

Sistema de Visión Artificial para el Análisis de Imágenes de Cultivo basado en Texturas Orientadas

Sotomayor J.; Gómez A.; Cela A.

Escuela Politécnica Nacional, Facultad de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Quito, Ecuador
e-mail: (juan.sotomayor; alejandro.gomez; andres.cela) @epn.edu.ec

Resumen: Dentro del área de la Agricultura de Precisión al obtener la mayor cantidad de información sobre los campos de cultivo se puede optimizar los procesos de siembra, control de malas hierbas y cosecha. Obtener imágenes con cámaras sobre vehículos aéreos no tripulados está siendo actualmente una solución viable para esta tarea, por lo que el procesamiento y análisis de las imágenes aéreas brindaría mayor información al navegar sobre un cultivo. El presente trabajo muestra el desarrollo de un sistema de visión para detectar la dirección de las líneas de cultivos de trigo de imágenes aéreas basándose en el análisis de texturas orientadas; tres estrategias son propuestas para afrontar las diferentes situaciones de las imágenes de cultivo: poca capa vegetal, rodales de mala hierba, variabilidad de la iluminación, escalado de la imagen, entre otras. Las pruebas han sido realizadas con un repositorio de imágenes propio, logrando resultados muy satisfactorios que indican una respuesta en tiempo real, manteniendo un alto nivel de eficiencia en la detección de la dirección de las líneas de cultivo.

Palabras clave: Visión por Computador, Procesamiento de Imágenes en Tiempo Real, Visión artificial, Texturas Orientadas, Agricultura de Precisión.

Abstract: In the area of Precision Agriculture to get most information about the farmlands is possible to optimize the processes of: planting, weed control and harvesting. Obtaining images with cameras on unmanned aerial vehicles is currently an able solution for this task. The processing and analysis of aerial images would provide more information when we browse on a crop. This paper shows the development of a vision system to detect the direction of the lines of wheat crops using aerial images based on texture analysis oriented, three strategies are proposed to tackle different situations in crop images: little topsoil, weed zones, variability of the illumination, image scaling. The tests were conducted with an own repository of images with highly satisfactory results. Also, the results indicate a response in real time, while the detection of the crop rows direction is keep at high level of efficiency.

1. INTRODUCCION

Dentro del concepto de Agricultura de Precisión (AP) la ubicación y eliminación de malas hierbas dentro del cultivo es muy importante para garantizar una buena producción. Y además provee información de mucha utilidad para cosechas futuras mediante la utilización de mapas de riego. Adquirir toda la información necesaria de los campos de cultivo mediante vehículos no tripulados, transmitir la información para su posterior procesamiento en un laboratorio con la ayuda de un sistema experto para la toma de decisiones y por último, enviar las acciones correspondientes al campo para ejecutar la aplicación de herbicida de manera óptima, está permitiendo automatizar todas estas, lo que favorece la viabilidad económica.

La visión por computador ha sido de mucha utilidad para el procesamiento de imágenes de cultivo, aunque los logros son poco generalizables pues la variabilidad del campo junto con las condiciones ambientales hace que en cada caso se utilicen técnicas puntuales. En la mayoría de los trabajos desarrollados se realiza la discriminación de la capa vegetal del resto (suelo desnudo, sombras, paja, etc.) o lo que es lo mismo la segmentación, para a continuación distinguir los píxeles de la capa vegetal que pertenecen a mala hierba. En [1] [2] se realiza la segmentación de imágenes de cultivos de cebada en tres etapas: en la primera se transforma la imagen

en color (canales RGB) a una imagen en escala de grises obtenida mediante la combinación lineal de los 3 canales. La imagen obtenida se transforma mediante una binarización en una imagen en blanco y negro, donde la capa de vegetación se aísla del resto (suelo desnudo, sombras, paja, etc.). A continuación se identifican los píxeles de la imagen que son parte de las hileras de cultivo lo que permite a su vez identificar el resto de píxeles como parte de las zonas de mala hierba.

En [3] se propone el uso del exceso de verde (ExG) como forma de discriminación de la capa vegetal, suministrando buenos resultados en imágenes que presentaban humedad en el suelo y variación de las condiciones de iluminación.

Por otra parte, en [4] [5] se trabaja en el espacio de color HSI, consiguen una buena segmentación entre la capa vegetal y el suelo en distintos tipos de cultivo con diversas condiciones ambientales.

