Los actuales sistemas de mecanización están pensados para monocultivo de plantas en filas y cualquier otra configuración dificulta mucho su uso en el campo

PROTOTIPO PARA FERTILIZACIÓN ECOLÓGICA ROBOTIZADA DE PLANTAS INDIVIDUALES

Constantino Valero y Anne Krus. ETSIAAB, Universidad Politécnica de Madrid **Antonio Barrientos, Christyan Cruz y Jaime del Cerro.** CAR (CSIC-UPM)

El strip-cropping es un esquema de cultivo que presenta, según los últimos estudios realizados a lo largo de tres años de investigación en el proyecto europeo Sureveg, claras ventajas en lo que se refiere a la biodiversidad en la parcela, tanto sobre el terreno como en el suelo, y al aprovechamiento de nutrientes.



LA PERSPECTIVA AGRÍCOLA ACTUAL

El aumento del consumo de alimentos a nivel mundial debe ser abordado por productores y técnicos para satisfacer la demanda esperada, si atendemos al aumento previsto de la población en próximas décadas. Sin embargo, debido a las prácticas agrícolas convencionales, el enfoque se ha centrado principalmente en la productividad, descuidando los equilibrios naturales del medio ambiente; por ello el efecto ambiental asociado al uso de fertilizantes y herbicidas ha crecido. Afortunadamente, la agricultura de precisión permite producir productos de mayor calidad, a través del desarrollo sostenible, el uso de herramientas tecnológicas, sistemas sensoriales, y modernos sistemas de actuación, lo que conformará en los próximos años un entorno productivo inmerso en la nueva agricultura digital.

Sin embargo, hay otras formas de afrontar las desventajas de la agri-

Tierss agricultura



cultura industrializada, como es el cultivo siguiendo directrices ecológicas. Afortunadamente, el mercado de la agricultura orgánica (ecológica) está creciendo, lo que lleva a los agricultores convencionales a plantearse cambios en sus formas de producción. Específicamente en Europa, el crecimiento de la demanda junto con las iniciativas legislativas recientes ha incrementado el área cultivada en ecológico alrededor de un 12% por año en la década de 2000. La agricultura ecológica optimiza los nutrientes del suelo y beneficia a la biodiversidad, al tiempo que reduce la contaminación del agua, entre otras cosas.

CULTIVOS COMBINADOS EN FRANJAS (STRIP-CROPS)

Otra alternativa a la agricultura intensiva en monocultivo es un cambio de paradigma que no es nuevo, pero ha resurgido de la mano de la agricultura ecológica. Se trata de la combinación de cultivos en una misma finca, bien alternando franjas de un par de especies vegetales (por ejemplo, coles y puerros, o habas y tomates) que conviven en el suelo durante buena parte del año, bien incluso alternando filas individuales de un cultivo con otro. En términos anglosajones a este sistema se le denomina Strip-cropping. Este esquema de cultivo presenta, según los últimos estudios realizados a lo largo de tres años de investigación en el proyecto europeo Sureveg, claras ventajas en lo que se refiere a la biodiversidad en la parcela, tanto sobre el terreno como en el suelo, y al aprovechamiento de nutrientes. Ello se debe a que, si se eligen combinaciones de cultivos óptimas:

- El sistema radicular de uno y otro cultivo pueden explorar zonas diferentes del perfil del terreno, aprovechando mejor los fertilizantes.
- Si un cultivo es fijador de nitrógeno atmosférico (leguminosa), lo aportará al vecino y al siguiente.
- Se ha demostrado que, más allá de los nódulos de leguminosas, las raíces de especies distintas se combinan e interactúan mediante micorrizas, potenciando su desarrollo.

 La combinación de cultivos permite que la población de insectos sea diversa y contenga parásitos naturales (lucha integrada) contra plagas del monocultivo, polinizadores y otros "servicios agroecológicos".

Sin embargo, el sistema de combinación de cultivos (strip-cropping) presenta también claras desventajas, primero en cuanto a la selección de los cultivos a combinar, pero sobre todo en cuanto al manejo de labores en campo, los tratamientos a cada uno, la recolección, etc., pues los actuales sistemas de mecanización están pensados para monocultivo de plantas en filas, y cualquier otra configuración dificulta mucho su uso en el campo. Por ello cabe plantearse: ¿Puede la robótica agrícola ayudar a automatizar tareas en campo en un entorno de cultivo no habitual? ¿Es posible cambiar el objetivo de la maquinaria en campo, y centrarlo en plantas individuales en lugar de en parcelas o subparcelas? Y. finalmente. ¿es posible integrar los tres conceptos (agricultura ecológica, combinación de cultivos y robótica agrícola) de forma satisfactoria?

