

Índice de contraste morfológico basado en el análisis de los contornos y el fondo de la imagen

Angélica R. Jiménez Sánchez¹, Jorge D. Mendiola Santibañez^{1,2},
Gilberto Herrera Ruíz¹ e Israel Santillan^{1,2}

¹ División de Investigación y Posgrado de la Facultad de Ingeniería,
Universidad Autónoma de Querétaro,
Centro Universitario S/N. C.P. 76010, Querétaro,
México

² Universidad Politécnica de Querétaro,
Carretera Estatal 420 S/N, El Rosario, El Marqués, C.P. 76240, Querétaro,
México

{rosariojs, mendijor, gherrera}@uaq.mx, santilis@gmail.com

Resumen. En este artículo se presenta un índice para cuantificar el contraste que se percibe en una imagen. El índice está basado en la ley de Weber y toma en consideración una estimación del fondo de la imagen mediante la erosión de la apertura por reconstrucción. El desempeño de la propuesta se ilustra con un conjunto de imágenes procesadas por un mapeo de contraste y se compara con dos medidas de contraste dadas en la literatura.

Palabras clave. Contraste morfológico, apertura por reconstrucción, índice de contraste, ley de Weber.

Morphological Contrast Index based on an Analysis of Contours and Image Background

Abstract. In this work, a contrast index for quantifying the perceived contrast in an image is proposed. The index is based on Weber's law and takes into account background estimation through the erosion of opening by reconstruction. The performance of our proposal is illustrated with a set of images processed by contrast mapping and compared with two contrast measures given in the literature.

Keywords. Morphological contrast, opening by reconstruction, contrast index, Weber's law.

1 Introducción

El contraste se define como la diferencia de intensidad luminosa entre un punto de una imagen y sus alrededores. Bajo esta definición el contraste que se percibe en una imagen con tonalidades similares es menor que el que se percibe en una imagen con tonalidades diferentes. En muchos campos es importante contar con un índice del contraste, por ejemplo para medir la calidad de una imagen o bien para indicar cuando es necesario corregirlo. La medida del contraste involucra directamente el concepto de luminancia como lo indican las leyes de Weber y Michelson [5]. Estas leyes físicas son utilizadas para modelar el contraste. Por definición, la luminancia de una superficie es la intensidad luminosa emitida por unidad de superficie en una dirección dada y se mide en candelas por metro cuadrado (cd/m^2). Sin embargo, en el procesamiento de imágenes y en particular en imágenes en niveles de gris, la luminancia se asocia con el nivel de gris que corresponde a cada píxel, por lo que cambios importantes de la luminancia se encontrarán alrededor de los contornos de la imagen, mientras que en los espacios de color existen ecuaciones específicas para el cálculo de la luminancia que en este trabajo no revisamos.

Por otro lado, medir la mejora de una imagen después de que esta ha sido procesada por algún operador no es una tarea fácil, ya que esto es algo subjetivo y depende de la aplicación. En la práctica, existen varias definiciones que permiten medir el realce o mejora en las imágenes, como ejemplo ver: [1, 2, 3, 7, 11, 12, 14, 15].

En [7] se menciona que no existe una medida universal que pueda validar tanto la parte objetiva y subjetiva del mejoramiento de la imagen, de aquí parte el surgimiento de diversas propuestas. Por ejemplo, en [3] la medida se obtiene a través del promedio de los niveles de gris en dos ventanas rectangulares centradas en cierto píxel. En [2] se realiza la medida a partir del análisis de los contornos de la imagen. También existe una medida estadística propuesta en [12] en la cual se obtiene un parámetro a partir del histograma de la imagen. Otro trabajo interesante se presenta en [1] en el cual se analizan las intensidades máximas y mínimas dentro de una ventana que se desplaza a través de la imagen. Por otra parte, el contraste ha sido tratado de manera sistemática dentro del campo de la Morfología Matemática (MM), ver por ejemplo, mapeos de contraste [9, 19, 26, 27], filtros morfológicos por pendiente [24, 26], el centro morfológico [18, 23], y el *top-hat*. Sin embargo, existen pocos trabajos dentro de la MM en donde se cuantifica el mejoramiento de una imagen procesada. En [11] se introduce un índice de medida de contraste que involucra a un operador que trabaja de manera similar al laplaciano, no obstante esta propuesta tiene la desventaja de no considerar el fondo de la imagen dentro de la medida. Partiendo de este punto y de que en [6] se propuso un operador que permite obtener el fondo de la imagen a diferentes escalas (*multiback-ground* en inglés); en la presente investigación se introduce un índice de contraste que indica cual de las imágenes procesadas por cierto operador presenta el mejor contraste visual. Dicho operador basa su funcionamiento en la ley de Weber y considera el fondo de la imagen. El índice propuesto utiliza solamente operadores morfológicos, además de ser simple de implementar y de aplicar.

Este artículo está organizado de la siguiente manera: en la sección 2 se presenta una breve descripción acerca de algunas transformaciones

morfológicas, la ley de Weber y un mapeo de contraste. En la sección 3 se muestra la aproximación al fondo de la imagen por medio de la erosión de la apertura por reconstrucción. En la sección 4 se introduce el índice para cuantificar el contraste. En la sección 5 se presenta un ejemplo donde se calcula el índice propuesto para un conjunto de imágenes y se realiza la comparación con otras medidas reportadas en la literatura. La sección 6 corresponde a las conclusiones.

