



Revista Avances en Sistemas e Informática

ISSN: 1657-7663

avances@unalmed.edu.co

Universidad Nacional de Colombia

Colombia

Rodríguez Uribe, Juan Carlos; Molinal, Jason; Atencio Ortiz, Pedro; Branch Bedoya, John Willian;  
Restrepo Martinez, Alejandro

Evaluación de un filtro de difusión anisotrópica aplicado al realce de defectos superficiales bajo  
iluminación no homogénea

Revista Avances en Sistemas e Informática, vol. 8, núm. 3, diciembre, 2011, pp. 57-62

Universidad Nacional de Colombia

Medellín, Colombia

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=133122679007>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

# Evaluación de un filtro de difusión anisotrópica aplicado al realce de defectos superficiales bajo iluminación no homogénea

## Anisotropic filtering assessment applied on superficial defects enhancement under non homogeneous light conditions

Juan Carlos Rodríguez Uribe, M. Sc. (c)<sup>1</sup>, Jason Molina<sup>1</sup>, Pedro Atencio Ortiz, M. Sc. (c)<sup>1</sup>, John Willian Branch Bedoya, Ph. D.<sup>1</sup>, & Alejandro Restrepo Martínez, Ph. D.<sup>2</sup>.

1. Escuela de Sistemas. Facultad de Minas. Universidad Nacional de Colombia.

2. Instituto Tecnológico Metropolitano, Medellín, Colombia

{jcrodrigezu, jjmolina, pstencioo, jwbranch}@unal.edu.co, alejandrorestrepo@itm.edu.co

Recibido para revisión 26 de abril de 2011, aceptado 18 de octubre de 2011, versión final 01 de diciembre de 2011

**Resumen** — En este trabajo se utiliza un enfoque de mejoramiento de imágenes por medio de un filtro de difusión anisotrópico aplicado a defectos de bajo contraste en situaciones de iluminación no homogénea, dichos defectos por sus características son difíciles de detectar con algoritmos estándar de segmentación. El filtro aplicado se basa en la difusión anisotrópica extendida con un operador de realzado que permite aumentar el contraste del defecto pero con la posibilidad de realizar un suavizado en el fondo. Los resultados obtenidos de la aplicación del filtro muestran una mejora cuantitativa en el contraste en defectos oscuros de bajo contraste, lo que produce mejores resultados en etapas posteriores como la segmentación. Se analizaron una imagen sintética y casos reales de superficies con defectos oscuros, en ambas situaciones la estrategia planteada funcionó. Expertos humanos fueron utilizados para evaluar cualitativamente el efecto del mejoramiento en los resultados de segmentación, para esto se analizaron 140 imágenes reales en las que se encontró que la metodología realza los defectos oscuros de bajo contraste, sin embargo, se deberán explorar estrategias para evitar el realce de ruido en las imágenes.

**Palabras clave** — Visión por computador, mejoramiento de imágenes, filtro anisotrópico.

**Abstract** — In this paper we use an approach to image enhancement using anisotropic diffusion filter applied in low-contrast defects in no homogeneous lighting situations, such defects are difficult to detect with standard algorithms for segmentation due to their nature. The applied filter is based on extended anisotropic diffusion, with an enhanced operator which increases the contrast of the defect; but with the possibility of doing softer in the background. The result of applying the filter shows a quantita-

tive improvement in dark contrast for low contrast defects, which produces better results in later stages such as segmentation. We analyzed a synthetic image and several real cases of surfaces with dark defects. In both situations the proposed strategy worked. Human experts were used to qualitatively assess the effect of improving the segmentation results, we analyzed 140 real images, and it was found that the methodology effectively enhances low contrast dark defects; however, it should explore strategies to prevent enhancement of noise in the images.

**Keywords** — Computer vision, images enhancement, anisotropic.

### I. INTRODUCCION

En la actualidad existe una amplia gama de metodologías para la detección automática de defectos con bajo contraste [1s-5], todas ellas dependen de la buena adquisición de la imagen, las condiciones de iluminación, el tipo de material que se desea inspeccionar, entre otros. A esto se le suma las características de los defectos que se quieran detectar, un ejemplo de estas características es el contraste que generan los defectos con respecto al fondo de la muestra, defectos que generan un mayor contraste son más fáciles de detectar que aquellos cuyo contraste es muy bajo.

