híbridas (web+nativa), las cuales han demostrado suficiente flexibilidad para brindar soporte a múltiples plataformas.

Si bien existen distintas herramientas de compilación de aplicaciones web, se decidió utilizar Vite⁶, el cual consiste en un framework para aplicaciones web, centrado en las características de velocidad y eficiencia. Vite está diseñado específicamente para el desarrollo de aplicaciones bajo framework Vue.js⁷, aunque en el caso de esta aplicación, se utilizó con la librería React⁸.

5.1 Componentes nativos

La compilación de la aplicación para sistemas operativos Android y iOS se realizó con el framework Capacitor⁹. Esta utilidad permite generar los ejecutables para entornos Android y iOS, sin embargo y al igual que en desarrollos anteriores se distribuirá el software a través de la tienda de aplicaciones Google Play, debido que para el caso de iOS se requiere de hardware específico y costos adicionales de publicación. Para el caso de compilación a PC con sistemas operativos Windows y Linux se pone a disposición un sitio web online, sin embargo existe la opción de generar un programa ejecutable mediante el software Electron¹⁰.

5.2 Interfaz de usuario

La interfaz gráfica de usuario (GUI, por sus siglas en inglés) se implementó con la ayuda de React y MUI¹¹. Estas herramientas de código abierto proveen una lista de componentes de propósito general listos para usar, como botones, menús, formularios, entre otros. Además se incluyó una lista de íconos predefinidos¹², reduciendo el costo de diseño gráfico.

La Figura 3 muestra algunas capturas de pantalla de la aplicación móvil donde se puede observar las ventanas de la vista principal y de captura de imagen y finalmente la presentación de los resultados de procesamiento. Tal como puede observarse en la misma figura, los valores de las métricas están expresados en píxeles, con el fin de efectuar análisis comparativos con imágenes capturadas en iguales condiciones. Para la replicación de resultados o comparación contra otros esquemas de medición, es necesario ejecutar una conversión de píxeles a centímetros, lo cual es aún una tarea pendiente.

En estas capturas, se puede apreciar algunas omisiones parciales que presenta el modelo en la detección de ramificaciones finas o raíces con bajo contraste respecto al

⁶ <https://vitejs.dev/>

⁷ <https://vuejs.org/>

⁸ <https://react.dev/>

⁹ <https://capacitorjs.com/>

¹⁰ <https://www.electronjs.org/es/>

¹¹ <https://mui.com/>

¹² <https://react-icons.github.io/react-icons>

fondo. Estas limitaciones se deben a la variabilidad en el ruido simulado y a la resolución de entrada de la red neuronal (128×128). Se planea abordar este problema incrementando la diversidad del dataset sintético y ajustando el esquema de preprocesamiento.

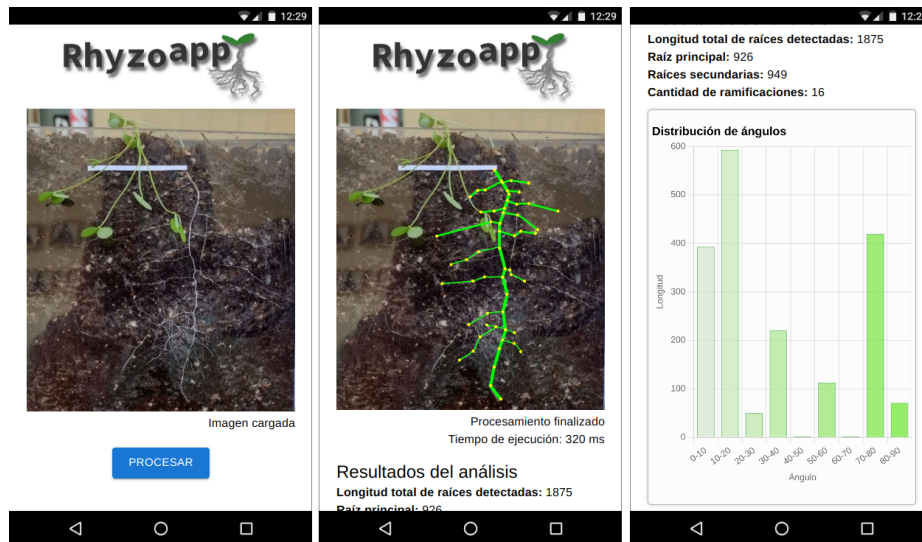


Figura 3: Capturas de pantalla de la aplicación. De izquierda a derecha: captura de fotografía, imagen procesada y métricas resultantes

La captura de imágenes se realiza con un plugin del framework Capacitor específico para tal propósito¹³. Este *plugin* permite acceder a imágenes capturadas con la cámara del celular en formato *string Base64*. Una manera de convertir imágenes a formato de matrices RGB en el contexto de una aplicación web, consiste en utilizar un componente *canvas* del DOM (por sus siglas en inglés, Document Object Model).

5.3 Algoritmos de procesamiento

Los algoritmos de procesamiento que debe ejecutar la aplicación móvil consiste en la implementación de los métodos de la etapa de inferencia que se definió a partir de los resultados obtenidos y explicados en las secciones 3.2 y 3.3.

