

Restauración de Imágenes en escala de grises con degradación de sal y pimienta utilizando lógica borrosa y optimización por enjambre de partículas

Integrantes: Renato J. Manzo y Cristian Vizzarri

Trabajo final de "Inteligencia Computacional", II-FICH-UNL

Resumen— El filtrado de ruido es una tarea importante en el pre-procesamiento de imágenes digitales. Tal es así su importancia que sin ello la extracción de características se transformaría en inviable. Este artículo presenta un nuevo método de eliminación de ruido de sal y pimienta sobre imágenes en escala de grises, utilizando lógica borrosa y optimización mediante la técnica de enjambre de partículas.

El método propuesto es capaz de eliminar la componente de ruido optimizando los parámetros que definen las funciones de membresía del conjunto de entrada del sistema borroso. El rendimiento del método es probado en varias imágenes dañadas con distintas densidades de ruido y comparado con el filtro de mediana clásico. Los resultados experimentales muestran que el método propuesto presenta un rendimiento superior al filtrado de mediana en un rango de ruido que va desde el 1% al 60%, mientras que al mismo tiempo que se preserva eficazmente los detalles de la imagen.

Palabras clave — Sal y pimienta, Procesamiento, Conjunto borroso, Optimización, PSO.

I. INTRODUCCIÓN

En ciertas ocasiones y debido a diversos factores, las imágenes digitales poseen información no deseada que degrada la imagen original. Esta información denominada ruido es incorporada a la imagen por dos grandes factores: por error en la adquisición de la imagen debido a defectos en los sensores o bien por error en la transmisión de la imagen a través de los canales de comunicación.

La restauración de imágenes con degradación de ruido es una disciplina que lleva ya muchos años y resulta de vital importancia en el esquema de procesamiento de una imagen digital. No obstante, para poder eliminar el ruido, primero se debe conocer el tipo de ruido que afecta la imagen. Reconocer el tipo de degradación no es una tarea compleja, existen distintas técnicas que permiten realizar esta tarea pero que están fuera del alcance de la propuesta de este trabajo. Particularmente, el tipo de ruido a tratar es el ruido conocido como sal y pimienta. Este provoca que píxeles [1] de la imagen en escala de gris sean muy diferentes en intensidad a sus vecinos circundantes, provocando no solo una degradación a nivel visual sino afectando a otras tareas importantes del esquema de procesamiento de una imagen digital como ser, por ejemplo, la detección de bordes.

Dentro de las técnicas clásicas de procesamiento, existen distintos filtros para la reducción de este tipo de ruido. De todos ellos, dado su simplicidad y buenos resultados, debemos mencionar el filtro de mediana. Este se aplica en toda la imagen de modo espacial [1]. Se toman ventanas de un determinado tamaño y se reemplaza el valor del píxel por el valor de la mediana de la vecindad. Como

contraparte, este método introduce otra degradación no deseada a la imagen denominada desenfoque.

En este trabajo se plantea una nueva metodología para la detección y restauración de este tipo de ruido utilizando para ello un sistema borroso. En primer término se detectan los píxeles candidatos, aquellos que dependiendo de su valor son considerados ruido de tipo sal o pimienta. Posteriormente, y teniendo en cuenta el sistema borroso planteado, se calcula el nuevo valor del píxel afectado y se lo reemplaza con este nuevo valor.

Finalmente, y en pos de un mejor resultado, se realiza una optimización de las conjuntos de entrada del sistema borroso mediante el método de optimización por enjambre de partículas (PSO).

II. METODOLOGÍA

En los recientes años, se han incrementado en número las aplicaciones que utilizan sistemas borrosos para resolver problemas. Desde aplicaciones del rango de uso hogareño como cámaras, grabadoras, lavarropas, microondas y hasta incluso el control de procesos industriales, entre otros. En este sentido y siguiendo los lineamientos descriptos en otro trabajo [4], se propone utilizar un algoritmo con un sistema borroso para la restauración de las imágenes con degradación de ruido de tipo de sal y pimienta.

A. Sistema borroso

El sistema borroso propuesto en este trabajo es del tipo mandami, con dos entradas y una salida. La composición de reglas es por minimización (AND) y el proceso de defuzzificación se realiza por el método del centroide.

