

IBERAMIA



20. Congreso Iberoamericano de Inteligencia Artificial

Morelia, Michoacán

México

Julio 9 a 13 de 1990

 LIMUSA
NORIEGA

- * RECONOCIMIENTO DE CURVAS MATEMATICAS UTILIZANDO EL ALGORITMO DE BACK-PROPAGATION.
Romero B. M., Vargas M. E., Figueroa N. J.
(Laboratorio de Sistemas Complejos, UNIVERSIDAD LA SALLE)
(UAM - IZTAPALAPA) 219
MEXICO

APRENDIZAJE

- * EXTRACCION DE REGLAS A PARTIR DE BASES DE DATOS PARA GENERAR BASES DE CONOCIMIENTO.
Guillén Rocío, Garza Esperanza.
(Centro de Inteligencia Artificial, ITESM, Campus Monterrey) 233
MEXICO
- * APRENDIZAJE DE SEGUNDO ORDEN.
Arévalo P. Patricia, Eichler Peter.
(BRAINWARE, México) 249
MEXICO - ALEMANIA
- * EL PROBLEMA DE LA SELECCION DE ATRIBUTOS EN APRENDIZAJE INDUCTIVO: NUEVA PROPUESTA Y ESTUDIO EXPERIMENTAL
López de Mántaras R., Crespo J.J.
(Centro de Estudios Avanzados de Blanes - CSIC) 259
ESPAÑA
- * SISTEMA LOGICO DE RELACION NO MONOTONICO (SLRN).
Botti, V.J., Crespo A.
(Departamento de Sistemas Informáticos y Computación, UPV)
(Departamento de Ing. de Sist., Computadores y Automática, UPV) 273
ESPAÑA

VISION

- * UN SISTEMA DE VISION PARA LA RECOLECCION AUTOMATICA DE CITRICOS.
Cerverón V., Ferri F., Domingo J., Arnau V., Albert J., Vicens M.,
Pelechano J., Ferrer C..
(Dept. Informática y Electrónica, UNIVERSIDAD DE VALENCIA)
(Instituto de Robótica, UNIVERSIDAD DE VALENCIA) 301
ESPAÑA

UN SISTEMA DE VISION PARA LA RECOLECCION AUTOMATICA DE CITRICOS

V. Cerverón, F. Ferri, J. Domingo, V. Arnau

Dept. Informática y Electrónica, Universidad de Valencia.

J. Albert, M. Vicens, J. Felechano, C. Ferrer.

Instituto de Robótica, Universidad de Valencia.

RESUMEN: Este artículo se centra en la aplicación de diversas técnicas y métodos propios de la visión artificial a un prototipo de sistema robotizado para la recolección de cítricos. Se estudia las diferentes etapas del proceso de visión, que abarcan desde el estudio de las propiedades ópticas, como el color de los objetos, hasta la implementación de procedimientos para la localización de los frutos. Se incide en los problemas principales de la tarea a realizar que provienen principalmente de la iluminación variable de las escenas, debido a las condiciones ambientales en que dicha tarea debe realizarse. Se muestran algunos ejemplos representativos y se hace una valoración de los resultados obtenidos.

Palabras clave: Visión por computadora, Robótica, Recolección Automática, Análisis de escenas naturales.

Tradicionalmente, la incorporación de las nuevas tecnologías a las tareas agrícolas se ha encontrado con un mayor número de problemas que cuando se ha intentado adaptar a otros tipos de procesos industriales. La utilización de máquinas agrícolas inteligentes ha estado limitada por la amplia variedad de condiciones, muchas de ellas adversas, bajo las que deben operar. No obstante, el aumento de la competencia internacional en el sector agrícola y los avances de la tecnología digital, unidos al descenso de los costes de la misma, hacen que se incrementen el interés por consolidar la aplicación de sistemas inteligentes en este campo (SIST-87, GRAN-85, RABA-88). En este sentido, comenzó en el año 1987 un proyecto de investigación franco-español dirigido a la construcción de un robot recolector de cítricos, con el apoyo del plan europeo Eurka (Citrus-Robot, EU-176), y bajo el cual se empezaron a realizar las investigaciones motivo del presente trabajo.

Los procesos robotizados dirigidos por visión en ambientes naturales trabajan con objetos que varían en su forma, tamaño, color, textura, etc. La principal dificultad es la iluminación de la escena, pues si no se hace uso de fuentes adicionales de luz artificial, la única fuente disponible es el sol, con toda la problemática inherente a la misma, ya que la iluminación va a variar considerablemente dependiendo de la hora del día o de los factores meteorológicos bajo los cuales se trabaja.

