

Filtrado 3D espacio-temporal iterativo para la atenuación de ruido en secuencias de imágenes térmicas para END

Iterative 3D space-time filter for noise attenuation in thermal imaging sequences for NDT

COLCIENCIAS TIPO 1. ARTÍCULO DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA Y TECNOLÓGICA

RECIBIDO: AGOSTO 11, 2012; ACEPTADO: SEPTIEMBRE 19, 2012

Andrés David Restrepo Girón, M.Sc
adareg378@gmail.com

Humberto Loaiza Correa, Ph.D
humberto.loaiza@correounivalle.edu.co

Grupo de Investigación en Percepción y Sistemas inteligentes (PSI)
Universidad del Valle, Cali - Colombia

Resumen

En este artículo se presenta una propuesta de procesamiento multidimensional de imágenes destinada al filtrado de ruido en secuencias de imágenes térmicas, o termogramas, obtenidas de un experimento de Termografía Activa para Ensayo No Destructivo (END) de materiales. La técnica consiste fundamentalmente en extender la aplicación clásica de los filtros espaciales o filtros por convolución 2D a cada termograma de la secuencia, hacia un filtrado 3D que involucre la información espacial sobre cada termograma y la información temporal distribuida a través de termogramas consecutivos. Para desarrollar la propuesta, se implementan en MATLAB tres tipos de filtro bajo este esquema: promedio, mediana y promedio direccional. Los resultados obtenidos de la aplicación del filtrado espacio-temporal 3D sobre secuencias térmicas artificiales generadas con el software ThermoCalc6L, con ruido gaussiano adicionado, demuestran que se obtiene una reducción consistente del MSE de las imágenes resultantes (de manera individual y global) con respecto al filtrado 2D, que mejora aún más cuando se integra un procedimiento iterativo al algoritmo 3D inicial.

Palabras Clave

Procesamiento digital de imágenes, Filtro multidimensional, Filtro espacial, Promedio, Mediana.

Abstract

In this article, a multidimensional processing approach for noise attenuation in thermal imaging sequences obtained from a Non-Destructive Testing experiment by Active Thermography, is presented. Basically, the technique proposed consists of an extension of the application of classical spatial filters or convolution filters to each image or thermogram of the sequence, to a 3D filtering that involves spatial information of each thermogram and time information distributed through consecutive thermograms. To develop this approach, three types of filter were implemented in MATLAB under a 3D scheme: mean, median, and directional mean. Results obtained from the 3D space-time filtering application on a simulated thermal sequence generated with ThermoCalc6L software, with Gaussian noise added, show a consistent reduction of MSE calculated on final images (in an individual and global way) respect to 2D filtering performance, reduction that is greater when an iterative procedure is added to the initial 3D algorithm.

Keywords

Digital image processing, multidimensional filter, spatial filter, mean, median.

I. INTRODUCCIÓN

En lo que se refiere al filtrado de ruido en las imágenes, existe una amplia gama de técnicas, la mayoría de carácter estadístico (Ponmaryov, 2007), que si bien en su definición inicial se configuran para imágenes 2D, es posible extenderlas sin dificultad a dimensiones mayores, eso sí, a costa de un mayor esfuerzo computacional. También se encuentran filtros que se basan en operaciones lógicas entre píxeles, de manera similar a como se realizan las operaciones morfológicas, pero con aplicación tanto a imágenes binarias como a imágenes en escala de grises (Mertzios & Tsirikolias, 1998). Toda esta variedad de filtros para eliminación de ruido se justifica en el problema crucial de cómo lograr atenuar el ruido presente conservando la información relacionada con las discontinuidades en la imagen (bordes), siendo que de por sí el ruido (dependiendo de su tipo) puede presentarse como una discontinuidad susceptible de ser confundida con una frontera de interés.