PROYECTO SUREVEG

El proyecto Sureveg (CORE Organic Cofund y Agencia Estatal de Investigación, 2019-2021) ha sido un proyecto de investigación europeo tipo ERANET que se ha centrado en la aplicación de sistemas diversificados de cultivo en franjas al cultivo intensivo de hortalizas orgánicas, la reutilización de residuos biodegradables (residuos vegetales y animales, compostados para fertilización), así como el desarrollo de máquinas automatizadas para la gestión de sistemas de cultivo en franjas. Se puede ampliar y descargar información útil sobre los resultados obtenidos a partir de la página web del proyecto: https:// projects.au.dk/coreorganiccofund/ core-organic-cofund-projects/sureveg/. Para demostrar el uso de sistemas robotizados en este entorno se pro-



puso una prueba de concepto en forma de prototipo de manipulador robótico de 5 grados de libertad con desplazamiento manual a lo largo de la hilera, dotado de 3 sensores lidar, una y cámara multiespectral. Una boquilla conectada a un depósito de fertilizante orgánico se utiliza como efector final del actuador.

Los equipos implicados en el desarrollo del prototipo robotizado han sido el Grupo de investigación RobCib del Centro de Automática y Robótica CAR (CSIC-UPM), y el Grupo de investigación LPF_Tagralia de la ETS Ingeniería Agronómica, Alimentaria y de Biosistemas de la UPM, que han participado en el proyecto Sureveg gracias a la financiación aportada por la Agencia Estatal de Investigación española mediante sendas solicitudes nacionales.

Los **objetivos** perseguidos en el diseño y construcción del prototipo robotizado han sido:

- Identificación y detección de plantas individuales a lo largo de cada línea de cultivo.
- Medición de parámetros relacionados con el desarrollo de cada planta, y de su estado vegetativo, como pueden ser dimensiones, volumen e índices de vegetación.
- Toma de decisión de qué planta necesita aporte de fertilizante orgánico, de forma individualizada.
- Planificación automática de los movimientos del robot para aportar los fertilizantes sin dañar al cultivo.
- Simulación en 3D del entorno de cada planta (y de la fila completa) y simulación del movimiento del brazo aplicador de fertilizante.
- Ejecución de la aplicación de fertilizante, en la base de cada planta.

Los campos de prueba se ubicaron en la ETSIAAB-UPM (40°26'33.1"N, 3°43'41.9"O) donde se establecieron y monitorearon cultivos de coles y acelgas, entre otros cultivos, a lo largo de la temporada de crecimiento.

PROTOTIPO ROBOTIZADO SUREVEG: COMPONENTES

El prototipo desarrollado para la prueba de concepto de este trabajo consta de diferentes subsistemas: una estructura móvil con ruedas en forma de 'U' invertida, el brazo robótico orientado hacia abajo, el sistema sensorial, el sistema de actuación para la aplicación de fertilizante y el tanque de almacenamiento de fertilizante líquido.

Plataforma

La estructura móvil que soporta el robot y los sistemas sensoriales de accionamiento, se construyó con barras de aluminio (Bosch Rexroth 45 x 45) y cuatro ruedas, según requerimientos previamente establecidos en el marco de un cultivo orgánico en franjas teniendo en cuenta los cultivos a combinar. El marco soporta los diferentes elementos y no cuenta con un sistema de tracción autónomo, ya que, de forma deliberada, el movimiento de la plataforma sobre el terreno no se ha automatizado, pues es un tema ampliamente resuelto en otros desarrollos robóticos. La Figura 1 muestra la estructura implementada. En ella, el brazo robotizado se reemplaza por un volumen ficticio que se muestra colgando del centro de la estructura. Esta ubicación y orientación le permiten llegar al suelo para adquirir datos y aplicar tratamientos.

En el prototipo final, el brazo robótico instalado (Robolink Igus CPR RL-DC-5 STEP RL-D-RBT-5532S-BF) tiene las siguientes características: capacidad de carga de 1,5 kg, 5 grados de libertad, protección IP54 y capacidad para seguir trayectorias punto a punto. El brazo tiene un alcance de 790 milímetros con una precisión de 1 mm. Adicionalmente, el robot pesa alrededor de 20 kg, incluyendo los componentes electromecánicos y excluyendo los elementos de control y potencia. Su capacidad de carga es de 2,5 kg.

