

**Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas**

**Facultad de Ingeniería Eléctrica**

**Departamento de Electrónica y Telecomunicaciones**



## **TRABAJO DE DIPLOMA**

**“Suavizado de imágenes digitales mediante  
procesamiento a nivel de subpíxel”**

**Autor: Yanet Galvez Galvez**

**Tutor: Dr. Rubén Orozco Morales**

**Santa Clara**

**2017**

**“Año 59 de la Revolución”**

**Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas**

**Facultad de Ingeniería Eléctrica**

**Departamento de Electrónica y Telecomunicaciones**



## **TRABAJO DE DIPLOMA**

**“Suavizado de imágenes digitales mediante procesamiento a nivel de subpíxel”**

**Autor: Yanet Galvez Galvez**

E-mail: [ygalvez@uclv.cu](mailto:ygalvez@uclv.cu)

**Tutor: Dr. Rubén Orozco Morales**

E-mail: [rorozco@uclv.edu.cu](mailto:rorozco@uclv.edu.cu)

**Santa Clara**

**2017**

**“Año 59 de la Revolución”**



Hago constar que el presente trabajo de diploma fue realizado en la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas como parte de la culminación de estudios de la especialidad de Ingeniería en Telecomunicaciones y Electrónica, autorizando a que el mismo sea utilizado por la Institución, para los fines que estime conveniente, tanto de forma parcial como total y que además no podrá ser presentado en eventos, ni publicados sin autorización de la Universidad.

---

Firma del Autor

Los abajo firmantes certificamos que el presente trabajo ha sido realizado según acuerdo de la dirección de nuestro centro y el mismo cumple con los requisitos que debe tener un trabajo de esta envergadura referido a la temática señalada.

---

Firma del Tutor

---

Firma del Jefe de Departamento  
donde se defiende el trabajo

---

Firma del Responsable de  
Información Científico-Técnica

## PENSAMIENTO

*“El vigor de nuestra Revolución y el futuro de nuestra Revolución dependerá del grado en que las nuevas generaciones sean capaces de profundizar en una conciencia verdaderamente revolucionaria”*

*Fidel Castro*

*“No puedes cambiar el viento, pero puedes ajustar las velas para alcanzar tu destino”*

*Paulo Coelho*

---

## DEDICATORIA

*A mi mamá por ser mi amiga y mi confidente, por apoyarme en todo momento, por cuidarme y dedicarme su vida. Por ser mi consejera y mi cómplice hasta el final.*

*A mi papá por enseñarme a caminar por la vida y por cuidarme tanto.*

*A mi esposo por estar a mi lado y brindarme su apoyo incondicional.*

*A Dios por darme la fuerza para llegar hasta el final y por rodearme de todas las personas que el escogió para que fueran parte de mi vida.*

---

## AGRADECIMIENTOS

*Agradezco a todos los que de una forma u otra han hecho posible la realización de este sueño.*

*A mis padres por su infinito amor y perseverancia. Por haber creído en mí y dedicarme todo el tiempo del mundo, por apoyarme y alentarme a seguir adelante. Por su cariño y preocupación y por estar a mi lado en todo momento siempre luchando a mi favor.*

*A mi esposo por su paciencia y dedicación. Por estar siempre a mi lado y por compartir su tiempo conmigo.*

*A mis tíos Daniel y Tania, y a mis abuelos Ofelia y Daniel por guiarme y ayudarme a ser la persona que soy. Por su esfuerzo y por sus cuidados.*

*A mis compañeros de estudio por su comprensión y apoyo.*

*A mis amigos por su compañía y por hacerme reír en medio de las tristezas.*

*A mis profesores por enseñarme y por contribuir a mi formación como profesional. Por educarme y ofrecerme innumerables conocimientos.*

*A mi tutor por ayudarme y por dedicar parte de su tiempo a la realización de esta tesis.*

*Y especialmente a Dios por permitirme vivir este tiempo y dedicarle a él toda la honra y la gloria.*