Paralelamente se están realizando estudios para encontrar nuevos procedimientos de cultivo que posean una mejor adaptación a las restricciones de las nuevas técnicas de automatización, para conseguir por ejemplo, que los árboles se desarrollen según un patron preestablecido, lo que facilitaría la recolección de los frutos (JUST-89).

PROCESO DE VISION

La aplicación particular que motiva este trabajo es el desarrollo de un sistema que permita la recolección de frutos en el árbol, más concretamente naranjas, para su posterior recolección automática mediante un brazo robot.

En la tarea que nos ocupa, el problema de la iluminación de la imagen, antes señalada, se ve puede añadir otro más que condiciona el proceso de visión: la ocultación parcial de los objetos. En efecto, por encontrarse la naranjas inmersas en un fondo aleatorio de hojas y ramas, la situación más probable será tener una visión parcial, y no completa, de las mismas. Esta disposición de frutos y hojas en el árbol va a provocar también la aparición de muchas zonas sombreadas en la escena, con lo cual no solo vamos a tener variabilidad del tipo de luz sino también de su distribución en la imagen.

Por tratarse de un sistema de visión aplicado a un proceso automatizado que necesita una cierta respuesta temporal para considerarse eficiente, los algoritmos a desarrollar deberán establecer un compromiso entre velocidad de cálculo y precisión en los resultados, de modo que se permita un cierto grado de error si con ello se acelera el proceso.

La aproximación realizada para resolver el problema descrito se puede ver reflejada en la figura 1.

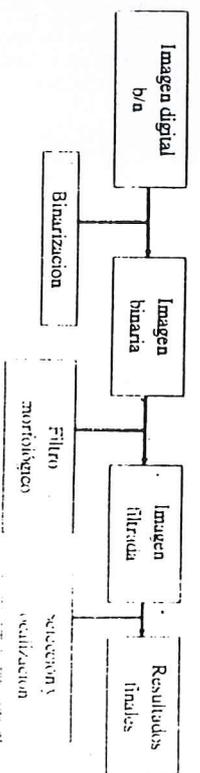


Figura 1.

Como se muestra en la figura anterior, el punto de partida del proceso es una imagen digitalizada de la escena, esta imagen se ha obtenido mediante una cámara (CD) a 1 m sobre el suelo y montó un filtro óptico (aperturas de 0.6) mm, con un ancho de banda de 20 nm. La elección de este tamaño de apertura se ha hecho tras un estudio estadístico colorimétrico de las curvas de reflectancia difusa, tanto de naranjas como de hojas.

Como ya se ha comentado anteriormente, la presencia de objetos parcialmente ocultos en la imagen y la ocultación de los mismos utilizando la forma como característica, a su vez, sobre de las naranjas y ramas por que aproximarse al aspecto circular que presentan originalmente, se han utilizado los métodos de localización del tipo transformada de Hough para la búsqueda de líneas circulares (DILLAY-72).

Por tanto, pues, de una representación en niveles de gris de la imagen se ha obtenido una imagen binaria (recurrencia) seguida de manera que las naranjas aparecen en blanco y las ramas, hojas y otros frutos en negro. Sin embargo, también aparecen otros tipos de objetos que también aparecen en blanco, como son los frutos en hojas y otros.

Resumiendo estos entones, a la información de intensidad se le ha añadido la información de la imagen utilizando un método de binarización mediante selección de un umbral de intensidad eliminando aquellos puntos que no alcanzan el nivel escogido y asignando al resto un mismo nivel de gris, la selección de umbral no se realiza para todas las imágenes tomadas, a que se trataría consecuentemente de tener un umbral de selección de forma que se determinara los momentos de la tarea, por ejemplo, aprovechando algún tipo de umbral del robot, al iniciar la búsqueda en un nuevo árbol o bien, cuando las condiciones no fueran permanentemente el valor del umbral constante entre dos selecciones.

Una vez obtenida la imagen binarizada, no solo van a permanecer en ella los objetos que se desean, sino que también aparecerán brillos o cualquier otro tipo de ruido que se hubiera producido en la imagen, como puede reducir mediante un filtraje morfológico, que permitira eliminar los pequeños detalles de la imagen y "rellenar" los agujeros de los objetos más grandes.

