
CLASIFICACIÓN DE POROS EN CARBONES TRATADOS TÉRMICAMENTE EMPLEANDO MICROSCOPIA ASISTIDA POR COMPUTADOR

CLASSIFICATION OF THE POROSITY IN THERMALLY TREATED COALS USING A SYSTEM OF COMPUTER AIDED MICROSCOPY

Hugo Mesa Yepes¹, John Willian Branch Bedoya² & Giovanni Pérez Ortega³

1. Institución Universitaria de Envigado - Colombia.

2. Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín - Colombia.

hjmesa@iue.edu.co, cidfi@iue.edu.co, jwbranch@unalmed.edu.co, gperez@unalmed.edu.co

Recibido para evaluación: 5 de Abril de 2009 / Aceptación: 15 de Mayo de 2009 / Recibida versión final: 27 de Mayo de 2009

RESUMEN

El uso de las técnicas de análisis de imágenes digitales ha mostrado ser una promisoría aplicación en la interpretación de resultados de modelos y cuantitativamente suministra información útil sobre las características que son objeto de estudio. En particular, ésta permite hacer una comparación cuantitativa. En este artículo se propone una metodología alternativa a los métodos tradicionales para la clasificación de la porosidad en carbones tratados térmicamente a partir de imágenes de secciones pulidas, empleando microscopía asistida por computador.

PALABRAS CLAVES: Inspección Visual Automática, Procesamiento Digital de Imágenes, Microscopía Asistida por Computador, Caracterización de Materiales.

ABSTRACT

The techniques of digital image analysis has shown to be a promising application in the interpretation of model results and provides quantitative information on the characteristics that are studied. In particular, it allows a quantitative comparison between different models. This paper proposes an alternative methodology to the traditional methods for the classification of the porosity in thermally treated coals from images of polished sections using a system of Computer Aided Microscopy.

KEY WORDS: Automatic Visual Inspection, Digital Image Processing, Computer Aided Microscopy, Materials Characterization.

1. INTRODUCCIÓN

Los carbones contienen espacios vacíos o poros que resultan de los procesos de manufactura y otros inherentes a la estructura de la materia original. Estos poros difieren en tamaño y forma, donde su distribución y dimensionamiento evidencian el comportamiento del carbón en diferentes procesos.

Los métodos de elaboración de isotermas de adsorción y de porosimetría de mercurio han alcanzado gran popularidad en la determinación de la distribución de poros. Estos métodos involucran el uso de equipos especializados y reactivos costosos, además debe ser llevado a cabo por personal calificado y en general, requieren bastante tiempo para su aplicación.

Este artículo presenta un procedimiento para la captura y procesamiento de la información de secciones pulidas de carbón tratado térmicamente y establece los parámetros morfológicos de los poros que posteriormente serán utilizados para la determinación de la porosidad.

La integración de técnicas de procesamiento y análisis digital de imágenes que contemplan elementos para la captura, tratamiento y extracción de información a partir de imágenes de secciones pulidas, desarrolla nuevos marcos conceptuales que ayudan no sólo a comprender los casos observados empíricamente, sino también a plantear programas de cambio adecuados a cada situación y a diseñar planes de acción para implementarlos.

2. PERCEPCIÓN VISUAL

El estudio de los mecanismos de procesamiento y representación de la información visual que percibe un ser vivo, se remonta a los orígenes de la ciencia y la filosofía. Desde la época de los griegos clásicos hasta nuestros días se han formulado teorías sobre cómo percibe el ser humano su realidad exterior y de qué manera usa y representa la información captada por sus sentidos. Más cercanos en la historia, están los estudios de Kepler sobre el análisis geométrico de la formación de la imagen en el ojo, los de Newton sobre visión en color y en el siglo XX, los de Helmholtz sobre óptica fisiológica y Wertheimer sobre el movimiento aparente de agrupaciones de puntos o campos. Estos trabajos, entre otros, han establecido las bases de las actuales teorías de percepción visual.

Los trabajos desarrollados en el MIT (Massachusetts Institute of Technology) por el equipo dirigido por David Marr, durante los años setenta, sobre el sistema de visión humano así como su monografía póstuma VISION: A Computational Investigation into Human Representation and Processing of Visual Information (Marr, 1982) marcan uno de los hitos más importantes en el desarrollo de una metodología con la que se puede abordar soluciones a los complejos problemas que presentan tanto la visión humana como la visión a través de mecanismos artificiales. En su aproximación, Marr estableció una metodología modular de tipo "bottom/up" sobre el procesamiento de la información subyacente en la imagen percibida. Los tres grandes bloques metodológicos propuestos por Marr para el procesamiento de la información visual, son:

Cálculo del esbozo primitivo como estructura informativa que caracteriza los distintos rasgos básicos (bordes, líneas, arcos, cerros, manchas, entre otros) presentes en la imagen de intensidades (nivel 2D).

Construcción de las superficies presentes en la imagen desde el punto de vista del observador, a partir de las informaciones suministradas por el esbozo primitivo y las informaciones tridimensionales proporcionadas por la estereoscopia, sombreado, reflectancia, iluminación, entre otros (nivel 2½D).

Construcción del modelo que representa a los objetos en el espacio y permite catalogarlos y compararlos con la información previamente almacenada (nivel 3D).