Como la mayor parte de la lógica de la aplicación móvil se ejecuta en el contexto de un navegador web, el rendimiento computacional que se puede lograr no suele ser alto. En particular al manejar datos organizados en forma de arreglos como vectores, matrices o tensores. Para evitar el costo de implementar *plugins* específicos para cada plataforma, como Android® o iOS®, se optó por implementar los métodos de segmentación de imágenes usando *WebAssembly* (formato WASM), el cual se puede ejecutar

¹³ <https://capacitorjs.com/docs/apis/camera>

en el contexto del navegador web y presenta un rendimiento superior al que se puede obtener con el tradicional lenguaje JavaScript. Este esquema requiere del desarrollo de los algoritmos en lenguajes compilados.

Dentro de la variedad de herramientas disponibles se optó por usar Emscripten ¹⁴, que consiste en un compilador *WebAssembly* para lenguaje C++. Con esta herramienta es posible compilar métodos de la librería OpenCV y TensorFlow, lo cual permite ahorrar tiempo de desarrollo, generando módulos que se pueden importar desde el contexto del navegador.

Entonces, el flujo de funcionamiento de la aplicación se resume a ejecutar los siguientes pasos ordenados:

1. Se obtiene una imagen capturada con la cámara del dispositivo, o cargada desde la galería de fotos, en formato *Base64*.
2. Convertir a formato de matriz RGB y transformar a escala de grises.
3. Escalar al formato 128x128.
4. Serializar los datos en formato *Uint8Array*.
5. Enviar el arreglo serializado al módulo *WebAssembly*.
6. Obtener los parámetros devueltos por el módulo *WebAssembly* y la imagen de raíces detectadas.
7. Presentar los resultados en pantalla, superponiendo la imagen procesada a la imagen capturada, listando parámetros de interés y graficando la distribución de ángulos.

Actualmente, la aplicación se encuentra en fase de pruebas internas. Se estima que una versión beta estará disponible en Google Play a partir del segundo semestre de 2025, inicialmente con acceso restringido para grupos de investigación asociados. La publicación abierta dependerá de los resultados de validación durante los ensayos experimentales.

6 Conclusión y futuros pasos

La aplicación móvil desarrollada aprovecha el procesamiento y reconocimiento de imágenes combinado con algoritmos numéricos para el análisis de crecimiento de raíces dentro de rizocajas, lo cual representa un avance significativo en materia de investigación agrícola. Al aprovechar el poder cómputo del hardware móvil actual, investigadores dedicados al estudio de plantas disponen de un instrumento práctico para analizar imágenes capturadas con dispositivos accesibles (COTS, por sus siglas en inglés, Commercial Off the Shelf) y de esta manera, obtener conclusiones preliminares sobre la morfología y arquitectura de raíces vegetales.

La implementación de los algoritmos propuestos en este trabajo no representan un desafío significativo debido a que, en parte, ya fueron probados en desarrollos anteriores, los cuales evidencian la factibilidad de implementación de este tipo de sistemas. Desde el punto de vista del desempeño del sistema de detección y procesamiento, es posible incrementar la complejidad y el costo computacional con el fin de lograr mejores resultados. Sin embargo, una manera de aliviar este costo sin sacrificar el buen rendimiento

¹⁴ <https://emscripten.org/>

de los algoritmos, consiste en acondicionar el esquema de medición para facilitar, sobre todo, la etapa inicial de binarizado de las imágenes.

A modo de trabajo futuro resta implementar el cálculo de las métricas en unidades de longitud del sistema métrico, como por ejemplo centímetros o metros. Para lograr esto se requiere una tarea de calibración, que bien puede realizarse en forma manual, con herramientas incorporadas en la misma aplicación, o bien de forma automática, lo cual implica una capa adicional de análisis de imagen para determinar la cantidad de píxeles por unidad de medida.

Por otro lado, y referido al objetivo final del proyecto de investigación del que forma parte el presente en este trabajo, resta incorporar el procedimiento de determinación que permite ejecutar la aplicación móvil propuesta, al flujo de trabajo que se llevará a cabo durante todo el periodo de ensayos. Este mismo estudio se extenderá durante un periodo de tiempo considerable, hasta alcanzar resultados acerca del desarrollo de la población experimental sintética de alfalfa.