Partir de la imagen binaria mejorada se localizan los objetos recorriendo el contorno de todas las zonas iluminadas de la nueva imagen. Se consigue de este modo eliminar aquellos objetos que son no poseer un perímetro mínimo se descartan como naranjas; este valor mínimo del perímetro se puede establecer adecuadamente conociendo la distancia del árbol a la que se tomaron las imágenes y el tamaño promedio de los frutos que se desean localizar. En este tratamiento se descartan también aquellos objetos que poseen un determinado tanto por ciento de su perímetro en contacto con los bordes de la imagen, así se elimina la mayor parte de las posibles apariciones del cielo. Si lo que se elimina es una naranja el error se solucionará en la siguiente toma al desplazar el robot a una nueva posición, es decir, será necesaria una estrategia de captación de imágenes que superponga adecuadamente unas tomas con otras. La posibilidad de poder observar zonas de cielo a través de las hojas del árbol se ha comprobado que es mínima, sobre todo si esas zonas tienen que ser lo suficientemente grandes como para ser catalogadas como

naranjas; en caso de que esto ocurra el error se detectará mediante el sensor de proximidad que poseerá el brazo robot al comprobar que en la posición indicada y a la distancia esperada no existe ningún objeto.

El resultado final del proceso será la localización de los objetos que permanecen en la imagen tras realizar todos los tratamientos anteriores y cumplir las restricciones establecidas. Esta información de localización espacial será utilizada por el robot para la recolección de los frutos.

En los siguientes apartados se describe de manera más formal y detallada cada una de las partes del sistema aquí introducido.

ESTUDIO COLORIMETRICO

El estudio colorimétrico consistió en la realización de una serie de medidas de curvas de distribución espectral de energía reflejada difusa (WYSZ-82) a fin de realizar un estudio estadístico que permita caracterizar en un principio y posteriormente discriminar las curvas de frutos respecto a las de hojas, es decir, realizar una discriminación por color.

En el caso de los frutos cae curva corresponde a medidas realizadas sobre una naranja diferente. La especialidad de naranja elegida en este caso es la variedad llamada "Valencia".

Se realizó también un conjunto de medidas sobre hojas tanto por el haz como por el envés de las mismas. En la realización de estas curvas se eligieron hojas de distinta edad, dado que aunque las hojas jóvenes son del mismo color que las viejas, suelen presentar un tono más claro, es decir, aunque sus curvas son similares en la forma, las de las hojas jóvenes presentan un desplazamiento hacia arriba de los valores de energía reflejada difusa. Como las imágenes digitalizadas lo son en niveles de gris, esto se traduce en que con la misma iluminación una hoja joven se ve un poco más clara.

El siguiente paso fue la obtención de las correspondientes curvas patrón. Para ello se calcula para cada una de las frecuencias el P_i medio de los valores de cada curva a dicha frecuencia, lo cual da como resultado la distribución espectral promedio, tanto para frutas como para hojas: $EDNA(\lambda)$ y $ELHO(\lambda)$. Si para cada una de estas frecuencias se calcula también la desviación típica lo que obtenemos es una banda de distribución espectral característica de frutos y hojas. Representando por fin en una misma gráfica las curvas promedio junto con sus correspondientes bandas se observa que a ciertas frecuencias estas bandas se solapan, y a otras frecuencias no; para estas, la distribución energética espectral de frutos y hojas poseen unos valores claramente diferenciados. Véase la figura 2

Partiendo de las gráficas se obtuvo la curva diferencia $DIF(\lambda)$ entre las dos bandas, para así resolver la situación más desfavorable. El módulo de esta función presenta unos máximos para las frecuencias 680 nm. y 980 nm.

Teniendo en cuenta la sensibilidad de la cámara, la respuesta espectral del sol, y que la diferencia existente entre las dos bandas patrón es muy superior en uno de los dos máximos, los cálculos realizados indican que la utilización de un filtro interferencial a la frecuencia de 680 nm. es lo más adecuado.

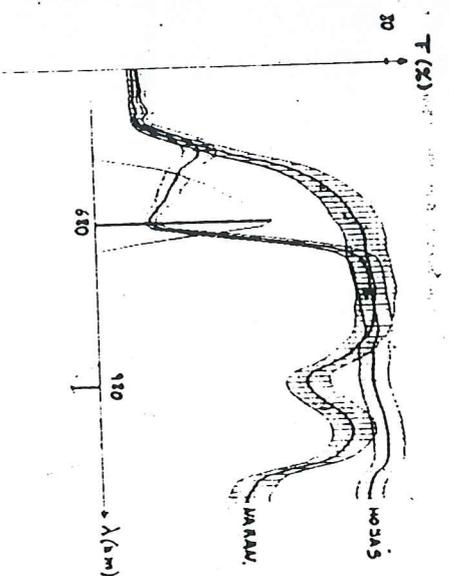


Figura 2. Estudio estadístico

BINARIZACION

Sea I el conjunto de los puntos que forman la imagen y sea N la región formada por los puntos que reflejan la luz proveniente de las naranjas, es decir, la unión de las regiones N_1, N_2, \dots, N_N correspondientes a la luz reflejada por cada una de las naranjas por separado. Sea F (fondo) el resto de puntos de la imagen ($F = I - N$). En las imágenes objeto de este trabajo el fondo es muy heterogéneo, estando compuesto por hojas, regiones oscuras (sombras) e incluso partes del cielo.

