

Mejora de Contraste y Compensación en Cambios de la Iluminación

Contrast Enhancement and Illumination Changes Compensation

Edgar A. Rivas Araiza¹, Jorge D. Mendiola Santibañez^{1,2}, Gilberto Herrera Ruiz¹, Carlos A. González Gutiérrez^{1,2}, Mario Trejo Perea¹ y G. J. Ríos Moreno¹

¹Doctorado en Ingeniería, Universidad Autónoma de Querétaro, Cerro de las Campanas S/N, C.P. 76010, Querétaro, México.

²Universidad del Valle de México, Campus Querétaro Blvd. Villas del Mesón No. 1000 Col. Provincia Juriquilla, C.P. 76230 Querétaro, México

erivas@uaq.mx, mendijor@uaq.mx, gherrera@uaq.mx, carlosg@uaq.mx,
mtp@uaq.mx, riosg@uaq.mx

Artículo recibido en Marzo 22, 2007; aceptado en Junio 10, 2007

Resumen

En este artículo se presenta un operador de contraste construido por medio de dos primitivas que involucran a la Ley de Weber. El mapeo de contraste propuesto tiene dos finalidades; en primer lugar la mejora de contraste, y en segundo lugar la normalización de la imagen procesada. La mejora de contraste está basada en la detección del fondo de la imagen (background); dicho parámetro se calcula a partir del análisis de los mínimos regionales, los cuales se obtienen por medio de la cerradura morfológica por reconstrucción. Para mostrar el desempeño de la transformación propuesta, algunos ejemplos son presentados. En dichos ejemplos se tratan imágenes con efectos indeseables de iluminación caracterizadas por la presencia de sombras.

Palabras clave: Ley de Weber, contraste, filtros morfológicos por reconstrucción, compensación en cambios de iluminación.

Abstract

In this paper a contrast operator built by means of two primitives involving Weber's Law is presented. The proposed contrast mapping has two objectives, in the first place the contrast enhancement and in the second, the normalization of the processed image. The contrast enhancement is based on the image background detection; this parameter is computed through the analysis of the regional minimums, which are detected by means of the morphological closing by reconstruction. To show the performance of the proposed transformation, some examples are presented. In the examples some images with undesirable illumination effects characterized by the presence of shades are processed.

Keywords: Weber's Law, contrast, morphological building filters, illumination changes compensation.

1 Introducción

Las variaciones en la dirección y la intensidad de la iluminación son factores que modifican significativamente la apariencia de los objetos en una imagen digital. La iluminación ambiental puede variar a lo largo del día, en ambientes interiores y exteriores. Debido a la forma tridimensional de los objetos, una fuente de iluminación puede generar sombras que acentúan o disminuyen ciertos rasgos de la imagen; más aun, distintas condiciones de iluminación pueden producir representaciones desiguales de un mismo objeto, dichas variaciones son indeseables ya que dificultan -por ejemplo- el proceso de segmentación [1], el reconocimiento de patrones [2] y seguimiento [3] entre otras.

Las técnicas de realce de contraste de imágenes han recibido mucha atención y abarcan un amplio rango de aplicaciones, entre las cuales se incluyen el mejoramiento de la calidad visual de retratos adquiridos con iluminación deficiente [4], su aplicación en el área de materiales y hasta su aplicación en imágenes médicas [5].

El problema del realce o mejoramiento de contraste en imágenes digitales se puede abordar desde distintas metodologías una de ellas, por ejemplo, es la morfología matemática. Los primeros trabajos en esta área fueron realizados por Meyer y Serra [6], quienes introdujeron la noción de mapeos de contraste. Los mapeos de contraste propuestos en [6] basaron su construcción en las transformaciones propuestas previamente por Kramer y Bruckner [28]. Los mapeos de contraste consisten -de acuerdo con cierto criterio de proximidad- en seleccionar en cada punto

de la imagen analizada, un nuevo nivel de gris entre dos patrones (primitivas) [6]. Otros trabajos basados en la noción de mapeos de contraste fueron realizados por Terol-Villalobos [7], [8], [9], [10] y Mendiola [11], [12]. En [7], proponen una clase especial de mapeos de contraste llamada filtros morfológicos por pendiente, posteriormente se extendió el estudio, lo que dio por resultado una familia de filtros morfológicos por pendiente secuenciales [8], [9] y filtros por pendiente conexos [10]. Las transformaciones anteriores, además de mejorar el contraste, permiten llevar a cabo la segmentación de la imagen tratada. Por otro lado, en [11] y [12] se realizó un estudio de realce de contraste basado en la noción de zona plana. El estudio demostró que los operadores de contraste morfológicos sobre partición atenúan la degradación sobre la imagen de salida y evitan la generación de nuevos contornos. En el mismo marco de la morfología matemática se han reportado estudios sobre el contraste, basados en criterios multiescala [13], [14], [15]. En el trabajo realizado por Mukhopadhyay y Chanda [14], se definió un esquema para el realce de contraste local empleando una transformación tophat morfológico multiescala. Mientras que en [15], se implementó un sistema de procesamiento en tiempo real para su aplicación en el realce de imágenes angiocardiográficas basado en el trabajo realizado por Mukhopadhyay.

A pesar de que el contraste morfológico ha sido estudiado, no existe una metodología desde el punto de vista de la morfología matemática que permita normalizar y realzar el contraste en imágenes con mala iluminación al mismo tiempo. Otros trabajos que abordan el problema de variaciones de iluminación, que emplean diferentes enfoques al de la morfología matemática se pueden clasificar en dos categorías: metodologías basadas en modelo y preprocesado de la imagen.