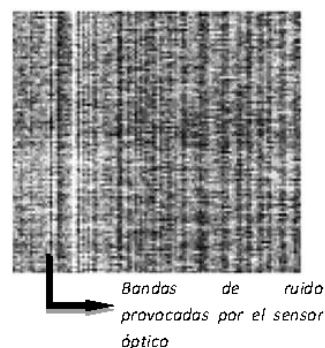
En general, el filtrado multidimensional para atenuación de ruido puede darse bajo dos tendencias: una es el filtrado en superficies tridimensionales (resultantes por ejemplo del empleo de los escáner laser 3D) en las que las tres dimensiones son espaciales (Mao, Ma, Zhao, & Li, 2006), y el filtrado en un video o secuencia temporal de imágenes, caso en el cual la tercera dimensión corresponde al tiempo (Meguro, Taguchi, & Hamada, 1999; Jetto, 1999). A pesar de que para estas secuencias se usan con buenos resultados filtros que solamente actúan sobre la información temporal (1D), la motivación en el desarrollo y utilización de los filtros 3D en este caso halla su origen en la alta correlación espacio-temporal entre las imágenes o tramas consecutivas (Meguro et al., 1999) separadas entre sí por el período de adquisición; además, cuando se requiere reducir el efecto de borrosidad que sufre un objeto en movimiento, se pueden obtener mejores resultados con los filtros espacio-temporales con compensación de movimiento, que con los mismos filtros compensados en una dimensión (la del tiempo) (Jetto, 1999).

En un experimento típico de termografía activa para END de láminas de material compuesto, no existe movimiento relativo de los objetos en la imagen (que vendrían a ser las posibles fallas internas), pero sí es factible tener efectos de borrosidad debido a dos fenómenos (Valdés, Inamura, Valera, & Yao, 2006):

- La propagación del calor desde los bordes de una falla interna detectada hacia fuera (propagación lateral), lo que añade un efecto de borrosidad alrededor que admite ser modelado.
- Las aberraciones ópticas del sensor IR, que causan, por ejemplo, que un punto de luz se vea en realidad como una región circular difuminada. Este efecto es modelado matemáticamente mediante una función gaussiana.

En cuanto al ruido que puede encontrarse en las imágenes térmicas, se ha dividido en seis categorías según la fuente del mismo, aun cuando para fines prácticos pueden agruparse en *ruido aleatorio* y *ruido de patrón fijo* (Figura 1), este último debido a las peculiaridades ópticas o electrónicas del sensor empleado. A este respecto, existen pocos trabajos en la literatura que propongan estrategias de filtrado de ruido sobre imágenes infrarrojas diferentes a los filtros clásicos 2D, como el gaussiano, o a los filtros estadísticos, en parte porque muchas técnicas de procesamiento de secuencias térmicas que involucran transformaciones matemáticas, como el ajuste polinómico de los perfiles térmicos en la *Reconstrucción de Señales Térmicas* (TSR) (Shepard, Lhota, Rubadeux, Wang, & Ahmed, 2003) o el uso del *Análisis en Componentes Principales* (ACP) (D'Orazio, Leo, Guaragnella, & Distanto, 2007) mejoran implícitamente la SNR de las imágenes, a costa de transformar el tipo de información de las secuencias resultantes.

Figura 1. Ejemplo de un patrón fijo de ruido (Valdés et al., 2006)



En contraste con lo anterior, se encuentran trabajos, como el de Alsaadawi y Netzelmann (2010), en los que se propone un filtrado espacio-temporal basado en volúmenes de tamaño dinámico (en vez de máscaras 2D de área fija) cuyas dimensiones se incrementan conforme el filtro se mueve hacia termogramas más alejados en el tiempo, de acuerdo con un modelo de propagación del

calor, obteniéndose como resultado adicional la compresión en el tiempo de la secuencia. También, el propio trabajo de Valdés et al., (2006) establece procedimientos algorítmicos para la atenuación de ruido a través de un filtrado bidimensional (extrapolable a 3D) combinado con un filtrado multidimensional para la borrosidad. Por su parte un filtro multidimensional de suavizado totalmente automático (García, 2010) basado en la *Transformada Discreta del Coseno* (directa e inversa), ha sido empleado por los autores en una secuencia térmica, con buenos resultados, aun cuando debe tenerse cuidado con incrementar manualmente el factor de suavizado cuando la estimación automática del mismo no presenta mucha mejoría en las imágenes.

En el presente trabajo se enseña el desarrollo de una metodología de filtrado 3D espacio-temporal iterativo para la atenuación de ruido aleatorio en una secuencia de imágenes térmicas, basada en una extrapolación de los filtros clásicos 2D promedio, mediana y promedio direccional, que no se basa en modelos de propagación del calor, ni en herramientas de transformación matemática. Así mismo se muestra el impacto comparativo en el MSE de las imágenes filtradas resultantes con respecto a la secuencia original sin ruido, entre la aplicación de dicho filtrado 3D y la del filtrado clásico 2D.

