SEGUIMIENTO DE LA CRISTALIZACION DE AZUCAR MEDIANTE PROCESADO DE IMAGEN CON WAVELETS

Fernando Tadeo, Teresa Álvarez, Susana González
Dpto. Ingeniería de Sistemas y Automática
Facultad de Ciencias, Universidad de Valladolid, 47005 Valladolid, Spain
fernando@autom.uva.es

RESUMEN

Una de las partes mas importantes del proceso de producción de azúcar en la industria azucarera es el proceso de cristalización. Actualmente este proceso es supervisado manualmente por un operario siguiendo unas reglas heurísticas basadas en la observación a través de un microscopio. En este artículo se propone una solución que facilite las decisiones al operario, basada en la utilización de herramientas de procesado de imagen. En particular la detección de las diferentes fases del proceso se lleva a cabo generando patrones a partir de una descomposición wavelet de las imágenes del proceso. Los patrones son entonces clasificados utilizando una red neuronal.

PALABRAS CLAVE: Procesado de Imagen, Wavelets, Industria azucarera

1. INTRODUCCION

La producción de azúcar para consumo a partir de la remolacha o la caña es actualmente una de las industrias agroalimentarias más importantes en países de clima templado. Actualmente estas factorías azucareras se encuentran casi completamente automatizadas, excepto en unas pocas etapas, donde el seguimiento se sigue realizando de forma manual. Una de estas etapas es la cristalización, que precisamente es una de las fases más importantes para producir azúcar de calidad [7,10].

En este artículo se presenta una posible solución al problema de detección de las diferentes fases del proceso de cristalización, de forma que se proporcione al operario correspondiente información objetiva del estado en que se encuentra el proceso. Esta solución propuesta se basa en el análisis automático de las imagines captadas mediante una cámara adosada al microscopio óptico que suele utilizarse en los cristalizadores de azúcar. Las técnicas presentadas en este artículo se basan en la utilización de wavelets para generar los patrones que utiliza una red neuronal para detectar la etapa concreta en que se encuentra el proceso.

Existen trabajos previos de los autores en los que se los que se utilizaban técnicas basadas en la Transformada de Fourier para generar el patrón [4]. En este artículo se mejoran estas técnicas mediante la utilización de la transformada wavelet, que permite mejorar la eficiencia y reducir el esfuerzo computacional, al permitir calcular las propiedades frecuenciales en unos rangos concretos.

2. CRISTALIZACION DE AZUCAR

En la etapa de cristalización un operador supervisa el proceso, decidiendo la forma de operar en base a la observación visual de la fase en la que se encuentra el proceso de cristalización. El hecho de depender de operarios especializados hace difícil mantener una calidad uniforme del azúcar producido, tanto por los distintos criterios que utilizan los diferentes operarios, como por la utilización de operarios no suficientemente preparados durante períodos festivos, vacaciones y turnos de noche.

A grandes rasgos, el proceso de cristalización en una factoría azucarera opera de la siguiente manera [7,10]: Primero el *jugo* (que no es mas que una disolución muy pura de sacarosa obtenida en el proceso de evaporación) se satura por evaporación. Después se induce la cristalización mediante la adición de pequeños cristales perfectos de azúcar producidos en el laboratorio de la fábrica (*semillas*). La sacarosa cristaliza alrededor de estos cristales produciendo los cristales de azúcar que pueden comercializarse si presentan un tamaño suficientemente uniforme.

Para obtener estos cristales de azúcar de un tamaño uniforme concreto resulta entonces muy importante controlar adecuadamente el proceso: el operario controla el flujo de jugo, decide el momento de siembra de las semillas , decide si es necesario añadir agua si el proceso de cristalización se realiza demasiado rápidamente, y detiene la cristalización justo antes de que los cristales formen maclas. Si algo falla en el proceso es necesario recircular los cristales al proceso anterior de la factoría, con la consiguiente pérdida de tiempo de producción y energía. Si todo ha salido bien, una vez que los cristales tienen un tamaño apropiado se extrae la suspensión de cristales, volviendo a repetir el proceso con una solución nueva.

3. PREPROCESADO

Las imágenes se tomaron del proceso real adosando a la lente del microscopio óptico que se encuentra fijado al evaporador una cámara digital que capta imágenes en 256 niveles de gris y de un tamaño de 648x572pixels

que tratan de representar lo que el operario ve a través de la lente. Estas imágenes se capturaron con diferentes operarios, durante diferentes lotes y en diferentes etapas. En las figuras 1 a 4 se muestran imágenes tomadas para diferentes condiciones del proceso. En la figura 5 se muestra la parte central (245x245) de las imágenes, que se utilizará como ejemplo para presentar los algoritmos de clasificación.