En las metodologías basadas en modelo, se parte del cálculo de un *modelo* a partir de un conjunto de imágenes de entrenamiento del mismo objeto, capturadas en condiciones de iluminación variables; en las que el Modelo de Iluminación Lambertiano [16] es comúnmente empleado para describir las imágenes. Dentro de esta categoría se encuentran los conos de iluminación (*illumination cone*) [17], [18], los armónicos esféricos (*spherical harmonics*) [19]. Mientras que para la metodología conocida como preprocesado, las imágenes son previamente transformadas usando alguna técnica con la finalidad de ser normalizadas y que aparezcan estables bajo diferentes condiciones de iluminación. Una de las técnicas más comunes de procesamiento de imágenes para realce de regiones oscuras es aquella que utiliza funciones no lineales. Las funciones empleadas son logaritmos o de potencias, las cuales trabajan a nivel píxel [20]. Por otra parte, un método que trabaja en el dominio de la frecuencia es el filtrado homomórfico [21]. Existen también técnicas basadas en el análisis estadístico de los datos; por ejemplo, las técnicas de ecualización de histograma global y local son comúnmente usadas. Durante el procesamiento de ecualización de histograma se reordena la distribución de los niveles de gris de una imagen para obtener un histograma uniformemente distribuido [22]; sin embargo, la principal desventaja de la ecualización de histograma es que las propiedades globales de la imagen no pueden ser aplicadas apropiadamente en un contexto local [23]. De hecho, las modificaciones inducidas por la ecualización de histograma trata todas las regiones de la imagen de igual manera y, en consecuencia, frecuentemente conduce a un desempeño local pobre en términos de preservación de detalles. De esta forma -aun cuando son varios los algoritmos reportados para compensar los cambios en la iluminación, dependiendo de la aplicación final a la que se destinen- algunos pueden no ser los más adecuados. En el caso de las metodologías basadas en modelos, estos por lo general suelen ser más complejos y demandar una capacidad de cálculo elevada que en determinado caso pudiera ser prohibitiva (por ejemplo, en un sistema que opera en tiempo real o para implementarse en dispositivos embebidos). Mientras otros métodos son más fáciles de implementar, tienen dificultad para preservar ciertas características de la imagen las cuales pueden ser fundamentales para etapas de procesamiento posteriores, tales como la preservación de contornos o de extremos regionales.

De lo anterior, se establece la necesidad de contar con algún algoritmo de realce de contraste que preserve la forma de los objetos de la imagen original. En este trabajo, se propone un operador de contraste que permita el realce y la normalización de los niveles de intensidad de la imagen. La normalización de la imagen evita los cambios bruscos de iluminación debido a que la transformación está construida con base en la función logaritmo de manera similar a la ley de Weber [24]; también se utiliza el concepto de fondo de la imagen (background) en el operador propuesto. El fondo de la imagen se calcula a partir de un análisis sobre los mínimos regionales. Para la detección de los mínimos regionales, se involucra a la cerradura morfológica por reconstrucción, la cual se caracteriza por extender los puntos extremos sin modificar considerablemente el resto de los componentes [25]. La propuesta de este trabajo se ilustra con varios ejemplos, en los cuales puede apreciarse el desempeño del operador presentado.

Finalmente, el artículo está organizado como sigue: en la sección 2 se presenta un breve respaldo teórico sobre la ley de Weber y algunas transformaciones definidas en el campo de la morfología matemática. En la sección 3 se introduce un operador de contraste de dos primitivas, así como su caracterización; mientras que en la sección 4, se presentan varios ejemplos que muestran el comportamiento del operador, al procesar imágenes faciales con problemas de iluminación deficiente. En la sección 5 se concluye sobre los resultados obtenidos.

2 Ley de Weber y Transformaciones Morfológicas

A. Ley de Weber

Como portadoras de información, todas las imágenes eventualmente son percibidas e interpretadas por el sistema de visión humano. De esta manera, el entendimiento del proceso de percepción visual es importante como auxiliar para el desarrollo de algoritmos en el área de procesamiento de imágenes. La *Ley de Weber* es un modelo de percepción visual, la cual indica que la razón entre la magnitud del estímulo necesario para percibir un cambio en la sensación apenas notable ΔL , y la iluminación de fondo L , es una constante:

$$\Delta L/L = const. \tag{1}$$

La ley de Weber se puede expresar por medio de una expresión logarítmica [20], tal como:

$$C = a_1 + a_2 \log L \quad L > 0 \tag{2}$$

Donde C es el contraste, L la luminancia, mientras que a_1 y a_2 son constantes relacionadas con contrastes iniciales; a_1 es el fondo de la imagen. Para el cálculo de la constante a_1 , en este trabajo será utilizada la cerradura por reconstrucción, por lo que en la siguiente sección se presenta un breve respaldo teórico sobre transformaciones morfológicas por reconstrucción.

B. Apertura y cerradura por reconstrucción

En morfología matemática, los filtros básicos son la apertura morfológica $\gamma_{\mu B}$ y la cerradura morfológica $\varphi_{\mu B}$, por un elemento estructural dado. En este trabajo, B es un elemento estructural (3×3 píxeles) que contiene su origen; \bar{B} es el conjunto transpuesto ($\bar{B} = \{-x : x \in B\}$) y μ es un parámetro de tamaño. De esta manera, la apertura y cerradura morfológica están dadas respectivamente por: $\gamma_{\mu B}(f)(x) = \delta_{\mu B}(\varepsilon_{\mu B}(f))(x)$ y $\varphi_{\mu B}(f)(x) = \varepsilon_{\mu B}(\delta_{\mu B}(f))(x)$; donde la erosión y dilatación morfológicas son expresadas como, $\varepsilon_{\mu B}(f)(x) = \wedge \{f(y) : y \in \mu \bar{B}_x\}$ y $\delta_{\mu B}(f)(x) = \vee \{f(y) : y \in \mu B_x\}$; con \wedge el operador ínfimo y \vee el operador supremo. Los filtros por reconstrucción se forman por medio de transformaciones geodésicas. Las transformaciones geodésicas básicas, la erosión y la dilatación geodésicas de tamaño 1 son iteradas hasta que la idempotencia es alcanzada. La dilatación geodésica $\delta_f^1(g)$ y la erosión geodésica $\varepsilon_f^1(g)$ de tamaño uno están dadas por $\delta_f^1(g) = f \wedge \delta(g)$ con $g \leq f$ y $\varepsilon_f^1(g) = f \vee \varepsilon(g)$, con $g \geq f$, respectivamente. Cuando la función g es igual a la erosión o dilatación morfológicas de la función original, se obtiene la apertura y cerradura por reconstrucción. Sus expresiones se dan a continuación.

$$\tilde{\gamma}_{\mu}(f) = \lim_{n \rightarrow \infty} \delta_f^n(\varepsilon_{\mu}(f)) \text{ y } \tilde{\varphi}_{\mu}(f) = \lim_{n \rightarrow \infty} \varepsilon_f^n(\delta_{\mu}(f)) \tag{3}$$

La apertura y cerradura por reconstrucción fusionan los máximos y los mínimos de la imagen a medida que se incrementa el tamaño del elemento estructural. En el caso de la apertura por reconstrucción, los máximos son extendidos; mientras que los mínimos son extendidos en el caso de la cerradura por reconstrucción. En ambos casos los valores extremos se fusionan; pero en ningún caso se crean nuevos contornos. En este trabajo; los mínimos y máximos regionales de la imagen se definen como sigue [25], [26]:

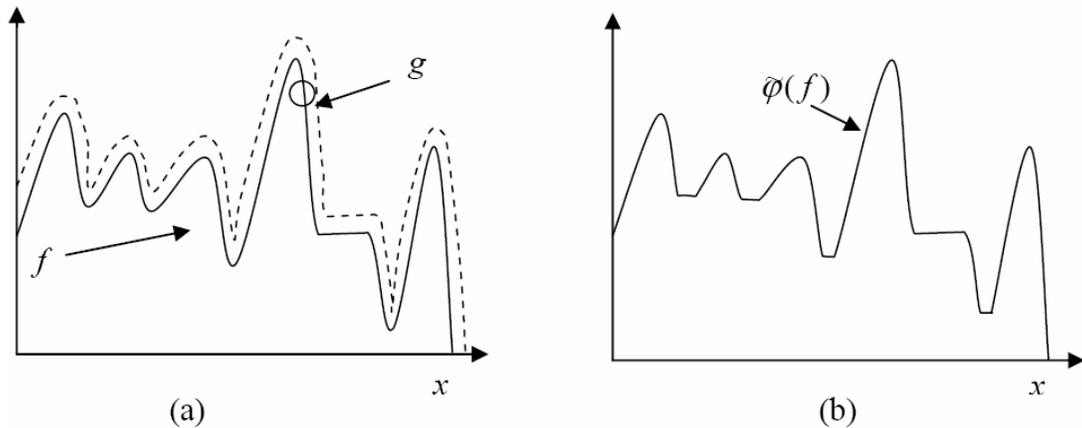


Fig. 1. (a) Imagen original f y el marcador $g = \delta(f)$, (b) Cerradura por reconstrucción

Definición 1: Un mínimo regional M_{in} (máximo regional M_{ax} respectivamente) en una imagen f en niveles de gris, es un conjunto de píxeles conectados con un cierto valor h (región a una altura h), tal que cada pixel en la vecindad de M_{in} (M_{ax} respectivamente), tiene un valor más alto (más bajo respectivamente).

Los máximos y los mínimos regionales no se deben confundir con máximos y mínimos locales. En este trabajo se tratarán los mínimos de la imagen en el contexto de los mínimos regionales. En la Fig. 1 se muestra el efecto de la cerradura por reconstrucción. La Fig. 1(a) aparece la función original f , así como el marcador g obtenido por medio de un dilatado morfológico. La Fig. 1(b) muestra el resultado de la cerradura por reconstrucción $\varphi(f)$. Nótese cómo determinadas regiones asociadas con los mínimos de la imagen original son fusionadas; mientras otras zonas permanecen sin cambio.

3 Compensación en Cambios de Iluminación

A. Fondo de la imagen y normalización

La iluminación es uno de los factores más significativos que afectan la apariencia de una imagen. Este hecho frecuentemente conduce a una variación del contraste debido a la presencia de sombras y regiones extremadamente claras; de tal manera que se encuentran transiciones importantes de luminancia al pasar de una zona oscura a una clara y viceversa.

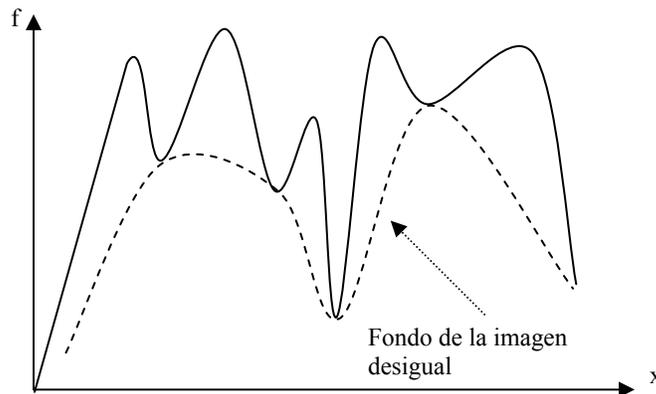


Fig. 2. Imagen original f y fondo de la imagen desigual en líneas punteadas

En el tratamiento de imágenes, frecuentemente es necesario segmentar y detectar características de interés que puedan ser utilizadas para un análisis posterior. Por ello, es necesario ajustar la apariencia de la imagen, mejorando las condiciones de iluminación; y de esta manera poder realizar la correcta detección o segmentación de las regiones bajo estudio.

En este artículo presentamos una estrategia para realizar una compensación en los cambios de iluminación mediante la normalización de la imagen estudiada; esto es, se evitarán los cambios bruscos de luminancia mediante la distribución de los niveles de gris; y para ello se utilizará la noción de la Ley de Weber. De acuerdo con la Ley de Weber, si se modifica el fondo de la imagen (*background* en inglés), entonces existirá un cambio en el contraste percibido. De esta manera decimos que existen dos planos: uno de ellos es el fondo de la imagen, mientras que el otro plano consiste en el resto de los componentes. A partir de estos conceptos, concluimos que la detección del fondo de la imagen es fundamental para mejorar el contraste; sin embargo, cuando existen regiones con poca o mala iluminación, el fondo de la imagen se ve alterado; gráficamente se representa esta situación en la Fig. 2. Mientras que una imagen bien iluminada presenta un fondo uniforme. De este modo, una imagen ideal f es alterada por un fondo de imagen desigual r tal que la imagen observada será $I = f + r$. Recuperar la imagen original f , desde la imagen observada I , no es sencillo debido a que r no es uniforme. Una estrategia para efectuar la normalización de la imagen es por medio de la mejora de contraste basado en la noción del fondo de esta. Partiendo de esta idea, y considerando que una aproximación a la luminancia esta dado por el nivel de gris de los píxeles de la imagen, la ecuación (2) es reescrita de la siguiente manera:

$$C^* = a_2 \text{Log}(f + 1) + b \quad (4)$$

Donde $a_1 = b$; mientras que la adición de la unidad es considerada para evitar la indeterminación del logaritmo. De acuerdo con la Ley de Weber, las constantes a_2 y b son condiciones iniciales del contraste, donde b es el fondo de la imagen. Asumiendo que se cuenta con un valor adecuado para el fondo de la imagen, el valor de la constante a_2 se determina como sigue: en nuestro caso el valor máximo de nivel de gris denotado como *maxint*, es 255; por lo que

$$a_2 = \frac{\text{max int} - b}{\text{Log}(\text{max int} + 1)} = \frac{255 - b}{\text{Log}(255 + 1)} \quad (5)$$

Algunas imágenes de salida, donde se ilustra el desempeño de la transformación expresada en la ecuación (5), se presentan en la Fig. 3. Se puede observar como el contraste se modifica al variar el valor del fondo de la imagen; a medida que este se incrementa, la imagen tiende a mostrarse más iluminada, esto es debido a que el fondo de la imagen es un efecto aditivo. Formalmente tenemos que:

$$\lim_{b \rightarrow \text{max int}} C^* = \text{max int} \quad (6)$$

Es importante seleccionar un valor adecuado del fondo de la imagen para el mejoramiento del contraste. El inconveniente de usarlo de manera constante para la imagen completa es que todos los píxeles se procesan en la misma medida.

