

# CARACTERIZACIÓN DE UN FILTRO ADAPTATIVO PARA LA REDUCCIÓN DE RUIDO EN INTERFEROMETRÍA DE SPECKLE DIGITAL

P. D. Ruiz <sup>(1)</sup> y G. H. Kaufmann <sup>(1,2)</sup>

<sup>(1)</sup> Grupo de Óptica Aplicada - Instituto de Física de Rosario - CONICET - UNR

<sup>(2)</sup> Departamento de Física - Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura - UNR

Bv. 27 de febrero 210 bis - (2000) - Rosario - Argentina

e-mail: ruizp@ifir.ifir.edu.ar

En este trabajo se evalúa un filtro adaptativo no lineal basado en consideraciones de la mecánica estadística. El filtro se aplica a la reducción de ruido en franjas obtenidas por Interferometría Speckle Digital. El filtro, de tipo "clustering", reduce el ruido speckle y preserva al mismo tiempo bordes de alto contraste. Para ser aplicado, se deben especificar el tamaño del kernel y el número de iteraciones. En el trabajo se muestra que estos parámetros dependen de la frecuencia espacial de las franjas, el tamaño promedio del speckle y la presencia de bordes de alto contraste en la imagen. Para evaluar el filtro se utilizaron franjas de correlación simuladas digitalmente y otras obtenidas en forma experimental. Los resultados se comparan con los obtenidos mediante algunos de los métodos usualmente empleados en interferometría de speckle digital.

In this paper, the application of a scale-space filter for speckle noise reduction in Digital Speckle Pattern Interferometry correlation fringes is evaluated. The filter, derived from information theory and statistical mechanics considerations, is an iterative, adaptive, and clustering algorithm which performs edge preserving smoothing. In order to apply the filter, the kernel size and the number of iterations must be previously set. This paper shows that both parameters may be chosen depending on image features, e.g. presence or absence of sharp edges due to shadows, holes, or physical limits of the test object. Both computer-simulated and experimental correlation fringes are used to test the scale space filter. Results are compared with that obtained by other methods, usually applied in Digital Speckle Pattern Interferometry.

## I. INTRODUCCIÓN

El procesamiento de las franjas de correlación obtenidas en Interferometría de Speckle Digital exige el uso de filtros que reduzcan el ruido que las contamina. Si bien existen algunos algoritmos basados en la transformada de Fourier que reducen apreciablemente el ruido de speckle, éstos no son capaces de preservar bordes de alto contraste que eventualmente pueden definir los límites físicos de un objeto, orificios, fracturas, o simplemente sombras sobre la superficie estudiada. Otros tipos de filtros pueden encontrarse en la literatura,<sup>(1)-(6)</sup> pero ninguno de ellos ha demostrado buena reducción de ruido y al mismo tiempo buena preservación de bordes.

En este trabajo se evalúa un filtro adaptativo no lineal basado en consideraciones de la mecánica estadística<sup>(7),(8)</sup>. Para ser aplicado, el mismo exige la especificación de dos parámetros externos, el tamaño de ventana y el número de iteraciones. Con el fin de establecer los valores de los parámetros que optimicen el desempeño del filtro, se utilizaron franjas de correlación simuladas digitalmente y otras obtenidas en forma experimental. Se muestra que estos parámetros dependen de la frecuencia espacial de las franjas, el tamaño promedio del speckle y la presencia de bordes de alto contraste en la imagen. Finalmente, los resultados se comparan con los obtenidos mediante algunos de los métodos usualmente empleados en interferometría de speckle digital.

## II. DESCRIPCIÓN DEL FILTRO

La respuesta del filtro  $\tilde{I}_{ij}$  para cada pixel  $(i, j)$  de la imagen a procesar se calcula mediante un kernel centrado en  $(i, j)$  de  $M \times M$  pixels a través de la relación<sup>(7)</sup>

$$\tilde{I}_{ij} = \frac{\sum_{k, l=-W}^W I_{i-k, j-l} q_M p_M}{\sum_{k, l=-W}^W q_M p_M} \quad (1)$$

donde

$$q_M = \exp[-\alpha(k^2 + l^2)] \quad (2)$$

y

$$p_M = \exp[-\beta_{ij}(I_{ij} - I_{i-k, j-l})^2] \quad (3)$$

siendo

$$W = (M - 1)/2 \quad (4)$$

$$\alpha = 1/2^M \quad (5)$$

y

$$\beta_{ij} = 1/2\sigma_{ij}^2 \quad (6)$$

donde la varianza local  $\sigma_{ij}^2$  y la media local  $\bar{I}_{ij}$  están definidas respectivamente por

$$\sigma_{ij}^2 = \frac{\sum_{k,l=-W}^W q_{kl} (I_{i-k,j-l} - \bar{I}_{ij})^2}{\sum_{k,l=-W}^W q_{kl}} \quad (7)$$

y

$$\bar{I}_{ij} = \frac{\sum_{k,l=-W}^W q_{kl} I_{i-k,j-l}}{\sum_{k,l=-W}^W q_{kl}} \quad (8)$$