Las funciones de membresía que definen el conjunto de entrada (Fig. 1) se definen por: Dark, Avg y Light; tanto para la entrada N°1 (P1) como para la entrada N°2 (P2). En cambio, las funciones de membresía para el conjunto de salida (Fig. 2) se definen por: Dark, DmA, Avg, AmL y Light.

Como bien se puede observar en la Fig. 1 y Fig. 2, las funciones de membresía utilizadas son del tipo gaussianas [4] ya que proveen una transición más suave y se encuentran definidas en el intervalo [0,1].

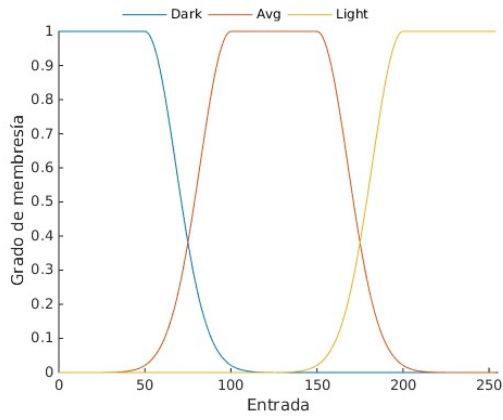


Fig. 1: Conjunto de entrada (P1 y P2).

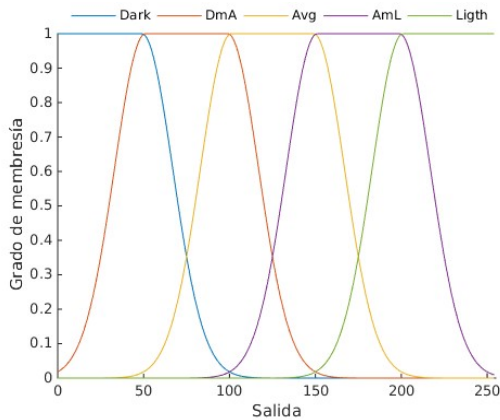


Fig. 2: Conjunto de entrada (P1 y P2).

Las reglas que establecen la relación entre los conjuntos de entradas y la salida se expresan en la Tabla I:

TABLA I
DEFINICIÓN DE REGLAS POR COMPOSICIÓN

P1 y P2	Dark	Avg	Light
Dark	Dark	DmA	Avg
Avg	DmA	Avg	AmL
Light	Avg	AmL	Light

Ejemplo:

Si P1 = Dark y P2 = Avg entonces decisión es DmA.
Si P1 = Light y P2 = Avg entonces decisión es AmL.

Utilizando como referencia la Tabla I y la composición por minimización, podemos construir las restantes 7 reglas.

B. Esquema de aplicación

La Fig. 3 representa el esquema de aplicación del algoritmo con el sistema borroso propuesto y PSO para la optimización del sistema. Este consiste en cuatro etapas que se detallan a continuación.

Aclaración: Tal y como sucede con el filtro de mediana, no se tienen en cuenta los bordes de la imagen en el procesamiento.

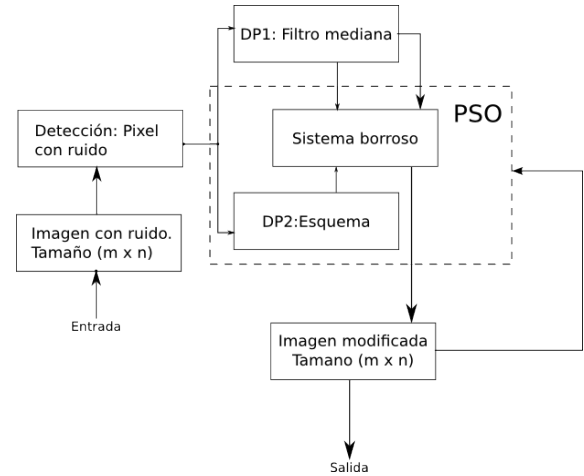


Fig. 3: Esq. de aplicación del sistema borroso con optimización por PSO.

Primera etapa: Se detectan los píxeles ruidosos candidatos. Solo aquellos considerados como sal o pimienta son alterados, el resto no se ven modificados.

