

Reciclaje de chatarra electrónica

Nuevo algoritmo para su clasificación por imágenes hiperespectrales



E-Waste recycling: new algorithm for hyperspectral identification

Artzai Picón-Ruiz*
Jone Echazarra-Huguet*
Arantza Bereciartua-Pérez*
Tecnalia-Infotech. Tfno: +34 944 041444. apicon@robotiker.es

Doctor Ingeniero industrial
Ingeniero industrial
Lda. Ciencias físicas, Ingeniero en electrónica

Recibido: 13/05/09 • Aceptado: 19/10/09

ABSTRACT

- Waste Electrical and Electronic Equipment (WEEE) constitutes 4% of the municipal waste in Europe, being increased by 16-28% every five years. Nowadays, Europe produces 6.5 million tonnes of WEEE per year and currently 90% goes to landfill. WEEE waste is growing 3 times faster than municipal waste and this figure is expected to be increased up to 12 million tones by 2015.
- Applying a new technology to separate non-ferrous metal Waste from WEEE is the aim of this paper, by identifying multi- and hyper-spectral materials and inserting them in a recycling plant. This technology will overcome the shortcomings posed by current methods, which are unable to separate valuable materials very similar in colour, size or shape. For this reason, it is necessary to develop new algorithms able to distinguish among these materials and to face the timing requirements.
- **Keywords:** WEEE, Hyper spectral Imaging, Recycling, Machine vision, image classification.

RESUMEN

La chatarra electrónica constituye el 4% de los residuos urbanos en Europa, incrementándose esta cantidad entre un 16-28% cada 5 años. En términos globales, Europa produce 6,5 millones de toneladas de chatarra electrónica cada año y aproximadamente un 90% va a vertederos. La chatarra electrónica crece 3 veces más rápido que los residuos urbanos y se estima que esta cifra se eleve a 12 millones para el 2015.

El principal objetivo del trabajo que se presenta es aplicar una nueva tecnología para separar los metales no magnéticos de la chatarra electrónica basándose en la identificación hiperespectral de los materiales y poder incorporarlo en una planta de reciclado. Esta tecnología pretende superar las limitaciones de los métodos actuales que son incapaces de separar materiales muy similares en color, forma y tamaño. Para ello, es necesario desarrollar nuevos algoritmos que permitan discriminar estos materiales a la vez que cumplan con los requisitos de velocidad necesarios en producción.

Palabras clave: RAEE, imagen espectral, reciclado, visión artificial, clasificación de imágenes.

1. INTRODUCCIÓN

Hoy en día, el desarrollo sostenible se ha convertido en uno de los objetivos más importantes de las sociedades modernas. En la sociedad actual, se fabrican, utilizan y retiran gran cantidad de materiales en sus más diversas formas y variedades, generando gran cantidad de residuos. En numerosas ocasiones, estos residuos no son biodegradables o pueden, incluso, presentar niveles elevados de toxicidad. A pesar de los esfuerzos institucionales, muchos de estos residuos no pueden ser separados eficientemente y, en consecuencia, son depositados en vertederos tradicionales sin llevar a cabo ningún tipo de reciclaje, siendo tarea de la comunidad científica el ofrecer soluciones y alternativas que permitan la correcta separación de los mismos.

Dentro de la gran variedad de residuos existentes, cabe destacar la

importancia de los residuos procedentes de equipamiento eléctrico y electrónico (WEEE). Estos residuos, procedentes de los más diversos productos, están compuestos por una gran variedad de materiales los cuales presentan un gran potencial de reciclaje. Este hecho hace que el proceso para la recuperación de estos residuos sea una de las tareas industriales más complejas.

En los últimos años, debido a la legislación medioambiental que ha sido aprobada en relación al proceso de reciclaje de WEEE, se hace obligado encontrar nuevas soluciones para la recuperación de estos materiales. Por poner un ejemplo, la directiva de la *Comisión Europea* para el reciclaje de residuos eléctricos y electrónicos (WEEE) (Directive 2002/96/EC.2002) establece que los Estados miembros deben recuperar entre el 70 y el 80% del peso de los residuos producidos, así como reutilizar entre el 50 y el 70% de los materiales y componentes recuperados. Esta norma refuerza la necesidad de dedicar mayores esfuerzos al desarrollo de nuevas técnicas y tecnologías capaces de mejorar el rendimiento de los métodos aplicados para la separación de residuos.

Para lograr los objetivos propuestos, el desarrollo de sistemas automáticos para el reciclaje de residuos provenientes de basura eléctrica y electrónica se convierte en una opción económica y eficiente de cara al reciclaje de estos residuos.

Concretamente, el proceso actual de reciclaje de residuos WEEE implica el someter esta chatarra electrónica a procesos de triturado, separación mecánica y densiométrica. Sin embargo, las fracciones resultantes de esta separación todavía contienen una mezcla de materiales no férricos (por ejemplo, aluminio, cobre, zinc, latón o plomo) y acero inoxidable austenítico, representando un 13% del total de la chatarra formada por WEEE. En este sentido, es importante resaltar que esta mezcla no puede ser separada por los métodos actuales de reciclaje (SORMEN, 2006), (Bereciartua A, Echazarra J. 2007). No obstante, la toxicidad que presentan algunos de estos materiales hace aún más crítica la búsqueda de soluciones para su correcta separación y reciclaje.

