



Uso de la granulometría para el estudio de patrones de speckles dinámicos

Adriana Mavilioa, Margarita Fernández^(a), Marcelo Trivi^(b), Héctor Rabal^(c) y Ricardo Arizaga^(d)

Fac. Ing. Eléctrica. Instituto Superior Politécnico “José A. Echeverría”, Ciudad de La Habana; adriana@electrica.cujae.edu.cu; a) Dpto. Ciencias Básicas, Fac. Ciencias y Humanidades, Pontificia Universidad Católica Madre y Maestra, antiago de los Caballeros; mafernandez@pucmmsti.edu.do; b) Centro de Inv. Ópticas y UID Óptimo, Fac. de Ingeniería, Universidad Nacional de La Plata, marcelot@ciop.unlp.edu.ar, hralbal@ing.unlp.edu.ar, ricadoa@ciop.unlp.edu.ar.

Recibido el 15/04/2009. Aprobado en versión final el 11/02/2010.

Sumario. El fenómeno de formación de speckles dinámicos tiene lugar al iluminar con luz láser superficies en las que están ocurriendo cambios, como por ejemplo, una superficie pintada en proceso de secado, o sometida a corrosión, un fruto en vías de maduración, etc. A partir de los cuadros de speckles dinámicos se obtienen imágenes que portan información de los procesos que están teniendo lugar en las superficies de interés. Los cambios en la textura de dichas imágenes pueden ser estudiados para caracterizar dichos procesos. Se estudia el proceso de secado de un tipo de pintura (*water borne*) a través de un método basado en la morfología matemática para el procesamiento de imágenes obtenidas a través de cuadros de speckles. Se obtiene la granulometría de las imágenes y el espectro patrón que las caracteriza. A partir del espectro patrón de cada imagen se obtienen cuatro parámetros: longitud media, desviación standard, asimetría y curtosis, los cuales resultan ser apropiados como descriptores de textura. Se determina la distancia de Mahalanobis entre los descriptores texturales de las imágenes representativas de los diferentes estadios temporales del proceso y la seleccionada como referencia o patrón. El proceso dinámico bajo consideración puede describirse a través del comportamiento temporal de esta función distancia. Los resultados se ajustan a un modelo teórico que explica el proceso. Finalmente se comparan los resultados con los obtenidos por otros métodos. En comparación con otros, el método empleado se destaca por su sencillez y facilidad de implementación y en sentido general puede utilizarse para el estudio de la evolución de cualquier proceso dinámico que se describa a través de speckles.

Abstract. Dynamic speckle patterns are generated by laser light scattering on surfaces that exhibit some kind of activity, due to physical or biological processes that take place in the illuminated object. The characterization of this dynamic process is carried out by studying the texture changes of auxiliary images: temporal history of the speckle pattern (THSP) obtained from this speckles patterns. The drying process of water borne paint is studied through a method based on mathematical morphology applied to the THSP image processing. It is based on obtaining the granulometry of these images and their characteristic granulometric spectrum. From the granulometric size distribution of each THSP image four parameters are obtained: mean length, standard deviation, asymmetry and kurtosis. These parameters are found to be suitable as texture features. The Mahalanobis distance is calculated between the texture features of the THSP images representative of the temporary stages of the drying process and the features of the final stage or pattern texture. The behavior of the distance function describes satisfactorily the drying process of the water borne paint. Finally, these results are compared with the obtained by other methods. Compared with others, the granulometric method reported in this work distinguished by its simplicity and easy implementation and can be used to characterize the evolution of any process recorded through dynamic speckles.

Palabras clave. espectro patrón, granulometría, morfología matemática, speckles dinámicos.

1 Introducción

El fenómeno de aparición de speckles dinámicos tiene lugar al iluminar con luz láser superficies en las que están ocurriendo cambios, como en el caso de una superficie pintada en proceso de secado, o sometida a corrosión, un fruto en vías de maduración, etc.

Los patrones de speckles dinámicos proporcionan imágenes auxiliares, que se conocen como imágenes de la historia temporal de los cuadros de speckles¹ (HTCS). A través del estudio de la textura de las mismas es posible caracterizar la evolución temporal de los fenómenos asociados a dichos cuadros de speckles. En la literatura se reportan un gran número de métodos de análisis de textura, que van desde los propuestos por Haralick² basados en la matriz de coocurrencia, pasando por otros más sencillos como el de Run Length desarrollado por Galloway³, el de Histograma Suma y o Diferencia⁴ y el de dimensiones promediadas⁵. Algunos de ellos han sido utilizados para estudiar la textura de las imágenes HTCS, como en [6] y [7], así como también el que hace uso de la transformada wavelet para determinar los descriptores de textura⁸.

Existe un gran número de aplicaciones donde la caracterización de las imágenes se realiza a través del tamaño medio de los objetos presentes en ellas, por ejemplo, en la caracterización de imágenes industriales, como las metalográficas⁹, biomédicas, como las de conteo de células en la sangre¹⁰, en el estudio de las células del endotelio en la córnea¹¹, etc. Normalmente no se conoce a priori la ley de distribución de probabilidades que rige el tamaño de dichos objetos y por tanto esta caracterización se vuelve una tarea difícil.