La Fig. 3 fue mejorada usando el concepto de fondo ya citado; sin embargo, es una imagen compleja debido a que esta formada por componentes que varían su contraste de acuerdo con las regiones vecinas. Para imágenes con cambios bruscos en la iluminación, la detección del fondo de la imagen se puede simplificar al detectar uno para las regiones oscuras y otro para las regiones claras, esta propuesta es presentada en la siguiente sección.

B. Mapeo de contraste basado en el fondo de la imagen

Considerando los resultados mostrados en la Fig. 3, observamos que una estimación adecuada del fondo de la imagen originaría un mejoramiento en el contraste. En imágenes reales el valor del fondo de la imagen varía tal y como se ilustra en la Fig. 2. Sin embargo, para simplificar el problema de detección del fondo de la imagen se propone detectarlo solo en ciertos intervalos, de tal manera que sea posible modificar las regiones oscuras (sombras) con un cierto fondo de la imagen; mientras que las regiones claras serán modificadas con otro acorde para este propósito; esta situación se ilustra en la Fig. 4.



Fig. 3. (a) Imagen original, (b-f) Imagen procesada con $b=20, 50, 100, 150$ y 200 respectivamente

De acuerdo con lo planteado, esto da origen a un mapeo de contraste de dos primitivas basado en el fondo de la imagen; y cada primitiva será aplicada bajo un criterio de fondo de la imagen obtenido a partir de b_1 y b_2 . Se define el siguiente operador:

$$\kappa_{b_1, b_2}(x) = \begin{cases} k_1 \log(f(x)+1) + b_1 & f(x) > \tau \\ k_2 \log(f(x)+1) + b_2 & f(x) \leq \tau \end{cases} \quad (7)$$

Donde

$$\tau = \frac{(b_1 + b_2)}{2} \quad (8)$$

Las constantes k_1 y k_2 se seleccionan tal que el rango de la imagen de salida esté dentro del límite del valor máximo de nivel de gris de la imagen, tal como se vio en la sección III-A. Los valores b_1 y b_2 asociados al fondo de la imagen se obtendrán a partir de un análisis de los mínimos regionales; en donde la intensidad de los píxeles correspondientes al mínimo regional más grande se asociará a b_1 ; mientras que el valor del mínimo regional más pequeño se asociará a b_2 . Formalmente tenemos que, sea $\wp_{\min}(f)$ ($\wp_{\max}(f)$), el conjunto de las etiquetas de los mínimos regionales (máximos regionales respectivamente) de f , el mínimo regional más grande es determinado como $\vee \wp_{\min}(f)$, mientras que el mínimo regional más pequeño corresponde a $\wedge \wp_{\min}(f)$.

Para la determinación de los valores extremos de la imagen, los filtros por reconstrucción juegan un papel importante, esto se debe a que la cerradura por reconstrucción ayuda a eliminar mínimos regionales que son generados por el ruido, además de que son fusionados. Los valores de b_1 y b_2 se obtienen como:

$$b_1 = \vee \wp_{\min}(\wp_{\mu}(f)) \text{ y } b_2 = \wedge \wp_{\min}(\wp_{\mu}(f)) \quad (9)$$

Por otra parte, el operador κ_{b_1, b_2} modifica a la imagen original bajo un criterio de fondo de la imagen τ , el cual es el promedio entre los valores del fondo de la imagen para regiones claras y oscuras respectivamente. Si $b_1 \approx b_2$, entonces $k_1 \approx k_2$.

Debido a que τ es un promedio, se trata de una cantidad sensible a valores extremos, por lo que se obtendrán mejores resultados cuando los mínimos originados por el ruido sean eliminados o fusionados mediante una etapa de preprocesamiento; en nuestro caso, se emplea la cerradura por reconstrucción para evitar este problema. De este modo, es necesario aplicar la cerradura por reconstrucción y a continuación obtenemos los mínimos de la imagen. El comportamiento de los mínimos de una imagen, cuando se aplica la cerradura por reconstrucción $\tilde{\varphi}_\mu$ con cierto tamaño de elemento estructural μ , se presenta en la Fig. 5.

Por otro lado, obsérvese que la relación de orden $f \leq \kappa_{b_1, b_2}$ se verifica, i.e., es una transformación extensiva; esto se debe a que el logaritmo afecta mayormente a las regiones oscuras, mientras que las regiones claras son menos modificadas. Además, las estructuras de la imagen se preservan; mientras que la adicción del fondo del fondo de la imagen se interpreta como un corrimiento de la función en el eje vertical.

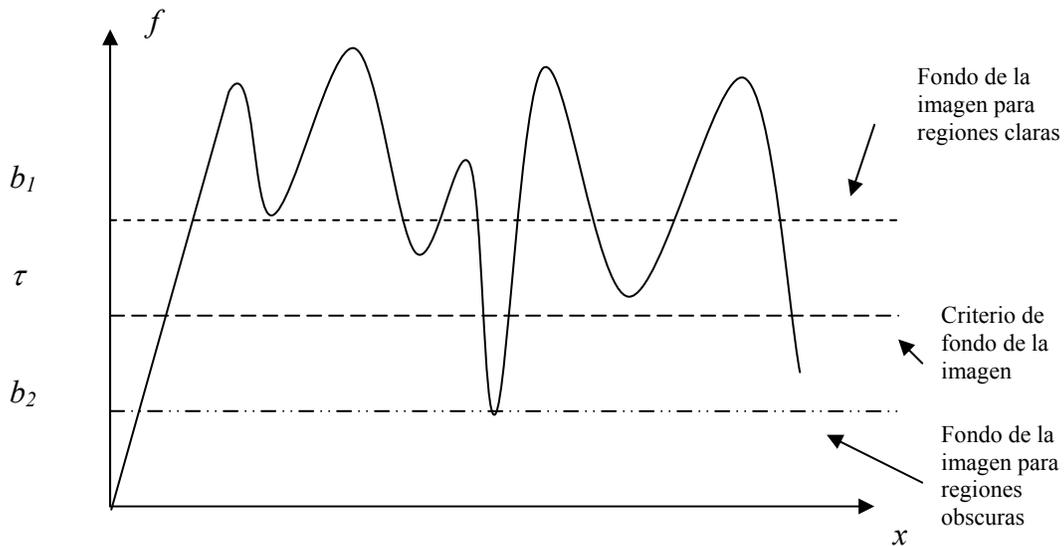


Fig. 4. Detección del fondo de la imagen para regiones claras (b_1) y oscuras (b_2). El criterio de fondo de la imagen corresponde a τ