2 Transformaciones morfológicas y ley de Weber

La MM es una metodología de procesamiento de imágenes que surge a finales de los años 60 en Francia [17]. La descripción básica de la MM se apoya en la teoría de conjuntos, es decir, toda operación morfológica es el resultado de una o más operaciones de conjuntos (unión, intersección, complementación, etc.). Las transformaciones en MM utilizan un conjunto geométrico conocido como elemento de estructura, el cual posee forma, tamaño definido a priori y un origen. El elemento de estructura se traslada sobre la imagen bajo estudio con la finalidad de determinar el conjunto de puntos, respecto al origen del elemento de estructura, que intervendrán en cada operación que se efectúe con las componentes de la imagen. La forma que adquiere el elemento de estructura puede ser variada, por ejemplo, en el caso bidimensional, puede ser un disco, un cuadrado, una línea recta, entre otros. En el caso tridimensional se definen diferentes clases de poliedros, por ejemplo, el cubo, el prisma hexagonal, etc. La talla del elemento de estructura se denota como μ o λ , los cuales son un factor de tamaño que determina la dimensión de la estructura geométrica de B . En este artículo se usa un elemento de estructura cuadrado B de 3×3 píxeles, el cual contiene su origen en el centro, es decir, un elemento de estructura simétrico. También se define $\bar{B} = \{-x : x \in B\}$ como el conjunto transpuesto de B respecto a su origen. A continuación se presentan algunas definiciones de ciertas transformaciones morfológicas extendidas a niveles de gris.

2.1 Operadores morfológicos básicos: erosión y dilatación

La erosión morfológica está dada por el conjunto de los orígenes de B siempre que B está incluido en el conjunto X . Cuando esto no ocurre el resultado de la erosión es el conjunto vacío. La definición anterior puede extenderse directamente al caso de imágenes en escala de grises. La erosión de una imagen f por un elemento de estructura B se denota por $\varepsilon_{\mu B}(f)(x)$

y se define como:

$$\varepsilon_{\mu B}(f)(x) = \bigwedge \{f(x) : x \in \mu B_x\} \quad (1)$$

Donde, \wedge es el operador ínfimo, que en el caso práctico corresponde al elemento mínimo del conjunto analizado. La dilatación $\delta_{\mu B}(f)(x)$ es la operación dual de la erosión $\varepsilon_{\mu B}(f)(x)$, es decir:

$$\delta_{\mu B}(f)(x) = (\varepsilon_{\mu B}(f^c)(x))^c \quad (2)$$

Donde c es el operador complemento. Las transformaciones morfológicas que cumplen con las propiedades de ser crecientes e idempotentes también se conocen como filtros morfológicos [4, 17, 23]. Los filtros morfológicos básicos son la apertura $\gamma_{\mu B}(f)(x)$ y el cierre $\varphi_{\mu B}(f)(x)$ usando un elemento de estructura dado. Formalmente, la apertura $\gamma_{\mu B}(f)(x)$ y el cierre $\varphi_{\mu B}(f)(x)$ morfológicos se expresan como sigue:

$$\gamma_{\mu B}(f)(x) = \delta_{\mu B}(\varepsilon_{\mu B}(f))(x) \quad (3)$$

$$\varphi_{\mu B}(f)(x) = \varepsilon_{\mu B}(\delta_{\mu B}(f))(x) \quad (4)$$

2.2 Apertura y cierre por reconstrucción

Para algunas aplicaciones de análisis de imágenes es conveniente restringir el campo de acción de una transformación a ciertas regiones de interés. Esta idea dio origen a una nueva clase de transformaciones conocidas como geodésicas.

A diferencia de las transformaciones morfológicas que actúan sobre toda la imagen, las geodésicas sólo actúan sobre alguna parte de la imagen, es decir, sobre un subconjunto denominado máscara geodésica. Las transformaciones por reconstrucción se obtienen a partir de las transformaciones geodésicas, y son filtros que permiten modificar los mínimos y máximos de la imagen sin cambiar considerablemente la estructura de las demás componentes [21, 22, 28].

La dilatación geodésica $\delta_f^1(g)$ y la erosión geodésica $\varepsilon_f^1(g)$ de tamaño uno están definidas como $\delta_f^1(g) = f(x) \wedge \delta(g)$ con $g(x) \leq f(x)$ y $\varepsilon_f^1(g) = f(x) \vee \varepsilon(g)$ con $g(x) \geq f(x)$, respectivamente. Cuando la función $g(x) = \varepsilon(f)$ (o $g(x) = \delta(f)$), se obtiene la apertura $\tilde{\gamma}_{\mu B}(f)$ (o cierre $\tilde{\varphi}_{\mu B}(f)$) por reconstrucción, es decir:

$$\tilde{\gamma}_{\mu B}(f) = \lim_{n \rightarrow \infty} \delta_f^n(\varepsilon_{\mu B}(f)) \quad (5)$$

$$\tilde{\varphi}_{\mu B}(f) = \lim_{n \rightarrow \infty} \varepsilon_f^n(\delta_{\mu B}(f))$$