El proceso de consiste en separar la imagen I en dos regiones disjuntas S (puntos seleccionados) y R (resto) atendiendo a alguna característica que tengan los puntos de S y no tengan los de R . En este trabajo ha sido utilizado un método de binarización mediante umbralización global.

Este método consiste en la elección de un nivel de intensidad umbral de tal manera que la región S este formada por los puntos cuya intensidad sea mayor o igual que el umbral y R la este por aquellos que tengan valores de intensidad menores.

En escenas naturales se encuentra que los objetos de interés (los frutos) son generalmente más brillantes que el resto de la imagen. Sin embargo, tanto los objetos como el fondo abarcan cierto rango de la escala de intensidades, solapándose en gran parte de las ocasiones. Esto se debe a la existencia de sombras sobre partes de las naranjas (puntos de los objetos con valores bajos) y a los efectos de la reflexión de la luz solar directa sobre las hojas (puntos del fondo con intensidad alta). Dicho efecto hace que la umbralización global no pueda separar perfectamente los frutos del resto. No obstante, puede conseguirse resultados bastante buenos y es empleado por ser el método de segmentación más rápido que existe. Se intentó el método descrito por Pérez y González para binarización por umbral local, así como otros similares, pero todos ellos involucran el cálculo de parámetros estadísticos tales como la desviación típica de los valores de la imagen, o de los valores de su gradiente, cuyo coste computacional es enormemente excesivo para el problema que nos ocupa.

La selección del umbral deberá ser tal que la región S sea lo más similar posible a la región N. Esto se puede medir por tres condiciones:

- La región S - N (puntos seleccionados que no corresponden a frutos) debe contener el mínimo número de puntos.
- La región N - S (puntos correspondientes a frutos que no son seleccionados) también debe ser lo menor posible.
- La región S debe contener un número suficiente de puntos de cada una de las regiones N.

La estrategia del robot, consistente en ir tomando imágenes contiguas pero parcialmente solapadas, asegura que cada naranja aparecerá en más de una imagen. Por ello es preferible que el brazo no se lance equivocadamente a recoger un objeto que no sea un fruto, esperando que los frutos sean más reconocibles en tomas posteriores.

Por esto último, se da prioridad a las condiciones a) y c) sobre la condición b). Ya que se desea rechazar el mayor número de puntos que no pertenezcan a los frutos. El rechazo de puntos que pertenecen a los frutos no tendrá efectos negativos siempre que de cada naranja Ni sea seleccionado un número suficiente de puntos.

Para la selección del umbral se ha empleado una variación de un método de selección iterativa de umbral debido a Ridler y Calvard (RIDL-78). Una prueba de la convergencia del algoritmo, se da en (VE-LA-80).

El método es como sigue:

$$U = 2 \cdot \max(1, S) \quad (1)$$

repetir

$$T := U;$$

segmentación (S, R, T); (2)

$$ms := \text{media}(S); \quad (3a)$$

$$mr := \text{media}(R); \quad (3b)$$

$$U := (4 \cdot ms + mr) / 5; \quad (4)$$

$$\text{hasta que } U = T; \quad (5)$$

$$\text{umbral} := U;$$

(1) Se selecciona un primer umbral estimado T. Se escogera en cada caso un valor igual a 4.5 de la intensidad del punto más brillante de la imagen. Con este valor se obtienen, por lo general, resultados experimentales bastante buenos.

(2) Se divide la imagen I en dos regiones S y R según tengan los puntos una intensidad mayor o menor que el umbral T.

(3) Se calcula el valor medio para cada región, siendo M(S) la media de la región S y M(R) la media de la región R.

$$(4) \text{ Se calcula un nuevo valor umbral } U = (4 \cdot M(S) + M(R)) / 5.$$

(5) Si el valor calculado U coincide con el valor estimado T (que se ha empleado en la segmentación del paso 2) este es el valor seleccionado. En caso negativo se vuelve al paso 2 utilizando como valor estimado el último valor.