El método granulométrico basado en la morfología matemática¹², permite obtener la función densidad de probabilidad granulométrica de distribución de tamaños o espectro patrón de la imagen. Así, el método es apropiado para la caracterización de imágenes de acuerdo a las dimensiones y formas de los objetos presentes en ellas, como en el caso de su aplicación para la clasificación de imágenes de speckles dinámicos [13], [14] correspondientes a frutos dañados. Además, conociendo esta distribución es posible implementar herramientas para el mejoramiento de imágenes mediante el filtrado morfológico¹⁵.

Aquí se aplica el método granulométrico a imágenes de niveles de grises obtenidas de los patrones de speckles dinámicos que describen los diferentes estadios del proceso de secado de un tipo de pintura, en este caso *water borne*. En un trabajo anterior¹⁶, fueron reportados resultados preliminares de éste, pero con algunas diferencias, entre ellas el hecho de que en este caso, las imágenes utilizadas fueron convertidas previamente a binarias antes de aplicar el método granulométrico. Los métodos utilizados son discutidos y mejorados en el presente trabajo. También se comparan los resultados con los obtenidos utilizando otros métodos.

2 Método granulométrico

La apertura es un procedimiento básico morfológico para el procesamiento de imágenes¹⁷. La apertura de una imagen binaria S por un elemento estructurante E , se define como la unión de todas las traslaciones de E que son subconjuntos de S :

$$S \circ E = U \{ (E)_z \mid (E)_z \subseteq S \} \quad (1)$$

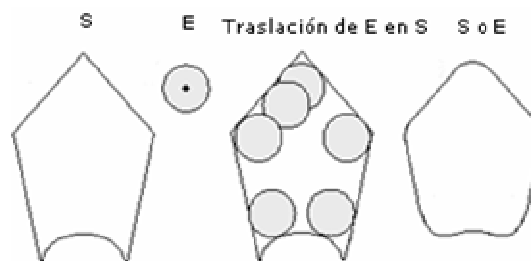


Figura 1. La figura muestra en primer lugar a la imagen original. En segundo lugar se muestra el elemento estructurante E , el punto representa el centro de E . En tercer lugar se muestra al elemento estructurante E rodando sobre la superficie interior de S . En cuarto lugar se muestra la línea en negritas que representa el contorno de la apertura.

Esta operación de apertura tiene una interpretación geométrica simple, que puede comprenderse observando la figura 1. Considere al elemento estructurante E como un disco que rueda. El contorno de $S \circ E$ puede establecerse como los puntos de E más lejanos cuando el disco rueda por dentro del contorno de S . La operación de apertura puede comprenderse como una erosión seguida de una dilatación.

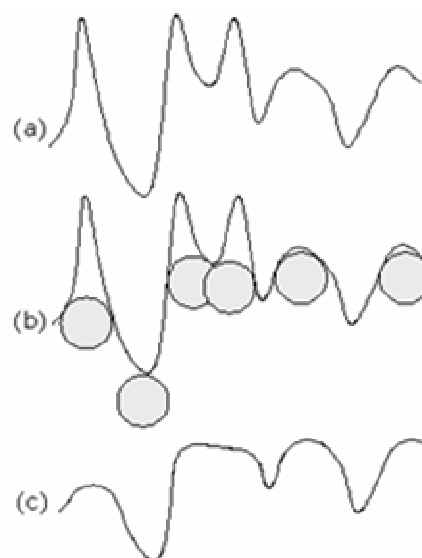


Figura 2. La figura en primer lugar muestra el barrido de una línea de una imagen en escala de grises. En segundo lugar se muestran las posiciones del disco elemento estructurante para la apertura y en tercer lugar se muestra un barrido por una línea de la imagen que resulta de la apertura.

La operación de apertura para imágenes I en niveles de grises por un elemento estructurante E :

$$I \circ E = \delta_E(\varepsilon_E I(x, y)) \quad (2)$$

se interpreta fácilmente según ¹⁷, a través de la figura 2, donde se muestra el barrido por una fila de una imagen I de niveles de grises, donde la intensidad de la imagen se representa por simplicidad de forma continua. Todos los picos que resultan más estrechos que el diámetro del elemento estructurante E son afectados en intensidad disminuyendo su amplitud y agudeza. Generalmente se utiliza para eliminar detalles brillantes, pequeños, en relación con el elemento estructurante, mientras que deja sin alterar la generalidad de los valores de intensidad y las zonas brillantes extensas.

Se conoce como granulometría a un conjunto de imágenes que se obtienen a través de la operación morfológica de apertura mediante la utilización de elementos estructurantes escalados. A medida que aumenta el tamaño del elemento estructurante se van obteniendo imágenes donde se eliminan las partículas u objetos de dimensiones inferiores a la del elemento estructurante. De esta manera es posible obtener la función distribución de probabilidad normalizada o espectro patrón de la imagen, asociado a ella, y los momentos estadísticos, también conocidos como momentos granulométricos, entre ellos, la dimensión media de dichos objetos.

Dada una imagen representada por I y un elemento estructurante representado por E y para un parámetro $t > 0$, que puede tomar diferentes valores, la familia de imágenes de apertura $I \circ t E$ es llamada granulometría.

