

3 C 3 - ESTIMACIÓN DE COBERTURA DE RASTROJO DE TRIGO EN CULTIVO DE VEZA MEDIANTE UN SISTEMA DE PROCESAMIENTO AUTOMÁTICO DE IMAGEN DIGITAL CON AJUSTE EVOLUTIVO

Juan Ranz¹, Angela Ribeiro¹, Luis Navarrete², M^a Jesús Sánchez del Arco², Xavier P. Burgos-Artizzu¹, Gonzalo Pajares³, José Luis Hernanz⁴, Víctor Sánchez-Girón⁵

¹ Instituto de Automática Industrial, CSIC, 28500 Arganda del Rey, Madrid. angela@iai.csic.es

²IMIDRA, Finca El Encín, Apdo. 127, 28800 Alcalá de Henares, Madrid

³Facultad de Informática. UCM. Madrid

⁴ETSI Montes, UPM, 28040 Madrid

⁵ETSI Agrónomos, UPM, 28040 Madrid

Resumen: El laboreo mínimo y la siembra directa son sistemas que se caracterizan por la permanencia de cierta cantidad de residuos (rastrojo) sobre la superficie del terreno que se acaba de sembrar. La estimación fiable de la cantidad de suelo cubierto por rastrojo, tiene indudable importancia en la catalogación de estos sistemas como de conservación, especialmente si de la clasificación dependen futuros incentivos. En el marco de un experimento, de larga duración, en el que se vienen comparando tres sistemas de laboreo (convencional, mínimo y siembra directa), se ha estimado el nivel de rastrojo mediante el análisis automático de imágenes digitales tomadas con una cámara compacta. Para ello se ha desarrollado un procedimiento de segmentación que extrae automáticamente la textura del rastrojo de la imagen mediante un procesamiento en tres pasos. Los parámetros utilizados en la aplicación desarrollada se ajustan de modo global con un conjunto pequeño de imágenes mediante un algoritmo genético. La similitud de los resultados en la estimación de la cobertura del sistema desarrollado frente a los valores obtenidos con un proceso manual de calco (patrón) alcanzar valores del 92%.

Palabras clave: Agricultura de conservación, visión artificial, algoritmos genéticos.

INTRODUCCIÓN

Para la Agricultura de Conservación (AC) el rastrojo es un recurso importante en la protección del suelo del impacto de la precipitación erosiva y la consiguiente escorrentía. Así las prácticas de retención del rastrojo se recomiendan como un componente importante de un programa de manejo de suelo. Aunque inicialmente los residuos de cosecha pueden clasificarse a partir del “peso seco por unidad de superficie de suelo con cubierta”, hay mayor correlación entre el porcentaje de suelo cubierto por residuos y el control de la erosión (GILLEY *et al.*, 1986). Ya en 1993 (MORRISON *et al.*) indican que el manejo de residuos requiere el desarrollo y aplicación de técnicas apropiadas, sencillas y precisas, para la medida del porcentaje de cubierta y la generación del mapa de distribución de rastrojos en una zona.

En el marco de un experimento de larga duración cuyo objetivo es comparar tres sistemas de laboreo (convencional, mínimo y siembra directa) se ha estimado el nivel de rastrojo con un procedimiento automático de segmentación sobre imágenes digitales que extrae la textura del rastrojo. Este procedimiento desarrollado, y el ajuste (optimización) del mismo mediante técnicas de computación evolutivas (algoritmos genéticos), constituyen el núcleo del presente artículo.

MATERIAL Y MÉTODOS

Para este estudio se han tomado 64 imágenes a color en 16 parcelas de 800 m² (finca El Encín), con diferentes niveles de rastrojo de trigo, durante febrero de 2008, sobre un suelo sembrado con veza. Las imágenes han sido tomadas en exteriores con una Olympus C5050Z y con iluminación no controlada. Cada imagen recoge información de aproximadamente una zona de 0,5m x 0,5m. Se puede apreciar que presentan además del rastrojo otros elementos como son malas hierbas, piedras, suelo y sombras (ver figura 1). Con objeto de realizar las etapas de ajuste (optimización) y verificación del procedimiento de segmentación, para cada una de las imágenes del conjunto se ha generado una imagen patrón (ver figura 1) siguiendo un método de calco manual sobre acetato similar al de “cubierta verdadera” descrito en (AGRELA, 2002). Por otra parte, el proceso de segmentación desarrollado tiene tres etapas:

- 1) Obtención de una imagen binaria que elimina el fondo y discrimina la cubierta (rastrojo y mala hierba) mediante la aplicación de las expresiones (1) y (2). La expresión (1) permite obtener, a partir de las tres matrices del modelo RGB, una matriz de escala de grises en la que el valor de intensidad para cada píxel (i,j) dependerá del valor de la intensidad del píxel en cada uno de los planos RGB ponderado por unos coeficientes constantes (c_r , c_g y c_b). La imagen binaria se obtiene aplicando un umbral (expresión (2)) a la imagen anterior en escala de grises. Los valores de los coeficientes c_r , c_g y c_b así como el valor del *umbral* son determinantes a la hora de conseguir el mejor proceso de segmentación. Para encontrar los mejores valores de estos coeficientes se llevó a cabo una fase de ajuste/entrenamiento basada en un algoritmo genético utilizando 20 imágenes seleccionadas de modo aleatorio entre las imágenes del conjunto de entrada.
- 2) Obtención de una imagen binaria que segmenta zonas de mala hierba utilizando las expresiones (1) y (2). En este caso no se recurrió a una etapa de entrenamiento y se utilizaron para los coeficientes c_r , c_g , c_b y el *umbral*, los valores propuestos en (BURGOS-ARTIZZU, *et al.*, 2008).
- 3) Obtención de la imagen binaria final (segmentación del rastrojo) como resta de las imágenes binarias obtenidas en los pasos 1) y 2).

$$gris(x,y) = c_r R(x,y) + c_g G(x,y) + c_b B(x,y) \quad (1)$$

$$binaria(i,j) = \begin{cases} 0 & \forall(i,j) \mid gris(i,j) \leq umbral \\ 1 & \forall(i,j) \mid gris(i,j) > umbral \end{cases} \quad (2)$$

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Las características más relevantes del algoritmo genético usado para el ajuste son: Cada individuo representaba una combinación de valores posibles para los distintos coeficientes de segmentación. La población inicial (100 individuos) se generó de modo aleatorio pero con restricciones en los valores de los parámetros, así los coeficientes c_r , c_g , c_b podían tomar cualquier valor real comprendido entre -10 y 10 mientras que el *umbral* sólo admitía valores enteros entre 0 y 255. La probabilidad de cruce se fijó en 0,8. Se eligió la mutación gaussiana ($scale=0.5$ y $shrink=0.75$). Se utilizó también elitismo. La función de evaluación (fitness) para un individuo (solución o conjunto de coeficientes) calculaba el grado de similitud, para las 20 imágenes del conjunto de entrenamiento, entre la imagen binaria, obtenida con la segmentación automática (utilizando los coeficientes codificados en el individuo) y la imagen patrón. Con los valores obtenidos en el ajuste se aplicó el procedimiento propuesto a las 64 imágenes, obteniendo una coincidencia entre las imágenes binarias estimadas y las imágenes patrón de hasta un 92,13%.

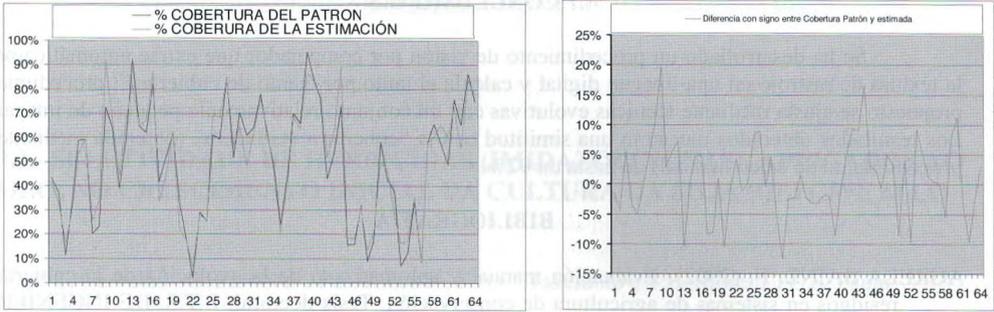
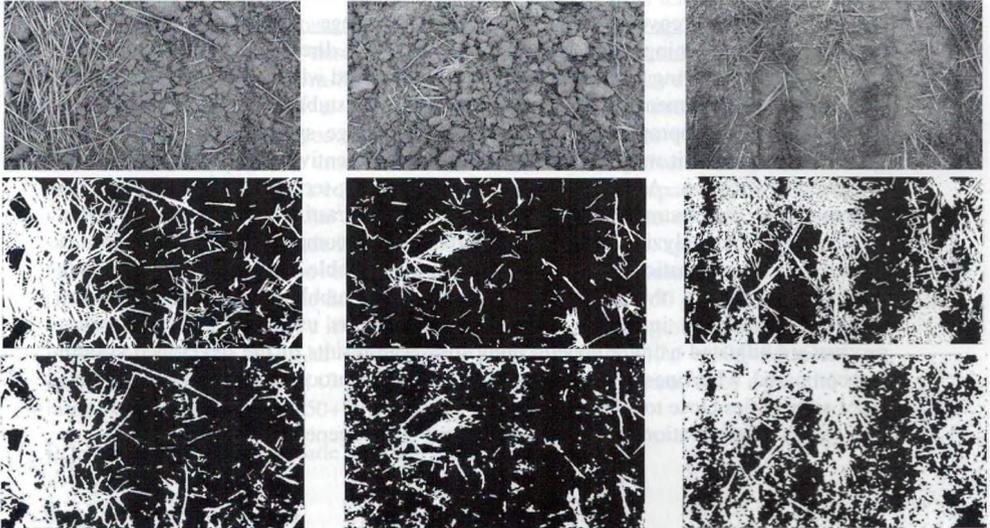


