

MÉTODO SEMIAUTOMÁTICO PARA LA CARACTERIZACIÓN DEL HORMIGÓN EMPLEANDO PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES

ALEJANDRO RESTREPO

Escuela de Sistemas, Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia, Medellín

JOHN WILLIAM BRANCH

Escuela de Sistemas, Facultad de Minas, Universidad Nacional de Colombia, Medellín

MAURICIO GUTIERREZ

Facultad de ingeniería, Universidad de Antioquia

ALBERTO ZÁPATA

Facultad de ingeniería, Universidad de Antioquia

Recibido para revisión 10 de Julio de 2001, aceptado 6 de Septiembre de 2001, versión final recibida 26 de Noviembre de 2001

RESUMEN: En este trabajo se desarrolla y prueba una metodología para la caracterización morfológica de hormigón. Dicha metodología se basa en un sistema de procesamiento y análisis digital de imágenes. Se logra de este modo un aumento productivo en aquellos parámetros morfológicos estructurales y texturales (bidimensionales) que tienen relevancia en la resistencia a compresión en el Hormigón y que por modelos convencionales (ASTMC39-95-96-192) son de difícil captura debido a lo voluminoso del trabajo y a la imprecisión de los datos.

PALABRAS CLAVES: Procesamiento Digital de Imágenes, Morfología Matemática, Dimensión Fractal, Resistencia a la Compresión, Hormigón.

ABSTRACT: In this work, a methodology for morphologic characterization of concrete is developed and tested. Such a methodology is based on digital image acquisition and analysis. In this way, a productive increase on the morphological structural and texture parameters, considered capital on concrete resistance and compression in the Concrete and that by conventional (ASTMC39-95-96-192) models are of difficult capture due to the huge of the work and to this imprecision of the data.

KEYWORDS: Digital Image Processing, Mathematical Morphology, Fractal Dimension, Compressive Strength, Concrete.

1 INTRODUCCIÓN

En el estudio de las propiedades del hormigón se tienen trabajos que sugieren que los agregados pétreos tienen influencia en las propiedades de resistencia a compresión del hormigón. Lo que se pretende con generar un grupo de métodos de análisis es permitir tener una herramienta que facilite la exploración experimental en cuanto la búsqueda de una teoría que ayude a establecer si elementos como: el área, la composición, la distribución espacial, el tamaño, el contorno, la superficie de los agregados, etc, tienen influencia en las propiedades, además de definir hasta qué punto es posible sacar información relevante de estas haciendo estudios sobre muestras bidimensionales del hormigón.

Los estudios modernos en caracterización de materiales le dan relevancia a los conceptos estructurales y texturales, los cuales son de difícil captura debido a lo voluminoso del trabajo y a la imprecisión de los datos por no contar con una conceptualización que consulte las formas reales y las

escalas de la naturaleza. De esta manera se constituye así el comienzo del desarrollo de metodologías basadas en un enfoque sistémico para la caracterización del hormigón, que integran elementos tanto de técnicas como tecnologías modernas para la captura, procesamiento y extracción de información; tales como: el análisis digital de imágenes, la morfología matemática y la geometría fractal.

1.2 Características de los Agregados

Los agregados son cualquier sustancia sólida o partículas añadidas intencionalmente al concreto que ocupan un espacio rodeado por pasta de cemento, que en combinación con ésta, proporcionan resistencia mecánica al concreto en estado endurecido y controlando los cambios volumétricos que normalmente tienen lugar durante el fraguado del cemento (NTC 550), así como los que se producen por las variaciones en el contenido de humedad de las estructuras.

1.2.1 Propiedades químicas

Las exigencias químicas que se hacen a los agregados son

para evitar su reacción en la masa del concreto, en especial para evitar componentes gicológicos o mineralógicos agresivos, entre los cuales el más frecuente parece ser la sílice activa. Para detectar la presencia de la sílice activa en los agregados, es necesario efectuar ensayos de reactividad potencial a los álcalis que se describen en la norma ASTM C586.

1.2.2 Propiedades físicas y mecánicas

Las propiedades físicas que tienen mayor importancia en el comportamiento mecánico de las mezclas de concreto son en particular: la granulometría, la densidad, la porosidad, la masa unitaria, la forma, la textura, la dureza, la resistencia, la tenacidad y la adherencia.

Para la resistencia, el agregado grueso, en mayor medida que el fino, va a resultar relacionado con el comportamiento de las resistencias del concreto por su aporte en tamaños de grano dentro de la masa de la mezcla. En tal sentido, una de las posibilidades de ruptura de la masa es por medio del agregado grueso (las otras son por la pasta y por la interfase de contacto entre pasta y agregado). De esta manera, la resistencia de los agregados cobra importancia y se debe buscar que éste nunca falle antes que la pasta de cemento endurezca.

La falla a través del agregado grueso se produce bien sea porque tiene una estructura pobre entre los granos que constituyen las partículas o porque previamente se han inducido fallas a sus partículas durante el proceso de explotación (especialmente cuando éste se hace por voladura) o por un inadecuado proceso de trituración. Adicionalmente, cuando se aumenta la adherencia por la forma o textura superficial del agregado al buscar una alta resistencia en el concreto, también aumenta el riesgo de que las partículas del agregado fallen antes que la pasta de cemento esté endurecida.

1.3 Percepción Visual

Los mecanismos de procesamiento y representación de la información visual han estado presentes desde la época de los clásicos griegos 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 este siglo los de Helmholtz (1910) sobre óptica fisiológica y Wertheimer (1912) 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. Es así, que desde la aparición de los primeros computadores digitales, hacia los años sesenta se puso claramente de manifiesto la gran potencialidad de estos para el tratamiento de información espacial en campos de aplicación directamente relacionados con el estudio de propiedades del sistema de visión humana. El primer problema importante que se trató de resolver fue el de la determinación de los saltos o discontinuidades presentes en una imagen. Pero dada la enorme complejidad

mostrada por el sistema de visión humana y como consecuencia del lento avance de las teorías y algoritmos que explicaban su funcionamiento y propiedades, se intentó abordar estos problemas de forma más directa a partir de tres enfoques distintos.

Un primer enfoque, comandado por las ideas de Azriel Rosenfeld, comenzó el desarrollo de técnicas empíricas basadas en criterios de tipo matemático que aproximaban estos problemas de estimación de bordes y líneas usando distintos criterios. De esta primera aproximación nacieron algunas ideas interesantes como el uso simultáneo de operadores de distinto tamaño, pero tuvo el gran inconveniente de no poder proponer métodos para la evaluación de los distintos algoritmos.