A continuación se considera la imagen como un objeto tridimensional, siendo la intensidad de los niveles de grises la altura del objeto que se levanta sobre cada elemento de superficie de la imagen, entonces la intensidad de grises total de la imagen representa el volumen de la misma. Sea $\Omega(t)$ el volumen de las imágenes resultantes de la apertura por los diferentes elementos estructurantes. Mientras mayor es el parámetro t menor es el volumen de la imagen de apertura correspondiente.

Se define la función distribución de probabilidad de medida de granulometría como:

$$\Phi(t) = 1 - \frac{\Omega(t)}{\Omega(0)} \quad (3)$$

donde $\Omega(0)$ es el volumen de la imagen original I . Esta función $\Phi(t)$ crece desde el valor 0 hasta 1.

La función densidad de probabilidad de la distribución de medida granulométrica se define como:

$$\Phi'(t) = \frac{d\Phi}{dt} \quad (4)$$

En el caso de imágenes digitales podemos pensar en una secuencia de elementos estructurantes $E_1 \dots E_k \dots E_n$ de dimensiones en incremento, de manera que si I es una imagen digitalizada, $I \circ E_{k+1}$ es una subimagen de $I \circ E_k$. En consecuencia, la apertura por los elementos estructurantes produce una secuencia de imágenes que cumplen:

$$I \circ E_1 \geq \dots \geq I \circ E_k \geq I \circ E_{k+1} \dots \quad (5)$$

Sea $\Omega(k)$ el volumen de la apertura $I \circ E_k$ para cada k , entonces $\Omega(k)$ es una función decreciente de k . Si se asume que E_1 consta de un solo píxel y que I es finita, entonces $\Omega(1)$ es el volumen de la imagen original I , y por otra parte el volumen $\Omega(k)=0$ para $k \rightarrow \infty$. Sustituyendo a t continuo por k discreto, y el 0 por el 1 como valor inicial para el parámetro k en la ecuación 3, se obtiene la distribución $\phi(k)$ discreta:

$$\phi(k) = 1 - \frac{\Omega(k)}{\Omega(1)} \quad (6)$$

cuya función densidad de probabilidad discreta se define como:

$$\phi'(k) = \frac{\Delta\phi}{\Delta k} = \phi_{k+\Delta k} - \phi_k \quad \text{con } \Delta k = 1 \quad (7)$$

Esta función $\phi'(k)$ se conoce como distribución de medida granulométrica discreta o espectro patrón discreto, con la cual se determinan los correspondientes momentos estadísticos discretos, en función de los cuales se definen los descriptores cuantitativos de la imagen original. Tanto $\phi(k)$ como $\phi'(k)$ dependen del elemento estructurante que se seleccione. Esta función también se conoce como espectro patrón de la imagen. A través de ella se pueden determinar los momentos estadísticos granulométricos que permiten caracterizar la imagen.

3 Obtención de los cuadros de speckles dinámicos y de las imágenes de HTCS

Los cuadros de speckles dinámicos fueron obtenidos iluminando un área de 3 mm² de una superficie de vidrio sobre la cual se deposita una capa de 75 nm de espesor de la pintura, con un láser de He-Ne ($\lambda=632,8$ nm) de 10 mW, y con un ángulo de iluminación de 45°. Se tomaron 23 grupos de 512 imágenes. La diferencia de tiempo entre 2 grupos consecutivos o estadíos fue de 3 minutos y las 512 imágenes de cada grupo fueron registradas con un intervalo de 0,08 s por una cámara CCD situada a una distancia de 200 mm de la muestra. La medida de los speckles fue alrededor de 5 píxeles por speckle. La señal fue digitalizada a 8 bits y almacenada en la memoria de una PC. Se utilizó el método de Oulamara ¹ para construir las imágenes auxiliares (historias temporales de cuadros de speckles, HTCS). Éstas fueron construidas a partir de 512 imágenes sucesivas de cuadros de speckles dinámicos correspondientes a un estadío del fenómeno. El método consiste en tomar la columna media de cada una de ellas y colocarlas una al lado de la otra, hasta obtener la imagen auxiliar HTCS de 512 x 512 píxeles². La figura 3 muestra dos imágenes de HTCS correspondientes a dos estadíos: pintura muy húmeda y pintura seca. Como puede observarse, las filas describen la variación temporal de los puntos del objeto. Cuando el fenó-

meno es muy activo (pintura muy húmeda) las imágenes recuerdan a patrones de speckles dinámicos ordinarios, mostrando una apariencia similar en las direcciones horizontal y vertical. En el caso de la muestra correspondiente a la pintura seca no se aprecian grandes variaciones en la dirección horizontal. Por eso, para estudiar el proceso dinámico, se seleccionan como elementos estructurantes líneas de largo variable y de ancho igual a un píxel. Se seleccionó como textura patrón o de referencia la de la imagen correspondiente a la pintura seca.