---

## TAREA TÉCNICA

- Realizar un estudio sobre los métodos de suavizado, interpolación y técnicas de subpíxel con el fin de ser aplicados en el suavizado de imágenes de microscopía electrónica.
- Poner a punto la programación en Matlab de diversas estrategias de desplazamiento de imágenes a nivel de subpíxel con el fin de ser utilizadas en el suavizado de imágenes mediante promediado.
- Evaluar, mediante estimación del nivel de ruido, la eficacia de diversas estrategias de suavizado de imágenes basadas en promediado de imágenes desplazadas a nivel de subpíxel en las que se tengan en cuenta diferentes métodos de interpolación.
- Comparar el desempeño del método seleccionado de suavizado mediante técnicas de subpíxel con los métodos de suavizado avanzado como el filtrado bilateral y el de difusión anisotrópica.

---

Firma del Autor

---

Firma del Tutor

---

## RESUMEN

Las imágenes digitales adquiridas por microscopía electrónica de barrido (SEM) con electrones retrodispersados (BSE) juegan un papel importante en numerosos análisis de la estructura y la composición de los materiales. Incluso con imágenes adquiridas bajo condiciones restringidas, el complejo sistema que participa en este procedimiento no está exento de diferentes perturbaciones, interferencias o fluctuaciones aleatorias, que se manifiestan como ruido en la imagen. Entonces, el suavizado de imagen es un paso necesario y previo al análisis de las mismas. Este trabajo presenta brevemente el funcionamiento de la BSE-SEM, centrándose principalmente en sus fuentes de ruido, así como en las técnicas comúnmente utilizadas en estos sistemas para su reducción. Por último, se presenta un estudio de dos de los enfoques más exitosos utilizados en el estado de la técnica para la reducción de ruido mediante procesamiento digital de la imagen: filtrado bilateral y filtrado de difusión anisotrópica. Como resultado principal, se presentan y evalúan varios métodos de suavizado de imágenes basados en técnicas de subpíxel, arribándose a resultados que superan los citados métodos en el estado de la técnica, tanto en eficiencia como en eficacia.

*Palabras clave:* Ruido, electrones retrodispersados, microscopía electrónica de barrido, difusión anisotrópica, desplazamiento de subpíxeles.

## TABLA DE CONTENIDOS

<i>PENSAMIENTO</i> .....	4
<i>DEDICATORIA</i> .....	5
<i>AGRADECIMIENTOS</i> .....	6
TAREA TÉCNICA.....	7
RESUMEN .....	8
INTRODUCCIÓN .....	12
CAPÍTULO 1. FUNDAMENTOS TEÓRICOS .....	15
1.1 Fundamentos de imágenes de SEM usando BSE.....	15
1.1.1 Interacción de los electrones con las muestras .....	16
1.1.2 Los BSE en imágenes de concreto.....	19
1.1.3 El ruido en imágenes de SEM.....	20
1.2 Suavizado de la imagen.....	22
1.2.1 Suavizado Gaussiano .....	23
1.2.2 El Filtro Bilateral .....	24
1.2.3 Filtro Anisotrópico de Difusión no lineal .....	25
1.3 Estimación del nivel de ruido.....	26
1.3.1 Estimación ciega del ruido.....	27
1.3.1.1 Enfoques basados en filtro .....	28
1.3.1.2 Enfoques basados en parches .....	28
1.3.2 Métodos de estimación del ruido.....	29
1.3.2.1 Método de Liu .....	29
1.3.2.2 Método de Yang.....	29
1.4 Interpolación de imágenes.....	29