El segundo enfoque, consistió en profundizar en el problema reduciendo su alcance a un mundo de juguete, es decir, un mundo de bloques blancos mate iluminados sobre fondo negro. Los bloques podían tener cualquier forma, siempre que todas sus superficies fueran planas y todos sus bordes rectos. Este modelo funcionó razonablemente bien, permitiendo que trabajos como los de Waltz (1975) y Mackworth (1973) pudieran resolver la interpretación de dibujos lineales calculados a partir de imágenes de prismas sólidos. Por supuesto que la simplificación impuesta en el modelo se había hecho con la esperanza de que un conocimiento profundo del problema en un mundo simplificado permitiera más tarde extrapolar dichos conocimientos a mundos más complejos. Pero desafortunadamente esto no ocurrió así y hubo que estudiar un nuevo enfoque.

En el tercer enfoque, se destacan los trabajos pioneros de Horn (1975, 1977) sobre la formación de la imagen. En ellos Horn establece modelos de cálculo que expresan la formación de la imagen a través de ecuaciones diferenciales que relacionan los valores de intensidad de la imagen con la geometría de la superficie tras estudiar con gran detalle el modo en que la iluminación, la geometría, la reflectancia de la superficie y el punto de vista del observador actuaban de forma conjunta para crear los valores de intensidad medidos en la imagen. La idea subyacente a esta tercera aproximación era que: debe existir un nivel adicional de comprensión en el que el carácter de las tareas de procesamiento de la información llevadas a cabo durante la percepción se analicen y comprendan de modo independiente a los mecanismos y estructuras particulares que los implementa en el cerebro.

Aunque el enfoque dado por Horn en sus trabajos era el adecuado para abordar los problemas de cálculo asociados a los mecanismos de visión, quedaba aún por determinar de qué manera se implementaban los distintos modelos de cálculo dentro del sistema de visión humano. En este sentido los trabajos de Julesz (1975) a partir de estereogramas aleatorios, en los que demostraba por ejemplo que los mecanismos de la visión estereoscópica son realizados en la retina en una etapa muy previa del proceso de visión, o que el mecanismo de visión humana tiene la posibilidad de interpretar imágenes en 3D usando solamente las informaciones sobre profundidad, distancia y textura, fueron

el detonante para el establecimiento de nuevas teorías de tipo modular, en las que se analiza el proceso de visión como una sucesión de transformaciones que a partir de las imágenes del mundo externo produce una descripción que es útil al observador.

1.4 Dimensión Fractal y Conjuntos Fractales

"La existencia de formas naturales irregulares y fragmentadas representa un desafío. En respuesta a él, concebí y desarrollé una nueva geometría de la naturaleza y empecé a usarla en diversos campos. Las formas que describo aquí tienden a ser, también, escalantes, es decir su grado de irregularidad y/o fragmentación es idéntico en todas las escalas. La noción de dimensión fractal (de Hausdorff) tiene un papel central en esta obra". (Mandelbrot, 1997)

La geometría fractal desarrollada por Mandelbrot (Mandelbrot, 1975) extiende el concepto clásico de dimensión de un sistema, con la adición de un valor fraccional a la dimensión topológica clásica. Este valor fraccional es un indicativo de la capacidad de un sistema para ocupar el espacio. El trabajo de Mandelbrot y sus teoremas encontraron aplicación inmediata en la descripción de sistemas de partículas finas (Barnsley, 1988).

El grado de complejidad de las formas irregulares (Autosemejantes), cuyas medidas euclídeas características (longitud, área ó volumen) no tienen significado en el límite, se puede medir evaluando la manera como ellas varían, cuando se calculan a escalas cada vez más pequeñas.

Estas formas tienen la siguiente propiedad: Existe una relación entre el factor de reducción r y el número de partes en la cual la forma esta dividida, dada por:

$$N(r) = 1/(r)^D$$

La Dimensión de Hausdorff (D_H) se define: En cualquier estructura Autosemejante, existe una relación entre el factor de reducción r y el número de partes $N(r)$ en las cuales la estructura se divide. Esta relación tiene la forma

$$N(r) = (r)^{-D_H}$$

6

$$D_H = \ln(N(r))/\ln(1/r)$$

La dimensión de Hausdorff de la recta, el cuadrado y el cubo coincide con su dimensión euclídea ó topológica D_T . Es decir $D_H = D_T$. En las curvas autosemejantes $D_H = 1+d$, d es el coeficiente que mide la rugosidad ó irregularidad de la curva. En una línea recta $d = 0$.

Definición: Todo conjunto que satisface $D_H > D_T$ es un conjunto Fractal.

1.4.1 Cálculo de la dimensión fractal.

Para éste objetivo, se parte de la función distancia que genera una nueva imagen en la cual los valores de nivel de gris asignados a cada pixel representan la distancia más corta al punto más cercano al objeto original. Por ejemplo, si un

punto es graficado en el centro de la imagen, el resultado de la función distancia generaría un rango de niveles de gris el cual arranca de cero para los pixeles que están sobre la distancia del punto graficado y alcanza un nivel de gris de 255 para aquellos pixeles que están a una distancia de 255 pixeles o más.

En la Figura 1, se representa lo explicado anteriormente, la línea oscura representa el borde del objeto a estudiar y todos los pixeles que están sobre esta línea tienen el valor de 0 en el nivel de gris "negro", para los demás puntos el nivel de gris varía según el radio en que se encuentren.

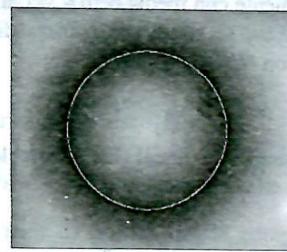


Figura 1. Función distancia

La línea oscura representa el borde del círculo. La distancia está representada en el nivel de gris, el cual es más brillante al tener una mayor distancia al borde.

Generalmente cuando la función distancia es aplicada en la medición de la dimensión fractal se requiere hacer un número de segmentaciones a determinados niveles, en donde el nivel de gris representa la escala en la que se hace la medida, pero como plantea Russ (1994), no es necesario hacer múltiples segmentaciones para desarrollar este método, ya que si se utiliza el histograma de la imagen resultante de la función distancia, es posible graficar el $\log(\text{número de pixeles} / \text{nivel de gris})$ vs. $\log(\text{el nivel de gris "radio"})$. De la pendiente de la linealización de estos se puede extraer la dimensión fractal utilizando la siguiente relación $m = Df - 1$. Dada la forma como la función distancia genera la información, convierte a este método en una estrategia mucho más rápida computacionalmente para medir la Df comparada contra la erosión y la dilatación de la morfología matemática

Adler (1994), presenta una consideración necesaria a la hora de definir el radio que se va a utilizar en la función de dilatación; debido a que la pantalla es un arreglo de pixeles cuadrados la distancia a un punto determinado es posible que genere valores no enteros lo que hace necesario un redondeo para poder convertirlos a un nivel de gris entero, esto ocasiona que, el radio de un valor de gris determinado funciona en un rango de distancias, lo que hace necesario manejar un radio promedio para calcular adecuadamente la dimensión fractal.