II. DESARROLLO DEL MÉTODO DE FILTRADO ESPACIO-TEMPORAL

Puesto que una secuencia térmica típica ofrece información tanto sobre la distribución de temperatura en la superficie de la lámina bajo inspección, como de la evolución de dicha distribución en el tiempo, se quiso definir e implementar una estrategia para el filtrado que actuara sobre estos dos componentes de información a la vez. Para esto, los datos procesados en cada iteración en vez de circunscribirse a un cuadrado, lo hacen dentro de un cubo centrado en el pixel a transformar; no obstante, para la ejecución del método, el cubo se convierte primero en un rectángulo bidimensional sobre el cual se ejecuta el algoritmo típico de convolución 2D. El algoritmo de filtrado 3D se estructura entonces en los siguientes pasos:

A. Preparación de la secuencia

Partiendo de una secuencia térmica \mathbf{S}_T de f filas, c columnas y N_L termogramas, se replican la primera y última filas y la primera y última columnas de cada imagen para obtener entonces una secuencia expandida \mathbf{S}_{TE} de

dimensiones $(f+2) \times (c+2) \times (N_L)$; esta expansión es adecuada para evitar distorsiones inaceptables hacia las periferias de las imágenes, al usar filtros espaciales cuyas máscaras tengan un área de 3×3 píxeles.

Si la acción de filtrado 2D (de cualquier tipo) sobre una imagen \mathbf{I} se denota por: $F_{2D}^{3 \times 3}(\mathbf{I})$ entonces, se filtran el primero y el último de los termogramas, de tal modo que se obtiene una nueva secuencia \mathbf{S}'_{TE} definida como en la ecuación 1:

$$\mathbf{S}'_{TE} = [F_{2D}^{3 \times 3}(\mathbf{S}_{TE}(1)) \mid \mathbf{S}_{TE}(k) \mid F_{2D}^{3 \times 3}(\mathbf{S}_{TE}(N_L))] \\ \text{con } k = 2, \dots, N_L \quad (1)$$

Lo anterior se realiza con el ánimo de introducir la menor distorsión posible en los extremos de la secuencia.

B. Reorganización de filas entre imágenes térmicas

El procedimiento de filtrado espacio-temporal se aplica entonces desde la segunda imagen de la secuencia hasta la penúltima. El objetivo es que cuando vaya a realizarse el filtrado sobre los píxeles del termograma k se lleve a cabo una reorganización de filas entre las imágenes correspondientes a los termogramas $\mathbf{S}'_{TE}(k-1)$, $\mathbf{S}'_{TE}(k)$ y $\mathbf{S}'_{TE}(k+1)$, de tal modo que se pase de una imagen $(f+2) \times (c+2)$ a una de dimensiones $3(f+2) \times (c+2)$, donde las filas correspondientes a los mismos índices pero distribuidas entre estos tres termogramas consecutivos, se intercalen en la nueva imagen. Esto da lugar a que cuando vaya a calcularse el valor filtrado para el pixel $p(i,j,k)$ se transforme una plantilla cúbica $3 \times 3 \times 3$ (formada por sub-matrices centradas sobre el pixel $p(i,j)$ de los termogramas $k-1$, k y $k+1$ (Figura 2) a una máscara rectangular 9×3 , como se muestra en la Figura 3.