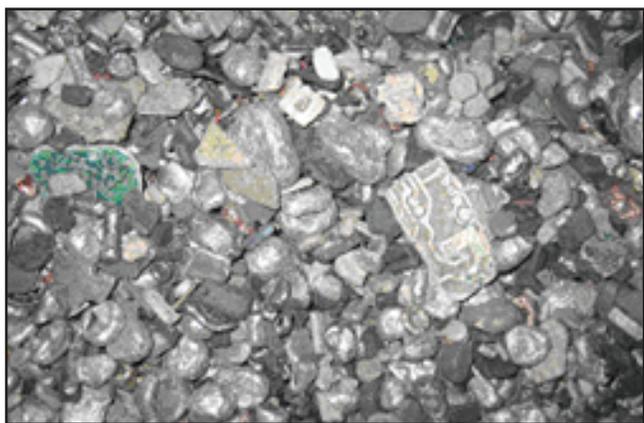


Fig. 1: Conjunto de materiales no magnéticos procedentes de chatarra electrónica

Los métodos tradicionalmente utilizados para separar estos materiales implican el empleo de inspección visual por parte de operarios especializados (Spencer D B. 2005). Basándose en estos métodos, Kutilla et al. (2005) desarrollaron un sistema de inspección por el color que fue aplicado para la separación de metales, cuyos colores eran predominantemente rojizos, de metales más brillantes, como el aluminio y el zinc. Los resultados obtenidos indicaron que los materiales definidos por propiedades rojizas podían ser separados de los materiales brillantes, pero se obtenían resultados inadecuados, cuando se intentaban separar materiales del mismo grupo de color. Otros métodos, basados en rayos X, han sido ampliamente empleados para la clasificación de chatarra metálica y separación de plástico (Sommer E J, Ross C E, Spencer D B. 2005), (Wahab D A et al. 2006). Sin embargo, no son adecuados para la separación de materiales con propiedades similares debido a que solamente miden la densidad del material (Spencer D B. 2005).

Si se investiga en las posibilidades de clasificación de diferentes materiales (como plomo, cobre, acero inoxidable, aluminio, plástico o latón), se puede observar que, en algunos casos, es posible encontrar una manera de identificarlos en el espectro visible; sin embargo, otros metales (como el aluminio o el acero inoxidable) son imposibles de separar por color. Si consideramos que cada material posee una firma espectral diferente (tal y como se muestra en la figura 2), parece claro que la tecnología hiperespectral puede ser la respuesta al problema de la separación de metales y por lo tanto a su mayor valorización.

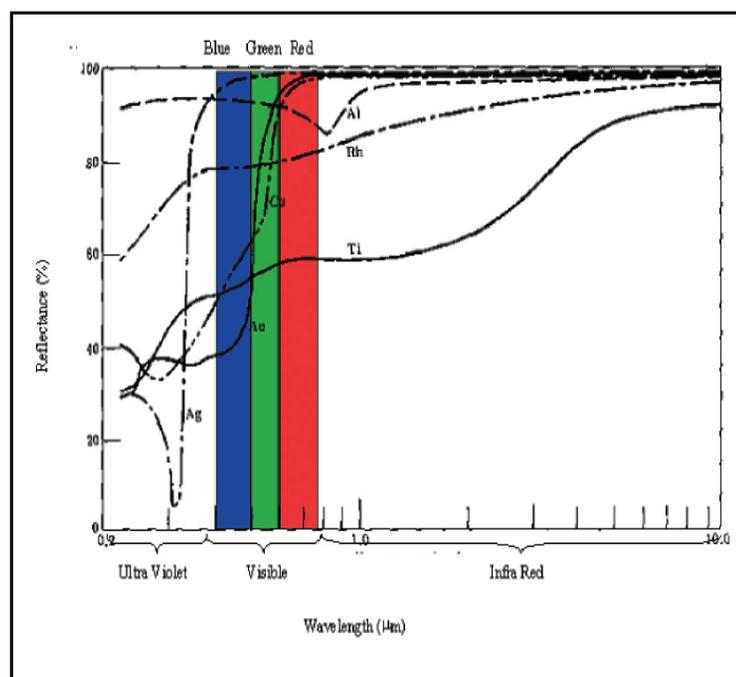


Fig. 2: Curva de reflectividad de algunos metales. (Gooff y Zissis)

A diferencia de las cámaras color, los sistemas hiperespectrales pueden apreciar múltiples bandas, desde

el ultravioleta hasta el infrarrojo con muy buena resolución espectral, (hasta 2.5 nm entre bandas): como, por ejemplo, en la cámara *AISA* de la empresa finlandesa *SPECIM*. Esta versatilidad posibilita a estos sistemas detectar, clasificar e identificar diferentes materiales solventando algunas de las limitaciones de las cámaras color que operan en el rango del visible.

Dentro de este contexto, este artículo presenta parte del trabajo realizado en el proyecto *SORMEN*, dentro del programa *CRAFT* del VI Programa Marco, donde el objetivo ha sido desarrollar una máquina automática de separación de metales no magnéticos basada en visión hiperespectral. Este proyecto, coordinado por *Tecnalia-Infotech*, ha contado con la participación de *Indumetal Recycling*, *Aclima*, *Specim*, entre otros socios.

Esta máquina cuenta con los siguientes módulos: un módulo de acondicionamiento del material previamente triturado, compuesto por una tolva y una rampa vibradora que lo lamina sobre una cinta transportadora para su correcta inspección; un módulo de identificación basado en tecnología hiperespectral; una zona de separación de los materiales según la información dada por el sistema de identificación.

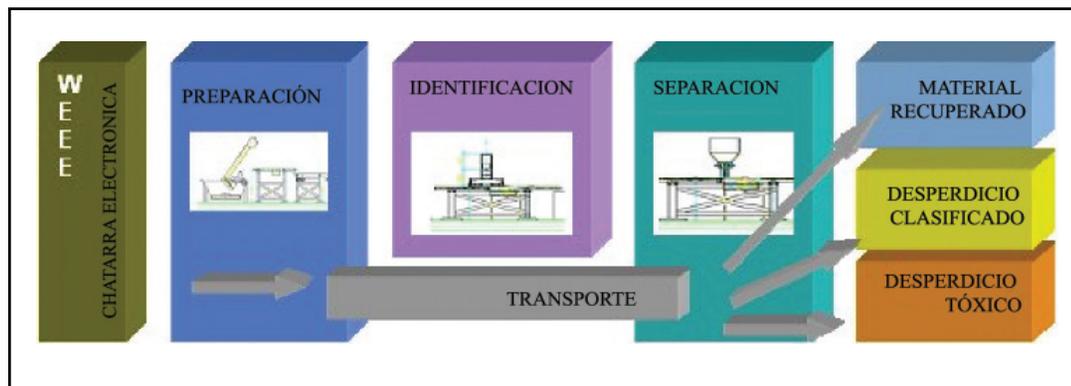


Fig. 3: Esquema general del Sistema de Separación

El módulo de inspección consta de una cámara espectral con un rango espectral entre 400 y 1000nm y un sistema de iluminación difusa adecuado para dichas longitudes de onda. Este sistema de iluminación, desarrollado específicamente para esta aplicación, permite iluminar uniformemente los materiales a identificar, disminuyendo considerablemente los brillos causados por sus propiedades especulares.