1.4.2 Grado de autosemejanza estadística.

Para hablar de autosemejanza estadística de los datos experimentales, es necesario primero plantear un método que permita hacer una prueba de hipótesis a la regresión lineal de

los datos, de la cual se extrae la pendiente para calcular la dimensión fractal. La prueba t , será la herramienta utilizada para hacer la prueba de hipótesis sobre los datos. Supóngase que se desea probar que la pendiente es igual a una constante, por ejemplo $\beta_{I,0}$. Las hipótesis apropiadas son:

$$H_0: \beta_I = \beta_{I,0}$$

$$H_1: \beta_I \neq \beta_{I,0}$$

Donde se ha supuesto una hipótesis alternativa bilateral. Puesto que los errores ϵ_i están distribuidos de manera normal e independiente con media cero y varianza σ^2 , lo cual se abrevia $NID(0, \sigma^2)$, se sigue de manera directa que las observaciones y_i son $NID(\beta_0 + \beta_I x_i, \sigma^2)$.

β_I es una combinación lineal de variables aleatorias independientes y_i , en consecuencia

$$\beta_I \text{ es } N\left(\beta_I, \frac{\sigma^2}{S_{xx}}\right)$$

$$S_{xx} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

Además

$$\frac{(n-2)\sigma^2}{\sigma^2}$$

tiene una distribución χ^2 -cuadrada con $n-2$ grados de libertad

$$\beta_I \text{ es independiente de } \sigma^2$$

Como resultado de estas propiedades, la estadística

$$t_0 = \frac{\beta_I - \beta_{I,0}}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{S_{xx}}}} \quad (1)$$

sigue a la distribución t con $n-2$ grados de libertad bajo $H_0: \beta_I = \beta_{I,0}$.

Puede rechazarse $H_0: \beta_I = \beta_{I,0}$ si

$$|t_0| > t_{\alpha/2, n-2} \quad (2)$$

donde t_0 se calcula con la ecuación 1.

Desde que β_I se usa para calcular la dimensión fractal, y dado que β_I es sensible a las variaciones de los datos, el método mencionado arriba es insuficiente para evaluar si una relación lineal entre las variables x y y existe, por esto la ecuación 2 debe ser modificada por:

$$|t_0| > m * t_{\alpha/2, n-2} \quad (3)$$

Donde $m > 1$ y es llamado coeficiente de estrechamiento. Xie (1993) encontró después de estudiar muchos ejemplos numéricos, que el valor experimental de m es igual a 6 para $\alpha=0.05$. Utilizando la idea anterior, plantea una ecuación para evaluar la hipótesis:

$$r_{xy} > \frac{m * t_{\alpha/2, n-2} * (n-2)}{\left[(n-2) + \left\{ \frac{m * t_{\alpha/2, n-2} * (n-2)}{2} \right\}^2 \right]^2} = r_{\alpha}(n-2)$$

Entonces r_{xy} es el coeficiente de correlación con $(n-2)$ grados de libertad para un nivel de confianza, α , y con un coeficiente de estrechamiento m . Si $r_{xy} > r_{\alpha}(n-2)$, donde hay una fuerte relación lineal entre x_i y y_i . Así, que la dimensión fractal puede ser precisamente estimada por usar β_I , y ahí hay un rango invariable $(e^{\min(x_i)}, e^{\max(x_i)})$ del conjunto fractal.

Visualmente r_{xy} es una medida del grado de correlación lineal entre x_i y y_i . Donde el grado de correlación lineal entre x_i y y_i se computa con el grado de autosemejanza estadística de los conjuntos fractales. Así se puede dar una definición para el grado de autosemejanza estadística por usar r_{xy} y $r_{\alpha}(n-2)$ de modo que esta puede ser descrita cuantitativamente.

Definición: Para un conjunto fractal S , suponiendo que el coeficiente de correlación r_{xy} pueda ser determinado para n par de datos y si $r_{\alpha}(n-2)$ es un valor crítico de r_{xy} . El grado de autosemejanza estadística de un conjunto fractal S para un nivel de confianza α es entonces definido por:

$$\rho_{\alpha} = e^{r_{\alpha}(n-2) \left(1 - \frac{1}{r_{xy}} \right)}$$

y ρ_{α} es llamado el grado de autosemejanza estadística.

Es claro que $r_{xy} = 1$ entonces $\rho_{\alpha} = 1$; un ejemplo de esto es cuando y es una función lineal de x , y el conjunto S es autosemejante. Cuando $r_{xy} = 0$ entonces $\rho_{\alpha} = 0$, un ejemplo de esto es cuando y no es una función lineal de x y el conjunto S no es autosemejante, esto indica que ρ_{α} puede describir cuantitativamente el grado de la autosemejanza para un conjunto S .

2 DESARROLLO EXPERIMENTAL

En el Laboratorio de Metalografía de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Antioquia y en el

Laboratorio de Metalografía de la Universidad Nacional se desarrolló el trabajo operacional orientado hacia el diseño e implantación de una metodología para la caracterización morfológica de hormigón, basada en un sistema de procesamiento y análisis digital de imágenes.

El estudio desarrollado en esta investigación para la caracterización de hormigón presenta el mínimo número de pasos interactivos y manuales lo cual se soporta en que:

- El tiempo de ejecución está entre 15 a 20 minutos por muestra, incluyendo procedimientos de calibración.
- El número de campos analizados por muestra es uno (1), alcanzando de esta manera resultados con una correlación significativa para cada serie.
- Se basa en datos específicos de tipo morfológico.

Bajo el criterio visual del experto, la utilización de una cámara CCD de alta resolución y el sistema de análisis digital de imágenes LEICA Qwin500, se llevó a cabo un trabajo de inspección sobre toda la superficie de las muestras de hormigón diseñadas y preparadas en el Laboratorio de Estructuras de la Universidad Nacional de Colombia, Sede Medellín.

Posteriormente, se implementó un procedimiento sistemático (ver Figura 2) que permitiera establecer los patrones de los agregados gruesos presentes en las probetas empleadas en la validación, a partir de la determinación del parámetro morfológico dimensión fractal, se encontró que existía una autosimilaridad estadística de valores desde (0.8 hasta 0.986) utilizando un $m=6$ y con un nivel de confianza del 95%.