Figura 2. Cubo $3 \times 3 \times 3$ centrado en el pixel a procesar

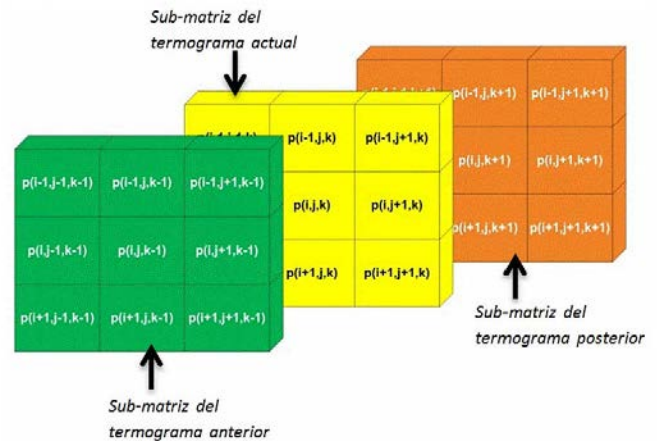
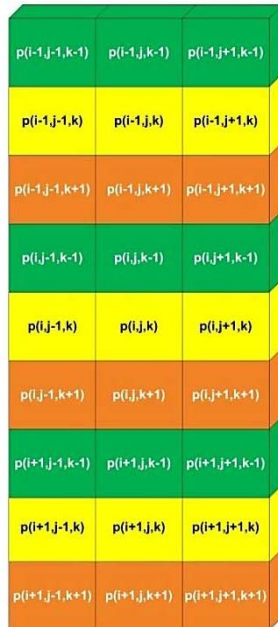
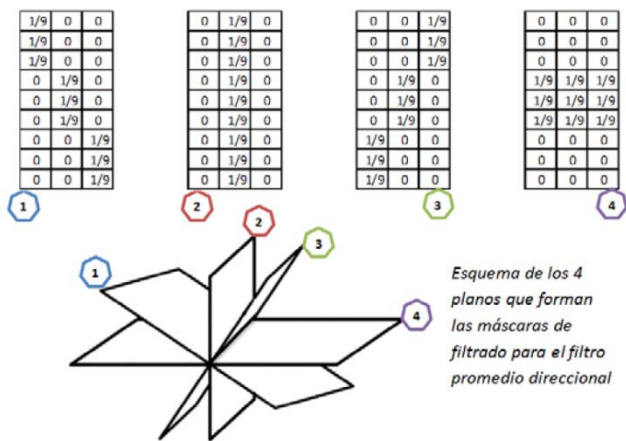


Figura 3. Rectángulo 9x3 con el fin de aplicar filtrado espacial 2D



Con esta metodología se implementaron los filtros promedio, promedio direccional y mediana. En el caso del promedio direccional, hay que tener en cuenta que su filosofía es preservar las transiciones de intensidad en mayor grado que el promedio simple, para lo cual promedia los valores en diferentes direcciones y escoge el resultado con una menor variación respecto a la intensidad original del pixel a filtrar. Por tanto, se requiere utilizar cuatro máscaras diferentes como las de la Figura 4.

Figura 4. Máscaras de filtrado direccional 3D, y planos de filtrado dentro del cubo de la figura 2



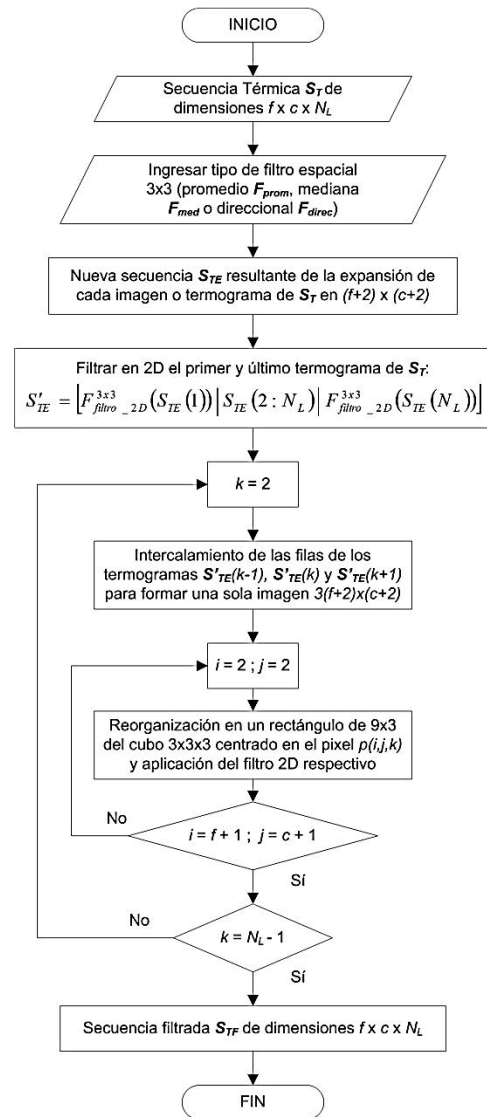
Después de recorrer todas los termogramas se tiene finalmente la secuencia filtrada S_{TF} .

$$S_{TF} = F_{3D}^{3 \times 3 \times 3}(S_T) = [S'_{TE}(1) \mid F_{3D}^{3 \times 3 \times 3}(S'_{TE}(k)) \mid S'_{TE}(N_L)]$$

con $k = 2, \dots, N_L$ (2)

En la Figura 5 se enseña el diagrama de flujo del método propuesto.