---

1.4.1	Interpolación Bicúbica.....	31
1.4.2	Interpolación Bilineal .....	31
1.5	Métodos a nivel de subpíxel.....	32
1.5.1	La imagen desplazada a nivel de subpíxel.....	33
1.5.2	Promediado de imágenes .....	34
1.6	Conclusiones parciales .....	34
CAPÍTULO 2. MATERIALES Y MÉTODOS.....		36
2.1	Obtención de las imágenes a utilizar.....	37
2.2	Software utilizado .....	37
2.3	Métodos para la eliminación del ruido mediante el promediado de imágenes a nivel de subpíxel .....	38
2.4	Evaluación.....	43
2.4.1	El filtro bilateral.....	44
2.4.1.1	Coste computacional.....	46
2.4.1.2	Las iteraciones .....	46
2.4.2	Filtro de Difusión Anisotrópica no lineal .....	48
2.5	Funciones utilizadas .....	49
2.6	Conclusiones parciales .....	49
CAPÍTULO 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....		51
3.1	Análisis de los resultados obtenidos en la variante 1 .....	51
3.2	Análisis de los resultados obtenidos en la variante 2.....	54
3.3	Discusión de los resultados en la eliminación del ruido usando el filtro bilateral .....	57
3.4	Discusión de los resultados en la eliminación del ruido usando el filtro anisotrópico de difusión no lineal.....	58
3.5	Comparación de los métodos a nivel de subpíxel con los filtros implementados..	60

---

	11
3.6 Análisis económico .....	60
3.7 Conclusiones Parciales .....	60
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....	62
Conclusiones .....	62
Recomendaciones .....	63
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	64
ANEXOS .....	67
Anexo I Figuras resultantes con interpolación bilineal y bicúbica. ....	67
Anexo II Imágenes filtradas con filtro Bilateral y de Difusión Anisotrópica. ....	69
Anexo III Imágenes filtradas con filtro Bilateral y de Difusión Anisotrópica. ....	71

---

## INTRODUCCIÓN

Cualquier método de producción de imágenes está afectado por el ruido, el cual surge dentro de las diversas etapas de ese proceso que transforma las variables del mundo físico en imágenes. Al mismo tiempo, ya sea como consecuencia del ruido o a causa de imperfecciones de los equipos que producen las imágenes o de una incorrecta selección de los parámetros para producir las mismas, surgen dentro de las imágenes estructuras indeseadas. Como ejemplo de ello están las imágenes de muestras de concreto obtenidas por técnicas de microscopía electrónica de barrido (*SEM: Scanning electron microscopy*) utilizando electrones retrodispersados (*BSE: Back scattered electron*), en las cuales, desde procesos físicos inevitables como lo son las corrientes espurias originadas por la acumulación de cargas a partir de los electrones depositados, hasta la inadecuada resolución de las imágenes (densidad de píxeles por unidad de área física) en relación con el tamaño de las estructuras de interés, originan ruidos y pequeñas estructuras que deben ser suavizadas.

En los últimos años se han publicado diversos métodos de suavizado de imágenes digitales, los cuales tienen como propósito eliminar pequeñas estructuras que no son de interés dentro de la imagen, las que pueden estar asociadas al ruido o a variaciones de intensidad dentro de la imagen que no necesitan ser preservadas. Estos métodos de suavizado están asociados generalmente a técnicas de filtrado, como lo son los métodos clásicos basados en filtrado de Mediana, filtrado Paso Bajo Gaussiano, o filtrado de Promediado, los cuales poseen el inconveniente de suavizar también los bordes de los objetos de interés a preservar dentro de la imagen. Recientemente se han publicado los denominados métodos avanzados, basados igualmente en técnicas de filtrado, como lo son el filtrado adaptativo, el filtrado bilateral, el filtrado anisotrópico no lineal, el basado en la minimización del gradiente, o los basados en filtrado morfológico. Estos métodos avanzados logran preservar los bordes de las estructuras de interés dentro de la imagen sin ser suavizados, al tiempo que eliminan las estructuras que no son de interés, pero se caracterizan por tener costos computacionales muy elevados en comparación con los clásicos antes mencionados. Una tercera alternativa surge a partir de las técnicas de súper-resolución, dentro de las que han proliferado los métodos de procesamiento a nivel de subpíxel, ofreciendo una opción para aplicar también métodos de suavizado.