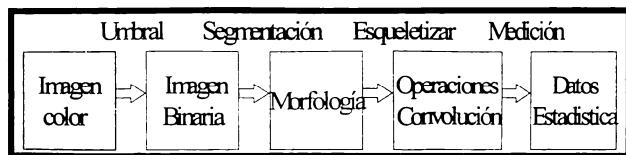


Figura 2. Operaciones de análisis digital de imágenes implementadas en el proyecto para la parte manual.

Algunas plataformas de procesamiento y análisis digital de imágenes comerciales hacen lecturas automáticas de magnitudes que caracterizan el tamaño (área, perímetro, diámetro mínimo de Feret, etc.). Con estas magnitudes pueden calcularse tasas de forma con su respectiva distribución estadística que podrán identificar y caracterizar el agregado para establecer correlaciones con el desempeño del concreto. Así, es posible calcular tasas que caracterizan la forma de las figuras, como las siguientes:

2.1 Tasa de Compacidad ($4\pi \text{ área} / \text{perímetro}^2$).

$$f_{AU}(X) = \frac{4\pi A(X)}{U(X)^2}$$

Donde $A(X)$ es el área y $U(X)$ es el perímetro de la figura X . Con esta tasa se hacen evidentes las desviaciones de la circularidad. Así:

$$r_{xy} > \frac{m^* t_{\alpha} * (n-2)}{\left[(n-2) + \left(\frac{m^* t_{\alpha} * (n-2)}{2} \right)^2 \right]^2} = r_{\alpha}(n-2)$$

Cuando se trata de un disco, $f_{AU} = 1$.

Para otras figuras tendremos $f_{AU} \neq 1$.

Cuando se trata de una elipse, la compacidad satisface la siguiente relación:

$$f_{AU}(X) = \frac{4}{1.5(I+\alpha)} i \cdot (\alpha - I)^2$$

Donde $\alpha = \frac{a}{b}$ con $a < b$, longitud de ejes. Es reconocible, que α aumenta y la compacidad decrece.

2.2 Tasa de Forma Circular

$$f_k(X) = \frac{\text{diámetro del círculo con área } A(X)}{L(X)}$$

Donde $L(X)$ es la máxima distancia de un par de puntos del contorno X . En nuestro caso, es el mismo diámetro de Feret, la máxima longitud de la proyección ortogonal de X sobre una línea (Ver Figura 3). Una variante se obtiene cuando utilizamos en el numerador el diámetro del máximo círculo interno contenido en la figura.

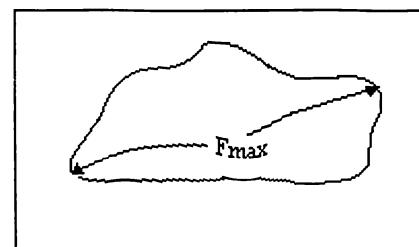


Figura 3. Máximo diámetro de Feret.

2.3 Tasa de Convexidad

$$f_c(X) = \frac{A(X)}{A(\text{CONV}(X))}$$

Donde $A(\text{CONV}(X))$ es el área del Convex-Hull de X . Acá se caracterizan desviaciones de convexidad. Si la Figura 4 es convexa, la tasa vale 1 y en otros casos será menor de 1.

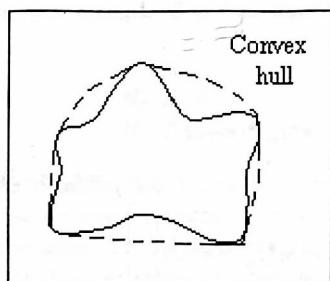


Figura 4. Convex Hull

2.4 Tasa de Redondez

$$f_R(X) = \frac{n^{-1} \sum_{i=1}^n r_i(X)}{\text{radio del mayor círculo interno de } X}$$

Debe asumirse que el contorno de X contiene n puntos P_i , de pronunciada curvatura, cuyos radios de curvatura son r_1, r_2, \dots, r_n . En el caso de un círculo $f_R(X) = 1$.

Esta tasa que parece un poco vaga y que era difícil de calcular, hoy en día se obtiene gracias a los programas de análisis de imágenes. Ha sido utilizada en petrología. También ha sido utilizada para describir la relación entre el grado de abrasión de las piedras y la duración del proceso de abrasión.

2.5 Tasa Elipse

$$f_{ell}(X) = \frac{a_e(X)}{b_e(X)}$$

donde $a_e(X)$ representa el eje mayor y $b_e(X)$ el eje menor de una elipse. Los valores de los ejes pueden hallarse a partir del área A y el perímetro U de X , gracias a las siguientes expresiones:

$$\text{Sea } \alpha = \frac{1}{3} \left[\left(\frac{A}{\pi} \right) + \frac{U}{\pi} \right]$$

Entonces:

$$a = \alpha + \left(\alpha^2 - \frac{A}{\pi} \right)^{1/2}$$

$$b = \frac{A}{\pi a}$$

Es importante que todas las tasas anteriores sean invariantes respecto a las transformaciones de escala, lo cual permite mucha flexibilidad en el manejo de las imágenes digitales. Cada tasa tendrá su distribución estadística, su

media y su varianza. Considerando las tasas como variables estadísticas se pueden emplear los métodos de la estadística multivariada para indagar regresiones y correlaciones con el desempeño del concreto en las obras civiles.

2.6 Descripción de la Metodología

2.6.1 Captura de imagen.

El procesamiento y análisis digital de imágenes está estrechamente vinculado con la calidad de imagen, por lo cual deben controlarse todas aquellas variables (o a lo sumo caracterizar las de mayor peso) que estén involucradas en la etapa de captura, teniendo en cuenta que el sistema trabaja con el reconocimiento de los niveles de brillo y contraste sobre las diferentes regiones de la imagen. Otro aspecto importante, es la óptica utilizada, en la que se debe considerar tanto como sea posible, aberraciones de lentes, alineamiento, limpieza, diafragma de apertura y solidez en la instalación para reducir las eventuales vibraciones.

El montaje de captura desarrollado es descrito a continuación: Una plataforma de soporte, un diafragma y una lente (los cuales son accesorios de una copiadora fotográfica, ver Figura 5). En los dispositivos ópticos se instala la cámara digital de video (CCD) y ésta a su vez se conecta al hardware y software del analizador de imágenes Leica QWin5000. Para la iluminación de la muestra se utilizó una lámpara de estereoscopio.

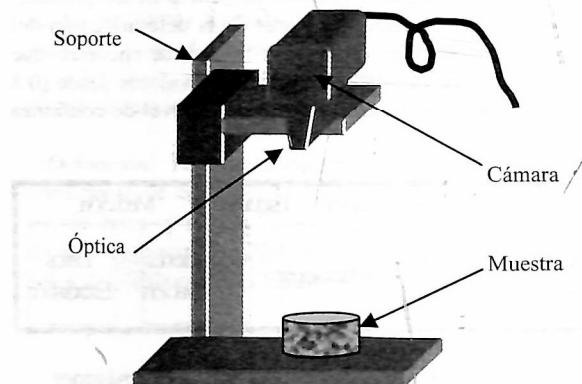


Figura 5. Sistema de captura acoplado para el estudio.