Figura 5. Diagrama de flujo del filtrado 3D espacio-temporal propuesto (no iterativo)



C. Filtrado iterativo

Como procesamiento opcional y adicional al filtrado 3D espacio-temporal propuesto, es posible realizar un filtrado iterativo sobre la secuencia con el fin de mejorar aún más la relación señal ruido de las imágenes compensadas. La idea básica consiste en aplicar varias veces el mismo filtro sobre la secuencia de trabajo hasta alcanzar algún valor de desempeño, de tal manera que en

cada iteración se filtre la secuencia generada del filtrado ejecutado en la iteración anterior. Siendo $F_{3D_v}^{3 \times 3 \times 3}(\mathbf{I})$ la acción del filtro 3D sobre una imagen \mathbf{I} en la iteración \mathbf{v} , se define entonces, como índice de evaluación de la acción del filtrado en cada iteración, la raíz del error cuadrático medio RMSE:

$$RMSE_v = \sqrt{\sum_k \left\{ \sum_{i,j} \left[\left(F_{3D_v}^{3 \times 3 \times 3}(\mathbf{S}_T(k)) - F_{3D_{v-1}}^{3 \times 3 \times 3}(\mathbf{S}_T(k)) \right)^2 \right] \right\}}, \forall i, j, k \quad (3)$$

Como se puede ver la raíz del error cuadrático medio se extrae en función de las diferencias entre los valores filtrados de todos los píxeles de la secuencia completa en una iteración y aquéllos calculados en la iteración anterior. De este modo, el filtrado iterativo se detendrá en la iteración \mathbf{v} cuando se cumpla:

$$\frac{RMSE_v - RMSE_{v-1}}{RMSE_{v-1}} \leq factor \quad (4)$$

III. PRUEBAS Y RESULTADOS

Los filtros 3D implementados fueron probados sobre una secuencia térmica artificial con ruido adicionado, generada a partir de una lámina de CFRP simulada con el software ThermoCalc6L, midiendo el error cuadrático medio MSE entre cada secuencia filtrada y la original sin ruido. Primero se hicieron pruebas con los filtros espacio-temporales sin iteración y posteriormente se analizó el comportamiento del filtrado 3D iterativo.

A. Resultados del filtrado 3D espacio-temporal

En la Figura 6 se muestra un termograma de la secuencia de trabajo, primero sin ruido y luego con ruido, de tipo gaussiano de media cero y varianza igual a 0.001. En el termograma mostrado se ven algunos defectos internos de forma cuadrada a diferentes profundidades (por lo cual sus contrastes relativos son diferentes). Mientras tanto, en la Figura 7 se comparan, a manera de ejemplo, los resultados del filtrado 2D y 3D sobre dos perfiles: uno perteneciente a una región defectuosa y otro sobre la región sana más cercana a la anterior.

Figura 6. Termogramas: a) original; b) con ruido gaussiano adicionado

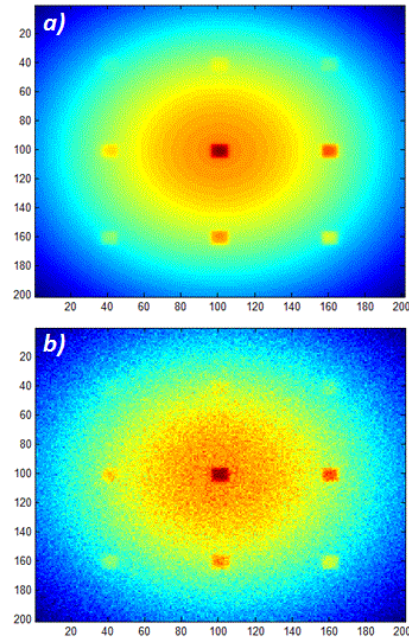
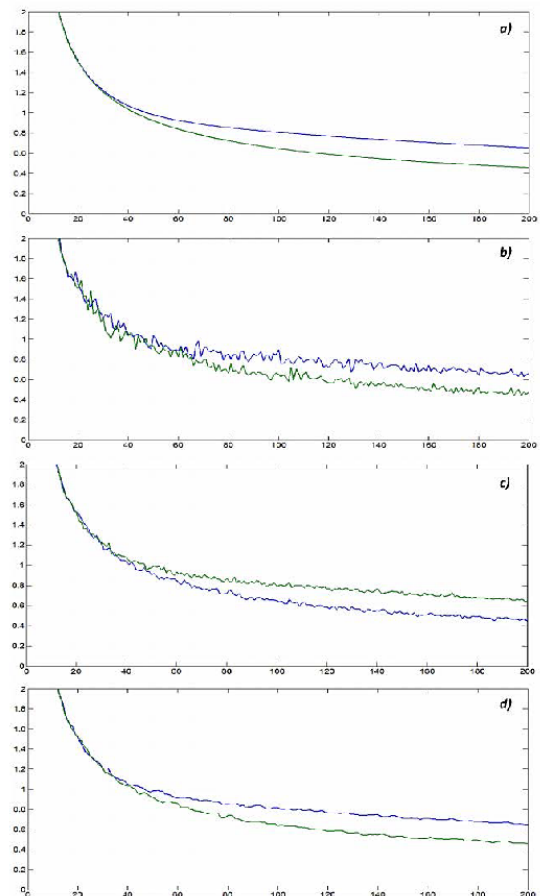