2.3 El gradiente

El gradiente es una medida de cambio en una función, y una imagen puede considerarse como un arreglo de muestras de alguna función continua dada en términos de los niveles de intensidad de la imagen. Por analogía, los cambios significativos en los valores de gris en una imagen pueden ser detectados mediante una aproximación discreta del gradiente. A continuación se presenta la definición del gradiente morfológico [16]:

$$\text{grad}_{\mu B} f(x) = \delta_{\mu B}(f)(x) - \varepsilon_{\mu B}(f)(x) \quad (6)$$

2.4 Mapeo de contraste

Un mapeo de contraste selecciona para cada punto de la imagen un valor de nivel de gris entre los diferentes patrones (primitivas) utilizados de acuerdo a un criterio de proximidad. A continuación se presenta el criterio de proximidad $\rho(x)$ ($\rho(x) \in [0,1]$) junto con un mapeo de contraste de tres estados [9, 19]:

$$\rho(x) = \frac{\varphi_{\mu_1}(f)(x) - f(x)}{\varphi_{\mu_1}(f)(x) - \gamma_{\mu_2}(f)(x)} \quad (7)$$

el mapeo está definido como:

$$W_{\mu_1, \mu_2, \alpha, \beta}^3(f)(x) = \begin{cases} \varphi_{\mu_1}(f)(x) & 0 \leq \rho(x) < \alpha \\ f(x) & \alpha \leq \rho(x) < \beta \\ \gamma_{\mu_2}(f)(x) & \beta \leq \rho(x) \leq 1 \end{cases} \quad (8)$$

Cuando el nivel de gris del cierre es igual al de la imagen original el valor del criterio es igual a 0, mientras que cuando el valor del nivel de gris de la apertura es igual al de la imagen original, el criterio tiene valor 1. En la ecuación 8 note que μ_1 y μ_2 representan el elemento de estructura para la apertura y el cierre respectivamente, mientras que α y β definen el intervalo $[\alpha, \beta]$ para el mapeo de contraste. El problema a resolver en algunos trabajos recientes consiste en encontrar los valores adecuados de α , β y de μ_1, μ_2 tales que la imagen de salida presente un mejor contraste [9].

2.5 Ley de Weber

La ley de Weber es una ley bien conocida relacionada directamente con el estudio de la percepción [5]. Ernst Heinrich Weber formuló esta ley que establece lo siguiente: "El incremento en la intensidad del estímulo necesario para provocar un cambio en la sensación es proporcional a la intensidad del estímulo inicial".

Matemáticamente la ley de Weber se representa

$$\text{como sigue: } dp = k \frac{dS}{S}$$

donde dp corresponde al cambio percibido en el estímulo S , dS corresponde al cambio de magnitud del estímulo y k es una constante.

Integrando la ecuación anterior se obtiene que: $p = k \log S + Cte$

El parámetro Cte se obtiene cuando $p=0$ y $S=S_0$ en la ecuación anterior, con S_0 el nivel de estímulo por debajo del cual no se percibe sensación, es decir $Cte = -k \log S_0$:

por lo tanto,

$$p = k \log S - k \log S_0 \Rightarrow k = \log\left(\frac{S}{S_0}\right) \quad (9)$$

La ley de Weber se utiliza en estudios psicovisuales para medir el contraste percibido C .

El contraste C de un objeto con luminancia L_{\max} y luminancia de sus alrededores L_{\min} es definida

$$\text{como sigue (Peli, 1990): } \Delta C = \frac{L_{\max} - L_{\min}}{L_{\min}}$$

Si $L = L_{\min}$ y $\Delta L = L_{\max} - L_{\min}$, la ecuación anterior puede describirse como:

$$\Delta C = \frac{\Delta L}{L} \quad (10)$$

Aplicando la ley de Weber, el contraste percibido C puede expresarse como sigue [5]:

$$C = k \log L + b, \text{ y } L > 0 \quad (11)$$

Donde k y b son constantes, siendo b el fondo de la imagen. Con base en lo anterior, es importante notar que se requiere del parámetro b para dar una estimación más precisa del contraste.

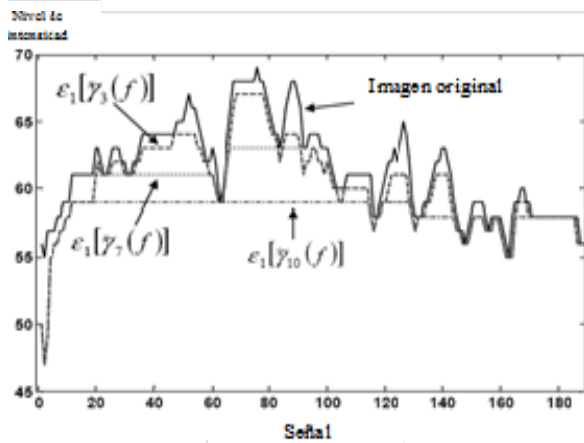


Fig. 1.-Representación gráfica de parte de una imagen y aproximación al fondo de la misma mediante la ecuación 12

3 Fondo de la imagen

En [6] se hace una propuesta para obtener una aproximación al fondo de la imagen utilizando transformaciones morfológicas. Las curvas generadas por tal operador tienen la característica de tocar los mínimos regionales, además de poder controlar la profundidad con el parámetro de tamaño λ . La ecuación para calcular el fondo de la imagen es:

$$b = \varepsilon_1[\tilde{\gamma}_\lambda(f)] \quad (12)$$

Donde b representa el fondo de la imagen, ε_1 es el erosionado tamaño 1 de la apertura por reconstrucción $\tilde{\gamma}_\lambda(f)$ tamaño λ y f representa a la imagen de entrada. En la figura 1 se ilustra la idea de detección del fondo de la imagen usando la ecuación 12. Sustituyendo la ecuación 12 en la 11 se obtiene:

$$C[f(x)] = k \log L + \varepsilon_1[\tilde{\gamma}_\lambda(f)](x), \quad L > 0 \quad (13)$$