Dentro de este proyecto, *TECNALIA-Infotech* ha sido el socio responsable del desarrollo de los algoritmos que permiten la captura, el preprocesamiento y la posterior identificación de los diferentes materiales de la mezcla a estudio, basándose en técnicas de análisis hiperespectral desarrolladas por *TECNALIA-Infotech* (Picon et al. 2009), concretamente la adecuación de los algoritmos de caracterización espectral a los requisitos de la aplicación. Estos algoritmos deben cumplir ciertas condiciones de robustez, han de presentar capacidad de adaptación ante distintos tipos de muestras, a la vez que poseer un coste computacional adecuado que

permita cumplir con los tiempos requeridos en producción. En los siguientes apartados se detalla la solución técnica.

2. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA PROPUESTO

2.1. ADQUISICIÓN Y CORRECCIÓN DE LA IMAGEN

La metodología empleada para la adquisición de imágenes hiperespectrales permite capturar todas las bandas espectrales de forma simultánea. Para ello, se utiliza la variabilidad del ángulo de refracción con la longitud de onda. Así, a partir de la captura de una línea de la imagen a semejanza de una cámara lineal, la información espectral es extraída a través de un prisma, que separa el haz incidente de luz en cada una de las longitudes de onda en la imagen. De ese modo, la imagen obtenida contiene, en abscisas, la posición de la línea capturada y, en ordenadas, cada una de las frecuencias espectrales. Para obtener la imagen completa se combinan múltiples instantáneas de la misma, conteniendo cada instantánea una línea de la imagen completa.

En la figura 4 se observa este principio. En primer lugar, una línea de la imagen es capturada, y la luz de cada uno de los puntos de esta línea es dispersada verticalmente por el

prisma en función de su longitud de onda. De esta forma, cada línea es capturada en el sensor CCD como una imagen bidimensional en la que el eje horizontal representa la posición del píxel en dicha línea (eje X) y el eje λ representa las diferentes longitudes de onda dispersadas por el prisma.

Sincronizando la captura de la cámara con el desplazamiento Y producido entre cámara y objeto, se obtienen las diferentes líneas del objeto, creando la imagen hiperespectral asociada (Figura 4).

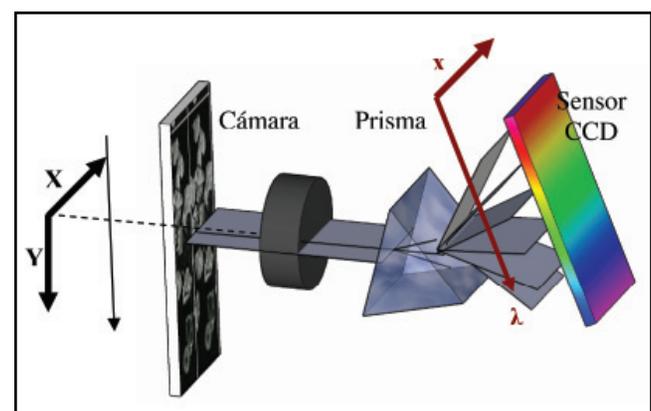


Fig. 4: Principio de captura de imágenes hiperespectrales

Una imagen hiperespectral, tal y como se muestra en la figura 5, está representada un “cubo”, en el que cada capa del mismo se corresponde con una longitud de onda determinada. De esta forma, cada píxel de la imagen se encuentra caracterizado por un vector, que representa el espectro lumínico reflejado por el material. Una de las ventajas de las imágenes hiperespectrales con respecto a la espectroscopía tradicional es que, a diferencia de ésta en la que sólo se dispone de la información espectral en un punto, en el caso de imagen hiperespectral cada uno de los píxeles de la imagen se encuentra asociado a su espectro electromagnético, permitiendo la obtención de una mayor información.

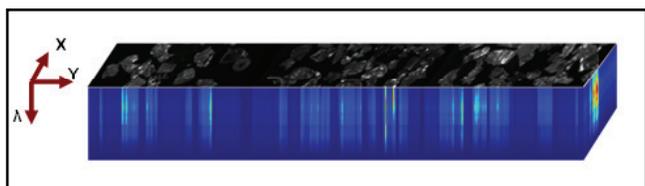


Fig. 5: Imagen hiperespectral

En concreto, cada punto (x, y) de la imagen (figura 5) está representado por un vector $L(x, y)$, cuyas componentes se corresponden a cada una de las K respuestas en intensidad de las longitudes de onda en las que se discretiza el espectro, es decir, la cantidad de luz reflejada en ese píxel (x, y) en función de su longitud de onda. De esta forma, cada punto de la imagen está representado por el vector $L(x, y)$, asociado a la respuesta espectral de dicho punto tal y como se define en la ecuación (1) y en la figura 6.

$$\mathbf{L} = \{L_1, L_2, \dots, L_K\} \quad (1)$$

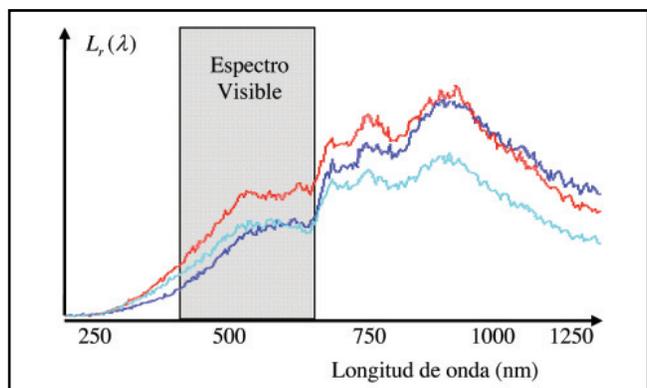


Fig. 6: Representación de varios espectros

Sin embargo, la apariencia de este vector espectral L depende de varios factores: el espectro de la luz incidente, la composición del material, la geometría externa del material, reflexiones e interacciones de la iluminación con los numerosos elementos u otros factores, haciéndose necesario un preprocesamiento que permita independizar el espectro L de factores distintos a la composición del material.