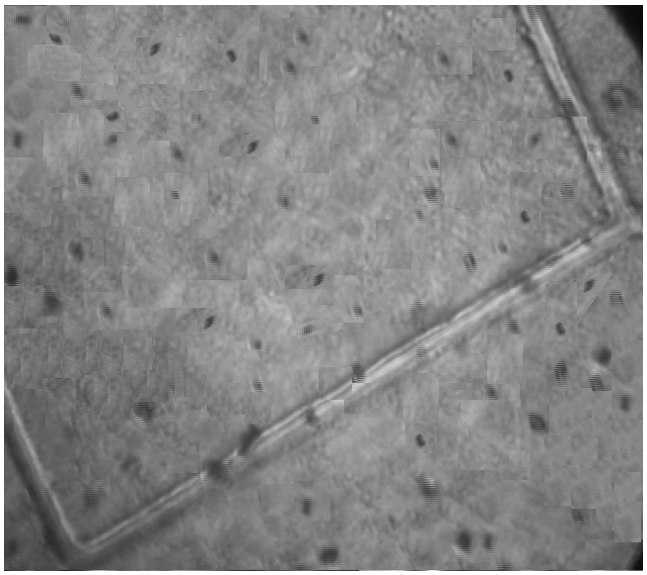

Figura 1: Etapa 1 (siembra)

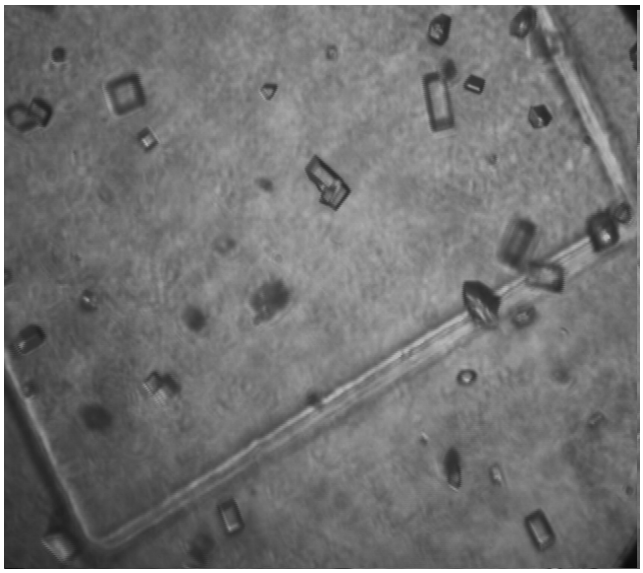

Figura 2: Etapa 2 (cristales pequeños)

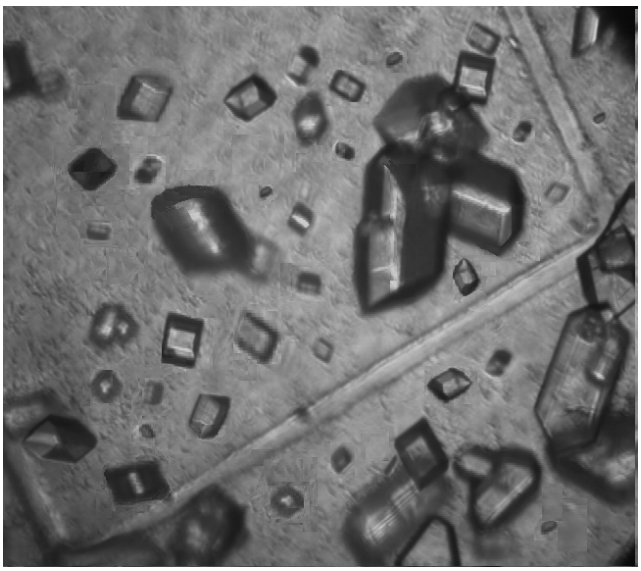

Figura 3: cocido incorrecto (cristales de diferentes tamaños)