Los tres procedimientos mencionados son algunos de los más utilizados para segmentación de imágenes de cultivo porque han arrojado buenos resultados en la segmentación de la capa vegetal, suministrando robustez frente a cambios en la iluminación y en el tipo de cultivo. Además es importante resaltar que de esta segmentación depende el éxito de las siguientes etapas de procesamiento de la imagen.

Una vez separada la capa vegetal en las imágenes de cultivo se puede extraer la información necesaria para distinguir la línea de cultivo, el objetivo sería utilizar esa información para el guiado de un vehículo autónomo. Según [6] se aprovecha la orientación de las líneas de cultivo de las imágenes

obtenidas en un plano paralelo al suelo (cenital) tomadas desde un trípode, para poder detectar la posición y la cantidad de píxeles pertenecientes a la línea de cultivo. En otros trabajos como en [7] se enfrentan a las dificultades de procesar imágenes que se adquieren de una cámara montada sobre un tractor. En este caso, la imagen se ve afectada por las vibraciones y el cabeceo propio del vehículo debido a las irregularidades del terreno. Para discriminar la línea de cultivo se utiliza la transformada de Hough con buenos resultados.

En [4] [8] se procesa imágenes adquiridas con una perspectiva aproximadamente cenital desde una cámara montada sobre un vehículo terrestre de pequeña envergadura (un vehículo de aeromodelismo). El procedimiento utilizado en la detección de la línea de cultivo divide a la imagen binaria en 5 franjas horizontales. Seguidamente se utiliza un vector con tantas componentes como columnas tiene la imagen segmentada y en cada componente se almacena el número de píxeles en blanco de la columna asociada. De esta manera se forma una imagen definida en bloques, determinando los centros de estos bloques se obtienen los puntos con los que se puede definir la recta en la que se encuentra el cultivo.

En la imagen obtenida desde un vehículo como un tractor se pueden encontrar distintas zonas como suelo, capa vegetal, cielo, puentes, caminos, líneas de alta tensión, etc. En estos casos claramente se pueden definir tres texturas: la capa vegetal, el suelo, y en algunas imágenes, el cielo. Las dos primeras texturas brindan cierta información acerca del estado del cultivo y del suelo. Al considerar las imágenes como una combinación de texturas es posible realizar la clasificación e identificación de las diferentes zonas que las componen. En [9] se propone combinar varias técnicas ya existentes con el objeto de afrontar los problemas presentes en la segmentación de este tipo de imágenes adquiridas en exteriores y en muchos casos en condiciones extremas y muy variables de iluminación. Y para mejorar aún más la segmentación de la capa vegetal, se propone utilizar un clasificador fuzzy que identifique los diferentes tipos de verde a los que dan lugar los distintos tipos de planta (cultivos y malas hierbas) o incluso las sombras en plantas.

Este trabajo presenta el desarrollo de un innovador sistema de visión por computador basado en el análisis de texturas orientadas que se encarga de obtener el **ángulo de orientación de la estructura línea de cultivo de imágenes aéreas** donde existe: poca capa vegetal, rodales de mala hierba, variabilidad de la iluminación, escalado de la imagen, entre otras.

En la sección 2 se explica el problema y el método propuesto para la detección del ángulo de orientación de las líneas de cultivo. En la sección 3 se presenta el procesamiento de la imagen aérea de cultivo. En la sección 4 se muestra las pruebas y resultados obtenidos. Y en la sección 5 se exponen las conclusiones más relevantes de este trabajo.

2. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA Y MÉTODO PROPUESTO

Las imágenes aéreas de campos de cultivo de trigo utilizadas en el presente trabajo se adquirieron con un plano paralelo al suelo mediante una cámara Olympus Digital montada sobre un vehículo aéreo no tripulado (UAV).

2.1 Características de las imágenes aéreas

Las imágenes se tomaron a alturas de 30 y 100 metros con una resolución de 4032x3024 píxeles. La Fig. 1 muestra algunos ejemplos en los que se observan ciertas características que deben tomarse en cuenta a la hora de procesar la imagen como son: la homogeneidad, las fronteras con otros cultivos, la poca capa vegetal, las rodadas de tractor, los rodales de mala hierba, las líneas de cultivo no perpendiculares a la base de la imagen, variabilidad en la iluminación, distintas escalas, etc.

Por otra parte, si el elemento de interés a detectar en la imagen es la línea de cultivo, en este caso cultivo de trigo, también se observa que la separación entre líneas es poca alrededor de los 15 centímetros, lo que dificultará la detección de la línea.