El operador (7), actúa bajo un criterio de fondo de la imagen dado en la ecuación (8), y es posible clasificar los puntos del dominio de definición (denotado como S) de f en dos conjuntos:

- El conjunto S_{b_1, b_2} compuesto por regiones de alto contraste, donde para todo punto $x \in S_{b_1, b_2}, f(x) > \tau$ para $\kappa_{b_1, b_2}(f)$.
- El conjunto S_{b_1, b_2}^c compuesto por regiones de bajo contraste (el conjunto complemento de S_{b_1, b_2})

La transformación definida en la ecuación (7) modifica los píxeles claros u oscuros de manera similar; solo son escalados con diferentes parámetros. También nótese que la función logaritmo afecta mayormente a las zonas oscuras, mientras que las zonas claras son menos modificadas; este comportamiento permite obtener cambios

suaves entre las regiones separadas por los contornos de la imagen; en otras palabras, los cambios bruscos de luminancia son corregidos al aplicar el operador \mathcal{K}_{b_1, b_2} .

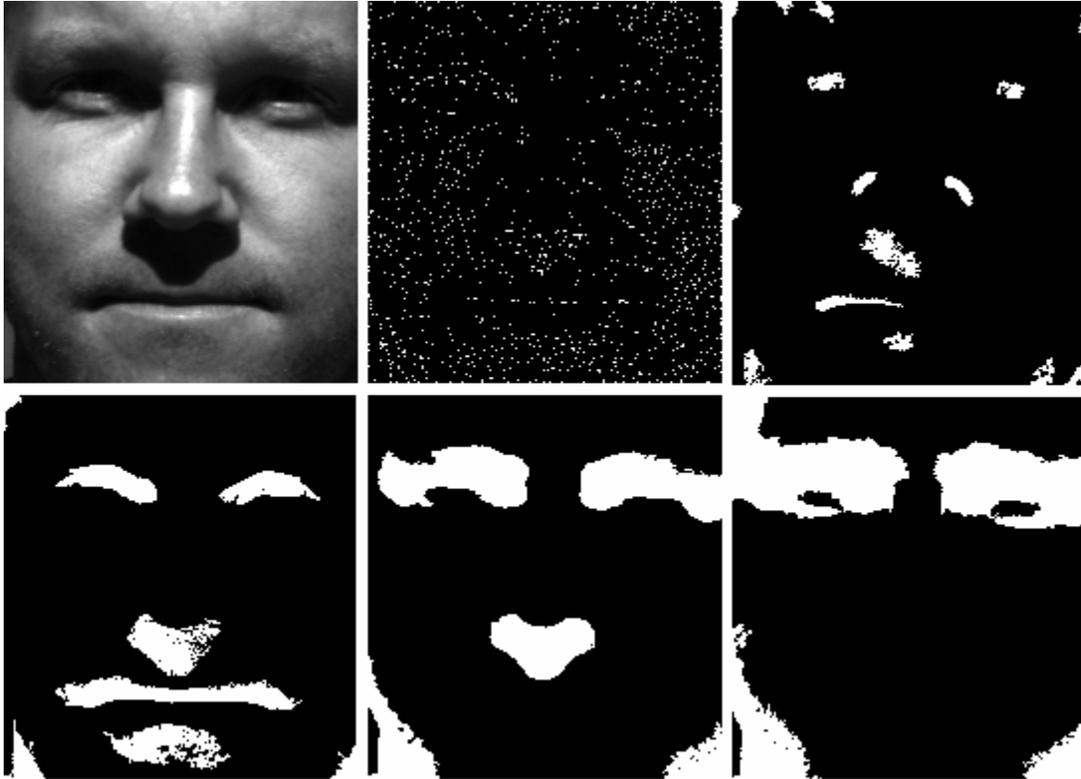


Fig. 5. Evolución de los mínimos regionales de una imagen filtrada por medio de la cerradura por reconstrucción $\tilde{\varphi}_\mu$, al incrementar el valor de μ

La composición de mapeos de contraste utilizando la ecuación (7), dará como resultado imágenes que se aclaran en cada iteración y llegan al límite impuesto por el valor del máximo nivel de intensidad de aquellas (*maxint*, que en nuestro caso es 255). Este comportamiento se explica debido a las constantes aditivas del fondo de la imagen b_1 y b_2 presentes en la ecuación (7).

A continuación, se presentan algunos ejemplos orientados a imágenes con mala iluminación; estas corresponden a imágenes faciales, las cuales son útiles para mostrar el desempeño de la propuesta de este artículo. Sin embargo, el operador propuesto puede ser aplicado a otro tipo de imágenes.

4 Experimentos y Comparación de Resultados

Para ilustrar el desempeño de la propuesta de este trabajo, se presenta a continuación el procesamiento de imágenes faciales capturadas en condiciones de iluminación deficiente. Las imágenes cuyo contraste fue mejorado, se obtuvieron de la base de datos desarrollada por Peter Belhumeur y Athos Georghiades [27], en el centro de visión y control computacional de la Universidad de Yale. Esta base de datos se creó con la finalidad de ser un recurso para evaluar sistemas de detección o reconocimiento de rostros en condiciones de pose e iluminación variable. La base de

datos contiene 570 imágenes tomadas con una fuente de luz individual, a diez sujetos, desde 576 puntos de vista distintos (9 poses de 64 condiciones de iluminación distintas).

Para la mejora del contraste, se aplicó el siguiente algoritmo:

Algoritmo 1:

- (i) La imagen original es procesada por medio de la cerradura por reconstrucción, con la finalidad de fusionar los mínimos de la imagen y de esta manera disminuir o evitar la presencia de mínimos generados por el ruido.
- (ii) Detectar el nivel de intensidad del mínimo de altitud más grande; este valor es asignado a b_1 . Mientras que el valor del nivel de intensidad del mínimo de altitud más pequeña es asignado a b_2 de acuerdo con la ecuación (9).
- (iii) Se obtiene el criterio de fondo de la imagen definido en la ecuación (8); posteriormente se aplica la transformación definida en la ecuación (7) para obtener la imagen de salida.