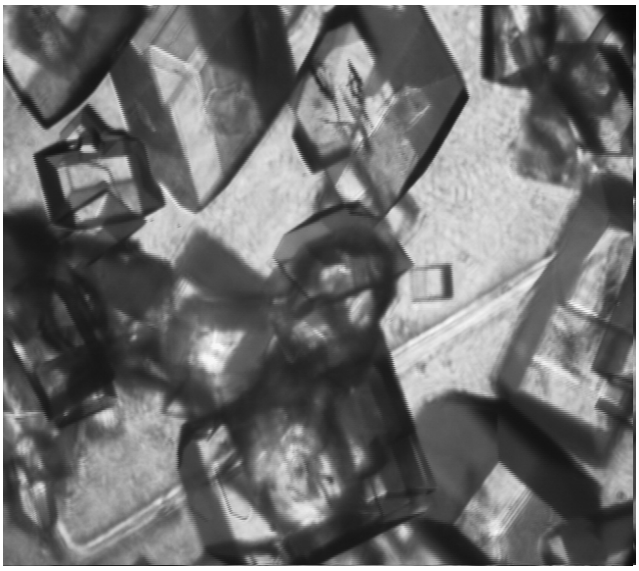

Figura 4: Etapa final

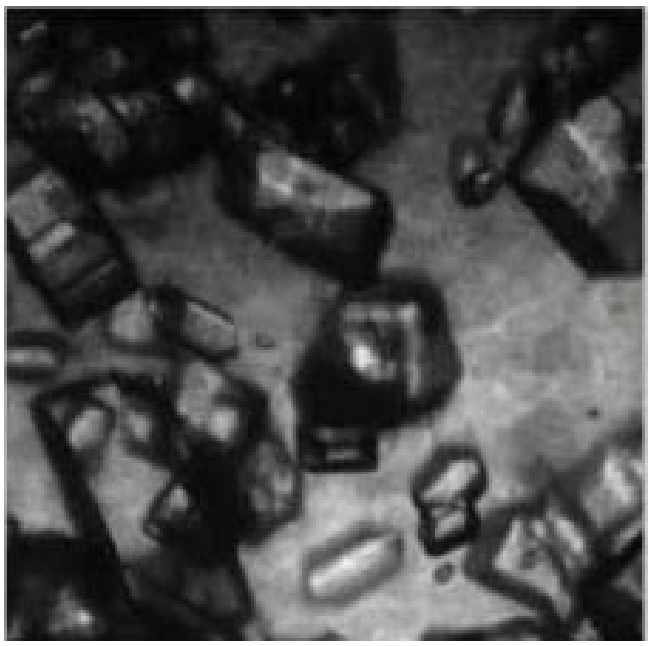

Figura 5: Imagen ejemplo

Una vez estudiadas las imágenes se llegó a la conclusión de que era necesario, como es habitual, realizar un breve preprocesamiento de las imágenes antes de proceder a su análisis frecuencial. Los objetivos básicos de este preprocesamiento son la corrección de diferencias de intensidad entre el centro y los bordes de la imagen, y la reducción de la distorsión por desenfoque [3,4,11,12].

3.1. Expansión de Intensidad con procesamiento por bloques

Las imágenes tomadas del microscopio disponible en cada cristalizador se ven afectadas por diferencias en la luminosidad del centro respecto a los bordes de la imagen, así como diferencias de lote a lote, debidas a condensación y deposición de impurezas sobre las lentes y la lámpara de iluminación. Para corregir estas variaciones se decidió dividir la imagen en pequeños bloques (típicamente de un tamaño equivalente al mayor cristal esperable), de forma que en cada bloque la intensidad de la imagen se escala en amplitud, según la técnica de expansión de intensidad *Window-line* presentada en [11]. En la Figura 6 se muestra el efecto de aplicar esta técnica a la imagen ejemplo de la Figura 5

3.2. Binarización

Las imágenes son seguidamente binarizadas, para eliminar discontinuidades en el fondo sobre el que se encuentran los objetos, debidas a diferencias en la intensidad de la luz transmitida, y los posibles artefactos introducidos por el procesamiento por bloque en las fronteras entre objetos. Para realizar esta binarización se realizó una inspección visual de los histogramas de las distintas imágenes, donde se observó que la contribución de los cristales podia aproximarse como una forma gausiana (ver histograma ejemplo en la figura 7).