Además es importante tener en cuenta que el método de una respuesta en tiempo real.



Figura 1. Imágenes capturadas a dos alturas diferentes.

2.2 Método propuesto

El método propuesto en el presente trabajo se basa en el análisis de texturas orientadas y consta del siguiente conjunto de etapas:

- Segmentación de la imagen aérea de cultivo.
- Suavizado de la imagen con un Filtro de Gauss.
- Cálculo del Gradiente de la imagen suavizada.
- Cálculo de los ángulos de orientación sobre una región en la imagen.
- Cálculo del ángulo de orientación total de la imagen.
- Cálculo de la coherencia del flujo de orientación.

3. PROCESAMIENTO DE LA IMAGEN DE CULTIVO

Inicialmente sobre la imagen se realiza un re-escalado a un tamaño de 320 x 320 píxeles, con el fin de reducir la cantidad de información a procesar consiguiendo mayor conectividad entre las líneas de cultivo. Para la segmentación se han hecho pruebas en los dos espacios de color (RGB y HSI) que han

dado buenos resultados en los trabajos citados en las secciones anteriores. Sin embargo en el presente trabajo se ha optado por seleccionar el espacio RGB debido a que tiene mayor robustez ante la variabilidad de la iluminación.

3.1 Segmentación de la imagen

Se obtiene una imagen en escala de grises mediante la combinación lineal de los tres canales RGB [1].

$$ImG = r \times ChannelR + g \times ChannelG + b \times ChannelB \quad (1)$$

Los valores de las constantes de (1) son los valores propuestos en [1] $r = -0.884$, $g = 1.262$ y $b = -0.311$; obtenidos con un procedimiento de optimización basado en algoritmos genéticos. A la imagen en escala de grises se le aplica un umbral de 0,48 obtenido mediante un procedimiento heurístico, con el fin de conseguir una imagen binaria (imagen en blanco y negro). En los pasos siguientes se analiza el comportamiento de la imagen resultante de multiplicar la imagen en escala de grises, con la imagen binaria, esto se realiza para segmentar y definir de mejor manera sólo las líneas de cultivo. La Fig. 2 describe el procedimiento para conseguir algunas de las imágenes descritas.

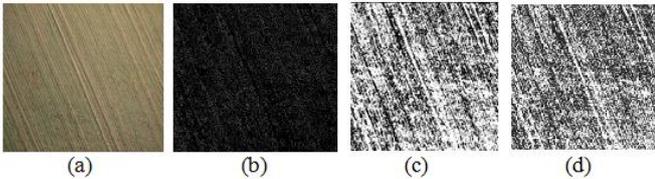


Figura 2. Imagen de cultivo en diferentes etapas: (a) imagen original; (b) imagen en escala de grises; (c) imagen binaria y (d) imagen resultante de la multiplicación binaria-escala de grises.

3.2 Análisis de la imagen como textura orientada

Para determinar el ángulo de orientación de las líneas de cultivo, se considera la imagen como una textura orientada [10]. Así, se aplica a la imagen el gradiente del gaussiano (GOG). En concreto la imagen se filtra con un Kernel de convolución gaussiano de tamaño 3 con una sigma (σ) igual a 0,5 con el fin de conseguir una imagen con transiciones suaves entre el borde de las líneas y el suelo.

A continuación a la imagen resultante se le aplica el operador gradiente. Se define el vector gradiente de una función $f(x, y)$ como la siguiente expresión:

$$\nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} \partial f(x, y) / \partial x \\ \partial f(x, y) / \partial y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} \quad (2)$$

Donde la magnitud viene representada por:

$$Mag[\nabla f(x, y)] = \sqrt{(\partial f(x, y) / \partial x)^2 + (\partial f(x, y) / \partial y)^2} = G \quad (3)$$

Y el ángulo o argumento se expresa como:

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{\partial f(x, y) / \partial y}{\partial f(x, y) / \partial x} \right) \quad (4)$$

De esta forma para cada pixel (i, j) de la imagen se pueden calcular las componentes “x” e “y” del vector gradiente, es decir, $G_x(i, j)$ y $G_y(i, j)$. En el vector gradiente cada pixel (i, j) apunta en dirección del incremento máximo posible de la intensidad, y la magnitud del vector gradiente corresponde a la cantidad de cambio de la intensidad en esa dirección. La Fig. 3 presenta una zona de la imagen obtenida usando (2).