Segunda etapa: Por cada píxel candidato (i,j) se toma una ventana de 3×3 . A fines prácticos (Fig. 4), cada píxel vecino con respecto a (i, j) se corresponde a una dirección {NO = Noroeste, N = Norte, NE = Noreste, O = Oeste, E = Este, SO = Suroeste, S = Sur, SE = Sureste}.

NO	N	NE
O	Ruido	E
SO	S	SE

Fig. 4: Vecindad del píxel ruidoso.

Tercera etapa: De acuerdo a esta ventana, se arman conjuntos de píxeles P1 y P2. Quedan definidos cuatro conjuntos a partir de los ocho píxeles vecinos al píxel ruidoso: $ss1=[N,S]$, $ss2=[O,E]$, $ss3=[NE,SO]$, $ss4=[NO,SE]$ se procesan con el sistema borroso y se obtienen los valores NS1 y NS2. Por otra parte, se calcula la mediana de la ventana (DP1). Luego, los valores de NS1 y NS2 se procesan nuevamente con el sistema borroso y se obtiene el valor DP2. Finalmente, utilizando los valores de DP1 y DP2 se procesan por última vez mediante el sistema borroso y se obtiene el valor de salida.

184	175	179
201	255	179
202	165	200

Fig. 5: Vecindad del píxel ruidoso.

Teniendo en cuenta el ejemplo propuesto en la figura 5, obtenemos los siguientes resultados:

1. Cálculo de mediana:
DP1= Mediana[165,175,179,179,184,200,201,255]
2. Evaluación en el sistema difuso:
NS1=[evaluarSistema(ss1),evaluarSistema(ss2)]
NS1=[evaluarSistema(ss3),evaluarSistema(ss4)]
3. DP2=evaluarSistema(NS1,NS2)
4. salida=evaluarSistema(DP1,DP2)

Cuarta etapa: Finalmente, se reemplaza el valor del píxel candidato por el valor de salida. Este proceso se repite hasta que se modifican todos los píxeles ruidosos de la imagen.

C. Optimización del sistema borroso

Para comparar la bondad del esquema propuesto respecto al filtro de mediana se utilizó una medida expresada en decibelios (db): Peak signal-to-noise ratio (PSNR) [7]. En algunas imágenes los valores eran superiores al filtro de mediana pero en otros casos no. Incluso, variando apenas las parámetros que definen las funciones de membresía se obtenía un valor mejor o peor de PSNR. Por esta razón, se decidió llevar a cabo una optimización del sistema borroso.

Como método de optimización se utilizó PSO, logrando la optimización de los parámetros que definen las funciones de membresía de los conjuntos tanto de entrada como de salida del sistema borroso. Como valor de referencia en la optimización se utilizó el valor de PSNR; a mayor valor mejor el valor de salida.

En el entrenamiento se probaron distintas alternativas, modificando sólo los conjuntos de entrada, los de salida y/o ambos conjuntos en simultáneo. A su vez, se utilizó un peso inercial como parámetro para controlar el impacto de las velocidades anteriores sobre la velocidad actual. En este caso, el peso establecido es lineal, es decir, disminuye linealmente desde un valor grande a un valor pequeño a lo largo de las iteraciones. Finalmente, la mejor optimización en tiempo y resultado fue la optimización de los conjuntos de entrada.

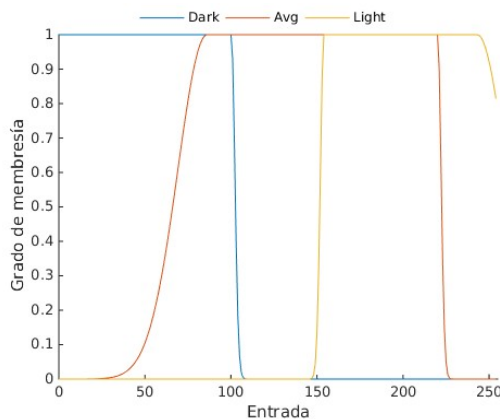


Fig. 6: Ejemplo de optimización del conjunto de entrada utilizando PSO.

Como se puede observar en la figura 6, los conjuntos de entrada cambian significativamente respecto al originalmente propuesta para el sistema borroso. Esto implica un mejor ajuste de los valores esperados para el píxel candidato.