El nivel de intensidad resultante  $\tilde{I}_{ij}$  del pixel  $(i,j)$  se puede interpretar como un centro de clustering, dados los pixels  $I_{i-k,j-l}$  de un kernel centrado en  $(i,j)$  de  $M \times M$  pixels. El factor  $q_{kl}$  es un coeficiente de peso que considera la distancia euclídeana de los pixels del kernel respecto del central, y que depende también de un parámetro  $\alpha$  definido en función del tamaño del kernel. A través del factor  $q_{kl}$ , aquellos pixels cercanos al pixel  $(i,j)$ , contribuyen más a la respuesta del filtro que aquellos más alejados. Por ejemplo, si  $\alpha = \infty$ , entonces  $q_{kl} = 1$  cuando  $k = i, l = j$ , y 0 en caso contrario. Esto significa que el nivel de intensidad se preserva perfectamente. En el otro extremo, pequeños valores de  $\alpha$  indican que un mayor número de pixels contribuyen al valor de  $\tilde{I}_{ij}$ , extendiéndose la región espacial que afecta a la respuesta del filtro. Por esta razón,  $\alpha$  se conoce como el parámetro de escala espacial.

El parámetro  $\beta_{ij}$  dado por la Ec. (3), está relacionado con las fluctuaciones en los niveles de intensidad de los pixels del kernel. De la Ec. (6) se observa que  $\beta_{ij}$  es pequeño para valores elevados de la varianza local (presencia de ruido o bordes de alto contraste), y el filtro se comporta como una convolución gaussiana. Se debe notar, sin embargo, que aunque se borrarían los bordes en las primeras iteraciones, el mismo proceso hace que luego sean reconstruidos. De lo contrario, si  $\beta_{ij}$  es grande, entonces  $p_{kl}$  representa una distribución estrecha. En este caso, al valor de  $\tilde{I}_{ij}$  sólo contribuyen pixels muy similares al central, el cual mantiene su nivel de intensidad prácticamente invariable. En el límite cuando  $\beta_{ij} = \infty$ , el valor del pixel se conserva perfectamente.

Si consideramos el histograma de los pixels del kernel, se aprecia que el factor  $p_{kl}$  representa una distribución gaussiana en el espacio de intensidades, donde la media local está dada por el valor de  $\tilde{I}_{ij}$  estimado en la última iteración, y la varianza local por  $\frac{1}{2} \beta_{ij}^{-1}$ . Esta distribución se usa para ponderar las

intensidades de los pixels del kernel. Como la media local varía de una iteración a otra, tras sucesivas correcciones  $\tilde{I}_{ij}$  converge a un valor final. Este mecanismo es el responsable del clustering de las soluciones del filtro.

Para iniciar el proceso de filtrado, la media local  $\bar{I}_{ij}$  definida en la Ec. (8) se considera como el valor del pixel central  $I_{ij}$ .

Es importante aclarar que  $\alpha$  y  $\beta_{ij}$  no fueron derivados del planteo estadístico del cual surge el filtro en la Ec. (1). Estos parámetros se pueden definir de otro modo, dependiendo de la naturaleza del ruido a filtrar y de otras características que puedan tener las imágenes a procesar. Sin embargo,  $\beta_{ij}$  se debe seleccionar de tal modo que sea sensible a las fluctuaciones del ruido y sea capaz de distinguir las zonas de bordes de alto contraste en la imagen.

Si bien el filtro como fué definido anteriormente está pensado para ser aplicado en ruido aditivo, el mismo es capaz de remover adecuadamente el speckle en franjas de correlación. Esto se debe a que dichas franjas poseen una estadística en intensidad que, con un cierto grado de aproximación, se puede describir por una función gaussiana.

### III. EVALUACIÓN DEL FILTRO

Para evaluar el desempeño del filtro, se emplearon los parámetros numéricos que se definen a continuación.