Debido a que el valor máximo de intensidad en las imágenes procesadas en este trabajo es 255, se propone detectar los valores del contraste de la imagen procesada en el intervalo $0 < C \leq 255$. De esta forma, el valor de k en la ecuación 13 se obtendrá de la siguiente manera:

$$k[f](x) = \frac{255 - \varepsilon_1[\tilde{\gamma}_\lambda(f)](x)}{\log(255)} \quad (14)$$

4 Índice de contraste

La ecuación 13 se usa en esta sección para introducir un método para cuantificar el contraste usando operadores morfológicos. Considere una imagen procesada por un operador y un elemento de estructura cuadrado μB_x con su origen en el centro. Para cada conjunto de píxeles cubiertos por el elemento de estructura se consideran los elementos máximo y mínimo, esto es $I_{\max}(\mu B_x)$ e $I_{\min}(\mu B_x)$, de tal manera que una aproximación al parámetro L en la ecuación 13 puede expresarse como:

$$L = \frac{I_{\max}(\mu B_x)}{I_{\min}(\mu B_x)} \quad (15)$$

con $I_{\max}(\mu B_x) \neq 0$ e $I_{\min}(\mu B_x) \neq 0$. Nótese que el parámetro L es detectado localmente. Sustituyendo la expresión 15 en la 13 se obtiene la siguiente ecuación:

$$C_{\mu,\lambda}(f)(x) = k \log \left(\frac{I_{\max}(\mu B_x)}{I_{\min}(\mu B_x)} \right) + \varepsilon_1[\tilde{\gamma}_{\lambda B}(f)](x) \quad (16)$$

Con $I_{\max}(\mu B_x) \neq 0$ e $I_{\min}(\mu B_x) \neq 0$

Debe notarse que los valores de $I_{\max}(\mu B_x)$ e $I_{\min}(\mu B_x)$ pueden ser sustituidos por $\delta_{\mu B}(f)(x)$ y $\varepsilon_{\mu B}(f)(x)$ respectivamente en el punto x . Esto se debe a que en los filtros de orden, la erosión y dilatación morfológicas se obtienen de esta manera [8], por lo tanto $I_{\max}(\mu B_x) = \delta_{\mu B}(f)(x)$ e $I_{\min}(\mu B_x) = \varepsilon_{\mu B}(f)(x)$, entonces

$$C_{\mu,\lambda}(f)(x) = k \log \left(\frac{\delta_{\mu B}(f)(x)}{\varepsilon_{\mu B}(f)(x)} \right) + \varepsilon_1[\tilde{\gamma}_{\lambda B}(f)](x) \quad (17)$$

Con $\varepsilon_{\mu B}(f) \neq 0$ y $\delta_{\mu B}(f) \neq 0$

El operador gradiente ha sido definido en la ecuación 6, considerando que $\log(\delta_{\mu B}(f)) = \delta_{\mu B}(\log(f))$ Y $\log(\varepsilon_{\mu B}(f)) = \varepsilon_{\mu B}(\log(f))$ (20), la ecuación 17 se escribe como:

$$C_{\mu,\lambda}(f)(x) = k \text{grad}_{\mu}(\log(f))(x) + \varepsilon_1[\tilde{\gamma}_{\lambda B}(f)](x) \quad (18)$$

Con $f(x) \neq 0$. Para tener un índice global del contraste de la imagen, se considera la suma de los valores de $C_{\mu,\lambda}(f)(x)$ y se denotada como

$\Theta_{\mu,\lambda}$:

$$\Theta_{\mu,\lambda} = k \sum_{\substack{1 \leq i < m \\ 1 \leq j < n}} \text{grad}_{\mu}(\log(f))(x_{i,j}) + \sum_{\substack{1 \leq i < m \\ 1 \leq j < n}} \varepsilon_1[\tilde{\gamma}_{\lambda B}(f)](x_{i,j}) \quad (19)$$

con $f(x_{i,j}) \neq 0$

Donde $f(x_{i,j})$ representa el valor de la

intensidad en niveles de gris en el punto $x_{i,j}$, mientras que m y n denotan las dimensiones de la imagen. El parámetro k se especificó en la ecuación 14. Posteriormente, la ecuación 19 se divide por el volumen de la imagen original $Vol[f] = \sum_{\substack{0 \leq i \leq m \\ 0 \leq j \leq n}} f(x_{i,j})$; con esto se evita trabajar con

números grandes del contraste global. De esta manera, el índice de contraste $X_{\mu,\lambda}$ se obtiene a partir de la ecuación 20.

$$X_{\mu,\lambda} = \frac{\Theta_{\mu,\lambda}}{Vol[f]} \quad (20)$$

5 Experimentos

Se utilizará la Fig. 2 para determinar la imagen con mejor contraste. La imagen original se encuentra en la Fig. 2(a), mientras que las imágenes en las figuras 2(b)-2(l) se obtuvieron a través del mapeo de contraste definido en la ecuación 8 considerando los valores mostrados en la tabla 1.