Sensórica

El sistema sensorial se basa principalmente en dos tipos de sensores: una cámara multiespectral y 3 LiDAR. Ambos proporcionan información sobre el estado de salud y desarrollo de la vegetación. La cámara multiespectral (Parrot Sequoia) se utiliza para obtener imágenes multiespectrales y calcular índices de vegetación de cada planta, como el NDVI. Esta cámara



Figura 1. Plataforma móvil en las primeras fases de desarrollo.





Figura 2. Localización del brazo robotizado y de los sistemas sensóricos (cámara multiespectral, rojo) y LiDARs (amarillo).

se instaló en el centro del marco de la plataforma mirando hacia abajo, para tomar fotografías de las plantas objetivo desde la perspectiva cenital. Gracias a los 3 LiDAR (Sick LMS-111) situados arriba y a los lados del cultivo se obtienen nubes de puntos tridimensionales que, tratadas matemáticamente, proporcionan modelos 3D del suelo y las plantas desde múltiples perspectivas. Además de información sobre la arquitectura del cultivo, el modelo global 3D combinado del terreno facilita la planificación del movimiento del brazo robótico y la aplicación de tratamientos en las ubicaciones adecuadas. La figura 2 especifica las ubicaciones de los sensores en la estructura móvil.

Algoritmos

Los algoritmos de detección se pueden dividir en dos subcategorías: detección multiespectral usando



Figura 3. Pruebas de fertilización planta a planta empleando la boquilla de pulverización en el extremo del brazo robótico (amarillo) y el tanque de fertilizante líquido (rojo).

la cámara multiespectral (dirigida a buscar diferencias en la salud de las plantas) y detección 3D usando LiDAR (enfocada en detectar diferencias de volumen de crecimiento). Al comienzo de la temporada de cultivo, los cultivos recién trasplantados brindan muy poca diferencia de altitud en comparación con las irregularidades del suelo, por lo que, al comienzo de la temporada, solo se recomienda el uso de algoritmos multiespectrales.

Actuación

El sistema de actuación implementado consta de un tanque que contiene un tratamiento líquido (Figura 3, resaltada en rojo), una manguera desde el tanque hasta la punta de la herramienta del robot y una boquilla para rociar el líquido (Figura 3, indicada en amarillo). De esta forma, el brazo robótico puede aplicar el líquido de tratamiento en la posición y orientación deseada (al suelo, alrededor de la base de la planta). El accionamiento de la boquilla se realiza mediante el control electrónico de una bomba eléctrica.

RESULTADOS

Cámara multiespectral

La cámara Parrot Sequoia produce cada imagen quíntuple: verde, rojo, borde rojo (red edge), infrarrojo cercano y (alta resolución) RGB. La configuración de lapso de tiempo en combinación con una velocidad de avance genera una serie de imágenes parcialmente superpuestas que se unieron usando software de concatenación de imágenes (Hugin Panorama), ya que es de código abierto y permite la manipulación manual de características extraídas automáticamente, de modo que se puedan realizar exactamente las mismas operaciones de creación de mosaicos. Posteriormente se aplicó a las otras bandas espectrales.

Cada una de las imágenes espectrales se obtiene a través de una lente diferente, como se puede ver en la parte inferior del sensor que se muestra a la izquierda en la Figura 4. Como resultado, las imágenes tomadas incluso en estático sufren una ligera translocación entre sí, algo que se evaluó y corrigió automáticamente usando Matlab.

Con las imágenes en mosaico corregidas, se calcularon una serie de índices de vegetación para todo el campo. El índice de vegetación óptimo puede depender del tipo y variante de cultivo, y puede optimizarse en función de las características específicas de los cultivos y los espectros del suelo presentes en un campo determinado. En este trabajo se presentan los resultados utilizando NDVI.

El índice de vegetación se utilizó para separar la materia vegetal del suelo, así como para evaluar la salud de la planta. En la Figura 4, la distribución de los valores del índice de vegetación en toda la fila se muestra en forma de histograma, revelando claramente los tres tipos de áreas presentes en la imagen. En la distribución de valores NDVI se pueden reconocer tres distribuciones gaussianas: una amplia alrededor de valores bajos (negativos) para suelo; uno estrecho alrededor de 0 que describe las sombras marcadas, por ejemplo, áreas donde todos los valores de reflectancia espectral eran muy pequeños; y una amplia de valores positivos de NDVI que describen la materia vegetal. Las alturas relativas de estos tres picos dependen del número de plantas con respecto a la cantidad de suelo visible, así como de las condiciones de iluminación.