Estas ideas sobre la descomposición de la información en niveles 2D, 2½D y 3D así como sus esquemas de representación de la información en cada uno de estos niveles, han marcado una profunda influencia no sólo en el campo del estudio de los mecanismos de la visión humana, sino también en el estudio y el análisis de las imágenes digitales. Como han

afirmado Marr y Nishihara (Marr y Nishihara, 1978), la información acerca de la geometría y la reflectancia de las superficies visibles se codifica en la imagen de varias formas y puede ser decodificada por procesos casi independientes. La comprensión de este hecho dio lugar a la aparición de múltiples teorías sobre los procesos de decodificación, que en su mayoría permanecen hoy en día como áreas activas de investigación, entre los más importantes podemos citar: la estereoscopia, la derivación de la estructura a partir del movimiento aparente, la selectividad de dirección, el cálculo de la profundidad a partir del flujo óptico, el cálculo de la orientación de la superficie a partir de su textura y el cálculo de la forma a partir de la sombra.

Hasta nuestros días, ninguna otra teoría computacional sobre la visión humana ha influenciado tan decisivamente el desarrollo de las técnicas del análisis digital de imágenes, como la dada por Marr y Heldreth. Como consecuencia de los muchos trabajos desarrollados a partir de las teorías de Marr y sus colaboradores, se ha iniciado un nuevo campo de especialidad denominado Visión Computacional, el cual trata de explicar los mecanismos de cálculo de la visión humana usando procedimientos y métodos de las teorías matemáticas de procesamiento de información.

De lo anteriormente mencionado, se deduce que si bien el estudio de los mecanismos de la visión humana han tenido larga tradición en la historia de la ciencia, no ha sido hasta la aparición de los computadores digitales el que estos mecanismos hayan podido ser estudiados de una forma más profunda y continuada.

Por otra parte la gran simbiosis que ha existido y existe entre los desarrollos en el campo de los modelos de percepción visual y los modelos de visión computacional, ha originado que hoy en día no exista realmente una línea nítida entre los modelos de la percepción visual y los de la visión computacional. La Visión Artificial dentro del campo de la Inteligencia Artificial puede considerarse como el conjunto de todas aquellas técnicas y modelos que nos permitan el procesamiento, análisis y explicación de cualquier tipo de información espacial obtenida a través de imágenes digitales.

3. PROCESAMIENTO Y ANÁLISIS DIGITAL DE IMÁGENES

A diferencia del estudio de los mecanismos de la visión humana, el procesamiento y análisis de imágenes digitales nace en el momento en que se dispone de recursos tecnológicos para captar y manipular grandes cantidades de información espacial en forma de matrices de valores. Esta distinción ubica al procesamiento y análisis de imágenes digitales como una tecnología asociada a las ciencias de la computación y por tanto se le puede considerar como una proyección del término Visión Artificial dentro del ámbito de la Inteligencia Artificial.

Históricamente, la primera vez que se hizo uso de las técnicas de imágenes digitales fue en los años veinte, en la transmisión de imágenes de fotografías periodísticas a través de cable submarino entre Londres y New York. Tal acontecimiento supuso que el tiempo entre emisión y recepción de las imágenes pasase de una semana por barco a tres horas por cable. A partir de esto y durante algún tiempo, se desarrollaron técnicas de codificación y reproducción, mejorando la representación de las imágenes de cinco a quince tonos de gris. Pero estos hechos pueden considerarse aislados y no es hasta los años 50-60, en que aparecen los primeros computadores digitales y la necesidad de disponer de técnicas para la transmisión y procesamiento de imágenes desde satélite, cuando estas técnicas empiezan a ser desarrolladas de forma sistemática. Cabe resaltar el avance en los métodos de transmisión, realce y restauración de imágenes generado por el Jet Propulsion Laboratory (EE.UU.), encargado del procesamiento de las imágenes enviadas por los primeros satélites de la carrera espacial.

Como consecuencia de los resultados obtenidos sobre las imágenes de satélite, a finales de los sesenta y durante los años setenta, distintas administraciones y organismos llevaron a cabo grandes proyectos de investigación para el desarrollo de técnicas relativas tanto al estudio de los mecanismos de la visión, como al tratamiento y análisis de imágenes digitales.

El National Institute of Health (EE.UU.) dedicó considerable esfuerzo al estudio de imágenes de rayos X, microscopía óptica y microscopía electrónica, el MIT junto con la Universidad de Stanford trabajaron durante los setenta en temas de visión aplicada a robótica bajo el proyecto Hand-Eye. Otros proyectos que también influyeron en el desarrollo de

técnicas para el tratamiento y análisis de imágenes digitales, son el PIPS (Pattern-Information Processing System) Japonés y el Norteamericano UIS (Understanding Image System). Este último proyecto marca el comienzo del uso de estas técnicas en aplicaciones de tipo militar lo que ha supuesto, desde entonces, una fuente importante de inversiones para su desarrollo.

Dentro del contexto europeo, cabe destacar la investigación desarrollada, durante los años setenta, por los profesores G. Matheron y J. Serra de la École National Supérieure des Mines de París (Francia) con base en resultados de la geometría integral y el cálculo de probabilidades para la caracterización y medición de formas. Esta técnica se denomina Morfología Matemática y ha tenido sus principales áreas de aplicación en los campos de la geología, la biología y la medicina.