Se consideran los siguientes valores para los parámetros del mapeo de constarte: $\mu_1=12$ y $\mu_2=9$, en este ejemplo la elección de los valores

de μ_1 y μ_2 son grandes y diferentes para poder observar mejor el desempeño del mapeo de contraste, los valores de α , β se obtuvieron de la siguiente manera: se considera un intervalo de valores entre 0 y 255, como α y β deben tomar valores entre 0 y 1, se aplicó una regla de 3, considerando que el valor de 1 corresponde a 255, además, se tomaron incrementos de α y β de 10 unidades, también observe que α y β toman valores diferentes para cada mapeo de contraste.

Una vez determinados los valores que se involucran en cada mapeo, la imagen de la Fig. 2(a) se modifica, y se obtiene el conjunto de imágenes que se muestran en las figuras 2(b)-2(l). Posteriormente se calcula el índice de contraste $X_{\mu,\lambda}$ para las imágenes de las Figs. 2(b)-2(l), los valores respectivos se muestran en la tabla 2.

Tabla 1. Parámetros α , β , μ_1 y μ_2

Imagen	α	β	μ_1	μ_2
2 (b)	0	0.039	12	9
2 (c)	0.039	0.078	12	9
2 (d)	0.078	0.117	12	9
2 (e)	0.117	0.156	12	9
2 (f)	0.156	0.196	12	9
2 (g)	0.196	0.235	12	9
2 (h)	0.313	0.352	12	9
2 (i)	0.431	0.470	12	9
2 (j)	0.549	0.588	12	9
2 (k)	0.666	0.705	12	9
2 (l)	0.823	0.862	12	9

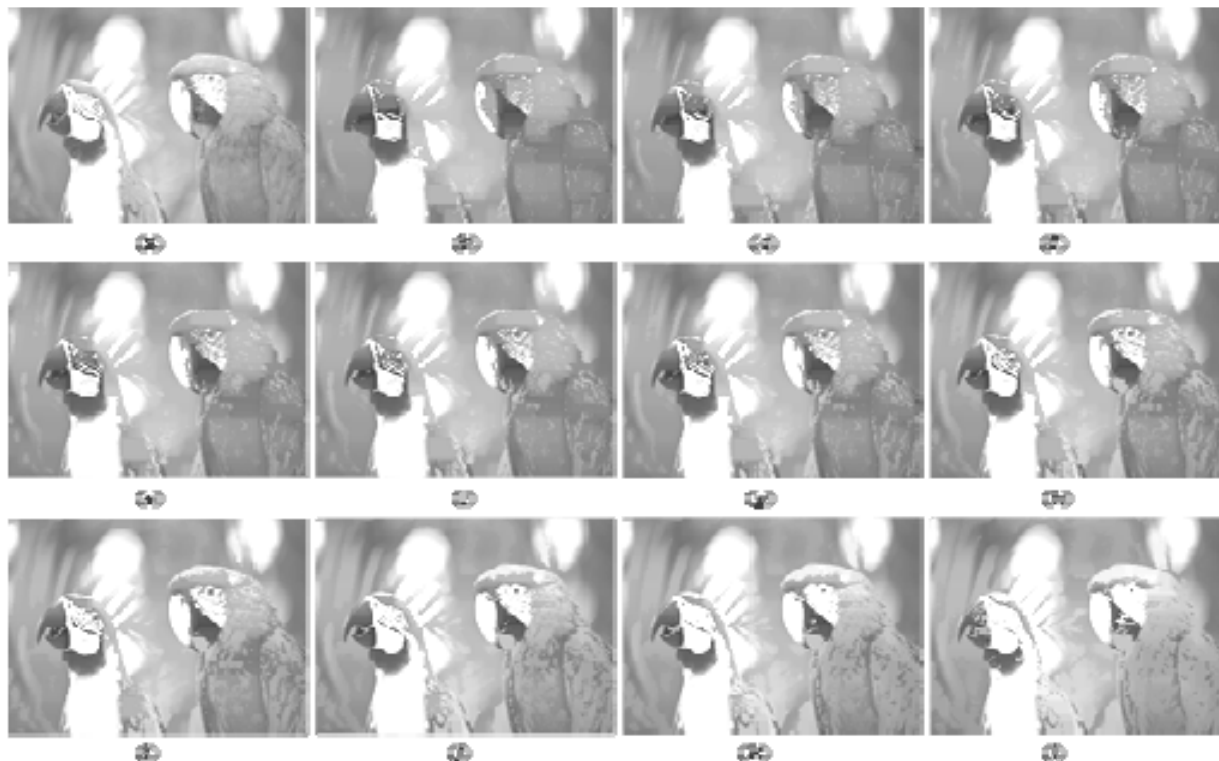


Fig 2. (a) Imagen original, (b)-(l) Imágenes obtenidas al aplicar el mapeo de contraste definido en la ecuación 8 utilizando los parámetros que se muestran en la Tabla 1

Los valores de la tabla 2 se compararán con otros valores obtenidos por medio de dos métodos para cuantificar el contraste, el primer método fue introducido en [12], mientras que el segundo método fue propuesto en ([14,15]).

a) *Cuantificación de contraste basada en el análisis del histograma.* En [12] la medida de contraste se obtiene al aplicar la ecuación 21, seguida de una cuantificación del ancho del histograma considerando el segundo momento alrededor del nivel de contraste 0. El segundo momento M2 está dado por la ecuación 22, la cual se muestra a continuación.