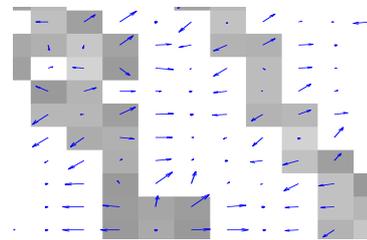


Figura 3. Zona de imagen con Gradiente.

3.3 Obtención del ángulo de orientación

Se puede pensar que el problema estaría resuelto sumando vectorialmente cada uno de los segmentos y hallando la dirección resultante, sin embargo esto no funciona por dos razones: 1) un único segmento puede tomar en un mismo punto dos direcciones diferentes pero opuestas entre sí (θ o $\theta + \pi$) y 2) incluso si los segmentos tienen direcciones diferentes no opuestas, existe el riesgo de que se contrarresten, en lugar de realizar su aporte a la orientación dominante. Para solventar los problemas anteriores se utiliza el cálculo del ángulo dominante de una textura a partir de la representación polar del gradiente mediante la siguiente expresión:

$$\theta_{nn} = \tan^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^{i=N} \sum_{j=1}^{j=N} G(i, j)^2 \sin 2\theta_{(i,j)}}{\sum_{i=1}^{i=N} \sum_{j=1}^{j=N} G(i, j)^2 \cos 2\theta_{(i,j)}} \right) / 2 \quad (5)$$

En donde se tiene el ángulo de orientación θ para una región de $N \times N$ de la imagen, como $\theta_{nn} + (\pi/2)$, ya que el gradiente calculado es perpendicular a la dirección de las líneas. Al no tener una imagen de cultivo uniforme parece adecuado dividirla y trabajar con orientaciones locales. Siguiendo esta estrategia se considera dividir la imagen en 16 regiones de 80×80 píxeles distribuidas de forma matricial, en cuatro filas por cuatro columnas. La Fig. 4 muestra los resultados obtenidos donde se observa el mayor error

cometido, zona C3. Se pinta con verde el ángulo de referencia que es obtenido manualmente (113.12°) y con rojo los ángulos calculados.

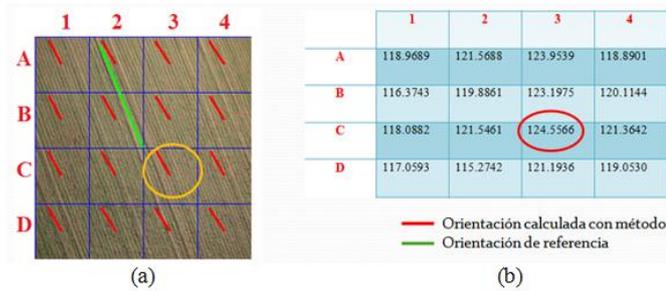


Figura 4. Resultados; (a) imagen dividida en 16 regiones con orientaciones locales; (b) tabla de valores de los ángulos para cada región.

Una vez obtenidas las orientaciones locales se procede a determinar las regiones que mejor representan la orientación global de la imagen, para ello se usa el termino de coherencia del flujo de orientación, que es el valor que permite conocer en una región, la proporción de orientaciones locales que están en la misma dirección de la orientación global.

Así, teniendo el ángulo de orientación θ_{nn} en la región de análisis W , dato obtenido usando (5), y considerando para cada pixel (i, j) el valor de gradiente, en magnitud $G(i, j)$ y en orientación $\theta(i, j)$ se puede calcular el índice de coherencia de flujo usando (6). Se proyecta la magnitud del gradiente con su orientación sobre el vector unitario en la dirección θ_{nn} y se suman todas las proyecciones de cada pixel.

Así, se presenta la siguiente expresión:

$$\rho = \frac{\sum_{(i,j) \in W} \|G(i, j) \cos(\theta_{nn} - \theta_{(i,j)})\|}{\sum_{(i,j) \in W} G(i, j)} \quad (6)$$

El valor absoluto usando (6) evita la cancelación de los vectores que apuntan en direcciones opuestas. Un índice de coherencia alto indica el mejor candidato (región) para representar la orientación de la imagen, mientras que un índice bajo representa una baja uniformidad en la tendencia de las líneas de cultivo. En la Fig. 5 se muestran los resultados obtenidos y se observa al mejor candidato con un círculo rojo.