III. EVALUACIONES Y RESULTADOS

El método propuesto se aplicó a diferentes imágenes con el objeto de poner a prueba el rendimiento en comparación con el filtro de mediana. Como medidas objetivas se utilizaron PSNR y structural similarity (SSIM) [8]. A mayor PSNR mejor es el resultado y cuanto más se acerca el valor de SSIM a 1 más se parece a la imagen original.

El método de optimización por PSO es no determinístico. Con el fin de independizarnos del sesgo producto de esto, el cálculo del filtro propuesto se realizó un total de 10 veces por cada imagen.

TABLA II

RESULTADOS COMPARATIVOS PSNR Y SSIM DEL MÉTODO PROPUESTO EN DISTINTAS IMÁGENES CON 1% (PROMEDIOS SOBRE 10 FILTROS BORROSOS)

Pic. / Med.	PSNR (db)				SSIM	
	Referencia	Mediana	Fuzzy	Ganancia	Mediana	Fuzzy
lena	25,258	35,939	38,803	13,544	0,935	0,984
cameraman	25,758	26,751	39,483	13,725	0,887	0,982
mandril	25,454	20,829	39,183	13,730	0,488	0,993
blonde	25,247	24,790	35,328	10,080	0,790	0,983

Para un 1% de ruido y teniendo en cuenta el valor de referencia - original vs. ruidosa - expresado en la Tabla II, podemos observar que los filtros propuesto (Fuzzy) para todas las imágenes son superiores al filtro de mediana. La ganancia promedio está en el orden de los 13 dbs y el valor de SSIM es más alto en todos los casos. De esta manera podemos inducir que los filtros propuestos son claramente superiores al método de mediana.

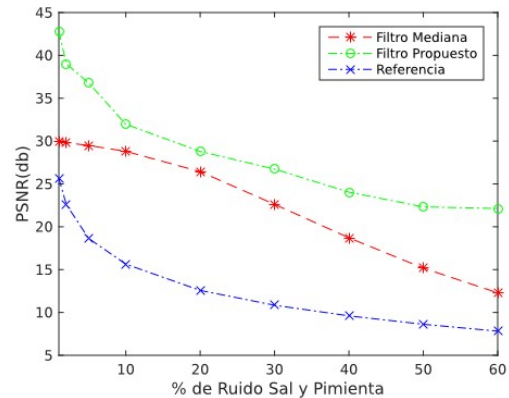


Fig. 7: Mandril - PSNR del filtro de mediana, propuesto y del valor de referencia con distintas densidades de ruido

Teniendo en cuenta la PSNR, se hizo un análisis del filtro propuesto con distintas densidades de ruido de sal y pimienta. Al observar la Fig. 7, vemos como claramente en todo momento el filtro propuesto es superior al filtro de mediana y la ganancia respecto a la referencia se preserva. Por otra parte observando la Fig. 8 (d), vemos como el filtro propuesto logra no solo reducir el ruido sino que preserva los detalles de la imagen y no introduce desenfoque.

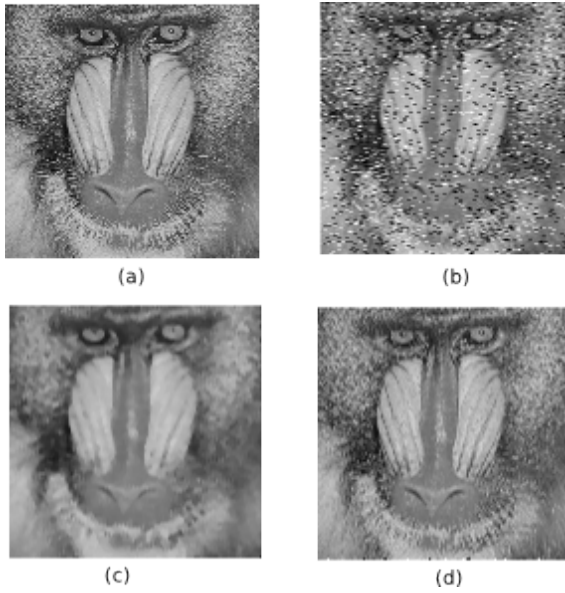


Fig. 8: Mandril - (a) Imagen Original, (b) Imagen ruidosa (10 %), (c) Imagen filtrada con mediana (d) Imagen filtrada usando método propuesto.