$$C = \frac{L_{\max} - L_{\min}}{L_{\max} + L_{\min}} \quad (21)$$

$$M2 = \sum_{i=1}^N C_i^2 p(C_i) \quad (22)$$

Tabla 2. Valores del parámetro $X_{\mu,\lambda}$ para las imágenes de la Fig. 2

Imagen	$X_{\mu,\lambda}$
2 (b)	0.6183
2 (c)	0.5956
2 (d)	0.6070
2 (e)	0.6191
2 (f)	0.6242
2 (g)	0.6279
2 (h)	0.6341
2 (i)	0.6422
2 (j)	0.6427
2 (k)	0.6281
2 (l)	0.6001

donde L_{max} y L_{min} son las máxima y mínima luminancias en la región analizada, $p(C_i)$ es el número normalizado de ocurrencias del píxel con contraste C_i .

Tabla 3. Valores del parámetro M2 para las imágenes de la Fig. 2

Imagen	M2
2 (b)	6.39e-5
2 (c)	5.35e-5
2 (d)	6.57e-5
2 (e)	6.95e-5
2 (f)	7.2e-5
2 (g)	7.41e-5
2 (h)	7.63e-5
2 (i)	8.08e-5
2 (j)	8.32e-5
2 (k)	8.40e-5
2 (l)	8.2e-5

b) *Cuantificación del contraste basado en el promedio de diferencias.* Los pasos a seguir para medir el contraste en imágenes digitales usando el método propuesto por [14,15] se presentan a continuación:

i) Obtener una pirámide de imágenes submuestreadas. En nuestro caso particular, las imágenes utilizadas fueron de los siguientes tamaños: 205×205, 154×154 y 103 ×103, partiendo de una imagen original de tamaño 256×256.

ii) Para cada imagen del inciso i) se calcula la suma del valor absoluto de la diferencia de cada píxel de la imagen con sus 8 vecinos. La suma final se divide por el tamaño de la imagen procesada. El resultado en este paso es el contraste global de la imagen analizada.

iii) El contraste total es el promedio de los contrastes globales obtenidos para la imagen original y las imágenes submuestreadas.

La siguiente expresión resume los pasos anteriores ([14,15]):

$$c = \sum_{\forall nivel} \frac{\sum_{\forall pixel} \frac{\sum_{8-vecinos} |p_i - p_j|}{8}}{\# pixeles} \quad (23)$$

El resultado de aplicar la ecuación 23 al conjunto de imágenes de la Fig. 2 se muestra en la tabla 4. Para comparar los resultados de las tablas 2, 3 y 4 se presentan sus gráficas respectivas en la Fig. 3. Observe en las gráficas de la Fig. 3 que la imagen con un mejor contraste utilizando el índice $X_{\mu,\lambda}$ corresponde a la imagen 2(j), mientras que las medidas M2 y C revelan que la imagen 2(k) es la imagen con mejor contraste.

Tabla 4. Medida del contraste usando la ecuación 23

Imagen	C
2 (b)	9.46
2 (c)	10.37
2 (d)	10.89
2 (e)	11.93
2 (f)	12.07
2 (g)	12.48
2 (h)	13.03
2 (i)	13.66
2 (j)	14.15
2 (k)	14.23
2 (l)	13.22

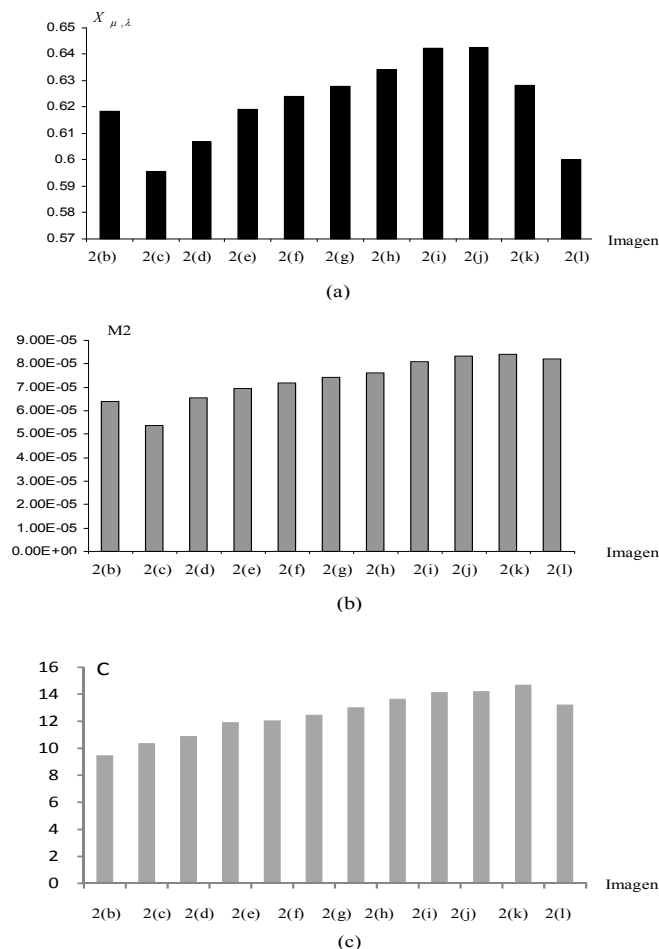


Fig 3. (a) Gráfica de los valores de la tabla 2 correspondiente al índice de contraste $X_{\mu, \lambda}$, (b) Gráfica de los valores de la tabla 3 correspondiente al parámetro $M2$, (c) Gráfica de los valores de la tabla 4 correspondiente al parámetro C