La fórmula inicial de Ridler y Calvard en el paso 4 calcula U como la media de M(S) y M(R). En este trabajo se da mayor peso a la media M(S) que a la M(R). De este modo se separa la región S con umbrales más altos y por tanto más selectivos, consiguiendo un mejor cumplimiento de la condición a) citada anteriormente y conservando la condición c).

La distribución de pesos indica que en la segmentación la probabilidad asociada a la región seleccionada es del 20 %, indicando que se van a seleccionar del orden de la quinta parte de los puntos de la imagen. Muchos de esos puntos serán eliminados en los pasos siguientes.

El motivo principal que nos lleva a haber empleado este algoritmo es su rapidez frente a otros similares como los propuestos por Rosenfeld [ROSE, 82] en su libro, que además no han dado buenos resultados debido al carácter particular de las escenas naturales. En general, los umbrales que encontraban eran muy inferiores al que separa el fondo óptimo naranjas y fondo.

Debido a la estrategia de captación de imágenes utilizada por el robot, un mismo valor umbral podría ser empleado para varias imágenes, considerando que las imágenes tomadas en tiempos próximos sobre una misma escena o sobre escenas bastante próximas presentarían características de iluminación bastante similares. Por esta razón se emplea este método de segmentación que hace uso de un umbral constante para toda la imagen en lugar de los métodos de binarización por umbrales locales.

FILTRADO MORFOLÓGICO

El objetivo de este preproceso sobre la imagen binaria, antes de abordar la localización de objetos pro- piamente dicha, consiste en conseguir que esta última parte del sistema funcione de una manera más eficiente y más rápida. Se ha comprobado que del total de componentes conexas en las imágenes binarias obtenidas por el método antes explicado, alrededor de un 30% pertenecen simplemente a ruido (brillo sobre hojas, cielo, etc); si estos objetos fueran eliminados se conseguiría acelerar el proceso posterior que consiste básicamente en analizar los objetos presentes en la imagen binaria. Será necesario además, que el método presente un equilibrio entre eficiencia y coste computacional que debiera ser necesariamente menor que el coste de analizar los objetos eliminados.

Además de esto, esta etapa se hace necesaria por otra cuestión: dado que en la etapa posterior, la caracterización discriminante de más peso es el perímetro de los objetos, será conveniente que los contornos de estos sean lo más suave posible, puesto que dos objetos muy parecidos en cuanto a forma pueden diferir en su perímetro en función del ruido en la imagen, que depende esencialmente de la iluminación, que como se comentó antes, es imposible controlar.

Entonces, la tarea a realizar consistirá en eliminar el ruido de la imagen que se presentará de tres formas diferentes: a) pequeños objetos correspondientes a brillos, b) agujeros sobre objetos grandes debidos a la iluminación defectuosa, y c) contornos abruptos en los objetos.

Para abordar esta tarea se han utilizado técnicas basadas en la Morfología Matemática (MM) (SERR-82, COST-85), que resultan particularmente adecuadas para trabajar con imágenes binarias.

Definiciones básicas:

Sea X una imagen binaria (conjunto de puntos en el espacio euclideo) y B otro conjunto de puntos espacial que llamaremos Elemento Estructural (EE). Todas las transformaciones en MM están conducidas por EE. Se definen las siguientes operaciones básicas:

$$\text{Dilatación}(X, B) = \{x \in R^2 / B \cap X \neq \emptyset\} = X + B$$

$$\text{Erosión}(X, B) = \{x \in R^2 / B_x \subset X\} = X - B'$$

$$\text{Apertura}(X, B) = (X + B') - B$$

$$\text{Cierre}(X, B) = (X - B') + B$$

Donde,

$$B_h = \{x + h \in R^2 / x \in B\} = \text{Traducción de } B \text{ por el vector } h$$

$$B' = \{-x \in R^2 / x \in B\} = \text{Traspuesto de } B$$

$$X - B = \bigcup_{h \in B} X_h, \quad X + B = \bigcap_{h \in B} X_h \quad \text{Adición y Sustracción de Minkowski}$$

Para una revisión detallada de estas operaciones básicas consultar COST-85 o SERR-87.

La aproximación básica para resolver nuestro problema consistirá en aplicar una apertura seguida de un cierre, de manera que la apertura elimine los objetos que sean demasiado pequeños y suavice los "cambos" de los objetos grandes, y el cierre rellene los agujeros y los "golfos" en los objetos grandes.

Si solo se aplicara este transformación el problema consistiría en la elección de la talla del EE, ya que una talla inadecuada podría hacer que desaparecieran objetos grandes por tener algún agujero, o que aparecerían falsos objetos por unión de muchos pequeños debido a las propiedades de la apertura y del cierre, respectivamente. Además, los contornos de los objetos resultantes habrían sido modificados excesivamente por una transformación de este tipo.