Los defectos de bajo contraste se pueden clasificar dentro de dos clases con características diferentes para las etapas posteriores del proceso como la segmentación y clasificación. En la primera clase se encuentran los defectos oscuros de bajo

contraste, estos se caracterizan por tener un nivel de gris más bajo. La segunda clase está conformada por defectos claros con bajo contraste, los cuales tienen un nivel de gris más alto en comparación al fondo en el que se encuentran embebidos. Se debe tener en cuenta que los defectos tienen niveles de gris diferentes (mayor o menor) al del resto del objeto de estudio, y que el bajo contraste del defecto con respecto al fondo del objeto hace que la tarea de detección sea compleja tanto para las personas como para los sistemas de inspección industrial basados en visión por computador. El presente trabajo se centra en la evaluación del filtro de difusión anisotrópico como estrategia de realzado previa a la segmentación de defectos oscuros de bajo contraste en objetos pequeños de alta reflectividad con iluminación no homogénea.

Entre las estrategias utilizadas para resolver el problema de los defectos de bajo contraste se encuentra el trabajo de Hsieh et al.[2] en el que utilizan estrategias de extracción del contorno del objeto y remoción de ruido para detectar objetos cuyo contraste no sea muy bajo; Kim et al.[6] emplea filtros de frecuencia para eliminar el fondo y resaltar los defectos. Otros enfoques en los que no se utilizan estrategias de filtrado son los de Lee et al.[10] y Y. Tsneg et al.[9]; el primero se enfoca en extracción del fondo por medio de diferencias acumulativas multi-resolución basadas en la transformada wavelet, este enfoque tiene el problema de la estricta calibración de la adquisición; en el segundo trabajo crean una representación de la apariencia general por medio de un conjunto de imágenes base libres de defectos, la imagen a ser inspeccionada se crea como una combinación lineal

del conjunto base y los coeficientes de la combinación son empleados para discriminar los defectos. En Chao et al.[7] se emplea un enfoque con filtros adaptativos basados en gradiente como estrategia para medir la variación de los niveles de gris en un vecindario y de esta manera adaptar los valores de realzado y suavizado para mejorar las características de intensidad con el objetivo de detectar los defectos, este enfoque tiene la ventaja de aplicar en el mismo filtro el suavizado del objeto y el realce del defecto logrando de una clara diferenciación. Las técnicas de filtrado anisotrópico tienen un buen rendimiento cuando el objeto de estudio es iluminado de forma homogénea, lo cual depende de la forma del objeto; cuando el objeto no permite una iluminación homogénea es necesario evaluar los filtros anisotrópicos en relación a las etapas posteriores de segmentación y clasificación de los defectos.

Para este artículo se evaluaron diferentes defectos oscuros con bajo contraste respecto al fondo. Para el análisis se utilizaron imágenes sintéticas y reales en las cuales se validaron los defectos por medio de las segmentaciones manuales realizadas por expertos, estas se compararon contra segmentaciones automáticas. Adicionalmente, en algunas imágenes se estimó la variación del contraste para antes y después de la aplicación del filtro.

## II. METODOLOGÍA

### A. Definición del modelo de difusión anisotrópico

La difusión anisotrópica propuesta por Perona et al. [5] está dada de la siguiente manera:



Figura 1. Ejemplos de imágenes con defectos de bajo contraste algunos claros y oscuros. El patrón de prueba en la primera posición sintetiza los dos tipos casos.