2.6.2 Proceso de Captura Seguido

2.6.2.1. *Ubicación de la muestra.* Se logró manteniendo el "objeto estudio" en la región focal óptima para el instrumento utilizado, dicho objeto se obtuvo de cortes transversales del cilindro base, con altura promedio de 2.5 cm.

2.6.2.2. *Antecedente de muestras elegidas.* En el momento de captura, la muestra presenta las siguientes características:

- Se extrajo de un cilindro base con dimensiones 62.07 cm^2 de área y 17.7cm de altura, que para efectos de la muestra quedó con alturas de 3cm aproximadamente.

- El cilindro base fue expuesto a cargas de compresión hasta lograr su falla.
- El diseño preliminar de mezcla (300Kg/m^2 , 400Kg/m^2 y 500Kg/m^2) para cemento gris se transformó con un porcentaje del 20% de mineral blanco usado de colorante en la industria de la construcción, con respecto al calculado para cemento gris; en virtud, de que los resultados de la resistencia a la compresión en todos los cilindros presentó secuencia lineal y constante en su porcentaje final con relación a los resultados para mezclas en gris.
- A otras muestras se les transformó su mezcla original con cemento blanco, pero manteniendo estándar las demás variables del diseño base.

2.6.2.3 *Enfoque de imagen.* Se utilizó el dispositivo óptico de la copiadora de fotografía. El enfoque varió dependiendo del espesor de la muestra observada, lo que cambiaba las condiciones ópticas particulares.

2.6.2.4 *Iluminación.* Se dispuso de manera tal, que el haz de luz fuera lo más perpendicular a la superficie de la plataforma, para evitar sombras y una iluminación heterogénea. Una vez logrado esto, la lámpara se conservó igual para todas las muestras tanto en ubicación como en intensidad de iluminación. Como la imagen también se ve influenciada por la abertura del diafragma se optó por mantenerlo constante.

2.6.2.5 *Calibración de imagen.* Se hizo colocando un patrón de medida (regla) a la misma distancia de la cara observada y con esto se calibraron los pixeles en la imagen.

Las condiciones de brillo y contraste se controlaron con el software del sistema de procesamiento digital de imágenes Leica Qwin550, manteniéndolas constantes.

En una ventana de dimensiones constantes se capturaron imágenes, tratando de tomar la totalidad de la muestra para que entregara la máxima cantidad de información y se almacenara en el sistema (color y en formato TIFF), para su análisis posterior. Con el fin de suprimir el ruido generado por la cámara, se capturaron todas las imágenes, promediando la toma de 8 cuadros.

2.6.3 *Dificultades en la Captura de Imágenes*

Inicialmente las muestras fueron elaboradas con cemento gris (que es comúnmente utilizado en la industria de la construcción), las imágenes resultantes presentaron el problema de un bajo contraste entre la matriz del material y los agregados, lo que dificultaría el reconocimiento de los agregados para su medición. (Ver Figura 6).

Para resolver el problema anterior se abordaron diferentes alternativas que apuntaban a transformar el aspecto de las muestras; tales como:

Alternativa 1: Ataque químico de los carbonatos que modificaban el color de la matriz creando una diferencia marcada entre los agregados y el cemento. (Este método requería adquirir a color la imagen).

Alternativa 2: Erosión química del cemento, lo que realza los agregados y genera bajo relieve de la parte erosionada; esta se cubre con pintura, seguido de un lijado que da como resultado descubrir los agregados y dejar pintada la zona erosionada; de nuevo se obtuvo una diferencia marcada. (Este método también requería capturar a color la imagen).

Alternativa 3: También se exploró la posibilidad de capturar la imagen por medio de un escáner, con el inconveniente de las sombras y rayas producidas por el barrido.

Alternativa 4: En la etapa de construcción de las probetas se remplazó el cemento gris por cemento blanco y cemento gris con un porcentaje de mineral empleado como colorante, permitiendo operar en rangos más amplios de niveles de color, aunque en muchos casos se confundía con los agregados blancos.

Esta última alternativa, se conservó durante el desarrollo de este trabajo, por las facilidades para el tratamiento de las imágenes.

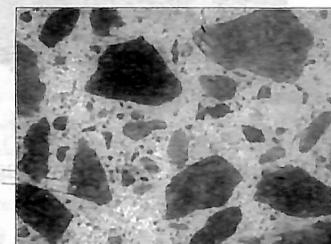


Figura 6. Imagen de una muestra elaborada con cemento gris.

Para extraer las partículas a medir, se optó por crear dos procedimientos:

- Uno manual, en el cual el analista realiza una serie de operaciones sobre la imagen y la prepara para corregir los aspectos no deseados y medir los agregados.
- Otro semiautomático, el cual se elaboró apoyado en el procedimiento manual, cuidando que las operaciones así realizadas y los resultados entregados por el sistema, se ajustaran a las metas esperadas del procedimiento.

Los procedimientos se describen a continuación:

2.6.4 *Procedimiento Manual*

La configuración de la ventana de observación en el analizador, se ajustó a los tamaños muestra, luego se carga la imagen que fue previamente almacenada en memoria a color

y se procede a su preprocesamiento digital (la primer función de procesamiento convierte la imagen de color a blanco y negro). Con el propósito de resaltar todos los cuerpos presentes y lograr medirlos con la máxima precisión, se hizo necesario lo siguiente:

2.6.4.1 Manipulación del histograma: Una inspección cuidadosa del histograma en la totalidad de la imagen, es un paso clave para reconocer la distribución de los niveles de brillo y calificar su aspecto en cuanto a densidad óptica y contraste.

El analizador le permite al usuario consultar en cualquier momento el histograma de una imagen determinada para realizar las operaciones apropiadas. En la Figura 7, a manera de ejemplo, se puede leer los niveles de gris en el eje horizontal con incrementos en brillo de izquierda a derecha, y en el eje vertical la población de píxeles de cada nivel de gris presente.

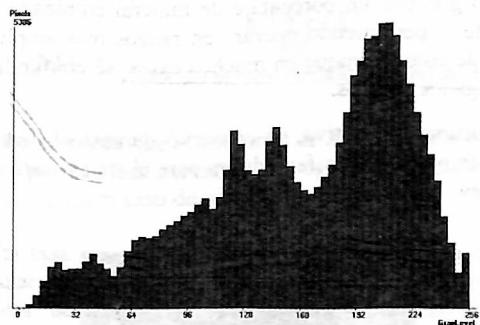


Figura 7. Histograma de la imagen original

En cuanto mayor sea el rango de niveles de gris cubiertos por un histograma, mayor será el contraste de la imagen que representa. Por esto, uno de los primeros pasos a resaltar en las regiones de imagen es la manipulación del histograma tendiendo a lograr el contraste adecuado.