4 Obtención de los espectros patrones de las imágenes de HTCS y de descriptores

Una vez obtenidas las 23 imágenes correspondientes a los diferentes estadios (HTCS), se procedió a llevar a cabo el procesamiento de las mismas haciendo uso del sistema de programación MATLAB. En un trabajo anterior¹⁶, donde se mostraron resultados preliminares de esta investigación, se llevó a cabo la ecualización convencional y la binarización de las imágenes antes de procesarlas. En este trabajo se decidió no binarizar las imágenes y llevar a cabo una ecualización adaptativa con contraste limitado conocida como CLAHE¹⁷. El algoritmo CLAHE divide la imagen en regiones y aplica la ecualización a cada región. Se diferencia de la ecualización global en que el método adaptativo opera sobre regiones limitadas, calculando el histograma de cada zona y utilizándolo para redistribuir los niveles de grises de las mismas, mientras que la ecualización convencional sólo se basa en el cálculo de un histograma global de toda la imagen. Consecuentemente a través del CLAHE el contraste se va mejorando por zonas, resaltando los detalles de la imagen. Después las regiones vecinas se combinan usando interpolación bilineal para eliminar contornos inducidos artificialmente. De esta manera el contraste puede ser limitado, especialmente en zonas homogéneas, evitando que se amplifique el ruido que podría estar presente en la imagen. Este tipo de ecualización adaptativa resulta más adecuada teniendo en cuenta las características de las imágenes HTCS bajo estudio, las cuales son imágenes de de textura lineal de bajo contraste, donde están presentes líneas de medidas muy diferentes con niveles de grises muy cercanos. Las líneas más cortas con niveles de grises cercanos a las más largas no pueden influir significativamente en la ecualización del histograma de la imagen completa y consecuentemente el procedimiento convencional, no garantiza el enriquecimiento del contraste necesario para hacer visibles las líneas ocultas y para que pueda aplicarse exitosamente el método granulométrico. Para mejorar el contraste local y evitar al mismo tiempo la amplificación del ruido cuando se utiliza el algoritmo CLAHE la medida de las particiones no debe ser ni muy grande ni demasiado pequeña. En nuestras imágenes de 512 x 512 pixel² se seleccionaron regiones de 64 x 64 pixel².

Después de realizada la ecualización, cada imagen HTCS se dividió en 8 subimágenes de 64 filas por 512 columnas.

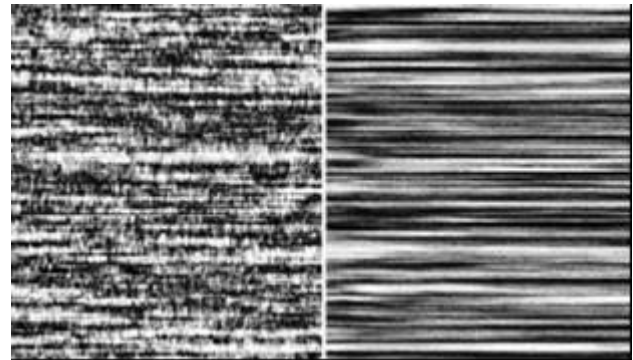


Figura 3. Imágenes de HTCS ecualizadas correspondientes a dos estadios de secado de la pintura, húmeda (izquierda) y seca (derecha).

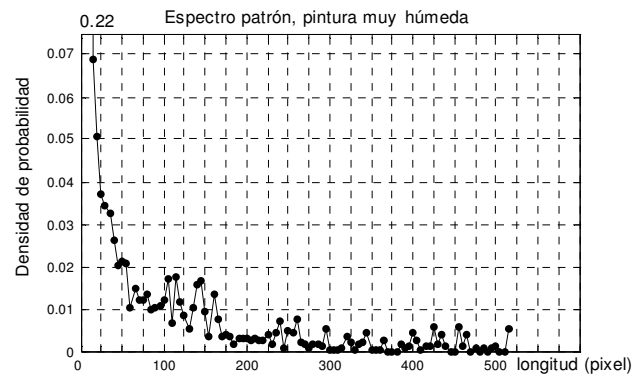


Figura 4. Espectro patrón correspondiente a la imagen de la pintura húmeda mostrada en la figura 2.

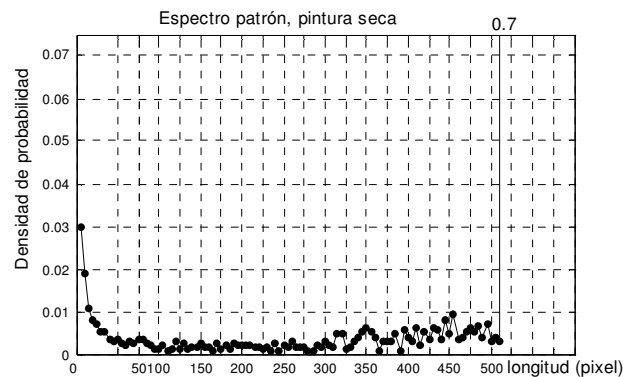


Figura 5. Espectro patrón correspondiente a la imagen de la pintura seca mostrada en la figura 2.

Para cada subimagen se obtuvo la granulometría y el espectro patrón, sometiendo la misma al proceso de apertura, con un conjunto de elementos estructurantes rectangulares planos de dimensiones $1 \times k$ pixel² con k variable, desde $k_{min} = 1$ hasta $k_{max} = 511$ píxeles, variando en intervalos $\Delta k = 5$. El espectro patrón determinado de esta forma, tiene la característica de que cada valor de

la densidad de probabilidad corresponde a un intervalo de longitud igual a Δk píxeles.

En las figuras 4 y 5 se muestran los espectros patrones para las dos imágenes HTCS que aparecen en la figura 2. Puede observarse que se diferencian notablemente. En el caso de la pintura seca aparece un pico al final del espectro, mientras que en el caso de la húmeda aparece al principio. También se diferencian en cuanto a los picos presentes, siendo notable los mismos para el espectro de pintura húmeda, mientras que el espectro de la pintura seca muestra un comportamiento más liso.