## II. METODOLOGÍA

### A. Definición del modelo de difusión anisotrópico

La difusión anisotrópica propuesta por Perona et al. [5] está dada de la siguiente manera:

$$I_t = \text{div}[c_t(x,y)\nabla I_t(x,y)] \quad (1)$$

Donde  $\text{div}$  es el operador de divergencia,  $\Delta$  es el operador Laplaciano y  $\nabla$  es el operador gradiente.  $c_t(x,y)$  es el coeficiente de difusión definido en función del gradiente de tal forma que se adapte para que los bordes entre regiones sean preservados y los detalles intra-regiones sean suavizados,  $c_t(x,y)$  se define como se muestra a continuación:

$$c_t(x,y) = g(|\nabla I_t(x,y)|) = 1/[1 + (|\nabla I_t/k|)^2] \quad (2)$$

La difusión anisotrópica se puede expresar de forma discreta de la siguiente manera [5]:

$$I_{t+1}(x,y) = I_t(x,y) + \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 [c_t^i(x,y) \cdot \nabla I_t^i(x,y)] \quad (3)$$

En el modelo discreto  $\nabla I_t^i(x,y)$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, 4$  son los gradientes de los vecindarios en diferentes direcciones y  $c_t^i(x,y)$  es el coeficiente de difusión mencionado en (2), en esta ecuación  $k$  es una constante que se debe fijar de acuerdo a la aplicación del filtro según el desempeño que se busque.

En Chao et al.[7] se realiza una modificación a la difusión anisotrópica anexando un operador de realzado, ver ecuación (4),

$$I_{t+1} = I_t(x, y) + \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 [c_t^i(x, y) \cdot \nabla I_t^i(x, y)] - \sum_{i=1}^4 [v_t^i(x, y) \cdot \nabla I_t^i(x, y)] \quad (4)$$

Donde

$$v(\nabla I) = \alpha \cdot [1 - g(\nabla I)] \quad (5)$$

Nótese que se utiliza  $\nabla I$  para referirse a  $\nabla I_t^i(x, y)$  y  $g(\nabla I)$  se define igual que en (2). El parámetro  $\alpha$  es el peso del coeficiente de realzado definido entre  $0 \leq \alpha \leq 1$

Metodología de aplicación

Para la aplicación del modelo explicado en el apartado anterior, se definió una estrategia enfocada al realce de defectos oscuros de bajo contraste como sigue:

El modelo fue aplicado directamente y la imagen resultante se obtuvo de segmentar usando los algoritmos Otsu [4] y Niblack [8] y segmentación Botton-hat, de los cuales, el primero es una segmentación global, el segundo una segmentación local y el tercero es un filtro morfológico.

Para evaluar experimentalmente el desempeño del mejoramiento anisotrópico, se analizaron tres imágenes de prueba, con las siguientes características (ver Figura 1): se diseñó una imagen sintética en donde se tiene puntos oscuros y brillantes de diferentes relaciones de contraste respecto al fondo,

el cual está en función del gradiente y se define como una función no negativa monótonamente creciente como se muestra en (5).

adicionalmente la imagen cuenta con la simulación de una intensidad de iluminación no homogénea en el fondo en el que se encuentran inmersos los defectos. Las otras tres imágenes capturadas son de objetos con superficies claras con alta reflectividad, pero que contienen defectos en la superficie y que están en presencia de una iluminación no homogénea causada por los efectos de la forma del objeto analizado. Para las anteriores imágenes los defectos presentes son: una partícula oscura de bajo contraste, un grupo de partículas brillantes de bajo contraste y una región con una zona brillante irregular y con variaciones en el contraste.

Sobre las imágenes anteriores se realizaron diferentes pruebas así: La primera consistió en variar los parámetros  $k$  y  $\alpha$  del filtro anisotrópico, en donde para medir la variación se analizó el contraste de las imágenes siguiendo la siguiente ecuación [2]:

$$contraste = \left( \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}} \right) * 100 \quad (6)$$

Donde  $L_{max}$  es el nivel máximo de intensidad y  $L_{min}$  es el nivel mínimo de intensidad encontrado en la imagen. El contraste se midió en algunos casos en toda la imagen y en otros en una zona que contenía el defecto y un vecindario alrededor de este.