Para lograr la invarianza respecto a la fuente de luz incidente se realiza una normalización del espectro (Tan R. 2004), basándose en el espectro reflejado por superficies consideradas como referencias de cuerpo blanco (W) y cuerpo negro (B), tal y como se propone en la ecuación (2).

$$\hat{L}(\lambda_i) = \frac{L(\lambda_i) - B(\lambda_i)}{W(\lambda_i) - B(\lambda_i)} \quad (2)$$

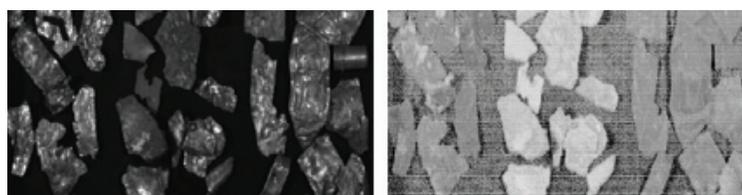
El vector obtenido mediante esta transformación todavía es dependiente de la intensidad de la incidencia de la luz, dependiendo si el punto captado se encuentra en una zona de brillos o sombras. De cara a corregir esto, se procede a normalizar el vector y se procede a su desaturación substrayendo el valor mínimo del mismo tal y como se muestra en la ecuación (3).

$$L_{norm}(\lambda_j) = L_n(\lambda_j) - \min_{i \in [1, k]} (L_n(\lambda_i))$$

donde $L_n(\lambda_j) = \frac{\hat{L}(\lambda_j)}{\sum_{n=1}^k \hat{L}(\lambda_n)}$ (3)

y $j \in [1, k]$

En la figura 7 se muestran las diferencias entre una imagen no normalizada y una normalizada en una longitud de onda concreta, en las que se puede observar la gran reducción de brillos, obtenida mediante la aplicación de las técnicas de corrección de iluminación.



a b
 Fig. 7: Visualización de los efectos de la aplicación de los algoritmos de corrección en una longitud de onda de la imagen. a) Sin corrección, b) Con corrección de iluminación. Se puede apreciar la disminución de los brillos mediante la aplicación del algoritmo de corrección de iluminación

Este vector normalizado, en condiciones teóricas, es independiente de la geometría del material y de la luz incidente, estando relacionado únicamente con la naturaleza física y química del material, así como de sus propiedades estructurales, por lo que puede ser empleado para la caracterización del mismo.

Por otro lado, una de las problemáticas principales para el tratamiento de estas imágenes es su dimensión, ya que poseen una enorme cantidad de información acerca de las propiedades moleculares de los elementos contenidos en ella y, por lo tanto, su procesamiento implica un coste computacional elevado.

Además, esa gran cantidad de datos en bruto dificulta la creación de clasificadores automáticos que permitan asociar cada elemento de la imagen con el material al que pertenecen. Ello es debido al fenómeno de Hughes (Hughes, GF. 1968), que provoca que la existencia de un mayor número de variables para permitir la definición del material, hace necesario un mayor número de ejemplos para poder crear un modelo que consiga asociar automáticamente un conjunto de variables al material al que pertenecen, de la misma forma que un mayor número de incógnitas implica un mayor número de ecuaciones para resolver, siendo preciso reducir la dimensionalidad de los datos disponibles de cara a obtener una firma espectral de dimensión reducida.

Por todo lo anterior, se hace necesaria la **reducción de la información** por un doble motivo:

- Evitar la información redundante presente en el espectro.

- Transformar los datos para disponer de una representación vectorial donde la separación del material sea máxima.

Para reducir la alta dimensionalidad inherente a los datos hiperespectrales en tareas de clasificación (Feather B K et al. 2005), (Kuan C Y, Healey G. 2005) y (Perkins S. 2005) se aplican diferentes técnicas para disminuir el número de características empleadas en la alimentación de estos clasificadores, minimizando el efecto del fenómeno de Hughes (Hughes GF.1968). Para este fin, la información contenida en las bandas espectrales debe ser decorrelada mediante métodos tradicionales como el *Análisis de Componentes Principales* (PCA) u otros ((Feather B K et al. 2005), (Tatzer P, Wolf M, Panner T. 2005), (Rajpoot, K M, Rajpoot N.M. 2003) y (Wang J, Chang C I. 2006)), o mediante la selección de las bandas, que mejor discriminan los elementos a clasificar (Willis C. 2004), (Mercier G. Lennon M. 2002), (Rellier G. et al. 2002) y (Ramakrishna B. et al. 2005).