Con el espectro patrón de cada subimagen se determinaron los cuatro primeros momentos estadísticos, y a partir de ellos cuatro parámetros de textura: el largo medio (m), la desviación standard (d_{st}), el factor de asimetría o skewness (s) y la curtosis (c).

El primer momento estadístico es el largo medio (m) de la línea en la subimagen bajo consideración:

$$m = m_1 = \Delta k \sum_{k_{min}}^{k_{max}} k \phi'(k) \quad (8)$$

El segundo momento alrededor de la media es el numerador de la varianza de la distribución:

$$m_2 = \Delta k \sum_{k_{min}}^{k_{max}} (k - m_1)^2 \phi'(k) \quad (9)$$

y permite estimar la desviación standard (d_{st}) del largo medio:

$$d_{st} = \sqrt{\frac{m_2}{n-1}} \quad \text{con} \quad n = \text{int}\left(\frac{k_{max}}{\Delta k}\right) + 1 \quad (10)$$

El tercer momento:

$$m_3 = \Delta k \sum_{k_{min}}^{k_{max}} (k - m_1)^3 \phi'(k) \quad (11)$$

se usa para definir un parámetro que da una medida de la asimetría del espectro denominado skewness (s):

$$s = \frac{m_3}{d_{st}^3} \quad (12)$$

Este parámetro se define como el tercer momento alrededor de la media, dividido entre la desviación standard al cubo. Si el valor es positivo, indica un corrimiento del espectro hacia la derecha de la media, y viceversa, si el valor es negativo el corrimiento es hacia la izquierda.

Por último, el cuarto momento:

$$m_4 = \Delta k \sum_{k_{min}}^{k_{max}} (k - m_1)^4 \phi'(k) \quad (13)$$

da una medida de la aspereza, o sea, de cuán plano o en forma de pico es el espectro. Se utiliza para definir el parámetro curtosis (c), como el cuarto momento dividido entre el cuadrado de la varianza:

$$c = \frac{m_4}{m_2^2} \quad (14)$$

Los parámetros mencionados también varían en sentido general de una distribución a otra. En la tabla 1 se muestran los valores de estos parámetros correspondientes a los estadios de pintura muy húmeda y seca, y además a dos estados intermedios. Puede observarse como el largo medio aumenta a medida que la pintura se seca, debido a que los cambios en el tiempo disminuyen. La desviación standard tiende a aumentar puesto que comienzan a poblarse los largos mayores. El parámetro de asimetría también cambia, incluso puede notarse un cambio de signo en el mismo, siendo positivo para la pintura húmeda y negativo para la seca, debido al correspondiente cambio de posición de los picos en los respectivos espectros. La curtosis disminuye a medida que se seca la pintura, lo cual se corresponde con que el espectro se va alisando. Estos parámetros van cambiando gradualmente para las imágenes correspondientes a los diferentes estadios del proceso de secado de la pintura, por lo que se presume que los mismos puedan ser utilizados como descriptores de la textura de las imágenes bajo estudio.

En un experimento numérico reportado en el trabajo ¹⁶, se estudió el comportamiento de estos parámetros para estas mismas imágenes, pero binarizadas, y se llegó entonces a la conclusión de que los mismos describen apreciablemente los cambios en la textura de las imágenes y por lo tanto, resultan adecuados para estudiar el proceso de secado de pinturas, aunque teniendo en cuenta que no son independientes en sentido general.

Estado	Largo medio (m) píxeles	Desviación standard (d_{st}) píxeles	Asimetría (s)	Curtosis (c)
Muy húmeda	84	11,3	1,94	6,57
Húmeda	116	14,7	1,50	4,21
Casi seca	340	17,4	-0,59	3,14
Seca	401	18,3	-1,30	1,85

5 Cálculo de distancia y caracterización del proceso dinámico

La caracterización del proceso se basa en la comparación entre los descriptores correspondientes a las imágenes HTCS de cada estadio con los correspondientes a la imagen patrón (pintura seca). Para ello se determina la distancia de Mahalanobis, donde se suman magnitudes

de diferente naturaleza y se tiene en cuenta la dependencia entre los descriptores a través la matriz de covarianza de los mismos.

La distancia de Mahalanobis se calcula a través de la expresión:

$$D_i = (x - m_i)^T C_{pi}^{-1} (x - m_i) \quad (15)$$

donde m_i es el vector descriptor de la muestra i y x es el vector descriptor del patrón, C_{pi}^{-1} representa un promedio de las matrices inversas de covarianza de los descriptores, obtenidas para la muestra i y el patrón p . Los vectores descriptores se conforman con los valores de los descriptores seleccionados: el largo medio, la desviación standard, el parámetro de asimetría y la curtosis m, d_{sb}, s, c como componentes. Fueron determinados los valores de distancia correspondientes a las 8 subimágenes y se promediaron estos valores. El valor de la distancia debe ir disminuyendo en la medida en que las imágenes correspondan a tiempos de secado mayores y el comportamiento de esta función debe permitir caracterizar el proceso de secado de la pintura.