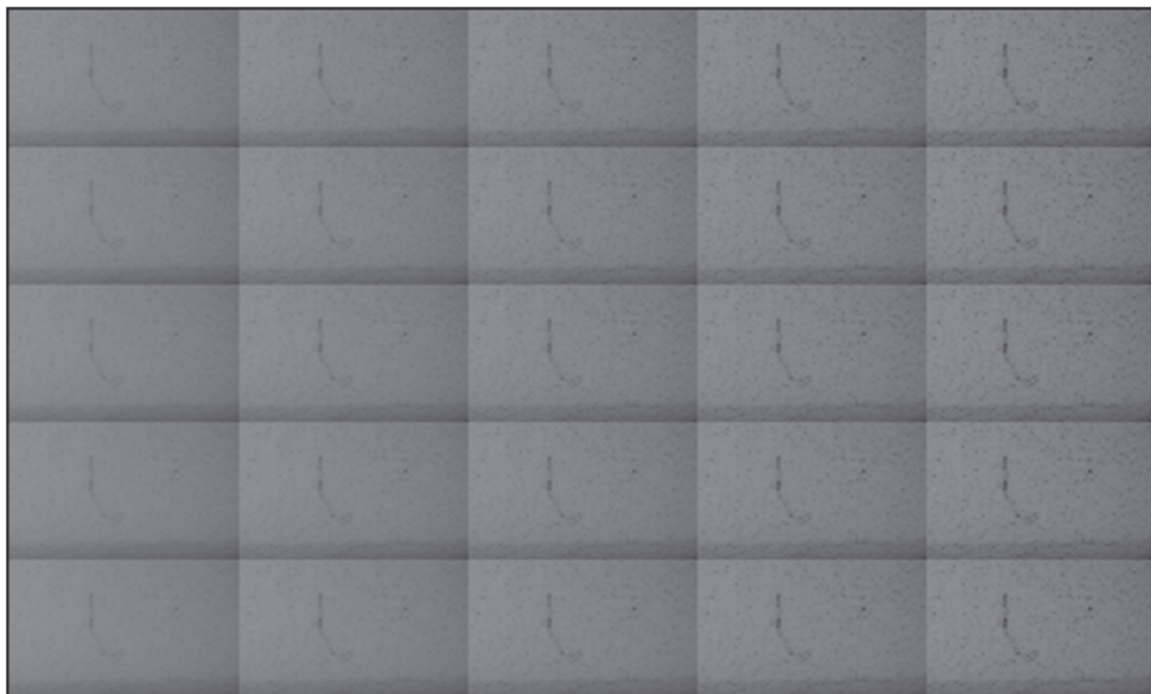


Figura 2. Resultados de variación de los parámetros  $k$  y  $\alpha$  del filtro anisotrópico. De izquierda a derecha aumenta  $k$  y de arriba abajo aumenta  $\alpha$ .

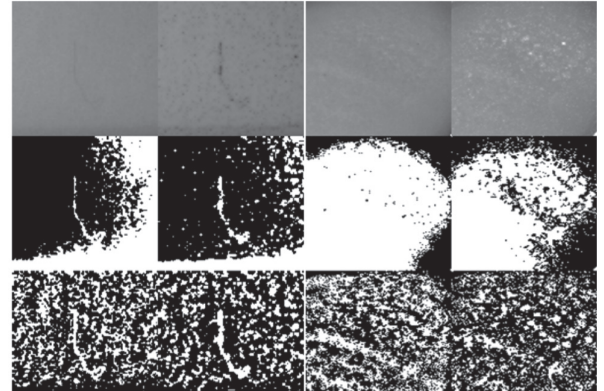
De las imágenes de prueba de la Figura 1 se reportan los valores máximos y mínimos del contraste sin procesar y del contraste después del procesado con el filtro. La segunda evaluación efectuada, consistió en realizar diferentes segmentaciones para comparar cualitativamente el efecto que se obtiene del mejoramiento de la imagen cuando se utilizan algoritmos de segmentación (Otsu y Niblack). La tercera evaluación se realizó sobre una colección de 140 imágenes reales con defectos oscuros algunos de ellos de bajo contraste, pero todos inmersos en un fondo de iluminación no homogénea, en este grupo de imágenes se analizaron los casos que un experto humano consideró como difíciles. En estas imágenes se utilizaron parámetros  $k=3$  y  $alfa=0.13$  definidos de manera empírica basados en los reportes de la bibliografía. De las imágenes se escogieron unos casos representativos en los que se midió el contraste en una región alrededor del defecto, esto se hizo antes y después del procesamiento. Adicionalmente en las 140 imágenes se contabilizaron cuantos defectos fueron no detectados, para esto se usaron segmentaciones manuales de los defectos realizadas por expertos, las cuales se compararon con los resultados de segmentaciones basadas en morfología matemática que se aplicaron en las imágenes con y sin procesamiento anisotrópico. En las imágenes segmentadas se midió la cantidad de falsos positivos con la idea de establecer el efecto del realce en relación a la generación de ruido en las imágenes segmentadas.