Los métodos de procesamiento a nivel de subpíxel en técnicas de súper-resolución aprovechan el desarrollo alcanzado a partir de eficientes métodos de interpolación. Actualmente existen varios algoritmos en uso para la interpolación de imágenes digitales. Algunos de los algoritmos de interpolación comunes son el vecino más próximo, bilineal y bicúbica. Otros algoritmos de interpolación como Catmull-Rom y el Mitchell-Netravali generan una mejor calidad de imagen. El algoritmo Lanczos utiliza la función de ventana de sincronismo con 2 lóbulos, 3 lóbulos o 4 lóbulos para aplicar la interpolación. Estos algoritmos utilizan interpoladores de orden superior que tienen más píxeles circundantes en cuenta, y por lo tanto también requieren más tiempo de cálculo, y retienen la mayor parte de los detalles de la imagen después de una interpolación. Son extremadamente útiles cuando la imagen requiere múltiples traslaciones, rotaciones o distorsiones geométricas en pasos separados. No obstante, a pesar de que estos algoritmos funcionan bien, requieren un largo tiempo de procesamiento debido a su complejidad. Esto es intolerable para su utilización en el procesamiento de grandes volúmenes de imágenes, como las que surgen de los BSE-SEM.

A su vez, asociados al concepto de promediado de imágenes afectadas con ruido de carácter aleatorio de media cero, los métodos de desplazamiento a nivel de subpíxel pueden ser utilizados en el suavizado y la reducción de ruido. Todo ello contribuye con el éxito de las subsiguientes etapas de procesamiento y análisis de estas imágenes [1-3].

Recientemente se han publicado también diversos métodos de estimación ciega de ruido dentro de las imágenes como técnicas de evaluación de calidad sin referencia (*non-reference quality metrics*), así como los que junto a los tradicionales métodos bi-variados (*full-reference quality metrics*) permiten estimar el nivel de suavizado y de reducción del ruido dentro de las imágenes.

En el CEETI se han producido importantes logros en investigaciones de las propiedades de nuevas mezclas de concreto por medio del análisis de imágenes de BSE-SEM, así como en la implementación de los novedosos métodos de filtrado avanzado y procesamiento de imágenes a nivel de subpíxel, todo lo cual puede ser aprovechado para la implementación y evaluación de técnicas de suavizado en estas imágenes.

Por lo antes expresado, el problema científico de esta investigación es: ¿Cómo contribuir a disminuir la presencia de detalles insignificantes en imágenes de microscopía electrónica de

mezclas de concreto, preservando los bordes y detalles significativos para ser utilizadas en tareas de segmentación y clasificación con un bajo costo computacional?

Con este proyecto se pretende mejorar la calidad de las imágenes de BSE-SEM suprimiendo parte del ruido en ellas por medio del procesamiento a nivel de subpíxel, lo cual garantiza un bajo costo computacional. El mismo aporta para una determinada investigación, la posibilidad de realizar valoraciones sobre qué técnicas de suavizado utilizar. Por lo antes expuesto se proponen los siguientes objetivos.

### **Objetivo General.**

Poner a punto diversas estrategias de suavizado de imágenes de microscopía electrónica de barrido (SEM) mediante electrón retrodisperso (BSE), comparando el desempeño de diversos métodos de filtrado avanzado con el procesamiento de imágenes a nivel de subpíxel.

### **Objetivos específicos:**

- Determinar la eficiencia computacional y la eficacia en la reducción del ruido que poseen los métodos de filtrado bilateral y de difusión anisotrópica utilizados en imágenes de BSE-SEM, al ser programados en Matlab, con el fin de ser comparados con los métodos de suavizado utilizando técnicas de subpíxel.
- Determinar la eficiencia computacional y la eficacia en la reducción del ruido que poseen diversas estrategias de suavizado basadas en el promediado de versiones de la imagen original desplazadas a nivel de subpíxel utilizando diversos métodos de interpolación, al ser programadas en Matlab, con el fin de ser comparadas con los métodos basados en filtrado bilateral y de difusión anisotrópica.
- Evaluar los métodos de suavizado mediante un método de estimación ciega del nivel de ruido de las imágenes, con el fin de poder comparar la eficacia del suavizado que introducen las diversas variantes de métodos basados en técnicas de subpíxel, con los métodos basados en filtrado bilateral y en filtrado anisotrópico de difusión no lineal.