En la Fig. 6, se presentan los resultados obtenidos al aplicar el algoritmo a un conjunto de imágenes de un mismo individuo. En la Fig. 6(d), los valores de b_1 y b_2 se obtuvieron para $\mu = 21$; mientras que para las imágenes en las Figs. 6(e) y 6(f), fue utilizado el valor de $\mu = 15$.

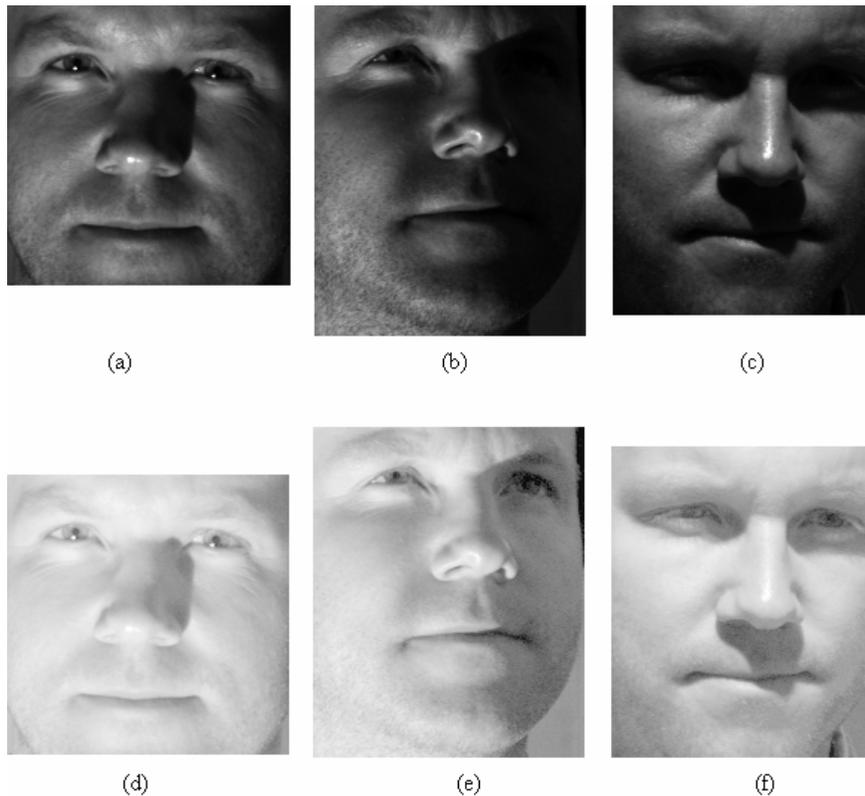


Fig. 6. Diferentes casos de pose e iluminación (a-c) Imágenes bajo prueba; (d) resultado obtenido con $\mu=21$; (e-f) $\mu=15$

Los valores de μ aplicados a las imágenes en la Fig. 6, fueron obtenidos de manera empírica; i.e. de acuerdo con el comportamiento de los mínimos regionales que se presentan en la Fig. 5, se observó que los valores de μ en el intervalo de [15,21] permiten detectar a mínimos ubicados en ojos, nariz y boca; lo cual no sucede para valores de μ

menores de 15 y mayores a 25. A continuación se presenta otro ejemplo que considera a un grupo de individuos en condiciones similares de iluminación y pose.

Los rostros que se muestran en la Fig. 7(a-e) corresponden a una pose frontal tomados en una dirección en la iluminación de 45 (imágenes clase “yaleB**_P00A+000E+45”). La dirección de la iluminación reduce la presencia de sombras; sin embargo, la intensidad de la luz no es suficiente para resaltar los rasgos faciales. El resultado de aplicar el operador propuesto en este trabajo, da como resultado a las imágenes de salida presentadas en la Fig. 7(f-j). Nótese que el contraste es mejorado y evita cambios bruscos en la intensidad de la imagen, además de que aparecen rasgos faciales que no podían observarse en las imágenes originales. Para las imágenes procesadas, se utilizó un valor de $\mu = 10$; el cual se obtuvo de manera empírica y de forma similar al ejemplo anterior.



Fig. 7. Normalización y mejora del contraste usando $\mathcal{F}_{\mu=10}$ para la detección del fondo de la imagen

A diferencia de otros algoritmos -como por ejemplo las técnicas de ecualización de histograma, mapeos de contraste morfológico, entre otros- la metodología presentada en este trabajo es particularmente adecuada en imágenes cuya principal característica es la presencia de sombras. La Fig. 8 muestra algunas imágenes de salida procesadas mediante el histograma de ecualización, mapeos morfológicos de contraste [6] y la transformación propuesta en este trabajo. En la Fig. 8(b), se observa la imagen de salida al aplicar el mapeo morfológico de contraste propuesto por Meyer y Serra [6]. El operador aplicado es el siguiente:

$$W_{\mu_1, \mu_2, \beta, \alpha}^3(f)(x) = \begin{cases} \chi_1 \varphi_{\mu_1}(f)(x) & 0 \leq \rho(x) < \beta \\ (f)(x) & \beta \leq \rho(x) < \alpha \\ \chi_2 \gamma_{\mu_2}(f)(x) & \alpha \leq \rho(x) \leq 1 \end{cases} \quad (10)$$

con

$$\rho(x) = \frac{\varphi_{\mu_1}(f)(x) - (f)(x)}{\varphi_{\mu_1}(f)(x) - \gamma_{\mu_2}(f)(x)} \quad (11)$$

Donde χ_1 y χ_2 son constantes (igual a 3, en nuestro caso), la apertura y cerradura morfológica fue de tamaño 4 ($\mu_1 = \mu_2 = 4$) y los valores de α y β de 0.5; mientras que en la Fig. 8(c), se observa la imagen resultante al aplicar el histograma de ecualización. Por último, la Fig. 8(d) muestra la imagen de salida al emplear la transformación

propuesta en este trabajo; donde se puede apreciarse que se evitan transiciones bruscas en la iluminación y se aclaran los rasgos del rostro, lo cual no ocurre en las Figs. 8(b) y 8(c). El mapeo morfológico de contraste permite incrementar el nivel de gris de la imagen (esto es, permite incrementar el rango de niveles de gris máximo de la imagen de salida respecto a la de entrada); sin embargo, este operador encuentra dificultad para normalizar la imagen y evitar transiciones bruscas de intensidad. Esto se puede apreciar en la Fig. 8(b), donde se muestran regiones sobreiluminadas o demasiado oscuras; en este ejemplo el realce de contraste no fue suficiente para resaltar los rasgos de los ojos y afecto de manera adversa la textura de la piel en determinadas regiones.