Establecer de manera perceptual cual contraste es mejor entre las imágenes 2(j) y 2(k) no es sencillo. Sin embargo, analizando las gráficas en la Fig. 3 se puede determinar lo siguiente. En la Fig. 3(a) se encuentra que la imagen 2(j) posee importantes cambios de intensidad entre los contornos y las regiones alrededor de ellos, ya que tiene el valor más alto de contraste. Note que la imagen original en 2(a) es modificada por un mapeo, el cual realza el contraste a través de los valores de la apertura, del cierre y de la imagen original de acuerdo al criterio de proximidad. El comportamiento de la

curva en la gráfica 3(a) indica que existen cambios importantes en la intensidad de los píxeles a medida que se realiza el contraste en la imagen procesada y se obtiene que las dos imágenes con mejor contraste son las imágenes en las Figs. 2(j) y 2(k). Posteriormente debido al comportamiento del mapeo de contraste se van fusionando las regiones por lo que la cantidad de contornos disminuye. Debido a este comportamiento del mapeo de contraste, las propuestas dadas en ([12, 14, 15]) detectan que la mejor imagen es aquella donde existen esas regiones planas y que tienen importantes

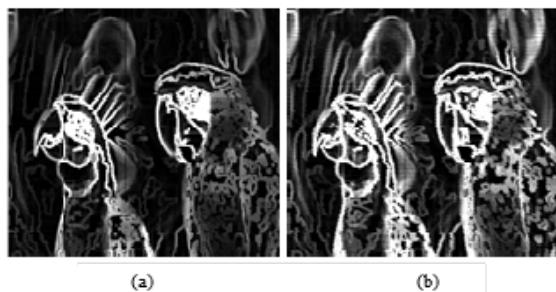


Fig 4. (a) Contornos de la imagen de la Fig. 2(j), parámetro $X_{\mu, \lambda}$; (b) Contornos de la imagen en la Fig. 2(k), parámetros M2 y C

cambios en las intensidades de los píxeles de la imagen. Esta situación se ilustra en la Fig. 4, donde pueden observarse como resaltan mejor los contornos de la imagen que fue detectada por el índice $X_{\mu, \lambda}$, Fig. 2(j), M2 y C, Fig. 2(k). Note que los contornos son más gruesos en la Fig. 4(b) que en la Fig. 4(a).

De esta manera, al observar los contornos de las imágenes en la Fig. 4, se concluye que los contornos están mejor preservados en la Fig. 4(a) que en la Fig. 4(b). Esta diferencia es un criterio que permite determinar que la imagen en la Fig. 2(j), presenta un mejor contraste.

6 Conclusiones

En este trabajo se presentó un índice de contraste basado en la ley de Weber, el cual se implementó a través de operadores morfológicos de uso común. Dicho índice involucra a los contornos y al fondo de la imagen. Los contornos se obtuvieron a través del gradiente morfológico, mientras que el fondo de la imagen se detectó mediante la erosión de la apertura por reconstrucción. Finalmente la propuesta dada en este trabajo se comparó con dos medidas de contraste reportadas en la literatura. El resultado de la comparación es que no es simple decir cual imagen es mejor visualmente, ya que ambas imágenes detectadas por los dos métodos presentan un buen realce en el contraste, sin embargo, al visualizar los contornos es posible

tener un criterio para elegir la imagen con mejor contraste, y que en el ejemplo dado corresponde a la imagen detectada por el índice de contraste propuesto en este trabajo.

Agradecimientos

Los autores Angélica Jiménez Sánchez e Israel Santillan agradecen a CONACyT por la beca de doctorado otorgada.

Referencias

1. Agaian, S.S., Panetta, K., & Grigoryan, A.M. (2001). Transform-based image enhancement algorithms with performance measure. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(3), 367–382.
2. Beghdadi, A. & Negrate, A.L. (1989). Contrast enhancement technique based on local detection of edges. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 46(2), 162–174.
3. Gordon, R. & Rangayyan, R.M. (1984). Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhoods. *Applied Optics*, 23(4), 560–564.
4. Heijmans, H.J.A.M. (1994). *Morphological image operators*. Boston: Academic Press.
5. Jain, A.K. (1989). *Fundamentals of digital images processing*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
6. Jiménez-Sánchez, A.R., Mendiola-Santibáñez, J.D., Terol-Villalobos, I.R., Herrera-Ruiz, G., Vargas-Vázquez, D., García-Escalante, J.J., & Lara-Guevara, A. (2009). Morphological background detection and enhancement of images with poor lighting. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(3), 613–623.
7. Kim, J.K., Park, J.M., Song, K.S., & Park, H.W. (1997). Adaptive mammographic image enhancement using first derivative and local statistics. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(5), 495–502.
8. Maragos, P. & Schafer, R. (1987). Morphological filters-Part II: their relations to median, order-statistic, and stack filters. *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, 35(8), 1170–1184.
9. Meyer, F. & Serra, J. (1989). Contrasts and Activity Lattice. *Signal Processing*, 16(4), 303–317.
10. Mendiola-Santibáñez, J.D. & Terol-Villalobos, I.R. (2002). Mapeos de contraste morfológicos sobre particiones basados en la noción de zona plana. *Computación y sistemas*, 6(1), 25–37.