La mejora inmediata de este método consiste en la utilización de Filtros Alternados Secuenciales (FAS), que poseen interesantes propiedades matemáticas (SERR-82). Estos consisten en la aplicación sucesiva de aperturas y cierres con EE de talla creciente.

Con dicho procedimiento se reducen los problemas anteriores y se consiguen unos contornos más suaves. En nuestra aplicación particular de los FAS hemos utilizado como EE bolas de tallas 1,3,5,7; en un claro compromiso entre efectividad y coste.

Esta aproximación puede requerir un coste computacional apreciable, por lo que será aconsejable en un futuro la incorporación de procesadores específicos para MM, que ya existen en el mercado.

SELECCION Y LOCALIZACION

Después de los anteriores niveles de preprocesado, la imagen resultante es binaria y, en principio, bastante limpia de ruido. Si el resultado hubiese sido el ideal solo las ranjadas deberían verse (en blanco sobre un fondo negro).

Realmente esto no es absolutamente correcto; un cierto ruido está todavía presente, debido a imperfecciones en la toma de la imagen por parte de la cámara, que suele ser del tipo desvirtuado en la literatura como de sal y pimienta, y a la presencia de algunos reflejos, debidos a hojas sobre las que incide luz directa o a pequeñas porciones de cielo cuando la toma se hace con el sol frente a la cámara. Para localizar las formas buscadas y eliminar el ruido residual usaremos un algoritmo de seguimiento de bordes descrito en ROSE-82, modificándolo adecuadamente para incrementar su eficiencia en relación a la consecución de nuestro particular objetivo; para ello necesitaremos que calcule el perímetro de la forma, y el rectángulo que la inscribe.

Dada una imagen binaria S , y su imagen complementaria S^c , si definimos su borde S' como el conjunto de puntos de S que son 8-adyacentes a S^c , (es decir, si P es un punto de S alguno de los puntos Q está en S^c).

$$Q \text{ B } Q$$

$$Q \text{ P } Q$$

$$Q \text{ O } Q$$

Se podría, desde luego, encontrar los bordes recorriendo toda la imagen punto a punto y comprobando los vecinos de cada 1 (punto de S) para ver si alguno de ellos es 0 (punto de S^c), pero si mismo proceso puede realizarse de modo más eficiente aplicando el algoritmo comentado a continuación.

Supondremos solamente que la figura no toca el borde de la imagen y efectuaremos como marcamos como un marco de un píxel de anchura; esto es casi equivalente a considerar la imagen mayor de un píxel con la parte no visible valiendo 0 .

Sea C la forma cuyo contorno queremos seguir, y sean los ocho vecinos de P (vecinos-iguales) el conjunto de las agujas del reloj empezando por Q_1 , $Q_2 = R_1, R_2, \dots, R_4$. Supongamos que C no existe inicialmente en el punto aislado $\{P\}$; en nuestro caso esto es siempre cierto porque los puntos aislados C fueron eliminados en el paso anterior. El algoritmo que actúa sobre estas estructuras, calculando a la vez su perímetro y el rectángulo inscriptor es como sigue:

Hacer perímetro.

limite_superior,

limite_inferior,

limite_derecho y

limite_izquierdo (en los ellos iguales a 0).

Marcar P como punto de borde

Construir el vector $\{R_i\}$ de vecinos de P, ordenado en el sentido horario de recorrido

Hacer

Seleccionar un nuevo par P', O' como:

Recorrer $\{R_i\}$ hasta encontrar el primero de los R que pertenece a S (tal R existe ya que P no es aislado)

Hacer $P' := R_i$ y

$O' := R_{i-1}$ (el punto anterior en el vector $\{R_i\}$)

Marcar P' como punto de borde

perimetro := perimetro + 1

Si abscisa(P') limite_derecho

entonces

limite_derecho := abscisa(P')

Si abscisa(P') limite_izquierdo

entonces

limite_izquierdo := abscisa(P')

Si ordenada(P') limite_superior

entonces

limite_superior := ordenada(P')

Si ordenada(P') limite_inferior

entonces

limite_inferior := ordenada(P')

Construir el nuevo vector $\{R_i\}$

mientras ($P' \neq P$) y (O' pertenece a $\{R_i\}$)

donde $\{R_i\}$ es en cada momento el conjunto de vecinos de P' .

La última condición ($O' \in \{R_i\}$) es necesaria porque un borde podría pasar por el mismo punto dos veces.