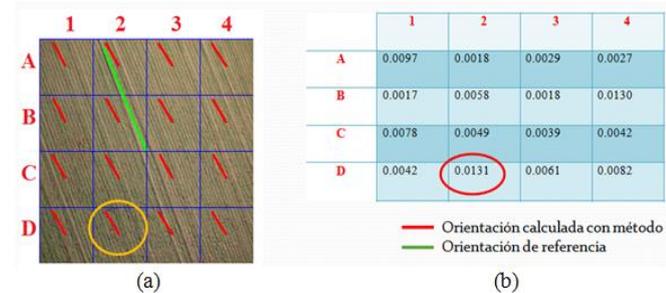


Figura 5. Resultados; (a) imagen dividida en 16 regiones con orientaciones locales; (b) tabla de valores del índice de coherencia del flujo de orientación.

Con la medida de coherencia del flujo de orientación es posible minimizar efectos de líneas de cultivo desordenadas, dando más peso a los ángulos cuyas regiones presentan un valor elevado.

Por último, se han considerado 3 estrategias diferentes para calcular el ángulo global de orientación. El ángulo de la región con mayor índice de coherencia (método E1).

Se debe tener en cuenta que las líneas de cultivo no son exactas, habrá en ciertas regiones segmentos de línea desconectados y seguidos uno de otro, los principios y finales de estos segmentos aportarán información de un ángulo de orientación totalmente diferente al que en realidad se tiene. También es probable que se tenga regiones con líneas continuas y definidas pero con una ligera desviación debido a irregularidades del terreno. Todo lo comentado lleva a plantear una segunda estrategia (método E2), que considera el máximo valor de coherencia del flujo de orientación y todos los valores no inferiores al 70% del máximo. En la Fig. 4 se involucran a las regiones A1, D2 y B4, cuyos ángulos de orientación son: 118.9689°, 115.2742° y 120.1144° respectivamente. Para calcular el ángulo de orientación global de la imagen, los ángulos elegidos se promedian de forma ponderada, considerando como pesos los valores de coherencia del flujo de orientación.

Los campos de cultivo cubren amplias zonas y en las fronteras colindan con otros terrenos, por lo que dentro del campo de visión de la cámara podrían aparecer estas zonas que carecen de interés para el análisis. Para evitar este tipo de problemas se propone una tercera estrategia (método E3). En la Fig. 4 únicamente se toma en cuenta las regiones centrales B2, B3, C2 y C3, cuyos ángulos de orientación son: 119.8861°, 123.1975°, 121.5461° y 124.5566° respectivamente. El ángulo de orientación global de las líneas de cultivo se obtiene mediante el promedio de forma ponderada de los ángulos anteriores.

En la Fig. 6 se visualizan las imágenes con los resultados obtenidos donde: los círculos azules señalan la o las zonas consideradas para cada una de las estrategias, la línea roja representa el ángulo de orientación calculado, y la línea verde representa la orientación de referencia de la imagen.

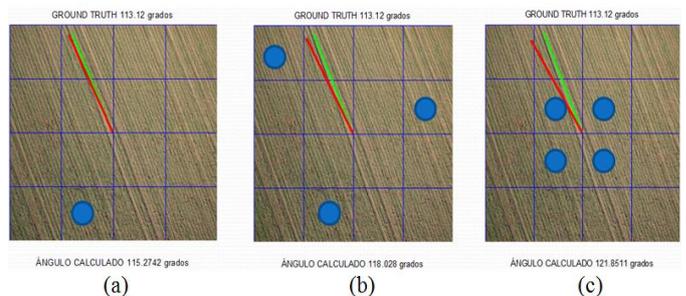


Figura 6. Imagen de cultivo con resultado del ángulo de orientación; (a) imagen con resultado del método E1; (b) imagen con resultado del método E2; (c) imagen con resultado del método E3.

En la Tabla 1 se resumen los errores obtenidos al aplicar las tres estrategias a la imagen junto con el tiempo de procesamiento para cada una de ellas.

Tabla 1. Error absoluto y tiempo de procesamiento

Medida	Método E1	Método E2	Método E3
Error absoluto (°)	-2.15	-4.91	-8.73
Tiempo de procesamiento (ms)	63.7	64.6	63.3

Con el método E1 se aprecia que siendo la región D2 la más representativa con un ángulo de 115.2742°, es la que más se aproxima al ángulo de referencia 113.12°; mientras que al promediar los ganadores más prometedores (método E2) se tiene 118.028°; y al trabajar solo con la parte central (método E3) el ángulo es de 121.8511°, en estos dos últimos casos el error es mayor.