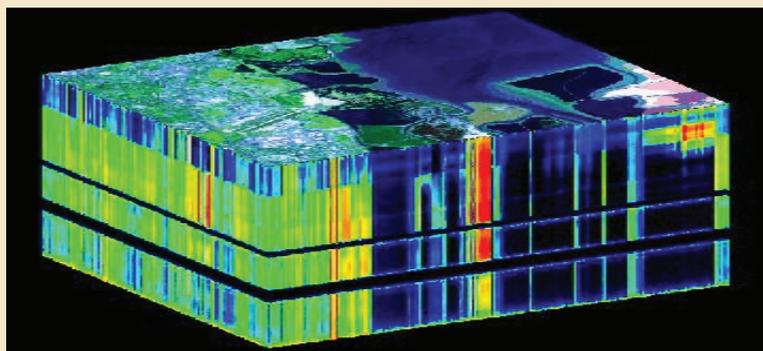
En los ensayos realizados se demostró que, en el caso de que las clases (**familia de materiales**) presenten variaciones con el tiempo, o que nuevas clases sean añadidas al sistema la diferenciación por las características discriminantes obtenidas, variará haciendo necesario un reentrenamiento de

TÉCNICAS DE IMAGEN HIPERESPECTRALES

Las técnicas de imagen hiperespectral permiten la adquisición y el procesamiento de información obtenida del espectro electromagnético. A diferencia del ojo humano, que solamente percibe longitudes de onda comprendidas entre las longitudes de onda del azul al rojo, estas técnicas permiten detectar y visualizar otras longitudes de onda. De esta forma, algunos insectos como las abejas, poseen visión ultravioleta que les permite detectar el néctar más adecuado o los nuevos detectores por longitudes de ondas sub-milimétricas, que nos permiten percibir objetos ocultos bajo la ropa sin las radiaciones producidas por los rayos-X.

Estas técnicas hiperespectrales permiten caracterizar cada uno de los píxeles de una imagen por su espectro electromagnético, es decir, por un vector de información que contiene una huella dactilar de las propiedades lumínicas del material permitiendo su clasificación. De esta forma, estas técnicas permiten detectar la presencia de patógenos en alimentos, analizar células cancerígenas (melanoma), obtener información de las propiedades químicas de minerales en imágenes de satélite entre otras.

En esta figura se puede observar una imagen de satélite de un área de la superficie terrestre obtenida mediante el sistema AVIRIS (Airborne Visible/InfraRed Imaging Spectrometer), que permite la obtención de imágenes aéreas con más de 200 bandas espectrales.



las mismas. Esto hace que esas características discriminantes obtenidas por los métodos anteriores no sean determinantes en situaciones donde las clases a clasificar presenten variaciones con el tiempo o nuevas clases sean añadidas al sistema.

Los estudios realizados con anterioridad con los materiales a clasificar demuestran que, dada su gran dispersión espectral, la utilización de sólo la información espectral se hacía insuficiente para realizar una clasificación robusta de los mismos, obteniendo resultados de solo un 56% (Picon A et al., a ser publicado en 2010). El empleo de técnicas de reducción de características permitieron subir la tasa de clasificación hasta un 71% mediante la aplicación de una novedosa técnica de reducción de características bioinspirada en el comportamiento del ojo humano. Esta técnica imita el funcionamiento de los conos visuales humanos y lo extiende a lo largo del espectro no visible a modo de ojo hiperespectral, que es capaz de emular el proceso de extracción de información que realiza el ojo humano para el espectro visible, creando un conjunto de 8 conos hiperespectrales que son sensibles a diferentes longitudes de onda.

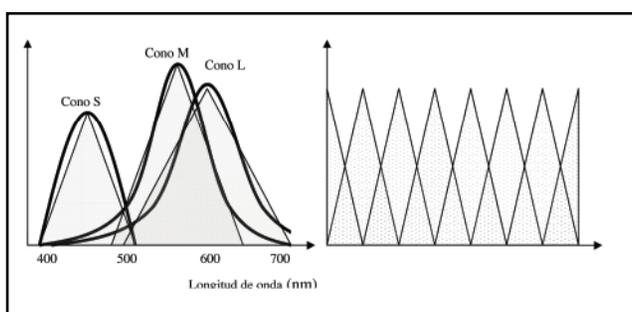


Fig. 8: Sensibilidad espectral de los conos del sistema visual humano en función de la longitud de onda y sensibilidad espectral de los conos hiperespectrales propuestos

La aplicación de esta metodología permite reducir el vector espectral inicialmente compuesto por 80 bandas espectrales (390-1000 nm) a un número N inferior de características (en nuestro caso 8), las cuales están basadas en la forma en la que el ojo humano extrae la información del espectro y, por tanto, maximizando la información extraída.

Con base en estos resultados, dado que la precisión no era suficiente para la correcta caracterización de los materiales, se desarrollaron metodologías que permitían integrar las características espectrales de cada elemento de la imagen con la variación de estas en la vecindad cercana, es decir, se procede a incluir la información de la "textura" del material dentro de la información espectral, dando esta aproximación resultados muy positivos y consiguiendo una clasificación correcta de un 98% (Picon et al. 2009). Esta aproximación está basada en el cálculo de un histograma asociado a cada uno de los píxeles espectrales de la imagen que recoge la variación de cada una de las características en una vecindad

asociada a dicho píxel (Figura 9). La descripción detallada de este algoritmo de descripción espectro-espacial está detallada en Picón et al. 2009.

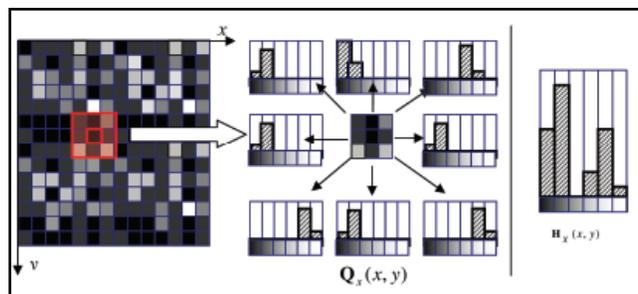


Fig. 9: Representación gráfica del cálculo del histograma difuso de vecindad para una vecindad 3x3

De esta forma, cada píxel espectral, no estará definido solamente por sus características espectrales, sino que estará definido por el histograma de cada una de sus características espectrales en una vecindad asociada al píxel tal y como se muestra en la figura 9. En (4) se describe la formulación para el cálculo del histograma de una característica espectral determinada, siendo Q, el vector que indica los grados de pertenencia de dicha característica a cada uno de los rangos de intensidad (ver figura 9).

$$H(x, y) = \sum_{i=x-A/2}^{x+A/2} \sum_{j=y-B/2}^{y+B/2} Q(i, j) \quad (4)$$

La problemática de esta aproximación radica en que su coste computacional es del orden de 200 veces mayor que el análisis aislado de los píxeles debido al tamaño de las vecindades necesarias.