Referencias

1. Basigalup, D. H. (2007). El cultivo de la alfalfa en Argentina (p. 477). Ediciones INTA
2. Cangiano, C. A., & Brizuela, M. A. (2011). Producción animal en pastoreo (p. 512). Ediciones INTA.
3. Annicchiarico, P., Barrett, B., Brummer, E. C., Julier, B., & Marshall, A. H. (2015). Achievements and challenges in improving temperate perennial forage legumes. *Critical Reviews in Plant Sciences*, 34(5–6), 327–380. <https://doi.org/10.1080/07352689.2014.898462>
4. Renzi, J. P., Brus, J., Coyne, C., Berger, J., von Wettberg, E., Nelson, M., Ureta, S., Hernández, F., & Smýkal, P. (2022). How could the use of crop wild relatives in breeding increase the adaptation of crops to marginal environments? *Frontiers in Plant Science*, 13, 886162. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.886162>
5. Atkinson, D. (2000). Root characteristics: Why and what to measure. En A. L. Smit, A. G. Bengough, C. Engels, M. van Noordwijk, S. Pellerin, & S. C. van de Geijn (Eds.), *Root methods* (pp. 1–30). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-18296-7_1
6. González, D., Postma, J., & Wissuwa, M. (2021). Cost-benefit analysis of the upland-rice root architecture in relation to phosphate: 3D simulations highlight the importance of S-type lateral roots for reducing the pay-off time. *Frontiers in Plant Science*, 12, 641835. <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.641835>
7. Odorizzi, A., Basigalup, D., Arolfo, V., & Balzarini, M. (2008). Análisis de la variabilidad de caracteres de raíz en poblaciones de alfalfa (*Medicago sativa* L.) con alto número de raíces laterales. *Agriscientia*, 25(2), 61–69.
8. Prince, S., Anower, M. R., Motes, C. M., Hernandez, T. D., Liao, F., Putman, L., Mattson, R., Seethepalli, A., Shah, K., Komp, M., Mehta, P., York, L. M., Young, C., & Monteros, M. J. (2022). Intraspecific variation for leaf physiological and root morphological adaptation to drought stress in alfalfa (*Medicago sativa* L.). *Frontiers in Plant Science*, 13, 795011. <https://doi.org/10.3389/fpls.2022.795011>
9. Campaña, I. (2019). Producción de biomasa radical de diferentes cultivares de alfalfa (*Medicago sativa* L.) en el sudeste de La Pampa [Trabajo final de intensificación]. UNS-DA.
10. Paez-Garcia, A., Motes, C. M., Scheible, W.-R., Chen, R., Blancaflor, E. B., & Monteros, M. J. (2015). Root traits and phenotyping strategies for plant improvement. *Plants*, 4(2), 334–355. <https://doi.org/10.3390/plants4020334>

11. Strock, C. F., Burridge, J., Massas, A. S. F., Beaver, J., Beebe, S., Camilo, S. A., & Lynch, J. P. (2019). Seedling root architecture and its relationship with seed yield across diverse environments in *Phaseolus vulgaris*. *Field Crops Research*, 237, 53–64. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2019.04.012>
12. Wilson, S. (2014). Below-ground opportunities in vegetation science. *Journal of Vegetation Science*, 25(5), 1117–1125. <https://doi.org/10.1111/jvs.12168>
13. Futsaether, C. M., & Oxaal, U. (2002). A growth chamber for idealized studies of seedling root growth dynamics and structure. *Plant and Soil*, 246(2), 221–230. <https://doi.org/10.1023/A:1021590115486>
14. Lauenroth, W. K. (2000). Methods of estimating belowground net primary production. En O. E. Sala, R. B. Jackson, H. A. Mooney, & R. W. Howarth (Eds.), *Methods in ecosystem science* (pp. 58–71). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-1224-9_5
15. Armengaud, P., & Zambaux, K. (2009). EZ-Rhizo: Integrated software for the fast and accurate measurement of root system architecture. *The Plant Journal*, 57(5), 945–956. <https://doi.org/10.1111/j.1365-313X.2008.03736.x>
16. Wu, J., Wu, Q., Pagès, L., Wu, Y., & Hu, B. (2018). RhizoChamber-Monitor: A robotic platform and software enabling characterization of root growth. *Plant Methods*, 14, 44. <https://doi.org/10.1186/s13007-018-0316-5>
17. Shibusawa, S. (1999). How to model the branching growth patterns of root systems. En 14th Triennial World Congress of the International Society for Terrain-Vehicle Systems.
18. Lindenmayer, A. (1968). Mathematical models for cellular interactions in development I. Filaments with one-sided inputs. *Journal of Theoretical Biology*, 18(3), 280–299. [https://doi.org/10.1016/0022-5193\(68\)90079-9](https://doi.org/10.1016/0022-5193(68)90079-9)
19. Silva, R., Marcato Junior, J., Almeida, L., Gonçalves, D., Zamboni, P., Fernandes, V., Silva, J., Matsubara, E., Batista, E., Ma, L., Li, J., & Gonçalves, W. (2022). Line-based deep learning method for tree branch detection from digital images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 110, 102759. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102759>
20. Hart, P. E. (2009). How the Hough transform was invented. *IEEE Signal Processing Magazine*, 26(6), 18–22. <https://doi.org/10.1109/MSP.2009.934293>
21. Micheletto, M., Eggly, G. M., D'Amico, J. P., & Crocioni, S. J. (2021). Desarrollo de una aplicación híbrida para cálculos de siembra. 50 JAIIO - Congreso Argentino de Agroinformática, 9(4), 189–199.
22. Micheletto, M. (2023). Agrario: Una aplicación multiplataforma para la gestión de tareas agropecuarias. 52 JAIIO - Congreso Argentino de Agroinformática, 9(4).