Las imágenes fueron capturadas con una cámara smart - NI1742 National Instrument® de 604x480 pixeles (en un tiempo de exposición de 1.191ms y una ganancia de 7), con una lente de 25 milímetros, en una distancia de trabajo de 13.5 cm usando una iluminación difusa para iluminar la escena y evitar brillos en la superficie. El procesamiento de las imágenes, la implementación del filtro anisotrópico y las segmentaciones fueron realizadas en un computador con procesador Pentium® dual core de 2.20Ghz y 3Gb RAM utilizando Matlab® para el procesamiento.

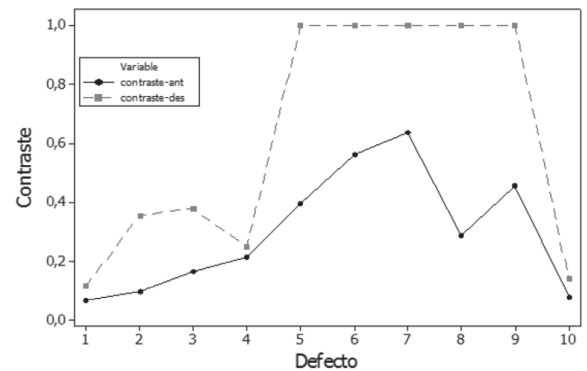
### III. RESULTADOS

La imagen es formada por una arreglo de 25 imágenes que son el resultado de variar los parámetros  $alfa$  y  $k$  para el filtro anisotrópico (ver Figura 2), en las imágenes  $alfa$  aumenta de izquierda a derecha en un rango de [0.1, 0.37] y  $k$  aumenta de arriba abajo en un rango de [0.1, 3.0]. En esta imagen se observa de manera experimental las variaciones que se producen en una imagen cuando los parámetros se modifican en el filtro anisotrópico de difusión mejorado. Se encontró que a medida que aumenta el valor de  $k$  el suavizado se hace más severo, esto se debe a que este parámetro controla el nivel de difusión y actúa como un umbral de fuerza para los bordes; por otro lado el parámetro  $alfa$  controla el grado del realzado, en valores bajos de este parámetro los defectos no

son realizados y en valores altos se realzan los defectos, pero con la consecuencia de generar ruido en la imagen resultante. En las imágenes de la Figura 3, cualitativamente se observa que la partícula aumento el contraste, acompañado con cierto aumento del ruido.



**Figura 3.** Resultados de la comparación de las segmentaciones globales y locales para imágenes con y sin filtrado anisotrópico. La primera y tercera columnas contienen los resultados de las imágenes sin filtrar. La segunda fila contienen los resultados de la segmentación global (Otsu). La cuarta fila contiene los resultados de la segmentación locales (Niblack)



**Figura 4.** Gráfica de comparación entre el contraste antes y después de la aplicación del filtro de difusión anisotrópico a 10 segmentos de las imágenes que contienen el defecto.

Al analizar las 140 imágenes de una inspección industrial, en donde las piezas observadas tienen superficies con defectos oscuros. Se seleccionaron 10 imágenes en las cuales un experto humano identifica que los defectos oscuros son de bajo contraste y requieren del mejoramiento. Para estas imágenes se midió el contraste alrededor de la zona del defecto, y se encontró que para todos los casos el contraste aumento y mejoró la visualización después del filtrado anisotrópico, los resultados del contraste se presentan en la figura 4, y en la Figura 6 se muestra cuantitativamente que el contraste de las imágenes de prueba aumenta después de que el filtro anisotrópico se aplica. La variación del contraste se debe fundamentalmente al aumento en los valores de  $alfa$ .