---

## **CAPÍTULO 1. FUNDAMENTOS TEÓRICOS**

En este capítulo se presentan los fundamentos teóricos de la utilización del subpixelado como técnica para la reducción del ruido en imágenes de BSE-SEM. Para ello se estructura el capítulo en cinco epígrafes de la forma que se explica a continuación. El epígrafe 1.1 aborda los fundamentos de las imágenes de BSE-SEM y las fuentes de ruido que las afectan. En el epígrafe 1.2 se exponen diversos métodos para el suavizado de imágenes. En el epígrafe 1.3 se presenta la estimación de ruido. El epígrafe 1.4 explica los métodos de interpolación. Por último, en el epígrafe 1.5 se presentan los métodos de desplazamiento a nivel de subpíxel que son tratados en este trabajo.

### **1.1 Fundamentos de imágenes de SEM usando BSE**

Las imágenes de (SEM) se han convertido en herramientas ubicuas que se utilizan en diferentes entornos y para diferentes aplicaciones [4]. En estas el haz de electrones se produce a través de un cañón de electrones o filamento. Se aplica un voltaje al filamento de tungsteno (que actúa como un cátodo), provocando que se caliente. Cuando el filamento se calienta lo suficiente, se emiten electrones termoiónicos. Una fuerte diferencia de potencial eléctrico presente entre los electrones que emanan del filamento y la placa de ánodo hace que los electrones se aceleren hacia esta. Algunos de los electrones termoiónicos se aceleran de manera tal que se transmitan por la abertura que posee la placa del ánodo, continúen a través de la columna del microscopio y lleguen hasta la muestra pasando por unas bobinas de deflexión y enfoque magnético. El fino haz de electrones escanea la superficie de la muestra y los electrones que se reflejan / emiten desde la muestra se censan para crear una imagen en un monitor de ordenador.

La columna del microscopio suele someterse a un fuerte vacío para que el filamento no se oxide y para evitar que las moléculas de aire interfieran con el haz de electrones. Los microscopios electrónicos típicamente operan a una presión suficientemente baja como para que la distancia media que recorren los electrones del haz antes de golpear una molécula de aire sea superior a la longitud de la columna del microscopio. Para la mayoría de los microscopios, la columna tiene aproximadamente 1 metro de largo y en ella la presión del aire se encuentra entre  $100$  y  $10^{-5}$  Pa (la presión atmosférica es de aproximadamente  $101'325$  Pa =  $1'013.25$  hPa).

### 1.1.1 Interacción de los electrones con las muestras

La formación de la imagen en el SEM depende de la adquisición de las señales producidas a partir de las interacciones del haz de electrones con las muestras. Estas interacciones se pueden dividir en dos categorías principales: interacciones elásticas e inelásticas. Los resultados de la dispersión elástica son la desviación de la trayectoria del electrón incidente por el núcleo de los átomos de la muestra (semejante a la desviación gravitacional en el espacio cósmico) o por electrones de la capa externa que tienen energía similar a la del electrón incidente. Este tipo de interacción se caracteriza por una pérdida insignificante de energía durante la interacción y por un cambio direccional de gran ángulo para el electrón dispersado. Los electrones incidentes que son dispersados elásticamente en un ángulo de más de  $90^\circ$  se llaman (BSE), y producen una señal útil para obtener imágenes de la muestra.