Finalmente el tiempo de cómputo requerido para procesar la imagen con las tres estrategias propuestas es aproximadamente igual a 64 milisegundos en media.

4. PRUEBAS Y RESULTADOS

Se han realizado varias pruebas considerando las tres estrategias propuestas en base a la coherencia del flujo de orientación: método E1 que toma el mejor candidato que representa la orientación global del cultivo en la imagen, método E2 que además de tomar el mejor candidato toma los no inferiores al 70% del valor del mejor candidato y método E3 que únicamente considera la parte central de la imagen.

El repositorio utilizado para las pruebas constaba de 129 imágenes y los resultados para algunas de estas imágenes se muestran en la Fig. 7 donde la línea verde es el ángulo de referencia y la línea roja es el ángulo de orientación calculado.

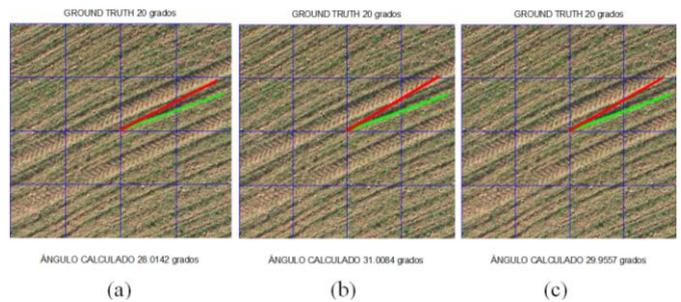
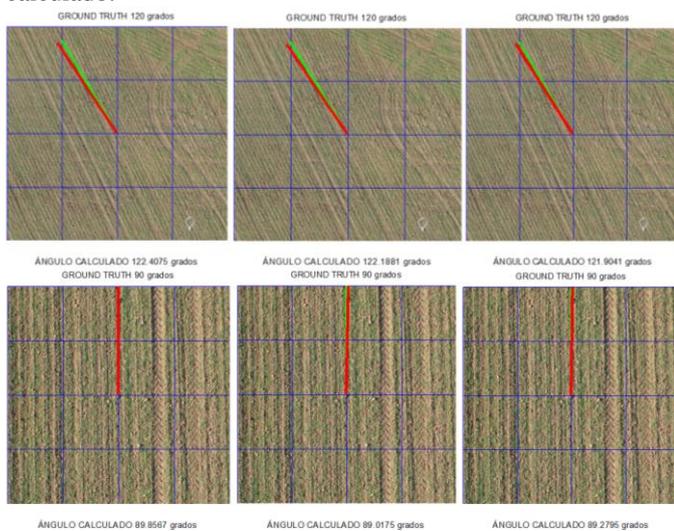


Figura 7. Algunos casos de imágenes de cultivo con resultado del ángulo de orientación; (a) columna de casos aplicando el método E1; (b) columna de casos aplicando el método E2; (c) columna de casos aplicando el método E3.

La Tabla 2 resume los resultados obtenidos de las pruebas realizadas como el Error Medio Cuadrático (EMC) y el tiempo de procesamiento.

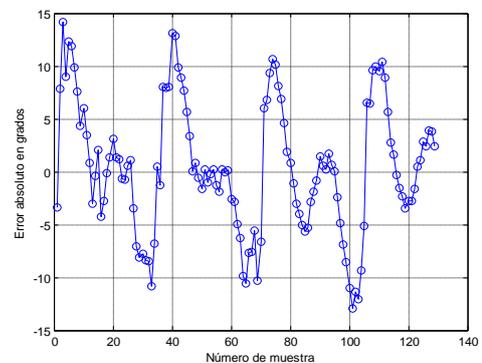
Tabla 2. Resultados para las tres estrategias

Medida	Método E1	Método E2	Método E3
Error Medio Cuadrático (°)	4.90	4.68	5.21
Tiempo de procesamiento (ms)	64.5	65.4	64.0

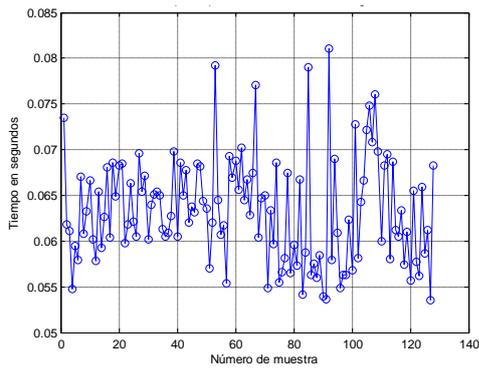
Se observa que las tres estrategias son válidas para solucionar el problema, lo cual es muy satisfactorio si se tiene en cuenta la heterogeneidad de las imágenes del campo de cultivo, por eso en cada imagen por separado funciona mejor una estrategia concreta.