Figura 7. Perfiles de un punto defectuoso (curva superior) y otro sano (curva inferior): a) secuencia original; b) secuencia con ruido; c) filtrado mediana 2D; d) filtrado mediana 3D



En la Figura 7 se puede ver que el filtro 3D espacio-temporal mejora el resultado del filtro clásico 2D, en cuanto a las fluctuaciones que se originan en los valores de temperatura para un pixel entre un termograma y otro, fluctuaciones que se atenúan ahora en la misma acciones de filtrado; esto trae como consecuencia una mejora en la separación entre perfiles sanos y defectuosos, favoreciendo la discriminación entre regiones sanas y defectuosas.

Por su parte en las Figura 8 y 9 se grafican las curvas de error MSE, con respecto a la secuencia original sin ruido, de todas la secuencia con ruido y las diferentes secuencias filtradas; la existencia de estas curvas se debe a que se calcula un valor de MSE para cada termograma.

Figura 8. Funciones de error MSE en los primeros termogramas de la secuencia.

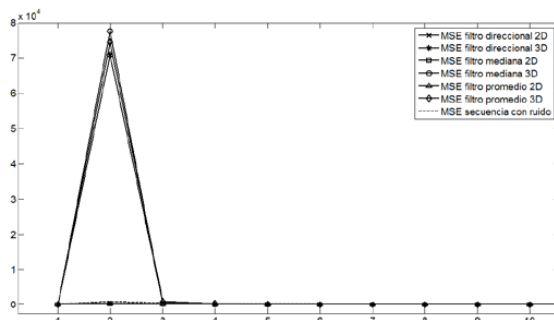
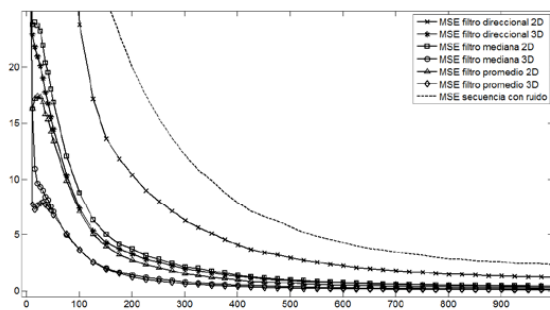


Figura 9. Funciones de error MSE para los diferentes filtros probados 2D y 3D (acercamiento).



En la Figura 8 solo aparecen los MSE para los primeros termogramas con el fin de destacar que para el filtrado en 3D se obtiene un valor bastante alto del MSE hacia el segundo termograma, probablemente debido a la distorsión que introduce el filtrado al inicio de la secuencia. Por esta razón, para el análisis de los resultados de aplicación de los diferentes filtros, se grafican en la Figura 9 las curvas de MSE para las secuencias obtenidas a partir del 5° termograma, y en la Tabla 1 se consignan los valores MSE acumulados (MSEA) para cada secuencia filtrada, que

han sido tomados en cuenta desde el 5° termograma.