Otras referencias obligadas del nivel alcanzado a comienzos de los ochenta por las técnicas de procesamiento y análisis de imágenes digitales son las monografías descritas en las siguientes citas (Castleman, 1979), (Duda y Hart, 1973), (Fu, 1982), (González y Wintz, 1979), (Herman, 1980), (Marr, 1982), (Rosenfeld y Kak, 1982) y (Serra, 1982). En estos trabajos, se puede observar el comienzo de cierta especialización y catalogación de las técnicas procesamiento y análisis de imágenes. Así, aparecen los conceptos de:

- Técnicas para el procesamiento de imágenes digitales como el conjunto de todos aquellos métodos asociados a la captura, codificación y representación de las imágenes, donde no se introducen ningún tipo de interpretación.
- Técnicas para el análisis de imágenes digitales, comprendidas por técnicas de visión por computador o visión mediante robot como acepciones que se refieren a aquellas técnicas que tratan de extraer la información presente en la imagen con el fin último de hacer una interpretación de las escenas representadas por dicha imagen.

A partir de este momento, las técnicas de análisis de imágenes digitales se desarrollan de forma vertiginosa como consecuencia de la gran cantidad de aplicaciones que aparecen y de la madurez alcanzada en el diseño de arquitecturas de computadores. Los desarrollos han seguido en gran medida las pautas marcadas por Marr (Marr, 1982) y han sido fuertemente influenciados por el MIT. Las mayores contribuciones se han centrado en el desarrollo de algoritmos para la detección de características (bordes, líneas, arcos, entre otros) que ayudan a definir lo que Marr llamo el esbozo primitivo, así como en el desarrollo de técnicas globales de segmentación de una imagen en regiones. A este último respecto cabe destacar aquellas aproximaciones que introdujeron la información de contexto en los procesos de clasificación y segmentación (Rosenfeld y Davis, 1979).

De especial significación han sido también los numerosos trabajos que han usado técnicas de representación del conocimiento para los problemas de interpretación de imágenes, en relación con aplicaciones de ambiente industrial, iniciando una fuerte mezcla entre las técnicas de la Inteligencia Artificial para la representación del conocimiento y las técnicas de interpretación de escenas a partir de imágenes digitales.

A partir de la segunda mitad de la década de los 80 se inicia un creciente interés hacia el desarrollo de nuevas teorías y algoritmos para la interpretación de la imagen 2D como proyecciones de escenas 3D. Sin mencionar problemas asociados a la reconstrucción de escenas a partir de distintas proyecciones, el estudio del flujo óptico y sus múltiples aplicaciones a la caracterización de superficies 3D, la caracterización de superficies a partir del estudio del movimiento, el estudio de las formas a partir de las sombras, las técnicas de representación y búsqueda de objetos y el estudio de la orientación a partir de texturas. Este interés por el estudio de problemas de mayor complejidad ha ido en paralelo al desarrollo de nuevas generaciones de computadores que a precio asequible permiten la experimentación con imágenes cada vez más complejas en su interpretación.

Simultáneamente al desarrollo de las técnicas y métodos matemáticos hasta ahora expuestos, también se han venido desarrollando diferentes arquitecturas de computadores específicas para el procesamiento de datos de imágenes digitales. El concepto de arquitectura paralela SIMD (Single Instruction Multiple Data) ha sido sin lugar a duda la más usada en este tipo de aplicaciones. Los conceptos de procesadores con pipeline y procesadores vectoriales han sido también de amplio uso. Aunque en sus comienzos en la década de los 80, estas arquitecturas específicas fueron caras y con poco soporte de software básico, en la actualidad pueden considerarse como opciones razonables en los sistemas de procesamiento de imágenes. En cualquier caso se resalta que el rápido aumento de las prestaciones en los computadores que llamaremos estándar, ha desechado el uso de este tipo de arquitecturas en muchas aplicaciones de tipo rutinario.

4. MICROSCOPIA ASISTIDA POR COMPUTADOR

La microscopía frecuentemente se usa como un método absoluto de análisis bidimensional del tamaño de una partícula, puesto que es el único método por el que se observan y miden partículas individuales. Todos los métodos de microscopía se llevan a cabo básicamente para muestras de laboratorio extremadamente pequeñas, es por esto que el análisis manual al microscopio es tedioso y expuesto a error. Se han desarrollado sistemas semiautomáticos y automáticos que aceleran el análisis y reducen el tedio de los métodos manuales, ver Figura 1.

El desarrollo del análisis cualitativo de imágenes ha hecho posible la clasificación rápida usando pequeñas muestras de laboratorio, especialmente, al recurrir a sistemas denominados analizadores de imagen, los cuales aceptan muestras de una gran variedad de formas: fotografías, micrografía electrónica e imagen en tiempo real. Las técnicas empleadas por los analizadores de imágenes, se basan en los avances recientes en computadores e instrumentos ópticos.

La aplicación de los analizadores de imágenes, se basa en el análisis de resultados para el modelo físico, normalmente representado por fotografías en blanco y negro directamente tomadas para el modelo evaluado. El lenguaje procesado de la imagen analizada es poderoso y flexible y permite un amplio rango de procesamiento y técnicas de clasificación de datos a ser aplicadas a la imagen.