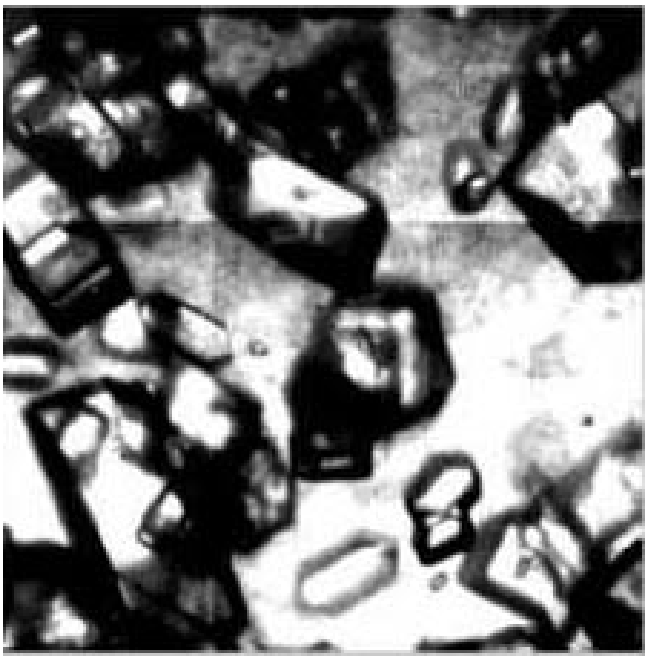

Figura 6: Imagen ejemplo después de procesado por bloques

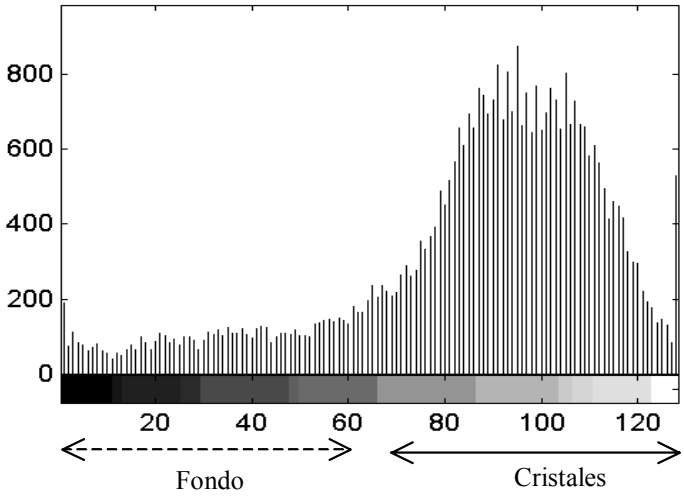

Figura 7: Ejemplo de Histograma después del procesado por bloques

La imagen en niveles de gris obtenida tras el procesamiento por bloques se transforma entonces a imagen binaria (en blanco y negro), convirtiendo a negro (1) aquellos pixeles con intensidades entre el centro y la derecha de la gausiana El resto de los pixeles se convierten a blanco (0). La figura 8 muestra el resultado de aplicar esta técnica a la imagen ejemplo.

3.3. Operaciones morfológicas

Se decidió entonces aplicar dos operaciones morfológicas consecutivas para reducir estos artefactos

debidos a la diferencia de luminosidad media entre bloques:

- Primero una operación de Cierre (*Close*, definido en [11]),consistente en una operación de dilatación seguida de otra operación de erosión (esta última para recuperar el tamaño original de los cristales)

- Después una operación de Limpieza (*Clean*), consistente en una eliminación de los puntos aislados, causados por el ruido.

En la figura 9 se muestra el resultado de aplicar estas operaciones a la imagen ejemplo.

Figura 8: Binarización de la imagen ejemplo

Figura 9: Imagen ejemplo tras el procesado morfológico

4. ANALISIS MEDIANTE WAVELETS

Para generar el patrón que servirá para la clasificación automática de las imágenes se decidió utilizar una Transformada Wavelet Discreta en dos dimensiones [1,14]. Comparada con soluciones previas de los autores basadas en la Transformada de Fourier, esta solución permite disminuir el esfuerzo computacional, al permitir evaluar las propiedades en frecuencia en unas frecuencias concretas, y no en el rango completo, como ocurre con la transformada de Fourier.

A grandes rasgos, la Transformada Wavelet Discreta (DWT) de una imagen genera cuatro subimágenes que tienen la cuarta parte de tamaño de la imagen original:

- la primera subimagen contiene las componentes horizontales de escala alta (equivalente a bajas frecuencias)
- la segunda las componentes verticales de escala alta
- la tercera las componentes diagonales de escala alta
- la cuarta las componentes de baja escala (alta frecuencia)

La imagen original puede reconstruirse a partir de una combinación de estas subimágenes. Este proceso de descomposición puede repetirse con la última subimagen, de forma que pueden estudiarse diferentes "subbandas" de frecuencia. Cada repetición constituye un nivel (*level* [Ver 14 y las referencias allí para una explicación detallada].