Por otro lado, en la Fig. 8(c), el histograma de ecualización asigna el mejor valor de intensidad a cada píxel considerando la información global de la imagen. Aunque en este caso, algunos de los píxeles incrementan su valor, no es suficiente para evitar cambios importantes de intensidad en la imagen de salida. Respecto a la Fig. 8(d), la mejora del contraste obedece a dos situaciones: la primera de ellas es el efecto aditivo del fondo de la imagen, el cual permite incrementar los valores de los píxeles y en segundo lugar, la función logaritmo que distribuye los niveles de intensidad, de tal manera, que se trata de evitar cambios bruscos de intensidad entre las diferentes regiones de la imagen. Al aplicar el operador propuesto en imágenes altamente influenciadas por la presencia de sombras, no será posible eliminarlas completamente; sin embargo la imagen de salida tendrá mejoras significativas, como en el ejemplo presentado en la Fig. (7).

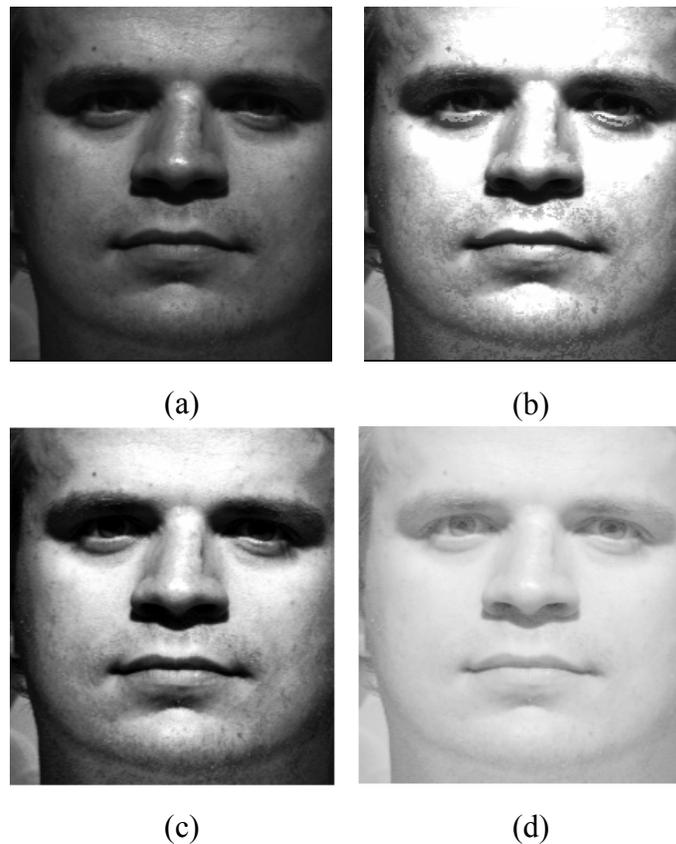


Fig. 8. Comparación de resultados. (a) Imagen original, (b) Mapeo morfológico de contraste, (c) Ecualización de histograma, (d) Operador de contraste de primitivas con criterio de fondo

Los ejemplos anteriores muestran la efectividad del operador de contraste para realce en imágenes tomadas en condiciones de iluminación deficiente; si la imagen bajo prueba es obtenida en condiciones de iluminación adecuadas, al aplicar la transformación y dependiendo de la estructura de la imagen, dará como resultado una imagen

de salida que tiende a sobreiluminarse (esto es, se presentara un valor alto en los niveles de gris). Esto es debido a que las variaciones del fondo de la imagen dificultan la detección de valores adecuados para b_1 y b_2 . Lo anterior se ilustra en la Fig. 9, en este ejemplo, una imagen tomada en condiciones de iluminación adecuadas se presenta en la Fig. 9(a); la cual es procesada con un valor de $\mu = 18$, de esta manera se obtiene una imagen de salida como la que se muestra en la Fig. 9(b). Por lo anterior, se obtienen mejores resultados de realce de contraste en imágenes oscuras; bajo tales condiciones, el incremento ordenado de intensidad de los niveles de gris, efectuado por el operador de contraste, mejora notablemente la apariencia de la imagen.



Fig. 9. (a) Imagen Lena.bmp, (b) Imagen procesada con operador de contraste con $\mu = 18$

5 Conclusiones

Las técnicas de realce de contraste, aparte de mejorar la apariencia global de las imágenes, tienen como propósito final hacerlas más adecuadas para una aplicación o proceso determinado; como por ejemplo, segmentación, detección de contornos o reconocimiento de patrones, entre otros. Aun cuando se han propuesto en la literatura diversas técnicas para realzar el contraste, su mejoramiento en imágenes afectadas por una iluminación desigual sigue siendo un problema de estudio, esto es debido por una parte a la naturaleza compleja de los objetos; y a los efectos producidos sobre tales objetos, principalmente como sombras o regiones muy claras. Las zonas afectadas pueden variar considerablemente, al modificar impredeciblemente la apariencia de las imágenes.

En este trabajo se propuso un nuevo operador de contraste basado en la Ley de Weber. Los parámetros involucrados en la transformación propuesta son determinados a partir de la información de la imagen original; la transformación propuesta tiene la característica de evitar los cambios bruscos de iluminación. La forma en que los píxeles incrementan su valor de intensidad está en función del fondo de la imagen y la función logaritmo. El fondo de la imagen es detectado a partir de los mínimos regionales de la original con ayuda de la cerradura por reconstrucción; mientras que la función logaritmo, además de incrementar la intensidad de los píxeles, también asigna valores que evitan cambios bruscos de intensidad. Finalmente, aun cuando las mejoras en el contraste en imágenes fuertemente influenciadas por las sombras no es completa, permite un realce considerable; como puede observarse en los experimentos presentados.