El índice de speckle  $s$  definido por

$$s = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N \frac{\sigma_{ij}}{\bar{I}_{ij}}, \quad (9)$$

donde  $\sigma_{ij}$  y  $\bar{I}_{ij}$  son respectivamente, el desvío estándar local y la media local sobre un kernel de  $5 \times 5$  pixels, y  $N$  es el número de pixels en las direcciones vertical y horizontal de la imagen. El índice de speckle puede ser considerado como un promedio de la recíproca de la relación señal ruido ( $1/\text{SNR}$ ).

La fidelidad  $f$  expresada

$$f = 1 - \frac{\sum_{i,j=1}^N [I_{ij}^{(0)} - I_{ij}]^2}{\sum_{i,j=1}^N [I_{ij}^{(0)}]^2} \quad (10)$$

donde  $I_{ij}^{(0)}$  y  $I_{ij}$  son las intensidades de la imagen de referencia y la imagen de prueba respectivamente.

La visibilidad  $v$  expresada como

$$v = \frac{\tilde{I}_{\max} - \tilde{I}_{\min}}{\tilde{I}_{\max} + \tilde{I}_{\min}} \quad (11)$$

donde  $\tilde{I}_{\max}$  e  $\tilde{I}_{\min}$  son respectivamente, las intensidades máxima y mínima de cada franja en la imagen filtrada.

#### IV. RESULTADOS

Para evaluar el desempeño del filtro se generaron franjas simuladas digitalmente<sup>(6)</sup>. En primer lugar, se analizó el caso en el que las franjas no contienen bordes, sombras, o agujeros sobre el objeto (ver Fig. 1(a)). En este caso, la evaluación del filtro sobre franjas de distinta densidad y tamaño de speckle muestra que cuando el speckle es de 1 a 1.5 pixels, conviene iterar una o dos veces con un kernel de  $9 \times 9$ . De este modo, se pueden filtrar franjas de mayor frecuencia espacial reduciendo significativamente el ruido de speckle y resultando buena visibilidad (ver Fig. 1 (b)). Además, el tiempo de cálculo resulta menor que en los casos de kernels de  $7 \times 7$  que se debe iterar varias veces para obtener una misma reducción de ruido, sin mejorar la visibilidad. La Fig. 2 muestra la visibilidad de las franjas filtradas de la Fig. 1(a) a lo largo de la dirección horizontal para distintos tamaños de kernel. Cuando la densidad de franjas es baja o el tamaño de speckle es de 2 a 2.5 pixels, conviene iterar hasta 10 veces con kernels de  $9 \times 9$  o de  $11 \times 11$ . Sin embargo, el índice de speckle sólo se reduce un 1% entre iteraciones sucesivas, y el tiempo de cálculo se incrementa considerablemente (ver Tabla 1).



Figura 1. Franjas de correlación simuladas digitalmente, con tamaño de speckle de 2 pixels: (a) original; (b) filtrada con kernel de  $9 \times 9$  y 1 iteración.

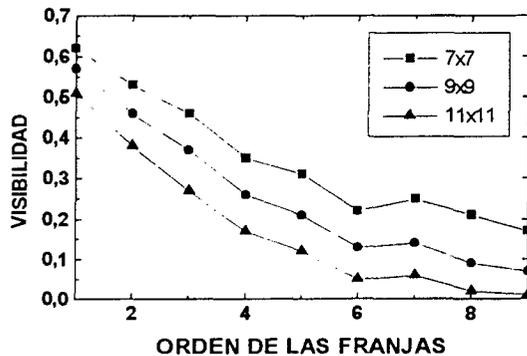


Figura 2. Visibilidad a lo largo de la dirección horizontal para las franjas de correlación de la Fig. 1(a), filtradas con kernels de  $7 \times 7$ ,  $9 \times 9$  y  $11 \times 11$  pixels y una iteración

TABLA 1: Índice de speckle  $s$ , fidelidad  $f$ , visibilidad  $v$  y tiempo de procesamiento  $t$  en segundos, obtenidos al filtrar franjas equiespaciadas con tamaño de speckle de 2 pixels, empleando un kernel de  $9 \times 9$  pixels y varias iteraciones.

Número de iteración	$s$	$f$	$v$	$t$ (s)
0	0.78	0.36	0.63	-
1	0.14	0.91	0.74	247
2	0.11	0.92	0.66	414
3	0.10	0.91	0.61	581
4	0.09	0.90	0.54	748
5	0.08	0.88	0.49	915

Cuando las franjas no ocupan toda la imagen o cuando el objeto contiene bordes de alto contraste, como se observa en la Fig. 3(a), el filtrado anterior no siempre resulta satisfactorio. (ver Figs. 3(b) y 3(c)). Si bien la convergencia del filtro a los centros de clustering locales permite que los bordes bien contrastados se preserven, aquellos detalles cuyo tamaño son del orden del kernel usado tienden a borronearse tras sucesivas iteraciones.