TABLA III

RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DEL FILTRO OBTENIDO MEDIANTE EL MÉTODO PROPUESTO PARA UNA IMAGEN PARTICULAR EN OTRA IMAGEN (PROMEDIOS SOBRE 10 FILTROS BORROSOS)

Pic. / PSNR (db)	FL-lena (db)	FL-cameraman (db)	FL-mandrill (db)	FL-blondie (db)
Referencia	38,803	39,483	39,183	35,328
lena	-	37,932	33,671	37,401
cameraman	38,623	-	33,883	26,751
mandril	38,708	38,348	-	36,657
blonde	33,199	33,744	29,203	-

Como contrapartida al método propuesto, se hizo un análisis entre los distintos filtros para determinar qué tan bueno eran estos para resolver otras imágenes. Los resultados se expresan en la Tabla III y dejan a las claras como los filtros son optimizados para cada imagen; el valor de referencia es superior en todo momento. Este efecto no es deseable.

IV. CONCLUSIONES

En este trabajo se propuso un método de filtrado basado en lógica borrosa con una optimización del sistema mediante PSO. La característica principal del método es la de determinación óptima de los parámetros que definen las funciones de membresía del conjunto de entrada del sistema borroso, de manera tal de ajustar lo mejor posible el píxel con ruido al valor original medido en intensidad. Comparando los resultados obtenidos tanto a nivel objetivo -PSNR, SSIM- como visual, podemos afirmar que el método propuesto es capaz de no solo reducir mejor el ruido en comparación con el filtro de mediana estándar, sino que también logra preservar los detalles de la imagen. No se introduce el efecto indeseado de desenfoque. Como

contrapartida de la optimización, los parámetros de las funciones de membresía del sistema borroso son adaptados a la imagen analizada, de modo tal que el valor para dicha imagen es óptimo pero no así en la aplicación de otras imágenes con el mismo filtro.

V. FUTURAS IMPLEMENTACIONES

En la segunda etapa del esquema de aplicación del método propuesto, no se tiene en cuenta la dirección del gradiente en el cálculo. Se debería dar mayor preponderancia al valor en esta dirección y no así al promedio general de la vecindad. También se debería considerar el uso de ventanas descentradas de manera tal de poder procesar los bordes de la imagen. Finalmente, se podría adaptar el método propuesto de modo tal de procesar imágenes a color.

APÉNDICES

A. Ecuaciones

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \|I(i,j) - K(i,j)\|^2$$

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right),$$

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}$$

μ_x la media de x ;

μ_y la media de y ;

σ_x^2 la varianza de x ;

σ_y^2 la varianza de y ;

σ_{xy} la covarianza de x y y ;

$c_1 = (k_1 L)^2$, $c_2 = (k_2 L)^2$ Dos variables para estabilizar la división con un denominador débil.

L es el rango dinámico de la imagen (Típicamente esto es $2^{\#bits \text{ per pixel}} - 1$);

$k_1 = 0.01$ y $k_2 = 0.03$ por defecto.

REFERENCIAS

- [1] Gonzalez, R.C., Woods, R.E., "Digital Image Processing", 2nd Ed, Prentice-Hall.
- [2] Fuzzy Logic Tool Box user guide Matlab(R2014b).
- [3] https://es.wikipedia.org/wiki/Ruido_en_la_fotograf%C3%ADa_digital.
- [4] Kamia S., Sachdeva M. "Fuzzy logic based image de-noising and enhancement for grayscale images" International Journal of Computer Applications (0975-8887). Volumen 74 – No. 2, July 2013.
- [5] Schulte S., Nachtegaal M., De Witte V., Van der Weken D, Kerre E. E. "A Fuzzy impulse noise detection and reduction method" Dept. Of Appl. Math & Comput. Sci., Ghent Univ., Ghent Belgium. Image processing, IEEE Transactions on (Volume:15, Issue:5).
- [6] Kerre E. E., Nachtegaal M. "Fuzzy techniques in image processing" 1ed., vol. 52, Heidelberg, Physica Verlag, 2000, 429.
- [7] https://en.wikipedia.org/wiki/Peak_signal-to-noise_ratio.
- [8] https://en.wikipedia.org/wiki/Structural_similarity.