6 Referencias

1. **G.J. Klinker, S.A. Shafer, and T. Kanade**, "A Physical Approach to color Image Understanding", *Int'l J. Computer Vision*, vol. 4, pp. 7-38, 1990.
2. **M.J. Swain and D.H. Ballard**, "Color Indexing", *Int'l J. Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991.
3. **H. Jiang and M. Drew**, "Tracking Objects with Shadows", *Proc. Int'l Conf. Multimedia and Expo*, 2003.
4. **J.P. Oakley and B.L. Satherley**, "Improving Image Quality in Poor Visibility Conditions Using a Physical Model for Contrast Degradation", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 7, pp. 167-179, 1998.
5. **G. Boccignone and A. Picarello**, "Multiscale Contrast Enhancement of Medical Images", *Proceedings of ICASSP*, 1997.
6. **F. Meyer and J. Serra**, "Activity Mappings", *Signal Processing*, vol. 16, pp. 303-317, 1989.
7. **I.R. Terol-Villalobos**, "Nonincreasing Filters Using Morphological Gradient Criteria", *Optical Engineering*, vol. 35, pp. 3172-3182, 1996.
8. **I.R. Terol-Villalobos and J.A. Cruz-Mandujano**, "Contrast Enhancement and Image Segmentation Using a Class of Nonincreasing Morphological Filters", *Journal of electronics Imaging*, vol. 7, pp. 641-654, 1998.
9. **I.R. Terol-Villalobos**, "Toggle Mappings and Some Related Transformations. A Study of Contrast Enhancement", in *Mathematical Morphology and Its Applications to Image and Signal Processing*, H.J.A.M: Heijmans and J.B.T.M. Roerdink, Eds. Kluwer Academic Publishers, The Netherlands, pp. 11-18, 1998b.
10. **I.R. Terol-Villalobos**, "Morphological Image Enhancement and Segmentation", in *advances in Imaging and Electronics Physical*. Editor Peter W. Hawkes, vol. 118, Chapter 4, Academic Press, pp. 207-273, 2001.
11. **J.D. Mendiola-Santibañez, and I.R. Terol-Villalobos**, "Morphological contrast enhancement using connected transformations", in *Proceedings of SPIE*, pp. 365-376, 2002.
12. **J.D. Mendiola-Santibañez and I.R. Terol-Villalobos**, "Morphological Contrast Mappings on Partitions Based on the Flat Zone Notion", *Computacion y Sistemas*, Vol. 6, No. 1, pp. 025-037, 2002.
13. **A. Toet**, "Multiscale Contrast Enhancement With Applications to Image Fusion", *Opt. Eng.*, vol. 31, no. 5, 1992.
14. **S. Mukhopadhyaya and B. Chanda**, "A Multiscale Morphological Approach to Local Contrast Enhancement", *Signal Processing*, vol. 80 (4), pp. 685-696, 2000.
15. **J. Kasperek**, "Real Time Morphological Image Contrast Enhancement in Virtex FPGA", *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 2004.
16. **B.K. Horn**, "Robot Vision", MIT Press, 1996.
17. **P. Belhumeur, J. Hespanha and D. Kriegman**, "Eigenfaces vs Fisherfaces: Recognition using class specific Linear projection", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, Issue 7, 1997.
18. **A.S. Georghiades, P.N. Belhumeur and D.J. Kriegman**, "From few to many: Illumination cone Models for Face Recognition Under Lighting and Pose", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 6, pp. 630-660, 2001.
19. **R. Basri and D. Jacobs**, "Lambertian Reflectance and lineal Subspaces" *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2001
20. **A.K. Jain**, "Fundamentals of digital images processing". Prentice Hall International.
21. **J. Short, J. Kittler and K. Messer** "A Comparison of Photometric Normalization Algorithms for Face Verification" *IEEE Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, 2004.
22. *Digital Image Processing by Rafael C. Gomez*, Richard E. Woods Prentice Hall (1992)
23. **R. H. Sherrier y G. A. Johnson** "Reginally adaptive histogram equalizacion of the chest," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. MI-6, pp. 1-7, Mar 2007
24. **Peli, E.** : Contrast in complex images. *J. Optical Society of America* 7(1990) 2032-2040.
25. **L. Vincent** "Morphological Grayscale Reconstruction in Image Analysis: Applications end Efficient Algorithms," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 2, no. 2, pp. 176-201, Feb. 1993.
26. **C. Vachier and L. Vincent**. "Valuation of image extreme using alternating filters by reconstruction" *Image Algebra and Morphological Processing*, San. Diego CA, Proc. SPIE. Jul.1995

27. **A. S. Georghiades, P. N Belhumeur, D. J. Kriegman** “From Few to Many: Generative Models For Recognition Under Variable Pose and Illumination” IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.277-284. 2000.
28. **H. Kramer and J. Bruckner**, “Iterations of Non-Linear Transformation for Enhancement of Digital Images”, Pattern Recognition, pp. 53-58, Vol. 7, 1975.

Agradecimientos

Los autores Edgar Rivas Araiza, José Gabriel Ríos Moreno y Mario Trejo Perea agradecen a CONACYT por la beca otorgada para realizar sus estudios de doctorado. Así como al Dr. Mario E. Rodríguez García y al M. en I. Fernando Romero Vázquez por su contribución en la revisión del presente trabajo. El autor Jorge D. Mendiola Santibañez agradece al CONACYT, México por el apoyo económico. Este artículo fue realizado parcialmente bajo el proyecto 62378.



***Edgar Alejandro Rivas Araiza** received both the B.S. degree in instrumentation and process control in 2002 and the M.S. degree in automatic control in 2005 from the Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), México. He is currently studying the engineering Ph.D. at the same institution. His research interests include computer vision, signal processing, face detection/recognition and intelligent building technologies.*



***Jorge D. Mendiola Santibañez.** He received the B.S. degree in electronic engineering from the Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Mexico and his M.S. degree in electronics from INAOE, México. He received his Ph.D. degree from the Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), México. He is currently a professor/researcher at the UAQ. His research interests include morphological image processing, and computer vision.*



Gilberto Herrera Ruiz received the engineering Ph.D. degree from the Hungarian Academy of Sciences in 1992. His research interests include image processing, manufacturing systems, machine tools and technologies for greenhouses. He is currently a professor/researcher at the Universidad Autónoma de Querétaro and member of the National Research System (SNI) México.



Carlos Alberto González Gutiérrez received his B.S. and M.S. degrees both in automatic control from the Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ). Since 2005 he is part of the mechatronics department at the UAQ where he works as a professor. His research interests include morphological image processing, machine theory, mechanisms and robot kinematics.



Mario Trejo Perea He received the B.S and M.S degrees in automatic control from the Universidad Autónoma de Querétaro, México in 1994 and 2005, respectively. He currently studies the Ph.D at the same institution. His research interests include signal processing and power quality monitoring for intelligent buildings.



G. J. Rios-Moreno received the B.S and M.S. degrees in automatic control from the Universidad Autónoma de Querétaro, México, in 2003 and 2005, respectively. He is currently studying the engineering Ph. D. at same institution where he works as a professor/researcher. His research interests include thermal modeling and automatic illumination control for intelligent buildings.