El uso de las técnicas de análisis de imágenes digitales ha mostrado ser una promisoría aplicación en la interpretación de resultados de modelos y cuantitativamente suministra información útil sobre las características que son objeto de estudio. En particular, permite hacer una comparación cuantitativa entre modelos diferentes.

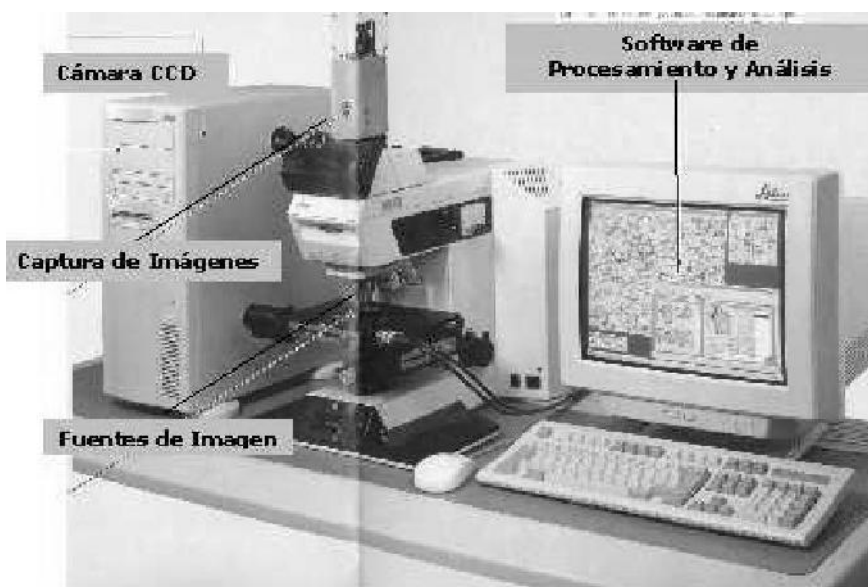


Figura 1. Sistema Integrado de Procesamiento Digital de Imágenes para Microscopía Asistida por Computador

5. CLASIFICACIÓN DE POROS EN CARBONES TRATADOS TÉRMICAMENTE EMPLEANDO INSPECCIÓN VISUAL AUTOMÁTICA

Los principios esenciales del análisis cuantitativo de imágenes y la microscopía óptica asistida por computador, son mostrados en la Figura 2 (Worjnar, 1999). La sección pulida de la muestra de carbón es montada en el microscopio y observada con luz reflejada. Cuando se ilumina con luz blanca, los poros se ven negros o gris oscuro y la matriz del carbón se ve en matices brillantes. La cámara de captura de video convierte la imagen del campo óptico del microscopio en una señal electrónica que es digitalizada y enviada al computador para efectuar el análisis.

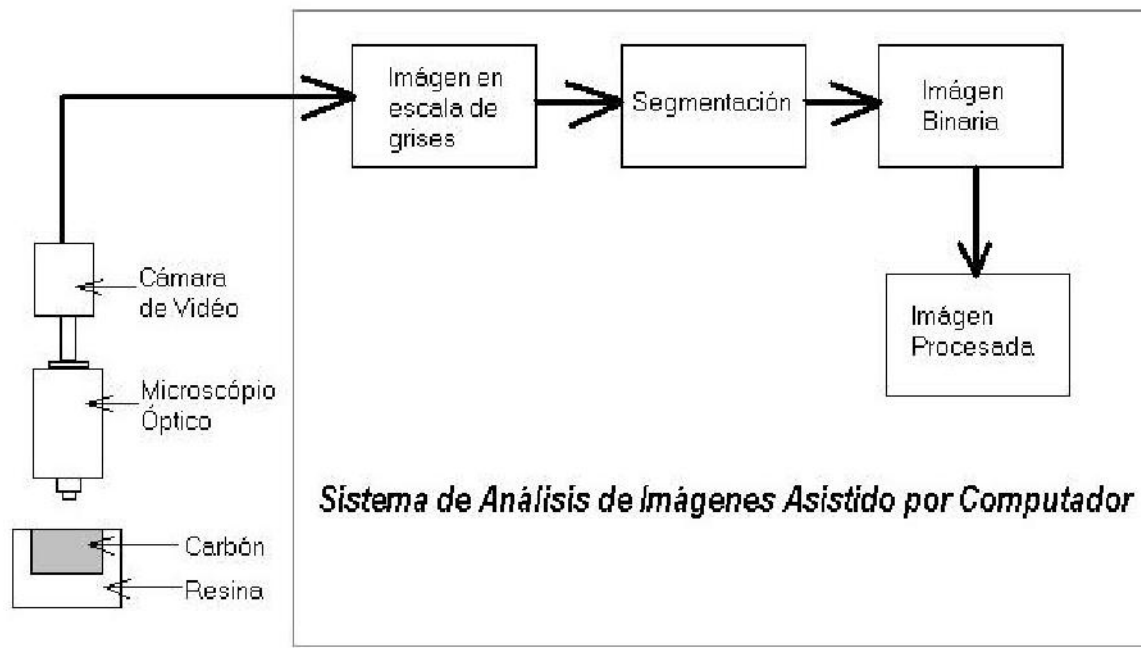


Figura 2. Diagrama esquemático del análisis de imágenes de microscopía óptica cuantitativa asistido por computador

Se implementó un procedimiento sistemático que permite establecer los patrones de poros predominantes en los pulidos de muestras de carbones, a partir de la determinación de parámetros geométricos medidos en imágenes binarias de secciones pulidas de muestras de carbón tratado térmicamente.