Este método también permite la localización porque como hemos visto, al mismo tiempo que recorremos el borde podemos encontrar los puntos más extremos en cada dirección, es decir, conocemos el ángulo en el que la forma está inscrita. Podemos dar el centro de este rectángulo (como la posición de la forma, o podemos usar métodos más complicados como la erosión última (OST-85) nosotros para encontrar el centro geométrico, aunque normalmente la primera solución es bastante adecuada y mucho más rápida.

Finalmente este método puede usarse para eliminar el ruido residual basando el hecho de que normalmente este tiene un perímetro menor que las naranjas, y que un valor aproximado de dicho perímetro medio es conocido, como señalamos en la introducción; las formas con valor de perímetro menor que este simplemente serán descartadas, por ser reflejos o naranjas demasiado ocultas, como para que el brazo robot pueda asirlas sin encontrar obstáculos.

Naturalmente, las coordenadas de cada objeto son pasadas al resto del sistema informático, que las procesará para enviarlas al brazo del robot.

RESULTADOS Y CONCLUSIONES

Para poder comprobar la idoneidad del procedimiento expuesto en este artículo se han realizado múltiples experiencias, entre las que se han escogido para presentar aquí tres imágenes que reflejan diversas condiciones de iluminación, oscilaciones y, en general, tres entornos de trabajo diferentes.

Las tres imágenes (Figs. 3, 4 y 5) han sido tomadas con el equipo antes descrito, usando delante del objetivo el filtro de 650 nm.

La primera toma muestra unas condiciones luminicas excelentes, con objetos muy contrastados y ocultos en una pequeña proporción de su superficie, pocos brillos y ninguna porción de cielo visible a través de las hojas. Los resultados de la localización de frutos para esta imagen pueden verse en la figura 6. Todas las naranjas visibles han sido encontradas, y ningún objeto que no lo fuese ha sido clasificado como tal. La parte de cielo que puede verse en el ángulo superior izquierdo ha sido también eliminada.

La segunda toma muestra unas condiciones peores, pero aún muy aceptables. Los objetos están bien contrastados y poco ocultos, pero aparecen algunos reflejos en las hojas, uno de los cuales (el etiquetado

en la imagen de localización, fig. 6, como 2) ha sido indebidamente clasificado como naranja. Por lo demás, ninguna de las naranjas presentes en la toma ha sido rechazada.

En la tercera toma (fig. 4) se observan casi las peores condiciones de iluminación que es posible encontrar: baja luminosidad del sol por día nublado, incidiendo éste además de forma lateral, y siendo sus rayos interceptados por hojas colocadas en posiciones tales que ocultan las naranjas. La escasez de luz incidente y, consiguientemente, reflejada es tal que la imagen captada por la cámara después de pasar por el filtro posee una intensidad media, y lo que es peor, un rango de intensidades muy bajos.

El método reconoce en esta imagen tres objetos, de los cuales únicamente uno es naranja, correspondiendo los otros dos a brillos de hojas, los cuales en otros tipos de imagen no aparecen pero que en esta son considerados por el procedimiento de binarización al calcular éste un umbral menos selectivo debido al menor valor promedio de la intensidad de la imagen.

En general, y para concluir, podemos decir que el método funciona correctamente en un número de casos ampliamente suficiente para los propósitos generales del robot, consiguiendo una relación adecuada entre coste computacional, rendimiento y precio del sistema. Como ampliación de este trabajo ya se está realizando estudios para la aplicación de técnicas de reconocimiento en color para poder tratar mejor todos los casos, incluso aquellos cuyas condiciones sean semejantes a las mostradas en el último de los ejemplos.