Los (BSE) son electrones primarios (provenientes del haz incidente) que han sido reflejados de vuelta desde la muestra por eventos de dispersión elástica en una de dos maneras: (1) el fuerte campo de Coulomb de un núcleo atómico puede causar una única gran ( $> 90^\circ$ ) desviación en la trayectoria de un electrón incidente (denominada dispersión Rutherford), identificados como BSE1; (2) electrones incidentes que pueden someterse a múltiples desviaciones de bajo ángulo, las cuales en conjunto comprenden una desviación que puede superar los  $90^\circ$ , identificados como BSE2. Entonces, ambos tienen energías comparables a las del haz incidente, comúnmente entre 10 a 20 kilo-electrón-voltios (keV) y se comportan de una manera similar a los electrones primarios en el haz. Los BSE viajan en trayectorias de línea recta, y el número de ellos producidos en una interacción del haz con la muestra aumenta a medida que el número atómico ( $Z$ ) de los átomos de la muestra aumenta, lo que se conoce como  $Z$ -contraste. Por lo tanto, si los números atómicos de dos (o más) grupos de átomos en la muestra difieren en más de tres, estos grupos se pueden distinguir en la imagen de BSE. El elemento de número atómico más alto se mostrará más brillante en la pantalla (debido al hecho de que produce más electrones retrodispersados). Debido a que los BSE viajan en línea recta, la señal electrónica de retrodispersión detectada es más débil que la del haz incidente debido a la imposibilidad de leerlos en todas las direcciones en que se retrodispersan. Por tanto, la debilidad de esta señal se debe al hecho de que sólo los electrones retrodispersados que viajan directamente hacia el detector contribuyen a la formación de la imagen.

Además, la emisión de los BSE es altamente direccional y se hace tanto más cuanto el ángulo de inclinación de la muestra con relación al haz incidente se mueve lejos de la incidencia normal. Esto es porque al desviarse el ángulo de incidencia normal reduce la profundidad de penetración en la muestra. Entonces, las muestras con superficies irregulares también producen una gran variación en los ángulos de inclinación de tal manera que la emisión de los BSE puede variar significativamente de punto a punto en la superficie. Por lo tanto, se deduce que las mejores imágenes de los BSE; esto es, con menor ruido, se obtienen de muestras con superficies que han sido pulidas y que por lo tanto la preparación de muestras es una parte importante de cualquier investigación BSE-SEM.

La dispersión inelástica (denominada así a la que se produce cuando el electrón incidente pierde parte de su energía en la interacción con la materia de la muestra) se produce a través de una variedad de interacciones de los electrones incidentes con los electrones y los átomos de la muestra. Como resultado, los electrones del haz primario le transfieren energía a la muestra. La cantidad de energía perdida depende de si los electrones de la muestra se excitan individual o colectivamente y de la energía de unión del electrón de la muestra que interacciona con su núcleo. Como resultado, la excitación de los electrones de las muestras durante la ionización de los átomos de esta conduce a la generación de electrones secundarios (SE), que convencionalmente se definen como poseedores de energías de menos de 50 eV y se pueden utilizar para la imagen o el análisis de la muestra. Además de esas señales que se utilizan para formar una imagen, una serie de otras señales se producen cuando un haz de electrones impacta una muestra, incluyendo la emisión de rayos X característicos, electrones Auger, y catodoluminiscencia, las cuales no son de interés para la formación de imágenes de BSE-SEM [5].

En la mayoría de los casos cuando el electrón primario incide en la superficie de la muestra, en lugar de ser devuelto inmediatamente, penetra la muestra a una cierta distancia antes de que interaccione con un átomo de la misma. De este modo, el haz de electrones primario produce lo que se conoce como una región de excitación primaria, a partir de la cual se producen la variedad de señales antes mencionadas. El tamaño y la forma de esta zona dependen en gran medida de la energía del haz de electrones y del número atómico de la muestra, y por lo tanto de su densidad en el punto de incidencia. La Fig.1.1 ilustra la variación del volumen de interacción con respecto a diferentes voltajes de aceleración y el número

atómico. Con cierto voltaje de aceleración, la forma del volumen de interacción es lágrima para muestras de bajo número atómico, mientras que tendrá forma de hemisferio para muestras de alto número atómico.