Para facilitar la identificación del valor de corte óptimo para definir la materia vegetal, los valores del índice de vegetación se pasaron a través de un filtro, separando aún más los picos en el histograma, revelando un mínimo entre los píxeles de la materia vegetal y los píxeles restantes que no estaba presente en la distribución original, como se muestra en la Figura 5. Utilizando el método de Otsu, se identificó el valor de corte que minimiza la varianza en cada una de las poblaciones de píxeles (materia vegetal vs. materia no vegetal). Después





Figura 4. Proceso de cálculo del índice de vegetación a partir de las imágenes multiespectrales concatenadas, y su correspondencia en el histograma.



Figura 5. Mismo mapa de NDVI de la figura 4 tras un filtro Gaussiano (histograma en el centro) y mapa NDVI sólo con las plantas a lo largo de una línea de cultivo.

de aplicar el procedimiento de Otsu, el rango de la imagen filtrada ya no corresponde al rango [-1,1] del índice NDVI original. Los valores alterados revelaron un mínimo entre la materia vegetal y la materia no vegetal, según se obtiene a través del método de Otsu, indicado en el histograma con una línea vertical roja en la Figura 5. Para cada grupo resultante en la nueva imagen, puede ser considerada una gama de características: por ejemplo valor medio del índice de vegetación, distribución del índice de vegetación, área del conglomerado o perímetro. En esta prueba de concepto, se utilizó el valor medio dentro de un grupo. Luego, este valor se comparó con los valores medios de NDVI de los otros grupos dentro de la misma fila para identificar las necesidades de fertilización de cada planta.

Detección 3D

Los datos 3D se recopilaron utilizando múltiples LiDAR. Cada LiDAR utiliza un pulso de láser giratorio infrarrojo, donde el tiempo de vuelo entre la emisión y la reflexión en cada incremento de rotación se utiliza para calcular la distancia del sensor a cualquier objeto. Se encontró que la intensidad de reflectancia del haz no proporciona ninguna información adicional en esta configuración y, por lo tanto, se descartó. A partir de las coordenadas cilíndricas, cada distancia se convirtió a un sistema de coordenadas cartesianas, donde se combinaron la inclinación del sensor y los datos de odometría de las ruedas del carro para proporcionar la dimensión perpendicular al plano de rotación del láser. Esto da como resultado una nube de puntos 3D por LiDAR, que describen una sola fila de cultivo. Las nubes de puntos proporcionan información complementaria inherente a sus diferentes ángulos y alturas de instalación, mientras que la mayoría de las superficies son captadas por todos los LiDAR. Esta superposición se usó para fusionar las nubes de puntos en una nube de un solo punto de alta resolución, que describe todas las superficies dentro de una hilera de cultivo, es decir, tanto la materia vegetal como la no vegetal, como el suelo.

Como la información tridimensional es la única información presente en

este tipo de nube de puntos, es decir, no se retiene información de color o reflectancia, los puntos debían identificarse como cultivos o no cultivos simplemente en función de su ubicación y altura. Especialmente para las plantas más pequeñas, la aspereza del terreno produce datos de altura que son comparables a los datos de altura de las hojas colgantes más bajas. Esto significa que no fue posible una identificación basada únicamente en datos de altura en estadios tempranos del cultivo.

Para superar esto, a cada punto se le asignó un valor J basado en las alturas de todos los puntos dentro de un radio de 150 mm, donde los puntos más cercanos se tienen más en cuenta que los que están en el borde de esta esfera, es decir, J es una suma ponderada de la altura al cuadrado sobre la distancia. La cantidad de puntos que están presentes en esta vecindad también contribuye a este valor, ya que las superficies más altas, como las hojas de las plantas, están más cerca del sensor y, por lo tanto, se muestrean con una frecuencia más alta que cualquier punto más alejado.