2.6.4.2 Eliminación de “ruido”. El ruido de tipo electrónico de alta frecuencia se eliminó por medio de la función promedio a 8 cuadros enunciada previamente en la sección de captura y el segundo tipo de ruido se interpreta como “ruido”, todos aquellos píxeles que estando presentes en la imagen y que el experto los considera como elementos extraños y que por lo mismo introducen información falsa del objeto en cuestión. Este “ruido”, puede existir como: polvo, grietas, sombras, desfases ópticos, etc. elementos que no son propios de los objetos a estudiar en la imagen. Esto se corrigió mediante funciones morfológicas y edición de imagen.

2.6.4.3 Binarización. En esta etapa, se seleccionaron todos aquellos píxeles de la imagen que estuviesen contenidos en un rango determinado de nivel de gris y que correspondieran a las figuras que se desean medir; generándose una imagen

compuesta de píxeles detectados (que conforman los cuerpos o regiones de imagen) y los píxeles no detectados (que son el fondo de la imagen), conocida como imagen binaria (ver Figura 8).

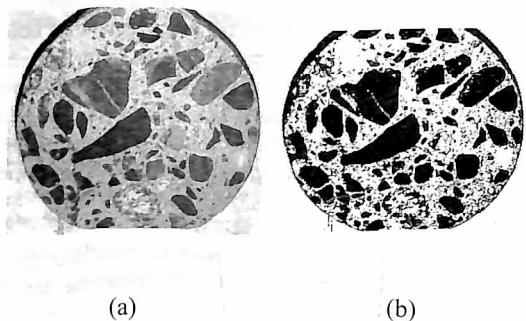


Figura 8. Proceso de binarización en imagen de la muestra fabricada con cemento blanco.

a) Imagen en tono de grises b) imagen binaria de a.

2.6.4.4 Extracción de objetos. En la Figura 8b, se visualizan los cuerpos de la imagen y se observan además, errores y objetos ajenos a la imagen, como algunos agregados que no son completamente detectados por contener grietas o discontinuidades y algunas veces forman huecos en su interior. También es muy notorio el hecho de detectarse a manera de cuerpo la sombra del espesor de la muestra, introducida por la iluminación oblicua en el momento de su captura.

El problema de la extracción de objetos, está enfocado básicamente a separar los cuerpos que son de interés y prepararlos para su medición y clasificación. La sombra antes mencionada se suprimió aplicando la función de “Eliminación de objetos que tocan el borde” y su resultado es la Figura 9.

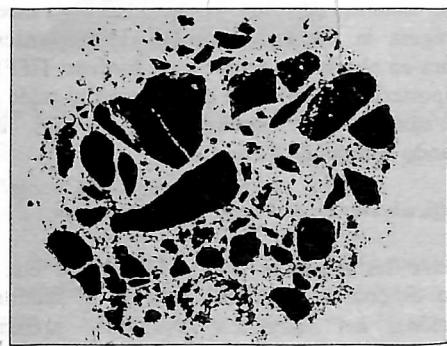


Figura 9. Eliminación de objetos que tocan el cuadro de imagen

Los huecos de los cuerpos, se trataron aplicando “Llenado de huecos” y luego las discontinuidades con la función morfológica de “Abierto” (ver Figura 10).

El tratamiento digital obtenido hasta la imagen 10b y luego de confrontarlo con la imagen original o de captura, se estimó como suficiente y necesario para proceder a la medición de los objetos así resaltados.

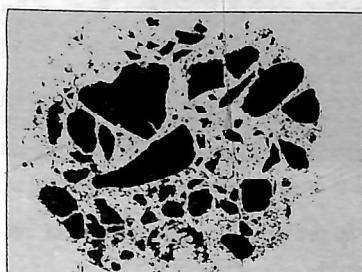


Figura 10 a. Aplicación de la operación llenado



Figura 10 b. Aplicación de la operación abierto

2.6.4.5 Medición de objetos. Como se mencionó antes (véase Captura de la imagen) el sistema es calibrado introduciendo una referencia del mundo real objetivo y entregándole el equivalente de unidades por píxel. Las mediciones realizadas se hicieron en la imagen binaria total, o sea en la Figura 8b, descartando aquellos cuerpos con un área inferior a 2 milímetros cuadrados, que corresponden a un agregado medio (está fuera del alcance de este trabajo). En la Figura 11 se muestran aquellos cuerpos que fueron medidos, teniendo en cuenta dicho criterio.



Figura 11. Cuerpos medidos por el sistema de análisis.

Los parámetros de medida seleccionados para todas las muestras que contiene el software para el análisis, fueron los siguientes: Área, perímetro, número de partículas, dimensión fractal.

2.6.5 Procedimiento Semiautomático

El objetivo de este procesamiento es integrar algunos

elementos del procesamiento morfológico que permitan eliminar características que producen problemas para la detección de los agregados pero con la idea de aplicar el mismo conjunto de herramientas para poder verificar y comparar el comportamiento en las diferentes imágenes obtenidas y sobre todo para garantizar de alguna manera procesos similares para que pueda ser medida la dimensión fractal; ya que si se aplican indiscriminadamente operadores morfológicos se pueden afectar los resultados de la D_f .

El recuadro, (Ver Figura 12) indica la zona en donde el experto considera que se tienen unas condiciones adecuadas para la imagen; nótese que se evitó la sombra negra en la parte inferior que se generaba por la iluminación de la probeta, además, es recomendable evitar zonas con gran cantidad de agregados blancos, grietas, huecos o resina ya que esto presenta dificultades para el reconocimiento.

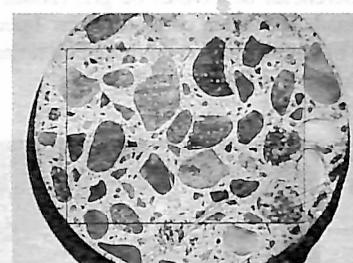


Figura 12. Imagen capturada a color, con un recuadro que indica la zona de trabajo para el procesamiento de los agregados.

Se aplicó la siguiente secuencia de operaciones sobre la imagen en color: un LUT para mejorar el contraste, operaciones de cerrado con un elemento estructurante octágono, un operador morfológico de suavizado de blancos y uno de realce de objetos oscuros ralce; todo lo anterior se desarrolló con el objeto de mejorar los bordes, eliminar pequeñas partículas oscuras y algunas grietas que presentaban las muestras. (Ver Figura 13).