En la Figura 3 se ilustran los pasos a seguir empleando el procedimiento propuesto.

El procedimiento propuesto, inicia con una etapa de ajuste de la muestra, la cual comprende los procesos de preparación de la muestra, verificación al microscopio y ajuste de los defectos detectados. Este proceso se realiza hasta obtener muestras con las características adecuadas para el análisis en el sistema de análisis de imágenes.

Tras el proceso de preparación de la muestra, se procede a la captura de la imagen, la cual se realiza mediante la digitalización de la señal de la cámara. Esto implica la división de la imagen en una matriz de píxeles y la asignación de un número correspondiente al nivel de gris promedio para cada uno de los píxeles que conforman la imagen. En la mayoría de los sistemas de análisis de imagen, el nivel de gris es expresado como una potencia de 2, normalmente los píxeles con un bajo nivel de gris, corresponden a los poros mientras que aquellos píxeles con alto nivel de gris se asocian a la matriz del carbón. Adicionalmente, se almacena la ubicación del centro de cada píxel, mediante un sistema de coordenadas cartesianas (x, y), el cual se debe haber calibrado previamente con unidades convenientes, generalmente en micrómetros μm .

En la etapa de procesamiento de la imagen, la imagen obtenida en el paso anterior, es sometida al proceso de binarización. En este proceso, los objetos de interés en la imagen son identificados por un rango dado de niveles de gris; la imagen resultante de este proceso, posee sólo píxeles blancos y negros, de acuerdo con que cada píxel se encuentre o no en el rango de niveles de grises elegidos previamente. La imagen binarizada es sometida a las operaciones de cierre, para eliminar discontinuidades en los contornos de los poros, tras esta operación, se realiza el proceso de adelgazamiento de los bordes, el cual tiene por objeto la reducción del conjunto de puntos que delimitan los poros, sin alterar la forma de éstos. Tras este proceso, los poros presentes en la imagen, son identificados únicamente por sus coordenadas del contorno; estas coordenadas son los datos de entrada para la obtención de la información acerca de la geometría del poro y sus características dentro de la sección. Las coordenadas de los píxeles del contorno del poro en la imagen binaria, son consideradas como las coordenadas de los vértices de un polígono irregular el cual se ajusta lo más posible a dicho contorno.

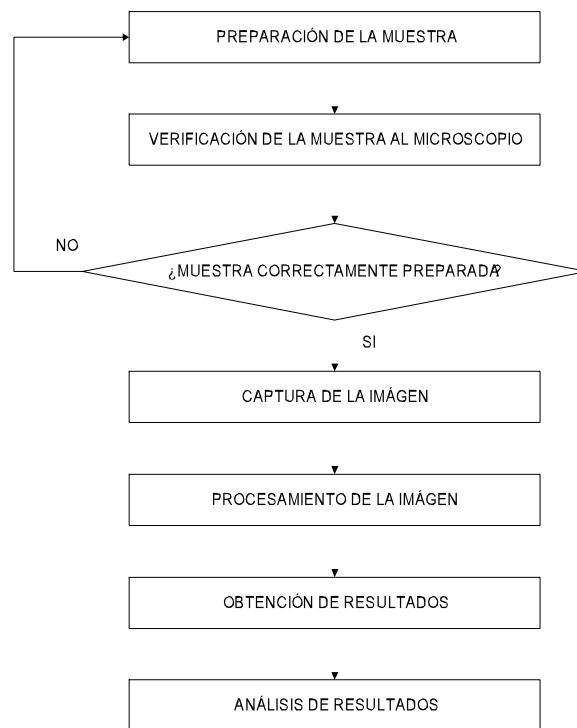


Figura 3. Diagrama de flujo del procedimiento propuesto.

La última etapa del proceso, corresponde a la medición de la geometría del polígono, los parámetros que comúnmente son analizados para la geometría del poro son: área, perímetro, diámetro de feret máximo y mínimo, diámetro equivalente, redondez, forma, orientación, entre otras. En la Figura 4, se esquematizan los principales elementos obtenidos por análisis de imagen en el estudio de macroporos de carbón (Russ, 2000).

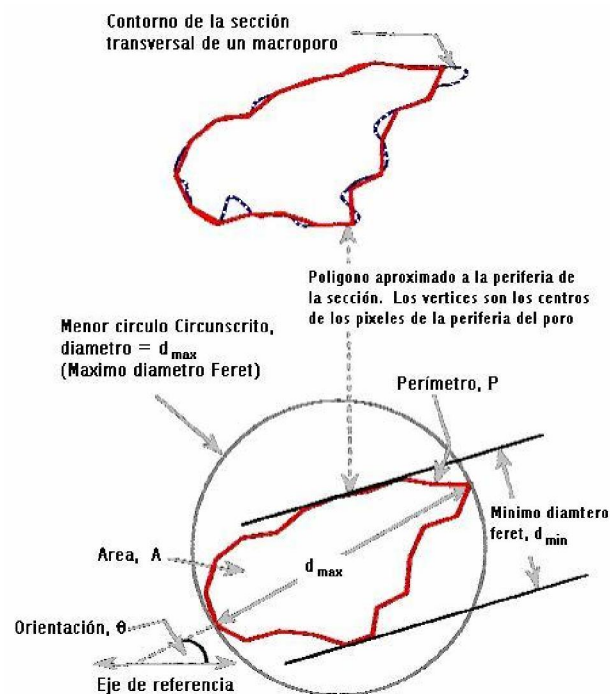


Figura 4. Algunos parámetros geométricos de la sección transversal de macroporos que pueden ser medidos por microscopía asistida por computador.