11. Mendiola-Santibáñez, J.D., Terol-Villalobos, I.R., Herrera-Ruiz, G., & Fernández-Bouzas, A. (2007). Morphological contrast measure and contrast enhancement: one application to the segmentation of brain MRI. *Signal Processing*, 87(9), 2125–2150.

12. Morrow, W.M., Paranjape, R.B., Rangayyan, R.M., & Desautels, J.E.L. (1992). Region-based contrast enhancement of mammograms. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 11(3), 392–406.

13. Peli, E. (1990). Contrast in Complex Images. *Journal of the Optical Society of America A*, 7(10), 2032–2040.

14. Rizzi, A., Algeri, T., Medeghini, G., & Marini, D. (2004). A proposal for contrast measure in digital images. *CGIV 2004-Second European Conference on Color in Graphics, Imaging and Vision*, Aachen, Germany, 187–192.

15. Rizzi, A., Simone, G., & Cordone, R. (2008). A modified algorithm for perceived contrast measure in digital images. *4th European Conference on Colour in Graphics, Imaging, and Vision, and 10th International Symposium on Multispectral Colour Science (CGIV 2008/MCS'08)*, Terrassa, Spain, 249–252.

16. Rivest, J.F., Soille, P., & Beucher, S. (1992). Morphological gradients. In E. Dougherty, J. Astola, and G. Bonchelet, editors, *Nonlinear image processing III vol.1658* (139–150). Bellingham, Washington: SPIE.

17. Serra, J. (1982). *Image analysis and Mathematical Morphology*. London; New York: Academic Press.

18. Serra, J. (1988). *Image Analysis and Mathematical Morphology vol.2*. London; New York: Academic Press.

19. Serra, J. (1988). *Toggle mappings* (Technical report N-18/88/MM). Fontainebleau, France: Centre de morphologie mathématique, ENSMP.

20. Serra, J. (1992). Anamorphoses and function lattices. In E.R. Dougherty, (ed.), *Mathematical Morphology in Image Processing* (483–524), New York: Marcel Dekker.

21. Serra, J.C. & Salembier, P. (1993). Connected operator and pyramids. *Proceedings of SPIE vol.2030. Image Algebra and Mathematical Morphology IV*, San Diego, CA., USA, 65–76.

22. Salembier, P. & Serra, J. (1995). Flat zones filtering, connected operators and filters by reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4(8), 1153–1160.

23. Soille, P. (2003). *Morphological image analysis: principle and applications* (2nd ed.), Berlin; New York: Springer.

24. Terol-Villalobos, I.R. (1996). Nonincreasing filters using morphological gradient criteria. *Optical Engineering*, 35(11), 3172–3182.

25. Terol-Villalobos, I.R. & Cruz-Mandujano, J.A. (1998). Contrast enhancement and image segmentation using a class of morphological nonincreasing filters. *Journal of Electronic Imaging*, 7(3), 641–654.

26. Terol-Villalobos, I.R. (1998). Toggle mappings and some related transformations: a study of contrast enhancement. In: H.J.A.M. Heijmans, J.B.T.M. Roerdink (Eds.), *Mathematical Morphology and Its Applications to Image and Signal Processing* (11–18), Dordrecht; Boston: Kluwer Academic Publishers.

27. Terol-Villalobos, I.R. (2004). Morphological connected contrast mappings based on top-hat criteria: a multiscale contrast approach. *Optical Engineering*, 43(7), 1577–1595.

28. Vincent, L. (1993). Morphological grayscale reconstruction in image analysis: applications and efficient algorithms. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2(2), 176–201.



Angélica R. Jiménez Sánchez realizó sus estudios de licenciatura y maestría en Matemáticas aplicadas en la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ) en 2005 y 2007, actualmente realiza sus estudios de doctorado en esta misma institución. Es profesora-investigadora de la UAQ. Sus intereses en la investigación incluyen a la morfología matemática y visión por computadora.



Jorge D. Mendiola Santibáñez recibió el grado de licenciado en electrónica por parte de la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, México y el grado de maestría en electrónica por parte del INAOE, México. El grado de doctor fue otorgado por la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), México. Actualmente es profesor-investigador en la UPQ y es miembro del sistema nacional de investigadores (SNI), México. Sus intereses en la investigación incluyen a la morfología matemática y visión por computadora.



Gilberto Herrera Ruiz recibió el grado de doctor en ingeniería de la academia Húngara de ciencias en 1992. Sus intereses en la investigación incluyen el procesamiento de imágenes, sistemas de manufactura, máquinas y herramientas, así como tecnologías para invernaderos. Actualmente es profesor-investigador en la Universidad Autónoma de Querétaro y es miembro del sistema nacional de investigadores (SNI) México.



Israel Santillán realizó sus estudios de licenciatura en el Instituto Tecnológico de Estudios Superiores de Monterrey y la maestría en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro, México. Actualmente realiza sus estudios de doctorado en esta misma institución. Es profesor investigador de la UPQ y es miembro del sistema nacional de investigadores (SNI), México. Sus intereses en la investigación incluyen a la morfología matemática, visión por computadora.

Artículo recibido el 23/08/2010; aceptado el 16/08/2011.