Los valores resultantes J para todos los puntos dentro de una nube de puntos se pueden clasificar en orden ascendente. La previsibilidad de la rugosidad del terreno y la distancia constante del suelo asegura que los valores de J de los puntos del suelo produzcan una buena distribución lineal. Esta linealidad se utilizó para identificar el valor de J para una nube de puntos dada donde la distribución ordenada se desvía de esta expec-



Figura 6. La nube de puntos LiDAR con colores según altura, y la diferenciación de suelo y planta según el parámetro J.

tativa. Los puntos con un valor de J superior a este umbral se consideraron puntos vegetales y los valores inferiores se consideraron para describir la materia no vegetal. Este algoritmo permite identificar correctamente hojas de plantas bajas y superficies sobresalientes como rocas o terrones, a pesar de que los puntos de suelo posiblemente tengan valores de altitud mayores que los de la hoja baja, como se muestra en la Figura 6.

La nube de puntos 3D resultante que contiene solo puntos de plantas se puede limpiar posteriormente, donde se eliminaron los puntos de ruido singulares, lo que produjo solo grupos a partir de cierto tamaño, que se correspondían bien con las plantas (coles el caso mostrado). Para cada uno de estos grupos se calculó una gama de características, por ejemplo, superficie cubierta del suelo, volumen de la planta, relación superficie-volumen o distribución de los valores de J. Estos se compararon con los otros grupos dentro de la misma fila para identificar anomalías

Combinación de sensores

El algoritmo de detección multiespectral puede detectar cualquier cultivo individual con un tamaño relativo en términos de suelo cubierto o valores de índice de vegetación normalizado. El algoritmo de detección 3D también identifica el desarrollo en términos de volumen o altura. Esto significa que se prefirió una combinación de ambos sensores para determinar la necesidad de fertilización de plantas individuales.

Además del mapa de prescripción, los datos del algoritmo 3D se utilizaron como modelo global del terreno de referencia para los algoritmos de actuación, que sirve tanto para ubicar el carro en el campo como para planificar los movimientos del brazo robótico como se explica a continuación.

Los inconvenientes y las posibles dificultades de estos algoritmos son la



Figura 7. Clasificación de las plantas en la línea de cultivo y extracción de parámetros dimensionales.

detectabilidad de los cultivos recién trasplantados, ya que ambos sensores podrían no detectarlos y, por lo tanto, no recibirían ningún tratamiento. Como el campo se prepara antes del trasplante y todos los individuos necesitarán fertilizante, no se supone que esto represente un gran problema. La distancia entre las plantas es otro aspecto que debe tenerse en cuenta, ya que las plantas que llegan a superponerse o tocarse físicamente no pueden separarse completamente mediante ninguno de los algoritmos de detección propuestos. Esto debe tenerse en cuenta al evaluar los resultados una vez que las plantas alcanzan una determinada etapa de crecimiento en la que esto comienza a ocurrir. Finalmente, los algoritmos por ahora asumen que toda la materia vegetal pertenece a los cultivos deseados, es decir, las malas hierbas podrían identificarse erróneamente como individuos con un desarrollo retrasado en comparación con las plantas del cultivo deseado en esa fila. La identificación del tipo de cultivo se puede agregar a estos algoritmos

en el futuro, pero aún no se consideró en esta prueba de concepto.

Actuación: caracterización geométrica

Los clusters extraídos en la sección anterior sirvieron como referencia para establecer un espacio válido para los movimientos del brazo robótico a la hora de aplicar el tratamiento líquido. Los parámetros extraídos se muestran en la Figura 7: en forma de centros y bordes definidos. Los colores indican cada grupo identificado, equivalente a cada planta individual. Para el procesamiento de los clusters se ha utilizado el proceso de aprendizaje no supervisado K-means, donde los clusters se identifican con etiquetas para singularizar cada planta, y en fases posteriores se ha optimizado el algoritmo incluyendo técnicas de redes neuronales CNN (convolutional neural networks).

Localización

Uno de los aspectos esenciales durante la aplicación de fertilizante con el brazo robótico era ubicar la plataforma



Figura 8. Emparejamiento de puntos clave del entorno tridimensional en tiempo real (L-PC, arriba) sobre el modelo 3D del cultivo medido previamente (G-PC, abajo).





Figura 9. Simulación del movimiento de la plataforma y el brazo robótico a lo largo de una línea de cultivo, en entorno Rviz.

robótica dentro del cultivo en todo momento sin utilizar un dispositivo de posicionamiento externo (como un GPS o RTK, en previsión de su falta de disponibilidad). El método desarrollado toma la nube de puntos 3D previamente conformada, capturada con 3 LiDAR, creando un G-PC (Global Point Cloud) así como una segunda nube en tiempo real L-PC (Local Point Cloud) de solo 1 LiDAR, referente a las secciones de G-PC que la plataforma lee mientras avanza. Inicialmente dicho L-PC es pequeño, pero se va ampliando a medida que la plataforma va avanzando sobre la línea a fertilizar.