5.1 Descripción de Parámetros Geométricos Entregados por el Analizador de Imágenes

Las diferentes plataformas de procesamiento digital de imágenes, pueden extraer una gran cantidad de parámetros geométricos de los elementos analizados, estos parámetros pueden ser de utilidad en mayor o menor grado, de acuerdo con el tipo de estudio realizado y de los propósitos del mismo. Véase (Restrepo, 2000) y (Bedoya, Branch y Restrepo, 2002).

Para el estudio de porosidad en carbones, se utilizan los siguientes parámetros:

- **Área:** Número total de píxeles que se encuentran por dentro del contorno del elemento analizado, multiplicado por el área de un píxel.
- **Área = Numero de Píxeles x Área de 1 Pixel**
- **Perimeter (Perímetro):** La longitud total de los límites de un cuerpo, calculado a partir de sus proyecciones horizontales y verticales.
- **Roundness (Redondez):** Se obtiene de la relación entre perímetro al cuadrado y el área multiplicada por la constante $4\pi \times 1.064$:

$$Roundness = \frac{Perimetro^2}{4\pi \times Area \times 1.064}$$

El factor de ajuste de 1.064 corrige el perímetro para los efectos de las esquinas producidas por la digitalización de la imagen.

- **EquivDiam Equivalent Circle Diameter (diámetro del círculo equivalente):** El diámetro de un círculo que tiene la misma área del cuerpo medido.
- **AspectRatio (Razón de aspecto):** Relación de largo dividido por el feret mas corto.
- **ConvexArea:** El área del polígono que circunscribe el cuerpo, formado por las tangentes de sus bordes.
- **ConvxPerim:** La longitud del polígono que circunscribe el cuerpo, formado por las tangentes de sus bordes. Esto es similar a la longitud de un hilo que rodea al cuerpo.
- **CurveLenght:** La longitud de la cara más larga de un rectángulo que tiene la misma área y perímetro del cuerpo medido.

$$CurveLenght = \frac{Perimetro - \sqrt{Perimetro^2 - 16 \times Area}}{4}$$

- **CurveWidth:** La longitud de la cara más corta de un rectángulo que tiene la misma área y perímetro del cuerpo medido:
- **DerivOrient:** La orientación del cuerpo derivado del largo de sus ferets.
- **Feret0:** La longitud del feret a 0 grados. Esto corresponde al ancho horizontal del cuerpo.
- **Feret90:** La longitud del feret a 90 grados. Esto corresponde al ancho vertical del cuerpo.
- **FullRatio The Fullness Ratio:** Es un factor de forma, igual a la raíz cuadrada de la relación de área al área circunscrita:

$$Fullness Ratio = \sqrt{\frac{Area}{Convex Area}}$$

- **HorizProj:** La proyección horizontal del cuerpo. El número de cuerdas horizontales contenidas en el cuerpo.
- **Length:** La longitud del feret mas largo.
- **Orientation:** El ángulo del feret mas largo.
- **Ortho Feret Orthogonal feret:** La longitud del feret que está en ángulo recto con el feret más largo.
- **OrthOrient Orthogonal Orientation:** El ángulo del feret que está en ángulo recto con el feret mas largo.

5.2 Operaciones Realizadas Sobre la Imagen

Para la obtención de los anteriores parámetros geométricos, se deben efectuar una serie de operaciones sobre la imagen binaria, las cuales permiten mejorar la calidad de ésta y corregir algunos problemas presentes en la imagen. véase (Branch y Olague, 2001) y (Bedoya, Branch y Restrepo, 2002).

Las principales operaciones realizadas sobre la imagen binaria son:

- **Outline:** Identifica pixeles en los límites de cada objeto.
- **Holes:** Identifica huecos en la imagen. Hueco es, un grupo de pixeles no detectados y rodeados completamente por un grupo de pixeles detectados.
- **Fillholes:** Llena los huecos en la imagen. (Esta operación debe ser manipulada con mucho cuidado, ya que los huecos detectados pueden ser realmente poros más pequeños que se encuentran dentro de poros de tamaño mayor)
- **Edgefeat:** Remueve cuerpos en contacto con el límite del cuadro de imagen.
- **Spots:** Borra pixels aislados.
- **Binmode:** Este es un filtro en modo binario de vecindad 3x3. Si 5 o más pixeles son 1, el pixel central será colocado a 1 suavizando la imagen binaria.
- **Image Selection:** Este proceso permite realizar la selección de uno o más objetos para ser analizados.
- **Input:** Es la imagen de entrada.
- **Output:** Es la salida de la imagen corregida.