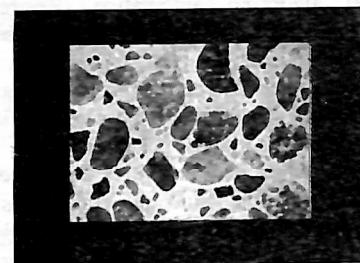


Figura 13. Conversión de la imagen 12, bajo la secuencia de operaciones.(imagen a color).

Se hizo una conversión de la imagen a color de formato RGB a formato HIS para luego pasar a niveles de gris, para esto se escogió, de las tres imágenes que se generan, la imagen con mayor contraste posible, esto con el objeto de tener un histograma que facilitara la identificación de los agregados. (Ver Figura 14).

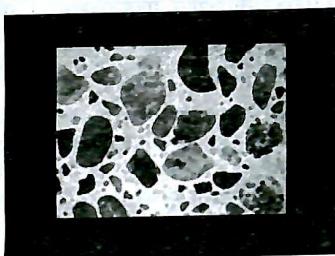


Figura 14. Imagen en grises escogida para el procesamiento.

A la imagen 14 se le aplican las funciones morfológicas de máximo local y de llenado de objetos negros con el fin de eliminar el problema que presentan algunos agregados, marcadas diferencias de niveles de gris (zonas blancas) que si no son tratadas pueden convertirse en huecos o partir el agregado de modo tal que lo convierten en un artefacto en la imagen binaria. (Ver Figura 15).



Figura 15. Resultado de una serie de operaciones morfológicas sobre la imagen 14.

Luego de las operaciones que dieron la Figura 15 es necesario realizar una mejora del contraste, para poder hacer una segmentación manual de la imagen (ver figura 16) dado que el algoritmo automático (Restrepo, 2000) disponible no fue posible aplicarlo debido a las transformaciones que sufrió el histograma de la imagen. Luego de esto, fue necesario en la imagen binaria aplicar una serie de operadores morfológicos para identificar huecos, los cuales fueron editados por el operario de manera manual pues algunos de ellos no eran huecos reales al interior de los agregados, sino que eran zonas en donde estaban agregados cerca, en algunos casos, además de lo anterior, fue necesario también utilizar procesos morfológicos para separar partículas que están pegadas entre sí. Al final de todos esos procesos se extrae una imagen binaria que tiene el contorno exterior de las partículas de los agregados para que el experto califique la calidad del proceso semiautomático realizado.

En este punto, al igual que en el procesamiento manual, se eliminaron de la imagen partículas pequeñas y en la imagen resultante se midió la dimensión fractal utilizando un algoritmo que utiliza la función distancia, disponible en el analizador de imágenes.



Figura 16. Se presenta la imagen binaria resultante de la segmentación

3 RESULTADOS

En el caso considerado en este trabajo se tomaron imágenes procedentes de doce cilindros de prueba (discretizados cada uno en tres secciones transversales) que fueron sometidos a la compresión, para diseños de 300Kg/m^2 , 400Kg/m^2 y 500Kg/m^2 , obteniéndose para cada uno el valor de la carga máxima a la compresión en libras hasta lograr momento de falla. Cabe anotar que su diseño se elaboró con las relaciones de los diseños anteriores teniendo un 20% de minerales en relación a la cantidad de cemento, los cuales coloreaban las muestras para su mejor resolución, encontrándose que dicho porcentaje se trasladaba linealmente a los efectos de resistencia sin alteraciones. A continuación se presentan los resultados obtenidos para el conjunto de muestras seleccionadas. Ver Tabla 1 al final.

En este trabajo la dimensión fractal representa el grado de irregularidad de los agregados confinados en el cemento, lo cual se convierte en un método alternativo de estudio de las propiedades mecánicas del hormigón en especial la resistencia estructural a la compresión.

La autosemejanza estadística se trabajó con un índice de estrechamiento $m=6$ y en promedio se encontró un índice de correlación estadística igual a 0,932, además el método de medición de la dimensión fractal empieza a tener un comportamiento lineal a partir de características mayores a 10 pixels.

Los resultados obtenidos a nivel experimental reportan una correlación directamente proporcional entre resistencia estructural a la compresión del hormigón y la dimensión fractal producto de la sumatoria de las diferentes secciones transversales de cada uno de los cilindros de prueba. Con esto se explica que el grado de cohesión entre los agregados y el cemento se debe al aumento de rugosidad de las partículas (agregados).

4 CONCLUSIONES

La eficacia en la metodología explorada en esta investigación recae en mantener módulos estándares para la

entrada en la información que garantice que el análisis y procesamiento digital de imágenes, la morfología matemática y la geometría fractal, sean instrumentos que operen bajo entes que sean sensibles a su estado estructural; es decir, a su calibración preliminar.

La semiautomatización del proceso de caracterización del hormigón muestra ser adecuada, ya que tiene en cuenta los criterios del experto sumados a la versatilidad operacional ofrecida por la plataforma de procesamiento y análisis digital de imágenes.

Los resultados de este trabajo se deben entender como algo preliminar, ya que para dar razón confiable de la hipótesis de estudio de las propiedades mecánicas del hormigón, es necesario describir para cada mezcla las características geométricas de las poblaciones de los agregados para ver si con esta herramienta se presentan más elementos de juicio que permitan explicar los comportamientos presentes en la relación Resistencia a la compresión vs Dimensión Fractal. Aunque se requiere invertir un considerable tiempo de procesamiento es necesario medir la dimensión fractal de cada agregado presente en las muestras, para observar como las dimensiones fractales de cada agregado afectan la dimensión fractal total que fue medida inicialmente en cada muestra.

Tabla 1. Parámetros obtenidos en LEICA Qwin 550 para muestras extraídas de cilindros con 20% de mineral blanco en relación a la cantidad de cemento y un diseño de 300Kg/m³, 400Kg/m³ 500Kg/m³