Aunque esta aproximación presenta unos resultados de clasificación muy superiores a las técnicas basadas solamente en la información espectral del material, su gran coste computacional no permite alcanzar la velocidad de procesamiento requerida. Este hecho hace necesaria la creación de un algoritmo que permita crear un método robusto de clasificación de los materiales, basándose en la extracción de las firmas espaciales y espectrales de los materiales con la velocidad de procesamiento adecuada.

Para cumplir con esta premisa del tiempo fue necesaria una aproximación diferente al problema que permitiera utilizar la información espectro-espacial de forma adecuada, evitando costes computacionales elevados.

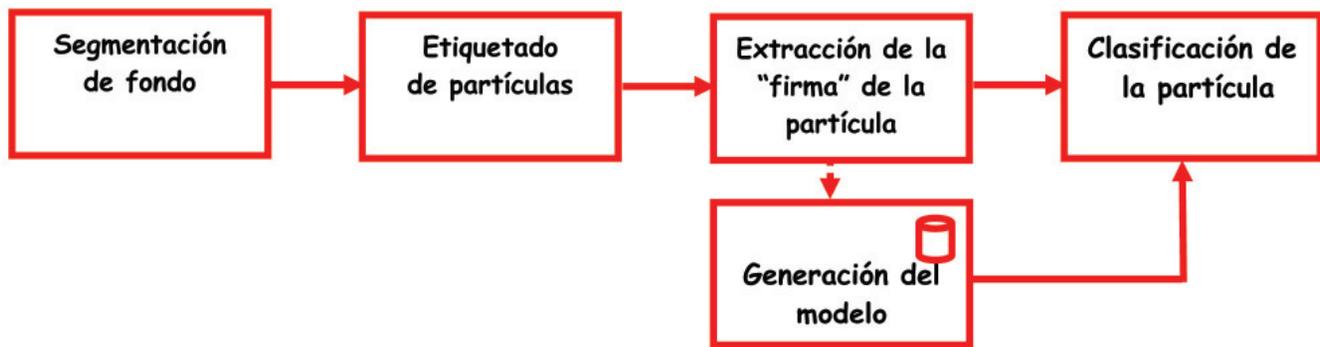


Fig.10: Aproximación de la solución

2.2 ALGORITMO DE CLASIFICACIÓN

Dado que las partículas a clasificar se encuentran separadas unas de otras por haber sido laminadas en la cinta por el alimentador vibratorio, se puede simplificar el algoritmo de clasificación de la siguiente manera (Figura 10):

- Segmentación de fondo por técnicas convencionales: mediante el empleo de una única

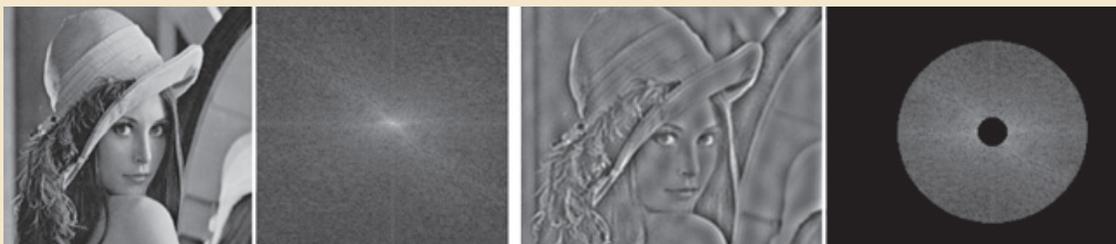
longitud de onda espectral, separar el fondo de las diferentes partículas de materiales.

- Etiquetado de las partículas de materiales segmentadas: aislar cada una de las partículas segmentadas.
- Extracción de la *firma* espectro-espacial: extraer una *firma* que permita representar cada partícula mediante sus características espectrales y espaciales.

TRATAMIENTO DE FOURIER EN FILTRADO DE IMÁGENES

La transformada de Fourier permite transformar en frecuencia la información espacial contenida en una señal. De esta forma, en vez de estar representada en función de su intensidad en función del tiempo, una señal temporal puede ser representada en función del grado de presencia de cada una de las frecuencias.

En el caso de imágenes, la transformada bidimensional de Fourier se corresponde con una imagen bidimensional compleja, cuyos ejes verticales y horizontales se corresponden a las frecuencias de esa imagen en dichas direcciones. En base a este conocimiento, las técnicas clásicas de procesamiento de imagen permiten crear filtros que eliminen frecuencias y direcciones deseadas, permitiendo la creación de potentes filtros (pasa-altos, pasa-bajos, pasa-bandas) mediante la manipulación de la imagen transformada y posterior transformación inversa de dicha señal.



En la figura se aprecian dos imágenes y sus respectivas transformadas de Fourier. A las de la izquierda se han eliminado diversas frecuencias mediante la manipulación de sus transformadas y posterior transformación inversa. Así se ven a la derecha.

- Clasificación de la partícula: comparación estadística de la *firma* de la partícula con los modelos generados y clasificarla adecuadamente.

2.3 SEGMENTACIÓN DE FONDO

De cara a aumentar la velocidad de procesamiento, se emplea una única longitud de onda para la segmentación del fondo. Para eliminar el problema producido por las rayas verticales provocadas por los diversos roces de la cinta transportadora, se procedió a realizar un filtrado en frecuencia mediante el empleo de la transformada de Fourier, que permite eliminar las frecuencias verticales que provocan esas líneas tal y como se observa en la Figura 11. Esto hace posible la segmentación sencilla y computacionalmente eficaz del fondo.