6. EXPERIEMNTOS Y RESULTADOS

Aplicando el procedimiento descrito, se realizó el estudio de porosidad para cinco series de carbones tratados técnicamente, a los cuales se les efectuó además, el estudio de porosidad por el método de número de melazas, para poder contrastar los resultados por estos dos métodos. En el estudio se determinaron los valores para los parámetros: número de poros, área, perímetro, redondez y diámetro equivalente, pero se centro el análisis para el número de poros ya que es el que presenta una mayor correlación con el análisis por otros métodos. En la Tabla 1, se presentan los resultados obtenidos.

Tabla 1. Correlación entre Actividad relativa de melazas y número de poros (Total y Diámetro menor a 2 Micras)

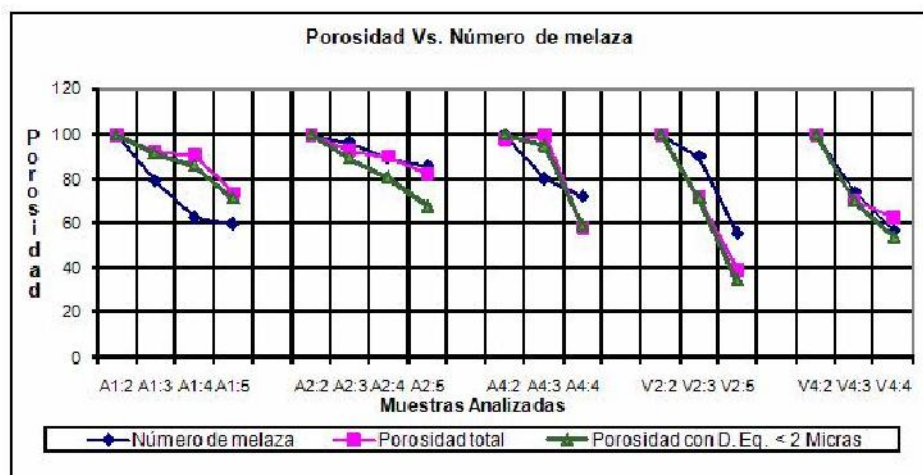
SERIE	MUESTRA	N. MELAZA	POROS DETECTADOS		POROS CON D.E< 2 μ	
			# POROS	C. CORREL.	# POROS	C. CORREL.
A1	A1:2	41.4	325	0.813	325	0.886
	A1:3	32.8	301		298	
	A1:4	26.0	295		280	
	A1:5	24.8	240		232	
	A2:2	43.5	125		124	
A2	A2:3	42.0	116	0.946	111	0.980
	A2:4	39.0	113		100	
	A2:5	37.5	103		84	
	A4:2	40.5	84		81	
A4	A4:3	32.5	86	0.688	77	0.796
	A4:4	29.3	50		48	
	V2:2	42.9	365		363	
V2	V2:3	38.7	263	0.965	260	0.973
	V2:5	23.9	143		125	
V4	V4:2	40.2	938	0.976	936	0.998
	V4:3	29.9	661		655	
	V4:4	22.8	589		502	

7. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

Para ser consistentes con el manejo de las unidades usadas en los dos procesos, se debió realizar una normalización de los datos, proceso que se realizó considerándose al valor máximo de cada serie y recalculando los datos en porcentaje por medio de la siguiente ecuación:

$$V_{Normalizado} = \frac{V}{V_{Máximo}} \times 100$$

En la Figura 5, se muestran los gráficos comparativos entre número de poros totales, número de poros con diámetro equivalente inferior a 2 micras y número de melaza, véase (Restrepo, 2000) y (Parody, 2001). Del análisis de ésta se puede observar que la correlación mejora al solo considerar los de diámetro inferior a 2 micras, lo cual indica el límite de tamaño de poro hasta el cual se presenta adsorción de las moléculas de melaza.

**Figura 5.** Resultados obtenidos sin corrección por efecto de redondez

Al considerarse los poros con diámetro equivalente inferior a 2 micras, se logró mejorar la correlación entre los dos métodos, pero se presentan aún diferencias, las cuales son debidas a la redondez de los poros ya que la forma del poro limita la adsorción de las moléculas de melaza y por lo tanto, los métodos tradicionales sólo reportan los poros que permitan el paso de las moléculas usadas en dicho análisis. Se encontró que el valor óptimo de correlación de los métodos, se lograba al considerar aquellos poros con redondez menor o igual a 1.21, con lo cual se desprecian aquellos poros por los cuales no pueden pasar dichas moléculas. En la Figura 6, compara los resultados de los dos métodos, bajo las condiciones anteriores (Restrepo, 2000), (Parody, 2001).