La estrategia E2 es la que muestra una mayor precisión al determinar la orientación del cultivo con un tiempo de procesamiento de 65.4 milisegundos.

La Fig. 8a y 8b muestran los resultados de los errores absolutos cometidos y el tiempo de procesamiento para cada imagen con el método E1 respectivamente. En la Fig. 8a se observa que errores absolutos máximos rodean aproximadamente los 15° que son los casos de imágenes en donde los cultivos tienen frontera con otros terrenos. Se observa que los errores absolutos mínimos están cercanos a 0° y además el tiempo de procesamiento máximo por imagen (Fig. 8b) es de aproximadamente 80 milisegundos y el mínimo rodea los 55 milisegundos.



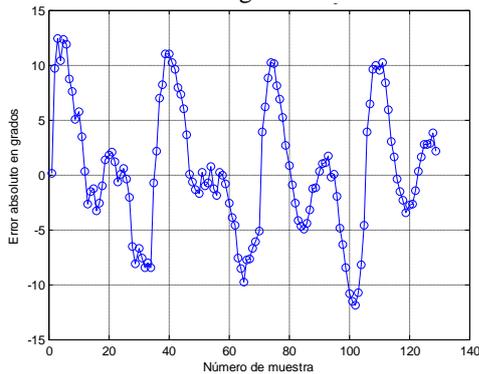
(a)



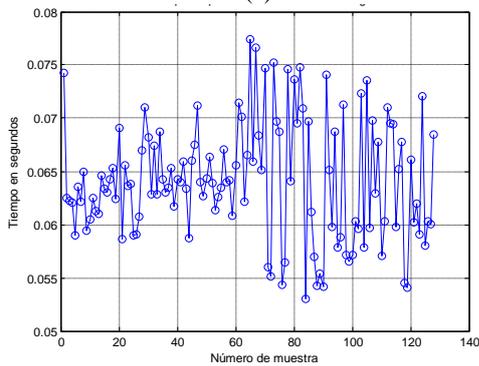
(b)

Figura 8. Resultados de las pruebas método E1: (a) error absoluto en grados y (b) tiempo de procesamiento.

La Fig. 9 muestra los resultados de los errores absolutos y el tiempo de procesamiento para cada imagen usando el método E2. En la Fig. 9a se observa que los errores absolutos máximos rondan aproximadamente los 10° que son los casos de imágenes en donde los cultivos tienen poca capa vegetal. Se observa que los errores absolutos mínimos están cercanos a 0° y que el tiempo de procesamiento máximo por imagen (Fig. 9b) es de aproximadamente 75 milisegundos y donde el tiempo mínimo es de 55 milisegundos.



(a)



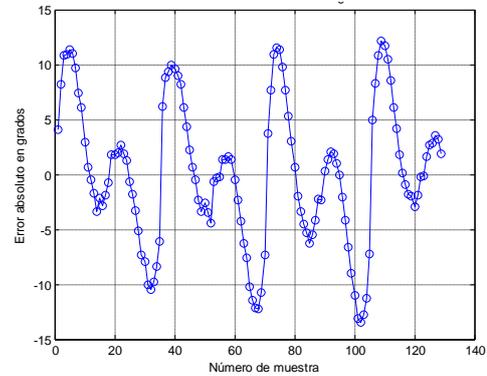
(b)

Figura 9: Resultados de las pruebas método E2: (a) error absoluto en grados y (b) tiempo de procesamiento.