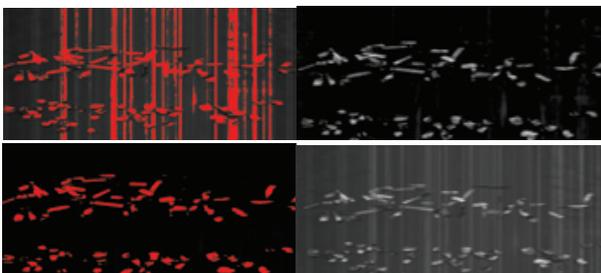


Figura 11: Empleo de la transformada de Fourier y de un binarizado para la extracción de fondo. Se puede apreciar que el empleo del filtrado basado en transformada de Fourier permite aislar correctamente las partículas a separar

2.4 ETIQUETADO DE LAS PARTÍCULAS

En esta fase, a partir de la segmentación anterior se etiquetan las diferentes partículas previamente segmentadas tal y como se muestra en la figura 12. Para ello se ha utilizado un algoritmo clásico de componentes conexas.

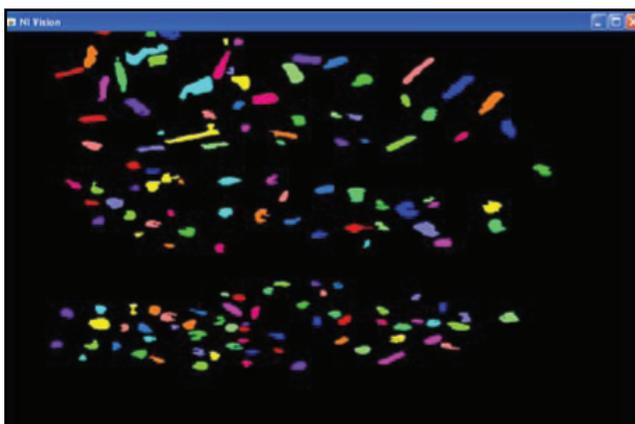


Fig. 12: Etiquetado de las partículas

2.5 EXTRACCIÓN DE LA FIRMA ESPECTRO-ESPACIAL

En este proceso, a diferencia de las metodologías anteriores, la extracción de las características espectro espaciales se realiza para toda la partícula en vez de asociar una vecindad a cada uno de los píxeles. De esta forma, se asocia un histograma espacial de región a cada una de las características espectrales de la partícula. En este caso, tal y como se aprecia en la formulación (5), el coste computacional es de N , siendo N el número de píxeles por región. Esto es debido a que el algoritmo sólo tiene que visitar cada píxel una sola vez para la generación del descriptor, mientras que en los casos anteriores, el coste computacional era de $N \times M \times M$ siendo N el número de píxeles y M el tamaño de la vecindad asociada. En la figura 13 se representa la *firma* espacial de regiones pertenecientes a diversos materiales.

2.6 CLASIFICACIÓN DE LA PARTÍCULA

Esta *firma* que recoge las características espectrales y espaciales de la partícula, es utilizada como vector de entrada de un clasificador basado en las distribuciones *gaussianas* multivariantes. El uso de este clasificador radica en la adecuada interpretabilidad, así como la buena generalización obtenida con este tipo de clasificadores.

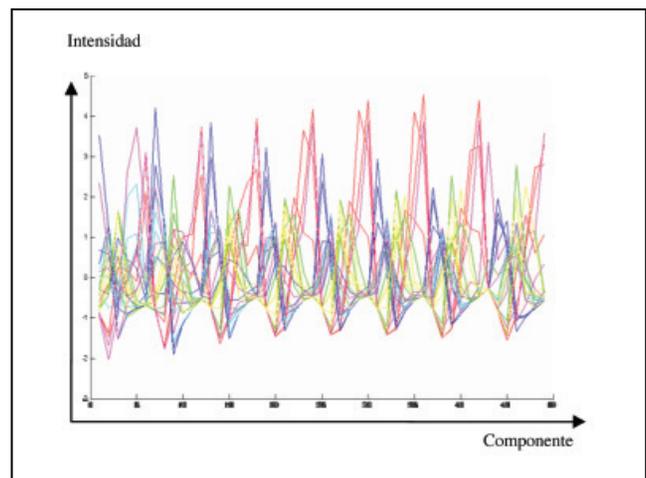


Fig.13: Firmas espectro-espaciales de diversas partículas compuestas por materiales diferentes

De esta forma, a partir de un conjunto de *firmas* de entrenamiento para cada uno de los materiales a clasificar se obtiene un modelo *gaussiano* multivariante para cada material, así se podrá calcular la probabilidad de pertenencia de cada nuevo vector de *firmas* extraído con cada una de las clases de materiales generadas tal y como se expresa en la ecuación (6).

$$N(\mathbf{H} | \mathbf{i}_{c_i}, \Sigma_{c_i}) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2}} \frac{1}{|\Sigma_{c_i}|^{1/2}} e^{\left\{ -\frac{1}{2}(\mathbf{H} - \mathbf{i}_{c_i})^T \Sigma_{c_i}^{-1} (\mathbf{H} - \mathbf{i}_{c_i}) \right\}} \quad (6)$$

De esta forma, la *firma* espectral de cada una de las partículas previamente segmentadas es etiquetada como aquella clase a la que su probabilidad de pertenencia sea mayor (máxima verosimilitud), obteniendo una relación entre cada punto de la imagen y su clase de pertenencia más probable. La figura 14 ofrece detalles de la clasificación entre acero inoxidable y aluminio, que es la que presenta una mayor complejidad en la separación, obteniendo resultados superiores al 92% y una velocidad de proceso de hasta 0,28 segundos por cada metro de materiales, lo que corresponde a una imagen de 1024x600 píxeles y en el caso de una imagen hiperespectral de 80 bandas, ocupa un tamaño de 100 MB.

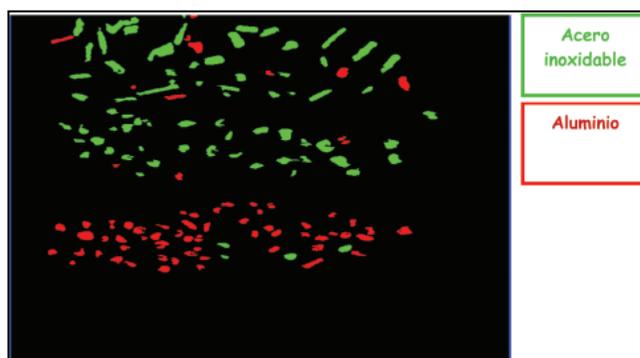


Fig. 14: Segmentación de acero inoxidable y aluminio

2.7 SEPARACIÓN DE LA PARTÍCULA

Una vez identificada la posición de la partícula, la información de la misma es almacenada en un PLC el cuál, mediante un sistema de encoders manipula unos expulsores mecánicos que permiten la separación de las partículas detectadas y su vertido dirigido al contenedor que le corresponde. Una vista de la instalación experimental puede verse en la figura 15.