En las Tablas I y II se observa el desempeño de una estrategia de clasificación que tiene como objetivo detectar defectos oscuros de bajo contraste. Para esto, se toman los resultados de clasificar las imágenes sin filtrar y filtradas de las cuales se toman cuatro medidas: verdaderos positivos, falsos positivos, falsos negativos y verdaderos negativos; estas medidas ayudan a cuantificar el número de defectos que fueron detectados, los defectos que no fueron detectados, los no defectos clasificados como defectos y los no defectos correctamente clasificados.

**Tabla I.** Matriz de Confusión Imágenes no Filtradas

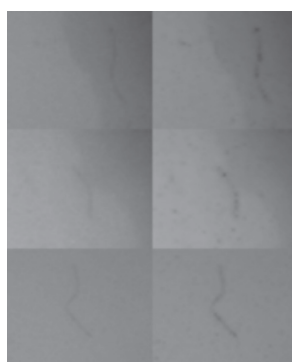
	Detectados como defectos	Detectados como no defectos
Defectos	493 (Verdaderos positivos)	57 (Falsosnegativos)
No Defectos	70 (Falsos positivos)	819 (Verdaderos negativos)

Matriz de confusión de la clasificación lograda sin aplicar el filtro anisotrópico a las 144 imágenes. De estas imágenes se obtuvieron 1440 regiones de las cuales 540 eran defectos y 900 eran no defectos.

**Tabla II.** Matriz de Confusión Imágenes Filtradas

	Detectados como defectos	Detectados como no defectos
Defectos	410 (Verdaderos positivos)	249 (Falsos positivos)
No Defectos	68 (Falsosnegativos)	2293 (Verdaderos negativos)

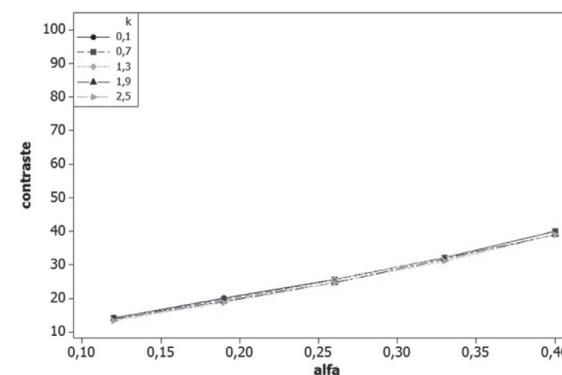
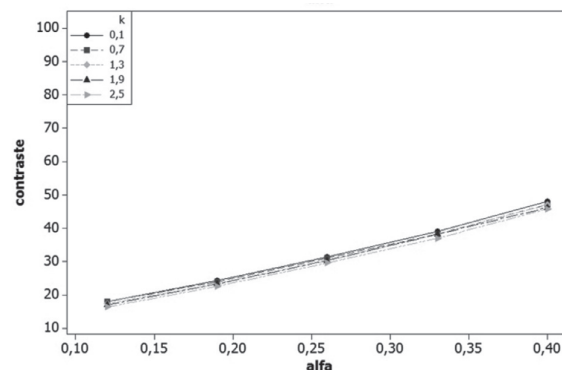
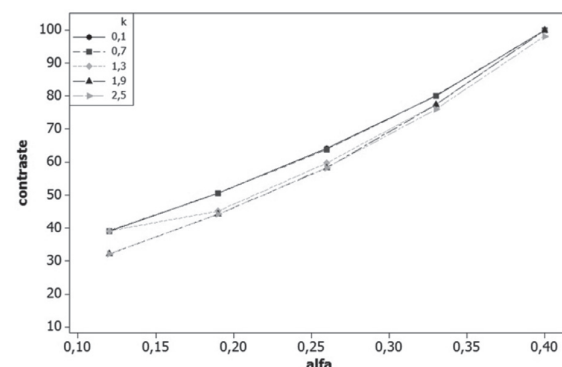
Matriz de confusión de la clasificación lograda después de aplicar el filtro anisotrópico a las 144 imágenes. De estas imágenes se obtuvieron 3020 regiones de las cuales 659 eran defectos y 2361 eran no defectos.