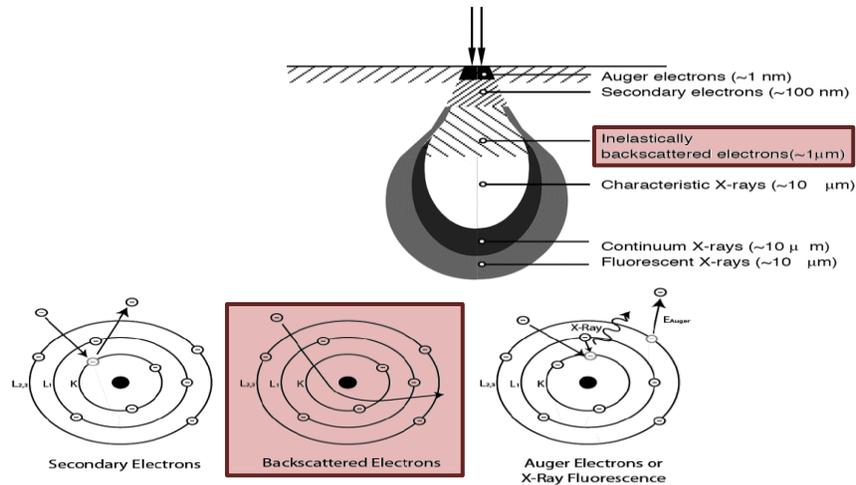


Fig.1.1 Variación del volumen de interacción con respecto a diferentes voltajes de aceleración y el número atómico.

Por ejemplo, el rendimiento (% de electrones retrodispersados) del BSE es de aproximadamente 6% para un elemento ligero, tal como el carbono, mientras que está alrededor de 50% para un elemento más pesado tal como el tungsteno o el oro. Debido al hecho de que los BSE tienen una energía grande, lo que les impide ser absorbidos por la muestra, la región de la muestra de la que se producen los BSE es considerablemente mayor que para los electrones secundarios [5].

La Figura 1.2 representa como el volumen y la profundidad de penetración incrementan con un aumento de la energía del haz (los keV) y bajan con el incremento del número atómico ( $Z$ ) porque las muestras con mayor número atómico tienen más partículas para detener la penetración de electrones.

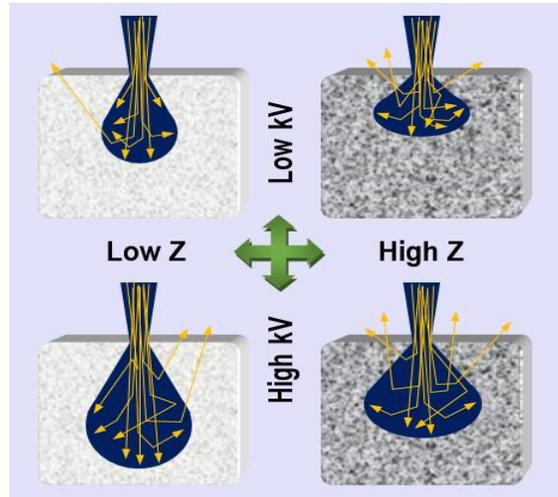


Fig.1.2 Variación de la profundidad de penetración respecto a diferentes voltajes de aceleración y el número atómico.

Una influencia del volumen de interacción en la adquisición de la señal es que el uso de un alto voltaje de aceleración resulta en una región de penetración más profunda y una gran región de excitación primaria, provocando en última instancia la pérdida de información detallada de la superficie de la muestra; esto es, de resolución.