REFERENCIAS

- COST-85 : Coster, M. y Chermant, J.L.
"Précis d'analyse d'images"
Editions du Centre National de la Recherche Scientifique, 1985.
- DUDA-72 : Duda, R.O. y Hart, P.E.
"Use of the Hough transform to detect lines and curves in pictures"
Comm. Ass. Comput. Mach. 15, 11-15, 1972.
- GRAN-85 : Grand d'Esnon, A.
"Robotic harvesting of apples"
Proc. of Agrimaticum, I pp. 210-214, 1985.
- JUST-89 : Juste, F., Castilla, S., Molle, E., Fornes, I., Albadalejo, J.
"Recolte robotisée des agrumes en Espagne"
Proc. Agrotique 89 (Bordeaux), 1989.
- RABA-88 : Rabiuel, G.
- "A vision system for MAGALL, the fruit picking robot"
Proc. of AG ENG 88, Paper N. 88293, 1988.
- RIDL-78 : Ridler, T.W. y Calvard, S.
"Picture thresholding using an iterative selection method"
IEEE Trans. Sys. Man, Cyber. Vol. SMC-8, pp. 630-632, 1978.
- ROSE-82 : Rosenfeld, A y Kak, A. C.
"Digital Picture Processing"
Academic Press Inc. 1982.
- SERR-82 : Serra, J.
"Image analysis and Mathematical Morphology"
Academic Press Inc. 1982.
- SERR-87 : Serra, J.
Cours de Morphologie Mathématique
Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 1987.
- SIST-82 : Sistler, F. E.
Robotics and intelligent machines in agriculture"
IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-3, N. 1, 1987.
- VELA-80 : Velasco, F. R. D.
"Thresholding using the ISODATA clustering algorithm"
IEEE Trans. Syst. Man, Cybern, Vol. SMC-10, pp. 771-774, 1980.
- VICE-88 : Vicens, M., Pelechano, J.
"Propiedades ópticas de frutos y hojas"
Documento interno proyecto CITRUS-robot, EU-176, Feb. 1988.
- WYS-82 : Wyszczek, G. & Siles, W.S.
"Color Science", John Wiley & Sons Inc. (1982).



Figura 3

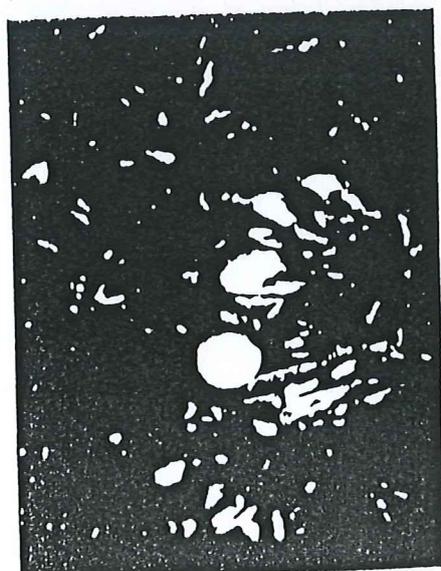


Figura 1

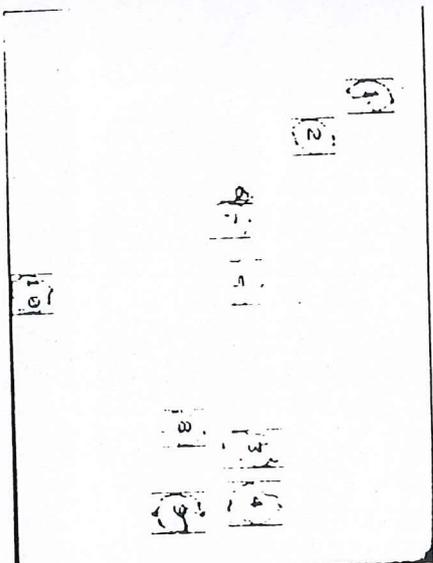


Figura 6

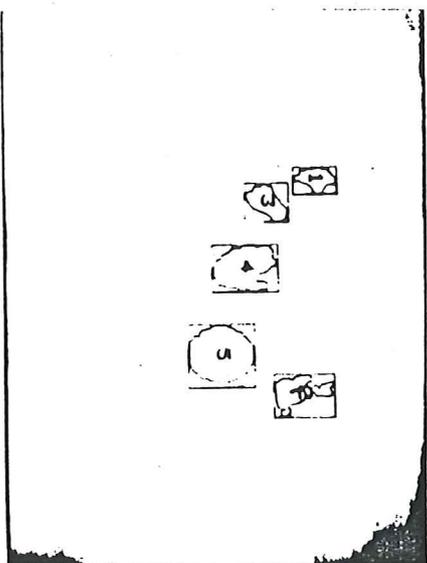


Figura 7

Figura 9

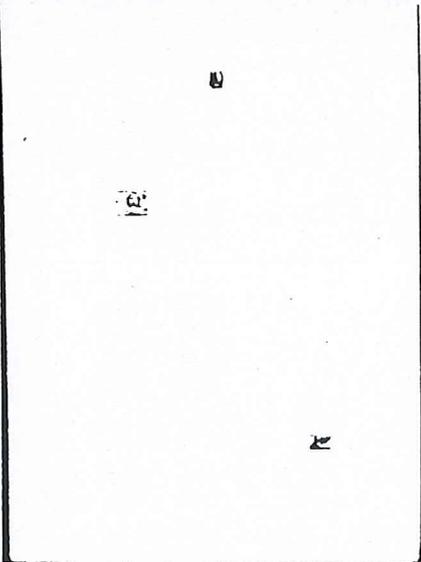


Figura 5