**Figura 5.** Ejemplo del realce realizado por el filtro de difusión a defectos oscuros de bajo contraste.

De las medidas tomadas se observa que la clasificación de las imágenes procesadas con el anisotrópico logra detectar la mayoría de defectos en comparación con los datos no filtrados (No. defectos sin aplicar el filtro = 493, No. defectos aplicando el filtro = 410), la segmentación del anisotrópico arroja un número mayor de regiones y por eso presenta un mayor número de defectos no detectados, en contraposición cuando no se aplica el filtro se alcanza a disminuir el número de defectos no detectados, pero al mismo tiempo se clasifican

como defectos más regiones que no son defecto, esto se debe al hecho de que al aplicar el filtro anisotrópico se realzan las características de los defectos contrario a la no aplicación del filtro y esto dificulta la labor del clasificador. En la imagen de la Figura 5 se muestran casos que ejemplifican algunos defectos detectados debido al uso del filtro anisotrópico.



**Figura 6.** Comparación del realce del contraste y el valor  $\alpha$  para diferentes valores de K en las tres imágenes de prueba.

#### IV. CONCLUSIONES

En este artículo se evaluó la aplicación de un filtro de difusión anisotrópico para el realce de defectos con bajo contraste claros y oscuros en iluminación no homogénea, los

resultados obtenidos muestran una mejora en el contraste de los defectos para la mayoría de los casos estudiados y una mejora en la detección del defecto en la segmentación con respecto a las imágenes que no se procesaron. Se debe tener en cuenta que los parámetros establecidos para el filtrado fueron obtenidos realizando una búsqueda experimental de acuerdo a lo reportado en el estado del arte dejando abierta la posibilidad de establecer estrategias que permitan definir de manera óptima estos parámetros.

Un punto en el que se deberá seguir trabajando es en disminuir el realce de ruido en las imágenes ya que esta es una situación que afecta los resultados de la segmentación por la aparición de un mayor porcentaje de falsos positivos.

#### AGRADECIMIENTOS

Manuscrito recibido el 6 de Febrero 2011. Redactado en la ciudad de Medellín, Colombia. Este trabajo fue financiado por la Facultad de Minas de la Universidad Nacional de Colombia sede Medellín, New Stetic S.A y Colciencias bajo el código de proyecto 1118-454-22107.

#### REFERENCIAS

- [1] A. Kumar, Computer-Vision-Based Fabric Defect Detection: A Survey, IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 55, 2008, pp. 348-363.
- [2] E. Peli, In search of a contrast metric: Matching the perceived contrast of gabor patches at a different phases and bandwidths, Vision Res, vol. 37, 1997, pp. 3217-3224.
- [3] F.Y. Hsieh, C.C. Han, N.S. Wu, and K.C. Fan, A Novel Approach To The Noise Removal And Detection Of Small Objects With Low Contrast, Engineering, WIAMIS, 2004.
- [4] N. Otsu, A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 9, 1979, pp. 62-66.
- [5] P. Perona and J. Malik, Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, 1990, pp. 629-639.
- [6] S.H. Kim, T.G. Kang, and D.H. Jeong, Region mura detection using efficient high pass filtering based on fast average operation, Proc. 17th World Congress the International Federation of Automatic Control, Seoul, Korea, 2008, p. 8190-8195.
- [7] S.-min Chao, D.-ming Tsai, Y.-hsin Tseng, and Y.-ruei Jhang, Defect detection in low-contrast glass substrates using anisotropic diffusion, International Conference on Pattern Recognition, 2006, pp. 654-657.
- [8] W. Niblack, An introduction to digital image processing, Prentice Hall, 1986.
- [9] Y.-H. Tseng and D.-M. Tsai, Defect detection of uneven brightness in low-contrast images using basis image representation, Pattern Recognition, vol. 43, Mar. 2010, pp. 1129-1141.
- [10] Y.-C. Lee, C.-E. Shie, and D.-C. Tseng, LCD Mura Detection Based on Accumulated Differences and Multi-resolution Background Subtraction, 2009 Fifth International Conference on Image and Graphics, Sep. 2009, pp. 189-194.