Tabla 1. Valores del MSE acumulado para los filtros probados, con respecto a la secuencia con ruido gaussiano adicionado

Secuencia	MSEA
Secuencia con ruido gaussiano	17792
Filtro promedio 2D	2416
Filtro promedio 3D	1338
Filtro direccional 2D	9213
Filtro direccional 3D	3033
Filtro mediana 2D	3251
Filtro mediana 3D	1412

Como se puede observar en la Figura 9 y en la Tabla 1, en general los filtros 3D espacio-temporales arrojan secuencias más cercanas a la secuencia original sin ruido, dados los menores valores de MSE conseguidos, frente a los resultados de los filtros espaciales clásicos 2D. La excepción se presenta en el caso del filtro promedio 2D, con el que se consigue una secuencia cuyo MSE con respecto a la original es menor que el valor obtenido con el filtro promedio direccional 3D; de cualquier modo, el promedio direccional intenta ser menos agresivo en el filtrado que su contraparte; no obstante, es posible conseguir mejores resultados en otras condiciones de imagen con el filtro direccional que con el promedio, como se muestra en Faúndez (2001).

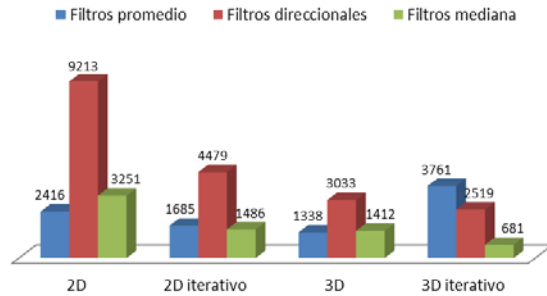
B. Resultados del filtrado 3D espacio-temporal iterativo

En aras de establecer conclusiones más precisas sobre el efecto de adicionar el procedimiento iterativo al esquema inicial de filtrado espacio-temporal, se aplicó este procedimiento también a los filtros 2D clásicos, obteniendo los resultados que muestra la Tabla 2, donde se consignan los valores MSEA de las secuencias filtradas con los mismos tipos de filtro de la Tabla 1, con un *factor* de 0.5. Por último, en la Figura 10 se totalizan los valores de MSEA para todos los filtros estudiados, 2D, 3D e iterativos.

Tabla 2. Valores del MSE acumulado para los filtros probados con respecto a la secuencia con ruido gaussiano adicionado

Secuencia	MSEA
Secuencia con ruido gaussiano	17792
Filtro promedio 2D iterativo	1685
Filtro promedio 3D iterativo	3761
Filtro direccional 2D iterativo	4479
Filtro direccional 3D iterativo	2519
Filtro mediana 2D iterativo	1486
Filtro mediana 3D iterativo	681

Figura 10. Valores del MSE para los diferentes filtros 2D y 3D estudiados (iterativos y no)



De la figura anterior se puede concluir que aunque el filtrado 2D iterativo mejora el desempeño sobre el filtrado clásico 2D en todos los tipos de filtro, el filtrado 3D muestra valores menores de MSE frente al propio 2D iterativo. Por su parte, el filtrado 3D iterativo logra el mejor desempeño desde el punto de vista del MSE, excepto para el filtro promedio, siendo el filtro mediana 3D iterativo el que logra un MSE acumulado más bajo, por lo que es de esperarse que los perfiles obtenidos de éste presenten fluctuaciones mucho más atenuadas.

IV. CONCLUSIONES

Se propone un filtro 3D espacio-temporal como estrategia para el pre-procesamiento de las imágenes térmicas en el cual el estado anterior y el estado próximo de cada pixel se operan para el cálculo del nuevo valor del pixel en el termograma actual, en contraposición al filtrado clásico espacial que al aplicarlo a una secuencia no involucra la información temporal (evolución de la intensidad del pixel) al cálculo del valor filtrado.

Con el fin de aprovechar el algoritmo de filtrado por convolución implementado en MATLAB, se convierte el cubo 3x3x3 centrado en el pixel a procesar a una máscara de 9x3, obteniendo mejorías en los desempeños de cada tipo de filtro estudiado con respecto a su versión 2D (alrededor del 45% para el filtro promedio, del 67% para el promedio direccional, y del 57% para el filtro mediana). Para el estudio realizado el mejor resultado neto se obtuvo con el filtro promedio 3D, y resulta curioso que el promediado direccional, que con imágenes de escenas naturales reporta un menor MSE que sus contrapartes, en este caso tenga el menor desempeño; no obstante, lo que no deja de ser interesante es que un filtro como éste, menos agresivo en cuanto a que suaviza menos pero preserva mejor los bordes, alcanza en su versión 3D un desempeño, en cuanto al MSE, comparable a los filtros

mediana y promedio 2D para este tipo de aplicación. Además es el que mejora de manera más contundente al pasar de 2D a 3D.