No.Muestra/Diseño	Coeficiente de Correlación	m	Número de Datos	Constante	D _f	Área (pixeles) ²	Perímetro (pixeles)	Número Partículas	Resistencia a Compresión (Kg/cm ²)
1/400	0,914	6	116	4,2696	1,421	22887	2725	23	205,413243
2/300	0,926	6	70	4,4059	1,465	55751	4762	26	69,6793942
3/300	0,812	6	90	3,9868	1,238	19115	2143	16	69,6793942
4/500	0,800	6	104	4,0426	1,294	23861	2266	13	208,232641
5/400	0,987	6	110	4,1943	1,404	38871	3661	23	207,82987
6/500	0,868	6	76	4,0846	1,288	30129	3195	22	165,136137
7/400	0,930	6	87	4,3842	1,472	53024	4561	24	244,884807
8/400	0,966	6	75	4,2841	1,407	49537	5027	32	205,413243
9/500	0,949	6	57	4,2811	1,384	61402	5125	30	208,232641
10/300	0,979	6	89	4,5438	1,571	59266	5761	35	121,808314
11/500	0,942	6	71	4,4035	1,460	49278	5026	32	165,136137
12/400	0,949	6	57	4,3532	1,422	51970	4873	29	247,301434
13/400	0,913	6	57	4,3119	1,391	50105	6994	34	205,413243
14/500	0,887	6	83	4,1385	1,328	36298	5579	24	208,232641
15/300	0,970	6	150	4,5483	1,616	66671	5113	28	69,6793942
16/300	0,938	6	132	4,4787	1,547	65057	6771	40	85,1116319
17/300	0,985	6	150	4,6658	1,672	43572	4770	28	121,808314
18/300	0,923	6	150	4,1159	1,384	24602	2679	19	69,6793942
19/300	0,986	6	150	4,2599	1,499	36725	3437	18	69,6793942

D_f: valor de la dimensión fractal,

Constante: Pertenece a la ecuación con la que se calculó la D_f

Área y perímetro: Valores totales del área y el perímetro para todos los agregados aceptados en la imagen.

Número de partículas: Número de agregados aceptados para medir en una imagen.

Resistencia: Valor que sale de dividir la carga máxima a la compresión soportada por el cilindro de prueba por el área transversal del cilindro de prueba.

REFERENCIAS

- ASTM C39, *Test Method for Compressive Strength of Cylindrical Concrete Specimens*.
- ASTM C95, *Method of Test for Specific Gravity and Absorption of Coarse Aggregate*.
- ASTM C96, *Test Method for Specific Gravity and Absorption of Fine Aggregate*.
- ASTM C192, *Practice for Making and Curing Concrete Test Specimens in the Laboratory*.
- ASTM C586, *Determining the relative expansion characteristics of carbonate rock cylinders cored*.
- Aridos de Antioquia, *Resultados ensayos de laboratorio en el Manual de Prospección, Exploración y Aplicaciones*, 2000.
- Adler, J. and Hancock, D, *Advantages of using a distance transform function in the measurement of fractal dimensions by the dilation method*. Powder Technology 78, 191-196, 1994.
- Allen, M., Brown, G. and Miles, N., *Measurement of boundary fractal dimensions: review of current techniques*. Powder Technology 84, 1-14, 1995.
- Branch, J., *El Análisis de Imagen y la Geometría Fractal en la Aplicación Geológico-Minero-Metalúrgica*. Trabajo dirigido de grado, Universidad Nacional de Colombia. Ingeniería de Minas y Metalurgia. Medellín, 1995.
- Branch, J., *Metodología para la Caracterización de Texturas Mineralógicas. Empleando Técnicas Algorítmicas de Análisis de Imagen, Geometría Fractal y Morfología Matemática*. Tesis de Maestría, Universidad Nacional de Colombia, Postgrado de Ingeniería de Sistemas. Medellín, 1997.
- Castleman, K., *Digital Image Processing*. Prentice-Hall, Inc., 1979.
- Chan, L. and Page, N., *Particle fractal and load effects on internal friction in powders*. Powder Technology 90, 259-266, 1997.
- Clark, N., *Three Techniques for Implementing Digital Fractal Analysis of Particle Shape*. Powder Technology 46, 45-52, 1986.
- Cross G. and Jain A., *Markov Random Fields texture Models*. IEEE Trans. on PAMI, 25-39, 1983.
- De Guzman, M., *Estructuras Fractales y sus Aplicaciones*. Barcelona Editorial Labor, 1993.
- Escobar, C., *Sobre la Teoría de los Fractales*. Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia, No. 11, 1996.
- Fu K., *Syntactic Pattern Recognition and Applications*. Prentice-Hall, Inc., 1982.
- González R. and Wintz P., *Digital Image Processing*. Addison-Wesley, 1979.
- Gonzalez, R., *Tratamiento digital de imágenes*. Madrid Addison Wesley, 1990.
- ICONTEC NTC 129 : *Toma de muestras de agregados* .
- ICONTEC NTC 454 :*Toma de muestras de concreto en estado fresco*.
- ICONTEC NTC 550 : *Elaboración y curado de cilindros*.
- Jain, A., *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice-Hall, 1989 .
- Kaye, B. H., *Fractals as Descriptors of P/M Systems*. ASM Vol 7 ninth edition.
- Kaye, B., *Applied Fractal Geometry and the Fine particle Specialist*. Part I: Rugged Boundaries and Rough Surfaces. VCH publishers, Weinheim, 1993.
- Laird L., Rawers, J. and Adams, A., *Fractal Analysis of Carbide Morphology in High-Cr White Cast Irons*. Metallurgical Transactions. Vol 23A, 2941-451, 1992.
- Mandelbrot, B., *La Geometría Fractal de la Naturaleza*. Barcelona Tusques Editores, 1997.
- Mandelbrot, B., *Stochastic models for the Earth's relief, the shape and the fractal dimension of the coastlines, and the number-area rule for islands*. Proc. Nat Acad. Sci USA Vol 72, 3825-3828, 1975.
- Marr, D., *Vision - A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. Freeman, 1982.
- Montgomery, D. and Runger, G., *Probabilidad y Estadística aplicada a la ingeniería*. Mexico McGrawHill, 1996.
- Pande, C.; Richards, L.; Louat, N., Dempsey, B. and Schwoebel, J., *Fractal Characterization of fractured Surfaces*. Acta. Metall. Vol. 35 No.7, 1633-1637, 1987.
- Podsiadlo, P. and Stachowiak, G., *Evaluation of boundary fractal methods for the characterization of wear particles*. Wear 217, 24-34, 1998.
- Pratt, W., *Digital Image Processing*. Wiley-Interscience, 1978.
- Restrepo, A., *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, 2000.
- Rosenfeld, A. and Davis, L., *Image Segmentation and Image Analysis*. Proceedings of the IEEE, vol 67 No.5, 764-772, 1982.
- Russ, J., *Fractal Surfaces*. New York Plenum, 1994.
- Serra, J., *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press, Inc., 1982.
- Underwood, E. and Barneji, K., *Fractal analysis of fracture surfaces*. ASM Handbook Vol.12 9th edition, 211-215.
- Underwood, E.E., *Quantitative Stereology*. ADDISON WESLEY Canada, 1970.
- Worjanar, L., *Image analysis. Applications in Materials Engineering*. Boca Raton. CRC Press, 1999.
- Xie, H., *Fractals in rock mechanics*. Rotterdam Netherlands Ed Balkena, 1993.