6 Resultados y discusión

En las figuras 6 y 7 se muestra el comportamiento de la distancia de Mahalanobis entre la textura de las imágenes HTCS correspondientes a los diferentes estadios de secado y la textura patrón. Se obtuvieron 8 valores de distancia entre las texturas de las subimágenes de cada estadio y las correspondientes subimágenes del patrón. Para cada estadio se obtuvo el valor medio de distancia y su desviación standard. Las subimágenes HTCS de niveles de grises fueron sometidas a una equalización adaptativa y luego a la granulometría. En el caso de la figura 6 se utilizaron como descriptores de textura, el largo medio, la desviación standard, la asimetría y la curtosis; mientras que en el caso de la figura 7 se utilizaron directamente los 4 momentos granulométricos (8, 9, 11, 13) como descriptores.

Se observa un comportamiento mucho menos regular de la distancia de Mahalanobis cuando se usan directamente los momentos granulométricos como descriptores. Se evidencia que los parámetros: longitud media, desviación standard, asimetría y curtosis, definidos a través de estos momentos, se comportan comparativamente mejor como descriptores de textura que los propios momentos granulométricos, al menos para el caso de las imágenes bajo consideración.

Resultados preliminares de este trabajo fueron presentados en ¹⁶. Aquí, antes de obtener la granulometría, las imágenes fueron equalizadas por el método convencional y posteriormente convertidas a binarias. Además fueron utilizados los mismos elementos estructurantes que en este trabajo. En el cálculo de la distancia de Mahalanobis se utilizaron los mismos 4 descriptores de textura, pero con la diferencia de que en el cálculo de la misma sólo se consideró la covarianza del patrón a diferencia de lo que

se hizo en este trabajo, donde también fueron consideradas las matrices de covarianza de las muestras. Además en ¹⁶ no se utilizó un método riguroso para la selección del umbral de binarización. La figura 8 muestra la gráfica de distancia de Mahalanobis obtenida con imágenes binarias, pero usando un método mejorado en comparación con el utilizado en ¹⁶. En este caso el umbral de binarización óptimo fue obtenido utilizando el procedimiento de Otsu ¹⁸, que selecciona dicho umbral, minimizando la varianza intraclase de los píxeles negros y blancos. También los valores de distancia fueron calculados considerando las matrices de covarianza de las muestras y del patrón. Al comparar estos resultados con los de la figura 6, es evidente que la binarización conduce a mayores errores en la distancia con una mayor dispersión alrededor de los valores medios, sin embargo, el comportamiento general es el mismo, avalando la potencialidad del método granulométrico y de los descriptores de textura definidos a través del mismo.

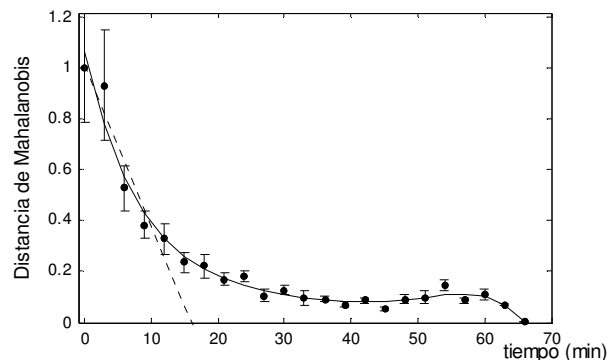


Figura 6. Distancia de Mahalanobis vs tiempo para imágenes de niveles de grises, utilizando como descriptores, el largo medio, la desviación standard, la asimetría y la curtosis. Ajuste a un polinomio de quinto grado con coeficiente de correlación igual a 0,99.

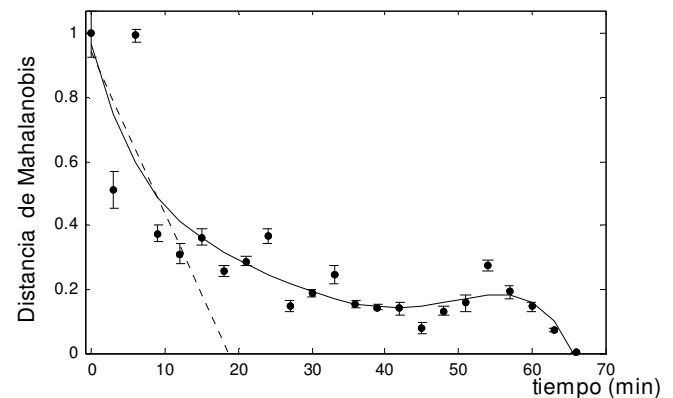


Figura 7. Distancia de Mahalanobis vs tiempo para imágenes de niveles de grises, utilizando los cuatro momentos granulométricos como descriptores. Datos ajustados a un polinomio de quinto grado con coeficiente de correlación igual a 0,89.

En la figura 9 se muestra la distancia de Mahalanobis obtenida ⁸ en la descripción de otro proceso de secado de pintura. En este caso se utilizaron como descriptores de textura a un conjunto de parámetros obtenidos a partir de

los coeficientes de la descomposición wavelet de las imágenes HTCS correspondientes a los diferentes estadios de secado. Puede observarse un comportamiento muy similar en las curvas que describen el proceso, independientemente de la disimilitud de descriptores y métodos utilizados.