La aplicación del análisis con wavelets a la clasificación de cristales de azúcar se basa entonces en calcular la DWT hasta nivel 8 (se comprobó que la mayor parte de la información contenida en las imágenes se encuentra en estos niveles). Se generó entonces un vector calculando el valor medio de la intensidad global de las tres primeras subbandas de cada nivel (este vector se calcula globalmente pues la distribución de cristales es aleatoria, por lo que no hay información diferente en las subimágenes vertical, horizontal o diagonal). Este vector es el patrón que contiene la información sobre los componentes de intensidad de la imagen original en cada escala, y será utilizado para la clasificación de imágenes utilizando como herramienta de clasificación una red neuronal convenientemente entrenada.

Debe mencionarse finalmente, que después de una comparación detallada de la precisión del algoritmo de clasificación en su conjunto utilizando diferentes wavelets se comprobó que los mejores resultados se obtenían utilizando una Symmlet de orden 3, que será entonces la opción por defecto de nuestro algoritmo.

5. CLASIFICACIÓN DE PATRONES CON RED NEURONAL

Para clasificar los patrones calculados utilizando wavelets se seleccionó una red neuronal [6,13], por su facilidad de implementación, la posibilidad de realizar un entrenamiento basado en ejemplos, y la probadas características de clasificación y generalización que presentan al clasificar patrones generados a partir de imágenes [4,8].

La red neuronal seleccionada para la clasificación consta de tres capas:

- *Capa de Entrada* (8 neuronas lineales)
- *Capa Interna* (7 neuronas con una Tangente Hiperbólica como Función de Transferencia)
- *Capa de Salida* (7 neuronas lineales)

Esta estructura fue seleccionada heurísticamente por sus buenas características de clasificación, en base al hecho de que se desean distinguir 7 etapas diferentes, desde la ausencia de cristales hasta la presencia de una amalgama de cristales (7 clases, que corresponden a las 7 neuronas de la capa intermedia).

6. RESULTADOS

Con el fin de comprobar el funcionamiento del mecanismo propuesto y ajustar sus parámetros una herramienta informática que actuará como prototipo, fue creada usando Matlab. Esta herramienta utiliza la Wavelet Toolbox y la Neural Network Toolbox [2]. Detalles de esta herramienta se presentan en [9]. La interface de usuario se muestra en la figura 10.

Con el fin de seleccionar los mejores parámetros de ajuste y entrenar la red neuronal, se tomaron unas 40 imágenes del proceso, en diferentes etapas y con diferentes operadores. Diez de las imágenes se reservaron para validación. Los parámetros de ajuste (tamaño de bloque, ancho de la gausiana, número de pixels en el algoritmo de cierre y tipo de wavelet se seleccionaron heurísticamente en base a los resultados intermedios de las imágenes ejemplo, y de los resultados de validación. Finalmente se consiguió un conjunto de parámetros que dieron una validación perfecta de las imágenes utilizadas.

7. CONCLUSIONES

Se ha presentado una propuesta de solución del problema de automatización del proceso de cristalización en la industria azucarera, basada en la toma de imágenes del proceso mediante una cámara digital adosada a la toma auxiliar del microscopio óptico de observación situado en cada cristalizador. Estas imágenes permiten detectar las diferentes fases del proceso utilizando una red neuronal de tres capas que clasifica los patrones obtenidos de una descomposición mediante Wavelets de las imágenes.

Los resultados preliminares mostrados en este artículo demuestran la factibilidad de esta técnica. Trabajos futuros son la generación de intervalos de confianza realistas para la pertenencia a clases, la reducción del tiempo de cálculo y la instalación de un sistema automático de toma de imágenes y envío a la sala central de control, con vistas a su clasificación.