En un paso más allá, añadiendo un bucle de iteración en el que cualquiera de los filtros 3D anteriores se ejecute varias veces, cada vez sobre el resultado de la iteración previa, conduce a desempeños aún mejores, incluso en sus versiones 2D, excepto para el caso del filtro promedio; la inclusión del procedimiento iterativo en los filtros mediana y direccional 3D llevan a una mejoría adicional en el MSE del 52% y del 17%, respectivamente. Lo que sí debe tenerse en cuenta es que dependiendo del tipo de filtro pueden incrementarse ciertos efectos secundarios de su aplicación, con lo que puede resultar mejor la escogencia de un filtro 3D que no presente el MSE más bajo de acuerdo con las pruebas: por ejemplo, el efecto de “escalera” que se nota sobre los perfiles térmicos como resultado de la ejecución del filtro mediana, no se presenta si se aplica el filtro direccional, aunque con éste las fluctuaciones residuales causadas por el ruido atenuado son más apreciables que con el primero.

V. REFERENCIAS

- Alsaadawi, Z. & Netzelmann, U. (2010). Spatio-temporal filtering of active thermography data for noise reduction and data compression. *10th International Conference on Quantitative InfraRed Thermography (QIRT 2010)*. July, 2010, Québec, Canada.
- D'Orazio, T., Leo, M., Guaragnella, C., & Distanti, A. (2007). Analysis of image sequences for defect detection in composite materials. *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, 4678, 855-864. Berlin, Alemania, Springer Verlag
- Faúndez, M. (2001). *Tratamiento digital de voz e imagen, y aplicación a la multimedia*. México DF, México: Alfaomega
- García, D. (2010). Robust smoothing of gridded data in one and higher dimensions with missing values. *Computational Statistics and Data Analysis*, 54(4), 1167-1178
- Jetto, L. (1999). Stochastic modeling and 3D minimum variance recursive estimation of image sequences. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 10(3), 225-254
- Mao, Z.; Ma, L.; Zhao, M., & Li, Z. (2006). Feature-preserving mesh denoising based on contextual discontinuities. *Journal of Zhejiang University SCIENCE A*, 7(9), 1603-1608
- Meguro M., Taguchi, A., & Hamada, N. (1999). Data-dependent weighted average filtering for image sequence enhancement. En *Proceedings NSIP*, 1999, 821-825
- Mertzios, B.G. & Tsirikolias, K. (1998). Coordinate logic filters and their applications in image processing and pattern recognition. *Circuits Systems Signal Processing*, 17(4), 517-538
- Ponomaryov, V. (2007). Real-time 2D–3D filtering using order statistics based algorithms. *Journal of Real Time Image Processing*, 1(3), 173-194
- Shepard, S.M., Lhota, J.R., Rubadeux, B.A., Wang, D., & Ahmed, T. (2003). Materials characterization using reconstructed thermographic data. *AIP Conference Proceedings*, 657(1), p.1270
- Valdés, M., Inamura, M., Valera, J., & Yao, L. (2006). Multidimensional filtering approaches for pre-processing thermal images. En *Multidimensional system signal processing*, 17(4), 299-325

VI. CURRÍCULOS

Andrés David Restrepo Girón. Ingeniero Electrónico (1999), Magíster en Automática (2005) y candidato a Doctor en Ingeniería de la Universidad del Valle, asociado al Grupo de Investigación en Percepción y Sistemas Inteligentes (PSI). Profesor de la Facultad de Ingeniería y Director del programa de Ingeniería Electrónica de la Universidad Santiago de Cali, vinculado a su Grupo de Investigación en Instrumentación Electrónica (GIE). Sus áreas de interés son la instrumentación electrónica, los sistemas digitales microcontrolados y el procesamiento de señales e imágenes.

Humberto Loaiza Correa. Ingeniero Electricista (1990) y Magíster en Automática (2005) de la Universidad del Valle; Doctor en Robótica y Visión Artificial (1999) de la L'Université d'Evry, Francia. Profesor y Director de la Escuela de Ingenierías Eléctrica y Electrónica de la Universidad del Valle. Codirector del Grupo de Investigación en Percepción y Sistemas Inteligentes (PSI). Sus áreas de interés son la robótica móvil, la visión artificial, y el procesamiento de señales e imágenes.