En la figura 10 se muestra la gráfica que permite caracterizar el proceso de secado de la misma pintura estudiada en este trabajo, utilizando el método de la matriz momento de inercia, obtenida en un trabajo anterior¹⁹. Este gráfico se comporta de forma muy similar a los mostrados, aunque en todos los casos las funciones de discriminación, los métodos y los descriptores de textura usados son de diferente naturaleza. El comportamiento general común que se observa en todas las funciones de discriminación a que se ha hecho referencia, responde a la teoría de secado de pinturas. El proceso se inicia con un período que se conoce como de que se conoce como de velocidad de secado constante. Después de este período se sucede otro de disminución de la velocidad, en el cual la rapidez de secado decrece hasta cero (zona del plateau). El período de disminución de la velocidad se explica debido a una difusión más lenta del solvente a través de la capa de la superficie seca. El tiempo de comienzo de esta fase del fenómeno depende del grueso de la capa y de la evaporación del solvente. Los resultados obtenidos en este trabajo describen perfectamente todas las etapas características del proceso de secado de pinturas²⁰. En ellos se observa:

- 1- Una zona inicial de alta velocidad de cambio.
- 2- Una segunda zona donde esta velocidad se hace más lenta.
- 3- Una tercera zona donde la velocidad de cambio es mínima, que es la que denominamos plateau.

7 Conclusiones

En este trabajo se reporta un método basado en la morfología matemática para el procesamiento de imágenes HTCS obtenidas a través de cuadros de speckles dinámicos. Como ilustración de éste, se aplica para caracterizar el proceso de secado de un tipo de pintura (water borne), pero en general, podría ser utilizado para el estudio de la evolución de cualquier proceso dinámico que se describa a través de speckles. Se basa en la obtención de la granulometría de las imágenes HTCS y del espectro patrón que las caracteriza y funciona particularmente bien con imágenes en niveles de grises, lo cual evita la necesidad de llevar a cabo el proceso de binarización el cual siempre conlleva una pérdida de información. Antes de obtener la granulometría se recomienda mejorar el contraste a través de la utilización del algoritmo CLAHE.

Los parámetros: longitud media, desviación standard, asimetría y curtosis, calculados a partir de los momentos granulométricos de las imágenes resultan adecuados para describir la textura de las imágenes HTCS. A partir de ellos se calculan las distancias de Mahalanobis entre las

muestras HTCS correspondientes a los diferentes estadios y la correspondiente al patrón, el gráfico de estas distancias en el tiempo caracteriza de manera satisfactoria el proceso dinámico estudiado.

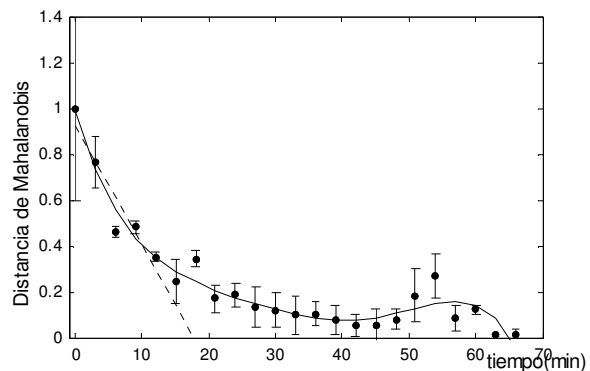


Figura 8. Distancia de Mahalanobis vs tiempo para el caso de imágenes binarizadas, utilizando como descriptores, la longitud media, la desviación standard, la asimetría y la curtosis. Datos ajustados a un polinomio de quinto grado con coeficiente de correlación igual a 0,95.

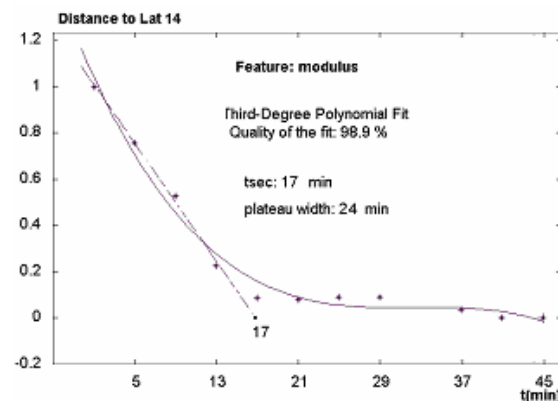


Figura 9. Distancia de Mahalanobis vs tiempo⁸, los descriptores se obtuvieron a partir de los coeficientes de la descomposición wavelet de las imágenes. Los resultados fueron ajustados a un polinomio de tercer grado y los puntos iniciales a una recta.

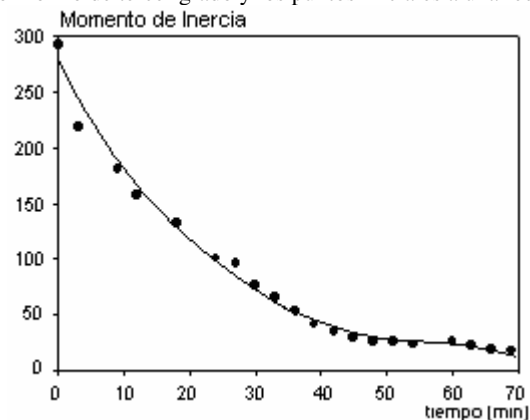


Figura 10. Gráfica para el estudio del proceso de secado de la pintura *water borne*, obtenida a través del método de la matriz de inercia.