Figura 15. Instalación experimental de clasificación y separación. Al fondo se aprecia la tolva para residuos triturados que los vierte laminadamente en una cinta transportadora, el bloque de visión artificial que está compuesto por un sistema de iluminación y una cámara hiperespectral, y la cinta transportadora que lleva los residuos a la separación final.

3. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado una nueva metodología inspirada en el sistema visual humano que permite la clasificación de materiales no férricos mediante la incorporación de información espectral (espectroscopía) y espacial (visión artificial) sin incrementar el coste computacional requerido para la realización de esta clasificación e incrementando la tasa de clasificación considerablemente. Este desarrollo supone una evolución sobre el sistema previo, que esta vez se ha dirigido específicamente a una separación de cobre y plomo, que se encuentra en funcionamiento en las instalaciones de Botrade, S.L.

Además de sus ventajas en la aplicación para el reciclaje y la clasificación de materiales, esta metodología se puede aplicar en ámbitos bien distintos. En estos momentos se está trabajando en incluir los descriptores espectro-espaciales para la caracterización de tumores en imágenes de resonancia magnética y para la caracterización de terrenos en imágenes aéreas multispectrales, permitiendo una segmentación y caracterización mucho más precisa, demostrando así la polivalencia multidisciplinar del método.

Esta metodología, dado su competitivo coste a nivel computacional, es susceptible de ser incluida en procesos de producción, donde se requiera el uso de tecnología hiperespectral sin penalizar los ratios de producción, o incluso ser incluida en plataformas hardware embebidas para aplicaciones específicas.

4. BIBLIOGRAFÍA

- Bereciartua A, Echazarra J. "Sistema basado en identificación multispectral para la separación de metales no férricos en WEEE en logística inversa", 1er Congreso de Logística y Gestión de la Cadena de Suministro, 2007.
- Directive 2002/96/EC of the European Parliament and of the Council of 27 January 2003 on Waste Electrical and Electronic Equipment (WEEE) - Joint declaration of the European Parliament, the Council and the Commission relating to Article 9.
- Feather BK et al. "Compression technique for plume hyperspectral images", Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral and Ultraspectral Imagery XI, SPIE, 2005.
- Hughes GF. "On the Mean Accuracy Of Statistical Pattern Recognizers", IEEE Transactions on Information Theory (14-1 55-63.), 1968

- Kuan CY, Healey G. "Band selection for recognition using moment invariants", Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral and Ultraspectral Imagery XI, SPIE, 2005.
- Kutila M, Viitanen J, Vattulainen A, "Scrap metal sorting with colour vision and inductive sensor array", Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, pp. 725-729, Vienna, Austria, 2005.
- Mercier G, Lennon M. "On the characterization of hyperspectral texture", IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS '02), vol. 5, pp. 2584-2586, 2002.
- Perkins S. "Genie Pro: Robust image classification using shape, texture and spectral information", Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral and Ultraspectral Imagery XI, SPIE, 2005.
- Picón A. et al. "Bio-inspired Data Decorrelation Methodology for Hyperspectral Imaging", Pattern Analysis and Applications, to be published (2010).
- Picón A. et al. "Spectral and Spatial Feature Integration for Classification of Non-ferrous Materials in Hyper-spectral Data", IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2009.
- Rajpoot, KM, Rajpoot NM. "Wavelet based segmentation of hyperspectral colon tissue imagery", 7th International Multi Topic Conference (INMIC 2003), pp. 38-43, Islamabad, Pakistan, 2003.
- Ramakrishna B et al. "Spectral/spatial hyperspectral image compression in conjunction with virtual dimensionality", Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral and Ultraspectral Imagery XI, SPIE, 2005.
- Rellier G et al. "A Gauss-Markov Model for hyperspectral texture analysis of urban areas", 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'02), vol. 1, pp. 692-695 2002.
- Sommer EJ, Ross CE, Spencer DB. Method and apparatus for sorting materials according to relative composition, US Patent 7,099,433, 2006.
- SORMEN - Innovative Separation Method for Non Ferrous Metal Waste from Electric and Electronic Equipment (WEEE) based on Multi- and Hyperspectral Identification project, Sixth Framework Programme Horizontal Research Activities Involving SMES Co-Operative Research, 2006, <http://www.sormen.org/>
- Spencer DB. "The high-speed identification and sorting of nonferrous scrap", JOM Journal of the Minerals, Metals and Materials Society, vol. 57, no. 4, pp. 46-51, 2005.
- Tan R. "Separating Reflection Components Based on Chromaticity and Noise Analysis", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, Vol 26, Number 10, 2004.
- Tatzert P, Wolf M, Panner T. "Industrial application for inline material sorting using hyperspectral imaging in the NIR range", Real-Time Imaging, vol. 11, no. 2, Spectral Imaging II, pp. 99-107, 2005.
- Wahab DA et al. "Development of a prototype automated sorting system for plastic recycling", American Journal of Applied Sciences, vol. 3, no. 7, pp. 1924-1928, 2006.
- Wang J, Chang CI. "Independent component analysis-based dimensionality reduction with applications in hyperspectral image analysis", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 44, no. 6, pp. 1586-1600, 2006.
- William LG, Zissis GJ. The Infrared Handbook. 1978 Publisher:Environmental Research Inst. Volumes: 1 1978
- Willis C, "Hyperspectral image classification with limited training data samples using feature subspaces", Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral and Ultraspectral Imagery X, SPIE, 2004.