Figura 1. La 1ª fila muestra algunas de las imágenes de entrada a la aplicación desarrollada. La 2ª fila muestra el negativo de las imágenes patrón. La 3ª fila muestra las imágenes obtenidas con el procedimiento implementado.

Figura 2. De izquierda a derecha 1) porcentaje de cobertura para imágenes obtenidas (color rosa) y para imágenes patrón (color verde); 2) diferencia porcentual de la cobertura entre las imágenes patrón y las estimadas.



En términos de cobertura las 64 imágenes patrón mostraron un porcentaje total de cobertura del 49,63 % mientras que las 64 imágenes binarias estimadas mostraron una cobertura del 50,48 %. Por tanto, en la determinación de cobertura (computo del total de píxeles a blanco en ambos grupos) la diferencia entre las imágenes patrón y estimadas no llegaba a un 1%. La figura 1 muestra las imágenes patrón y estimadas para 3 imágenes muy distintas de entrada. Los errores en la estimación de la cubierta de cada imagen son: -4,42%, +5,61% y +9,35% respectivamente. En la figura 2 se pueden apreciar las diferencias en los porcentajes de cobertura para todo el conjunto de partida.

CONCLUSIONES

Se ha desarrollado un procedimiento de visión por computador que extrae automáticamente la textura de rastrojo en una imagen digital y calcula el tanto por ciento de cubierta. El procedimiento propuesto se ajusta mediante técnicas evolutivas con un conjunto relativamente pequeño de imágenes. Los resultados obtenidos muestran una similitud con la “cobertura verdadera” (obtenida mediante un procedimiento de calco manual) de hasta un 92%.

BIBLIOGRAFÍA

- AGRELA SAINZ, F. (2002). Evaluación manual y automatizada de la evolución de la cubierta de residuos en sistemas de agricultura de conservación. Tesis doctoral. E.T.S. DE INGENIEROS AGRÓNOMOS Y DE MONTES. Universidad de Córdoba.
- BURGOS-ARTIZU X.P.; RIBEIRO, A.; TELLAECHE A.; PAJARES G. (2008). Optimisation of natural images processing using different evolutionary algorithms. IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI 2008) / Evolutionary Computation: 256-264.
- GILLEY, J.E.; FINKNER, S.C.; SPOMER, R.G.; MIELKE, L.N. (1986). Runoff and erosion as affected by corn residue: Part I. Total losses. Trans. ASAE 29:157-160.
- MORRISON, J.E.; HUANG, C.; LIGHTLE, D.T.; DAUGHTRY, C.S.T. (1993). Residue measurement techniques. Journal of Soil and Water Conservation. 48(11): 479-483.

Summary: Stubble coverage assessment by an image processing system with evolutionary fine-tuning. The minimum tillage and direct seeding are systems characterized by leaving part of the sown surface covered with crop residue (stubble). The reliable assessment of the land covered by stubble, has unquestionable importance to an appropriately cataloguing of a tillage system as a conservation system, especially if it would exist, in the future, an incentive quantity depending the system classification. As part of an experiment, long-term, three tillage systems (conventional, minimum, and direct seeding) are contrasting. The level of stubble was estimated by analyzing images taken with a digital compact camera. Therefore, a procedure that automatically extracts the texture of stubble from a digital image has been developed. In the proposed approach, the stubble are distinguished by processing the input image in three steps. Parameters used in the segmentation process are adjusted using a genetic algorithm. The results of the developed system are compared with ones obtained through a manual process, reaching in the best cases similarities close to 92%.

Key words: Conservation agriculture, computer vision, genetic algorithms.

7.