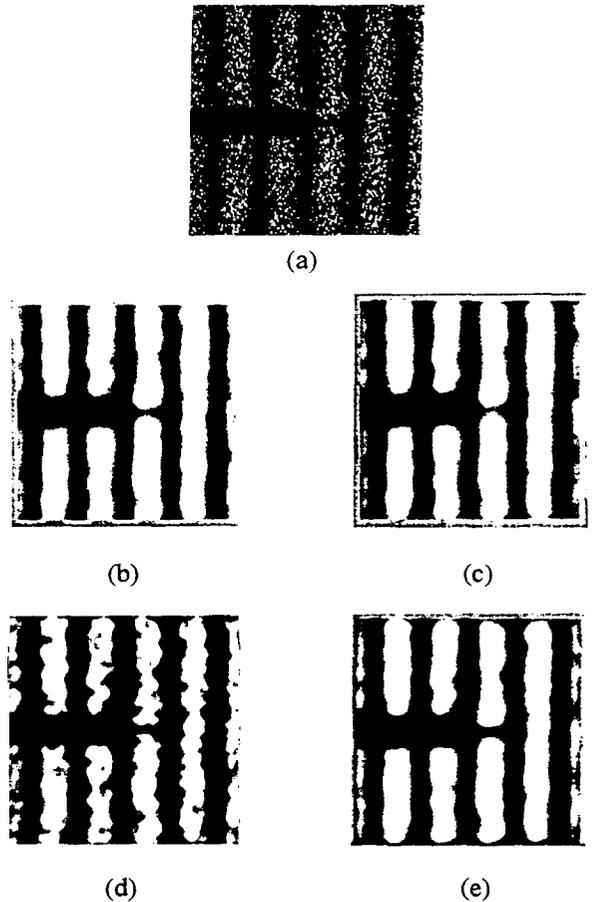


Figura 3. Franjas de correlación generadas en forma digital, que simulan una fractura sobre una placa: (a) original; (b) filtrada con kernel de  $9 \times 9$  y 5 iteraciones; (c) filtrada con kernel de  $11 \times 11$  y 2 iteraciones; (d) filtrada con kernel de  $3 \times 3$  y 30 iteraciones; (e) filtrada con kernel de  $5 \times 5$  y 20 iteraciones.

La solución para reducir el ruido y preservar detalles pequeños, consiste en emplear kernels de  $5 \times 5$  para speckle de 1.5 a 2 pixels aproximadamente, o de  $3 \times 3$  para speckle de 1 a 1.5 pixels, e iterar hasta alcanzar una buena reducción de ruido. Cabe señalar que en estos últimos casos, el filtro converge a los centros de clustering entre 20 y 30 iteraciones. Este número de iteraciones genera un efecto indeseable en las imágenes ocasionado por la distribución espacial de los clusters (ver Fig. 3(d)). Por esta razón, es preferible truncar la convergencia antes de que se produzca tal efecto. Entonces, para estos casos se sugiere emplear 15 a 20 iteraciones para kernels de  $5 \times 5$ , (ver Fig. 3(e)). Además, cabe señalar que este efecto es más notable para kernels pequeños y que si bien también se produce con kernels mayores, resulta menos perceptible.

El filtro también se aplicó a franjas reales producidas sobre una placa fracturada sometida a una carga de tracción, como se muestra en la Fig. 4(a). Empleando un kernel de  $5 \times 5$  y 20 iteraciones, se obtuvo la imagen filtrada que muestra la Fig. 4(b). A modo de comparación, se muestra la aplicación de un filtro pasabajos basado en la transformada de Fourier y un filtro de mediana (ver Figs. 4(c) y 4(d)).