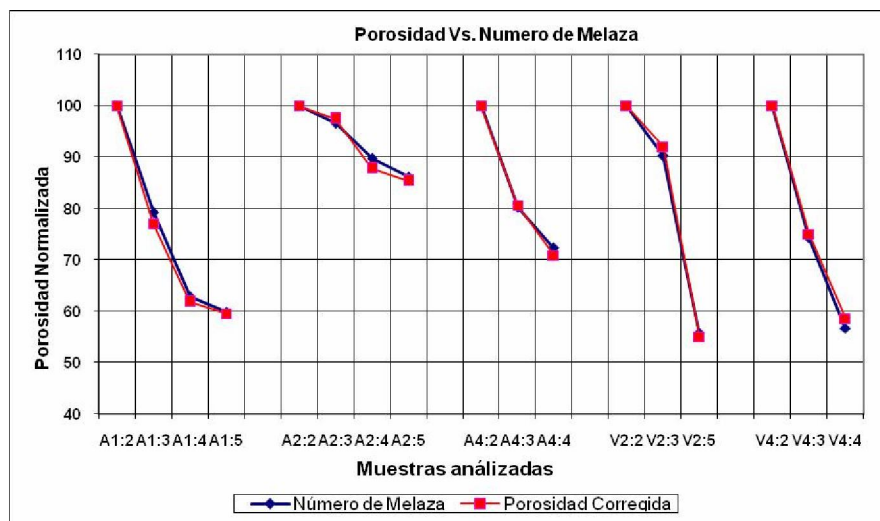


Figura 6. Resultados obtenidos para los datos corregidos por efecto de redondez.

Los resultados anteriores, muestran que el parámetro de mayor utilidad en el proceso es el diámetro equivalente ($D.E. \leq 2 \mu$). Además, se utilizó como parámetro una redondez ≤ 1.21 para realizar la corrección a los valores obtenidos, con el fin de omitir aquellos poros que por su forma no influyen en la determinación de la porosidad por otros medios.

8. CONCLUSIONES

La eficacia en la metodología recae en mantener módulos estándares de entrada en la información que garantice que el procesamiento y análisis digital de imágenes, sean instrumentos que operen bajo entes que sean sensibles a su estado estructural (calibración).

La metodología propuesta reúne las características de un enfoque sistémico, ya que se integran una serie de herramientas que permiten proponer una nueva manera de clasificar la porosidad en carbones tratados térmicamente a partir de la correlación de tres parámetros básicos como son: el diámetro equivalente, la distribución de niveles de gris y la redondez de los poros.

El sistema CAM (microscopía asistida por computador) comparado con el método manual, permite llevar a cabo las mediciones de una forma rápida y con un grado de precisión superior al obtenido por métodos tradicionales, ya que permite la inclusión de parámetros tales como la forma del poro, los cuales no pueden ser analizados por otros métodos.

Los valores de tamaño de poro y valor límite de la redondez, fueron sensibles a la identificación de la forma de los poros identificados, dominante en las diferentes texturas del material muestreado.

Las ventajas que se obtienen con sistemas interactivos generadores de la componente metodológica, son evidentes frente al uso de técnicas computacionales individuales, lo que plantea la necesidad de mucha más exploración de alternativas con alta sinergia, pero siempre apoyadas en un conocimiento cada vez mejor de las técnicas individuales.

REFERENCIAS

- Bedoya, J., Branch, J. y Restrepo, A., 2002. Image analysis to characterize TSP in Medellín. 95th Annual Conference and Exhibition The Air & Waste Management Association's 2002 Annual Conference & Exhibition Proceedings, Baltimore, Maryland, USA. 2002. ISBN: 0-923204-45-8.
- Branch, J. y Olague, G., 2001. La visión por computador: Una aproximación al estado del arte, Revista Dyna (133). 2001. ISSN 0012-7353.
- Brooks R. A., 1983. Model Based Three Dimensional Interpretations of Two Dimensional Images. IEEE Trans. On Pattern Anal. And Mach., Vol. PAMI-5, No. 2, pp. 140-150.
- Castleman K. R., 1979. Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc.
- Duda R. and Hart P., 1973. Pattern classification and scene analysis. Wiley-Interscience.
- Fontoura, L. E. a., 2001. Shape analysis and classification. Theory and practice, CRC Press, USA.
- Fu K. S., 1982. Syntactic pattern recognition and applications. Prentice-Hall, Inc.
- González R.C. and Wintz P., 1979. Digital image processing. Addison-Wesley.
- Herman G., 1980. Image reconstruction from projections. Academic Press.
- Marr, D. and Nishihara, H.K., 1978. Representation and recognition of the spatial organization of three dimensional structure. Proceedings of the Royal Society of London B, 200, pp. 269-294.
- Marr D., 1982. Vision - A computational investigation into the human representation and processing of visual information. Freeman.
- Parody, S., 2001. Descripción morfológica de agregados pétreos gruesos empleando procesamiento digital de imágenes, Trabajo dirigido de grado, Universidad Nacional de Colombia.
- Restrepo, A., 2000. Evaluación de la morfología de microestructuras de aleaciones metálicas empleando análisis digital de imágenes y geometría fractal, Trabajo dirigido de grado, Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín. Facultad de Minas, Departamento de Ingeniería Mecánica.
- Rosenfeld A. and Davis L., 1979. Image segmentation and image analysis. Proceedings of the IEEE, Vol 67 No.5, pp. 764-772.
- Rosenfeld A. and Kak A. C., 1982. Digital picture processing (V.I y II). Academic Press.
- Russ, J. E. A., 2000. Practical stereology, second edn, Klumer Academic Plenum Publishers.
- Serra J., 1982. Image analysis and mathematical morphology. Academic Press, Inc.
- Worjnar, L., 1999. Image analysis. Applications in materials engineering, CRC Press, Boca Raton.