La función distancia obtenida en este trabajo se compor-

ta de forma similar a la de otras funciones de discriminación calculadas en otros trabajos para describir el proceso de secado de diferentes tipos de pinturas, a pesar de la naturaleza diferente de los descriptores y métodos empleados en cada caso.

El método propuesto en comparación con otros, se destaca por su sencillez y facilidad de implementación por lo que podría ser utilizado en el control automatizado de la calidad de las pinturas durante su fabricación.

Referencias

1. A. Oulamara, G. Tribillon and J. Duvernoy, "Biological activity measurements on botanical specimen surfaces using a temporal decorrelation effect of laser speckle," *Journal of Modern Optics*, 36, 165-179 (1989).
2. R. Haralick, M.K. Shanmugam and L. Dinstein. "Textural features for images classification", *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*. SMC-3, (1973).
3. M.M Galloway, "Texture analysis using gray level runlengths". *Computer Graphics Image Processing*. 4, 2, 172-179 (1975).
4. M. Unser. "Sum and Difference Histogram". *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 8, 1, 118-125 (1986).
5. M. Tejera Fernández, "Métodos Simplificados para el de Texturas". M. S. Tesis Departamento de Física, Universidad ISPJAE La Habana, Cuba (1998).
6. A. Mavilio, M. Fernández, M. Taño, Héctor Rabal, Ricardo Arizaga, Marcelo Trivi, "Characterization of Dynamic Speckles by Difference Histogram Method". *Optical Engineering*. 46, 057005 (2007).
7. H. J. Rabal, R. Arizaga, N. Cap, M. Trivi, A. Mavilio y M. Fernández, "Dynamic Speckle texture processing using averaged dimensions" presentado en el Congreso Internacional Speckle '06, Nimes, Francia, y publicado en. *Speckle '06" P. Slangen, C. Cerruti Eds. Proc. SPIE*, 6341, 6341 2G (2006).
8. M. Fernández, A. Mavilio, "Wavelet transform analysis of dynamic speckle patterns texture". *Applied Optics* 41, 32, 6745-6750 (2002).
9. A. Mavilio, G. Muñoz, R. Varela. "Análisis granulométrico de una imagen metalográfica obtenida por microscopía electrónica." presentado en el XI Simposio y IX Congreso de la Sociedad Cubana de Física Universidad de la Habana. (2008).
10. J. Serra, "Aplicación de la Morfología Matemática a la telemedicina y la Biotecnología: Caracterización Morfológica de Células de sangre y Análisis de *cDNA Microarrays*" en *Reconocimiento de Patrones Avances y Perspectivas*, editado por J. L. Díaz de León y S. C. Yáñez Márquez del Centro de Investigación en Computación Instituto Politécnico de Computación México., 1, , 39-50.(2002).
11. G. Ayala, M E. Díaz, M. Martínez-Costa, "Granulometric moments and corneal endothelium status". *Pattern Recognition*, Vol. 34 Num. 6, pp. 1219-1227, 2001.
12. E. R. Dougherty, J. B. Pelz, "Morphological granulometric analysis of electrophotographic images—size distribution statistics for process control". *Optical Engineering* 30, 4, 438-445.(1991)
13. . Blotta E.L, Pastore J., Ballarin V. y Rabal H. "Classification Of Dynamic Speckle Signals Through Granulometric Size Análisis Distribution" *Latin American Applied Research Journal*. 39,. 2, abril 2009. (ISSN:0327-0793). (en prensa)
14. . Blotta E., Arnone L, Ballarín V. y Rabal H. "Procesamiento de Señales de Bio-Speckle mediante Granulometría Morfológica, a través de FPGA" presentado en Symposium on Computing Technology, 37 JAIIO, Santa Fe, Argentina setiembre (2008).
15. Blotta E., Pastore J., Ballarin D. V.,y Rabal D. H. "Digital Image Processing through a Morphological Power Spectrum ". presentado en 2006 en el XV Conference on Non-equilibrium, Statistical Mechanics and Nonlinear Physics, 20th Anniversary, Mar del Plata, Argentina, 4-8 December, (2006).
16. A. Mavilio, M.Fernández, M. Trivi, H. Rabal, R. Arizaga, "Análisis Granulométrico de Patrones de Speckles Dinámicos para el Estudio del Proceso de Secado de Pinturas." *CD Memorias de la 14 Convención Científica de Ingeniería y Arquitectura. V Taller de Física Aplicada en la Ingeniería*, celebrado en Cuba en Dic del 2008.ISBN 978-959-261-281-5 (2008)
17. R. C. González, R. E. Woods, "Mathematical Morphology" en *Digital Image Processing*, 2nd ed., Ed Prentice Hall, ISBN 0-201-18075-8, 519-560. (2002).
18. Otsu, N., "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9, . 1, 62-66. (1979)
19. R. Arizaga, M. Trivi, H.J. Rabal., "Speckle time evolution characterization by the coocurrence matrix analysis". *Optics and Laser Technology*.31, 163-169, (1999).
20. J. Amalvy, C. Lasquibar, R. Arizaga, H.J. Rabal., M. Trivi, "Speckle time evolution characterization by the coocurrence matrix analysis". *Progress in Organic Coatings* 42, 89-99, (2001).