En la Figura 8, la correspondencia de los puntos L-PC con los puntos G-PC se indica con líneas rojas para dos ejemplos de L-PC de diferentes tamaños. Esto establece la posición de la nube local dentro del entorno conocido y, por lo tanto, la posición de la plataforma robótica dentro de la hilera de cultivos.

Planificación movimiento y simulación

Una vez identificadas las plantas y la posición precisa de la plataforma robotizada en la línea, es necesario planificar el movimiento del sistema de actuación (brazo fertilizador) para impedir que su trayectoria cause daño al cultivo, y para calcular el trayecto óptimo para que el fertilizante pulverizado llegue a su objetivo (base alrededor de la planta). Para facilitar el desarrollo y verificación de los algoritmos se desarrolló un entorno de simulación que se integró en el sistema de control bajo el middleware para robótica ROS. Haciendo uso de la herramienta RViz, se integraron en el simulador las medidas de los LiDAR y la posición del prototipo robótico en relación a la línea de cultivo. La figura 9 muestra el sistema de percepción (G-PC y visualización de robot), donde se muestra la nube de puntos y la

Figura 10. Interfaz de control de la actuación del prototipo robotizado en tiempo real.



posición estimada de la plataforma para cada instancia. A medida que la plataforma robótica avanza del punto 1 al 7, el L-PC acumula valores anteriores, lo que mejora continuamente la estimación de la ubicación.

Se realizaron pruebas de campo sobre diferentes líneas de cultivo para evaluar la precisión en el posicionamiento del prototipo. Inicialmente y al principio de cada línea, el error medio rondaba los 12 mm; que se reduce a aproximadamente 0,1% al final de una fila. Este error de posicionamiento inicial no afectó a la fertilización, ya que al radio definido en la extracción de parámetros geométricos se le agregó un margen de 5 cm para englobar la planta y de?nir la zona de paso de la trayectoria del brazo, evitando así la aplicación del fertilizante directamente sobre la planta, que podría quemarla. A medida que avanza la plataforma, se agregan nuevos puntos a la L-PC, lo que permite más puntos clave y una mejor localización, lo que genera errores con un promedio de 5 mm.

Interfaz de control

Adicionalmente a las pruebas de campo en las que se verificó el correcto funcionamiento del prototipo, se programó un entorno visual de control y monitorización del funcionamiento en tiempo real del prototipo de fertilización robotizado. El desarrollo se realizó en el entorno Unity, que se integró con ROS. En la Figura 10 se muestra una imagen de dicha interfaz, ejecutable en cualquier dispositivo móvil con conexión wifi, para el seguimiento del mismo según trabaja en campo y, eventualmente, intervenir en su ejecución (visualizar el mapa de prescripción, comprobar la identificación de plantas individuales, revocar orden de fertilizar/no fertilizar, etc.).

CONCLUSIONES

Se ha construido un prototipo a modo de prueba de concepto, basado en una plataforma móvil, un sistema de sen-

sórica compuesto por sensores LiDAR, cámara multiespectral y odometría, y un sistema de actuación basado en un brazo robótico y un sistema de bombeo de fertilizante líquido. El sistema recopila información de las plantas individuales a lo largo de la línea de cultivo sobre el volumen de cada planta (LiDAR), la salud del cultivo (imágenes multiespectrales) y la posición de la planta (nube de puntos para la navegación). Posteriormente se toma una decisión sobre la necesidad de fertilización (sí/no) y el sistema de actuación aplica fertilizante líquido al suelo alrededor de la planta evitando el contacto con el cultivo. El prototipo se puede mejorar con más sensores, y también se puede adaptar para realizar otro tipo de trabajo de campo. 🔳

AGRADECIMIENTOS

Esta publicación es parte de los proyectos de I+D+i PCI2018-093074 y PCI2018-093046, financiados por MCIN/ AEI/10.13039/501100011033/ y cofinanciado por la Unión Europea en el marco de ERAnet CORE Organic Cofound - Sureveg Project, http://projects.au.dk/coreorganiccofund/. Igualmente se agradece el apoyo prestado por el CSIC (Consejo Superior de Investigaciones Científicas), Centro de Automática y Robótica y el departamento de Ingeniería Agroforestal de la ETSI Agronómica, Alimentaria y de Biosistemas - Universidad Politécnica de Madrid.