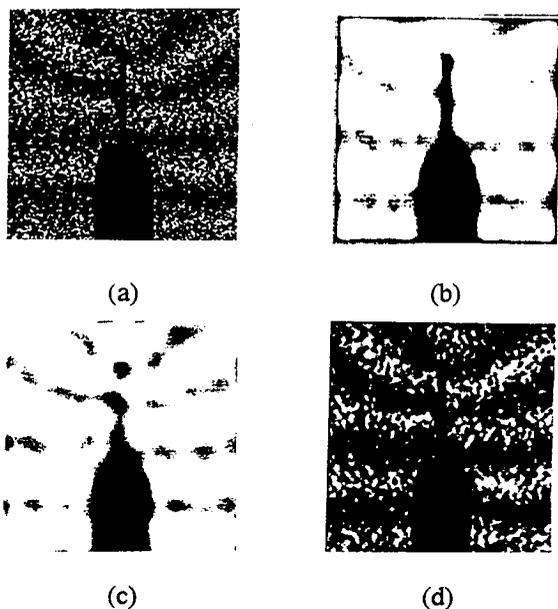


Figura 4. Franjas de correlación experimentales producidas sobre una placa sometida a tracción: (a) original; (b) filtrada con filtro scale-space, kernel de  $5 \times 5$  y veinte iteraciones; (c) filtrada con filtro pasabajo de Fourier (frecuencia de corte = 9); (d) filtrada con mediana, con kernel de  $7 \times 7$ .

## V. CONCLUSIONES

En este trabajo se presenta un filtro adaptativo derivado de consideraciones de la mecánica estadística que se aplica para reducir el ruido de speckle en franjas de correlación generadas en Interferometría de Speckle

Digital. Con el objeto de seleccionar el tamaño adecuado de kernel y el número de iteraciones que mejor se adapten al comportamiento del filtro, se analizaron dos casos distintos. Los resultados muestran que para franjas de baja frecuencia espacial, tamaño de speckle de 2.5 a 3 pixels y ausencia de bordes, es conveniente aplicar kernels de  $9 \times 9$  u  $11 \times 11$  pixels. Sin embargo, para franjas de mayor frecuencia espacial y/o speckle de 1 a 1.5 pixels conviene iterar con kernels de  $7 \times 7$  si se desea mayor visibilidad y menor tiempo de cálculo.

En presencia de bordes se observan mejores resultados si se itera entre 15 y 20 veces con kernels de  $5 \times 5$ . Estos valores permiten preservar detalles y bordes en mayor grado, aunque para speckle de 2 a 2.5 pixels conviene truncar la convergencia del filtro para evitar el efecto de distribución de clusters.

Si bien se ha logrado diferenciar casos y establecer el tamaño de kernel y el número de iteraciones adecuados, los resultados son susceptibles de mejoras posteriores. Estas mejoras podrían involucrar la adaptación de los factores  $q_M$  y  $p_M$  a la estadística en intensidad de las franjas, considerando distribuciones Chi cuadrado y no gaussianas, dado que representan una descripción más precisa del ruido speckle.<sup>9</sup>

La influencia de diferentes filtros en la distribución de fase de las franjas generadas en Interferometría de Speckle Digital es un tema importante en términos de aplicaciones a la ingeniería. Este hecho se debe a que permite la evaluación directa de los campos de desplazamientos y tensiones, y la forma de las superficies estudiadas. Como fue expuesto, una de las principales ventajas del filtro adaptativo presentado en este trabajo es su habilidad para preservar bordes, incrementando la precisión en la localización espacial del objeto y reduciendo posibles distorsiones locales de la fase sobre o cerca de los bordes. Asimismo, los resultados del filtrado reducen las imprecisiones en la relación espacial existente entre el observable codificado en las franjas (tensiones) y las características del objeto (fractura).

## Referencias

- 1 - A. Davila, G. H. Kaufmann and D. Kerr, *J. Mod. Opt.* **42**, 1795-1804 (1995).
- 2 - G. H. Kaufmann and G. E. Galizzi, *Opt. Eng.* **35** (1), 9-14 (1996).
- 3 - S. Lee, *Opt. Eng.* **25**, 636-643 (1986).
- 4 - V. S. Frost, J. A. Stiles K. S. Shanmugan, and J. C. Holtzman, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **4**, 157-165 (1982).
- 5 - M. Nagao and T. Matsuyama, *Comp. Graph. Imag. Proc.* **9** (4), 394-407 (1979).
- 6 - P. D. Ruiz, "Speckle noise filtering," MS thesis, Centro de Investigaciones Ópticas, La Plata, Argentina (1996).
- 7 - Y. I. Wong, *IEEE Trans. Im. Proc.* **4** (6), 774-787 (1995).
- 8 - A. Davila, G. H. Kaufmann and D. Kerr, *Opt. Eng.* **35** (12), 3549-3554 (1996).
- 9 - J. W. Goodman, in "Laser speckle and related phen.", ch. 2-4, J. C. Dainty, Ed., Springer Verlag, Berlin (1984).