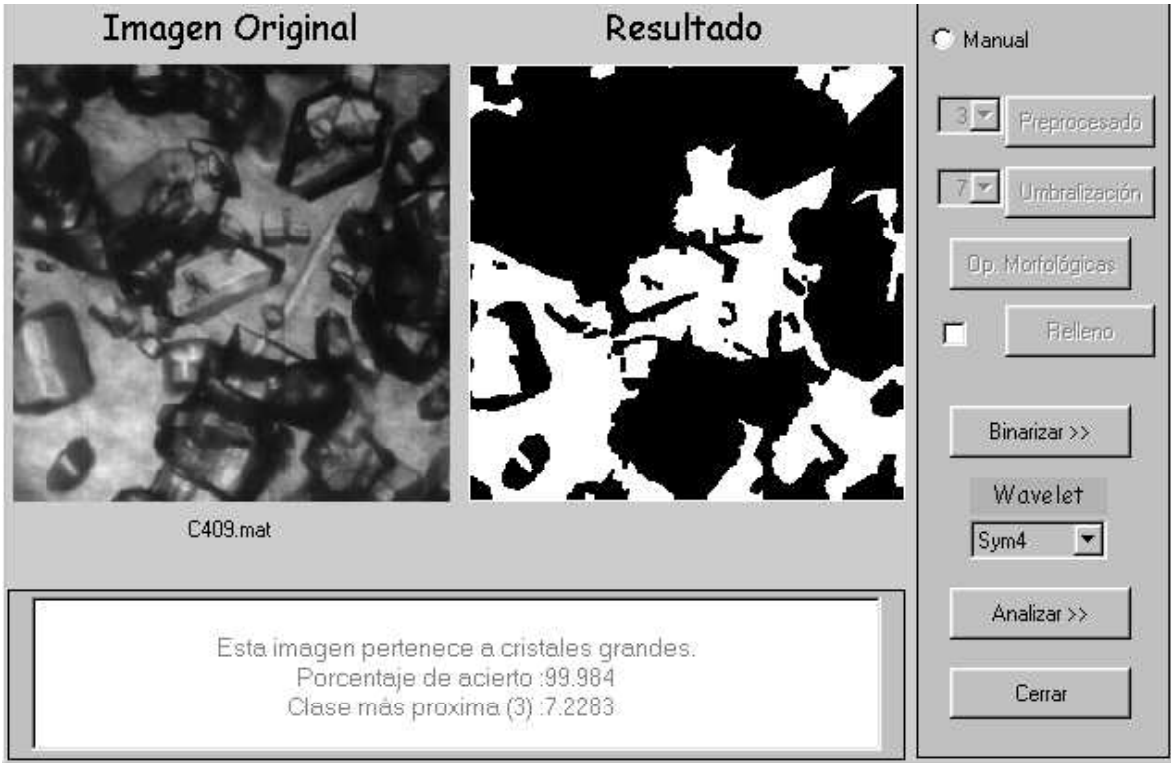

Figura 10: Interfaz de usuario del prototipo

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Proyecto de Investigación C01/200F de la Junta de Castilla y León. Se agradece también al personal de Azucarera Española en Benavente por su colaboración. El prototipo de software fue desarrollado por los estudiantes David Matía, David Laya y Francisco Santos.

REFERENCES

[1] C.K. Chui, *An Introduction to Wavelets*, Academic Press, San Diego, 1992

[2] H. Demuth, M. Beale. *Neural Network Toolbox for Use With Matlab. User's guide*, June 1992

[3] R.C. Gonzalez, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992

[4] E.S. González, *Sensor Inteligente para el proceso de Cristalización de Azúcar*. Tesis Doctoral, Universidad de Valladolid, Abril 1998

[5] R. Harlick and L. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, 1992

[6] R. Haykin. *Neural Networks: A comprehensive Foundation*, MacMillan College Publishing Company, 1994

[7] P. Honig. *Principles of Sugar Technology: Vols. I, II, III*, Elsevier, Amsterdam, 1953

[8] A.D. Kulkarni, *Artificial Neural Networks for Image Understanding*, International Thomson Publishing, 1994

[9] D. Laya, D. Matía, Aplicación de las Wavelets en el Análisis y Clasificación de Imágenes de Cristales de Azucar. Proyecto Fin de Carrera, Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática, Universidad de Valladolid, 1999

[10] R. A. McGinnis, *Beet-Sugar Technology,* Beet Sugar Development Foundation, 1971

[11] W.K. Pratt*, Digital Image Processing*, John Wiley & Sons, New York, 1991

[12] J.C. Russ*, The Image Processing Handbook* (2nd Edition) CRC Press, 1994

[13] S. Russell, P. Norvig, *Artificial Intelligence, A Modern Approach,* Prentice Hall, 1995

[14] C. Sidney-Burrus, R.A. Gopinath, H. Guo, *Introduction to Wavelets and Wavelets Transforms. A Primer*. Prentice Hall, New Jersey, 1998