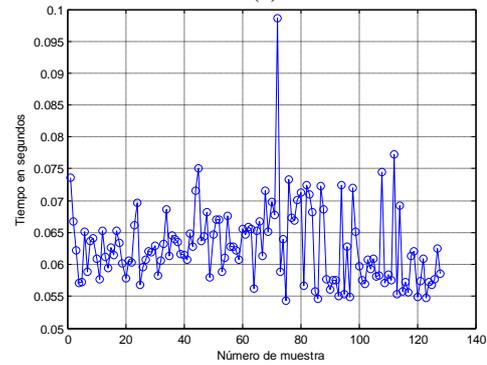
Finalmente la Fig. 10 muestra los resultados de los errores absolutos y el tiempo de procesamiento para cada imagen con el método E3. En la Fig. 10a se observa que errores absolutos máximos rodean aproximadamente los 10° que son los casos

de imágenes en donde los cultivos tienen rodadas de tractor en la zona central mientras que los errores mínimos cercanos a 0°.

Además el tiempo de procesamiento máximo por imagen (véase Fig. 10b) es de aproximadamente 100 milisegundos y donde el tiempo mínimo es de 55 milisegundos.



(a)



(b)

Figura 10: Resultados de las pruebas método E3: (a) error absoluto en grados y (b) tiempo de procesamiento.

5. CONCLUSIONES

En este artículo se ha presentado un innovador y original sistema de visión por computador que detecta el ángulo de orientación de las líneas de cultivos de trigo en imágenes aéreas basándose en el análisis de texturas orientadas. Los métodos propuestos han conseguido resultados de manera general muy satisfactorios considerando la amplia gama de imágenes utilizadas para las pruebas realizadas; así se tiene un error cuadrático medio aproximado global de 4.93° y un tiempo de procesamiento por imagen global de 64,6 milisegundos en media, lo que permite dar una respuesta en tiempo real consiguiendo procesar aproximadamente 15 tomas por segundo.

Al ser estos primeros resultados muy alentadores es posible, como trabajo futuro, integrar el sistema de visión mediante técnicas de control visual al modelo de un vehículo aéreo autónomo y de esta manera realizar el control sobre la navegación del vehículo para que en su trayecto se pueda adquirir tomas del cultivo de mejor calidad.

REFERENCIAS

- [1] X. P. Burgos-Artizzu, A. Ribeiro, A. Tellaeché, G. Pajares. "Optimisation of natural images processing using different evolutionary algorithms", 2008 IEEE CONGRESS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION 1-8, pp. 1268-1275. 2008.
- [2] A. Tellaeché, X. P. Burgos-Artizzu, G. Pajares, A. Ribeiro. "A vision-based classifier in precision agriculture combining bayes and support vector machines", Intelligent Signal Processing 2007 (WISP) IEEE International Symposium on, pp. 1-6. 2007.
- [3] Li Chen, Jin-Guo Zhang, Hai-Feng Su, Wei Guo. "Weed identification method based on probabilistic neural network in the corn seedlings field", Proceedings of the Ninth International Conference on Machine Learning and Cybernetics 3, pp. 1528-1531. 2010.
- [4] R. Gottschalk, X. P. Burgos-Artizzu, A. Ribeiro, G. Pajares, A. Sainchez-Miralles. "Real-time image processing for the guidance of a small agricultural field inspection vehicle", 15th International conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP08) 2-4, pp. 493-498. 2008.
- [5] W. Lanlan, W. Youxian. "Application of support vector machine for identifying single corn/weed seedling in fields using shape parameters", Information Science and Engineering (ICISE) 2010 2nd International Conference on, pp. 1-4. 2010.
- [6] A. Ribeiro, C. Fernández-Quintanilla, J. Barroso, M.C. García-Alegre. "Development of an image analysis system for estimation of weed", Proceedings 5th European Conf. On Precision Agriculture (5ECPA), pp. 169-174. 2005.
- [7] J. Barreda. "Seguimiento visual de líneas de cultivo", Universidad de Murcia, Tutores: Ángela Ribeiro y Alberto Ruiz, España. 2009
- [8] J. Conesa-Muñoz, R. Gottschalk, X. P. Burgos-Artizzu, A. Ribeiro. "Método de detección visual de líneas de cultivo para el control en dirección de vehículos agrícolas", Conferencia de la Asociación Española para la Inteligencia Artificial (CAEPIA) 2011. Workshop: Computer Vision in Natural Environments: agriculture and forestry (CVNE). Universidad de la Laguna. 2011.
- [9] M. Guijarro, G. Pajares, I. Riomoros, P. J. Herrera, X. P. Burgos Artizzu, A. Ribeiro. "Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images", Computers and Electronics in Agriculture 75, pp. 75-83. 2011.
- [10] A. R. Rao, B. G. Schunck. "Computing oriented texture fields", Graphical Models and Image Processing 53, pp. 157-185. 1991.