Por esta razón, la resolución lateral de una imagen de BSE es considerablemente peor ( $1,0 \mu\text{m}$ ) de lo que es para una imagen de electrones secundarios ( $10 \text{ nm}$ ), por lo que los BSE llevan información acerca de las características que están muy por debajo de la superficie. En el examen de muestras relativamente planas, los BSE se pueden utilizar para producir una imagen topográfica que difiere de la producida por los electrones secundarios, debido a que algunos BSE son bloqueados por las regiones de la muestra donde los electrones secundarios podrían extraerse alrededor [5].

### 1.1.2 Los BSE en imágenes de concreto

Desde su primer uso en la década de 1980, las imágenes BSE han demostrado su gran potencial [6, 7] para el estudio de materiales cementosos.

Las ventajas de esta técnica son:

- Observación de secciones planas pulidas, que pueden ser preparadas para ser representativas.

- Amplia gama de magnificaciones, desde aproximadamente 20 hasta 10.000, para que las características se puedan ver en detalle. Con las mayores magnificaciones es posible observar la morfología de las fases hidratadas del concreto, así como poros de hasta aproximadamente 100 nm.
- Contraste reproducible que permite la cuantificación y el análisis de los diferentes constituyentes microestructurales de la imagen.
- Posibilidad de combinar imágenes de BSE con información a partir de microanálisis químicos locales.

La principal limitación de la técnica es espacial dado que la resolución es menor que la obtenida con imágenes de electrones y el hecho de que sólo secciones de dos dimensiones de una microestructura tridimensional pueden observarse [8].

### **1.1.3 El ruido en imágenes de SEM.**

Las imágenes digitales desempeñan un papel importante en numerosas aplicaciones. Estas se toman a menudo en diferentes condiciones, por lo que el ruido suele contaminarlas en los sistemas de producción de imágenes, tanto durante su adquisición como en la transmisión de las mismas, etc. Es necesario aplicar una técnica de atenuación de ruido eficiente para compensar la corrupción de las imágenes. La atenuación del ruido en las imágenes es a menudo el primer paso antes de que se analicen las imágenes y sigue siendo un desafío debido a que, como efecto colateral, puede introducir artefactos y causar borrosidad. Además, es también uno de los temas más ampliamente investigados en el procesamiento y visión de imágenes, así como en el reconocimiento de patrones. El rendimiento de un algoritmo de reducción de ruido depende principalmente de una adecuada representación para describir la información de la imagen original [9]. El modelo más común de ruido es el ruido Gaussiano blanco aditivo (AWGN) de ahí que en la eliminación de ruido de la imagen, el ruido a menudo se asuma que es AWGN [10].

El ruido en imágenes SEM es un problema bastante difícil de manejar, y la relación señal a ruido (SNR) de las imágenes depende tanto de la corriente del haz como de los materiales presentes en la muestra, siendo importante identificar las diferentes fuentes de ruido debido a la SEM y su efecto sobre las imágenes. Por cierto, varios son los métodos desarrollados para cuantificar la relación señal ruido de las imágenes adquiridas, ya que es difícil predecir

la SNR de la imagen de antemano, pues está influenciada por las características de las muestras, así como las condiciones de operación del microscopio. Por otra parte, la medición precisa de la SNR a partir de una sola imagen es muy difícil, y no hay una muestra estándar adecuada para ello [11-15].

Las principales estrategias para aumentar la SNR en la BSE-SEM se centran principalmente en el desarrollo de tecnologías apropiadas para la fabricación de las partes del microscopio. Los microscopios actuales en el estado de la técnica incorporan algunos enfoques para reducir las fuentes de ruido; sin embargo, el ruido permanece como un problema sin resolver como en cualquier sistema de imágenes debido a la gran diversidad de fuentes de ruido, que también incluyen amplificadores de señales, convertidores A/D, y otras partes que operan a temperatura ambiente [13, 16].

Una de estas estrategias ha sido una velocidad de exploración lenta para recoger suficientes electrones retrodispersados, lo cual evita el efecto de Poisson, como en la fotografía de luz convencional cuando se utiliza una velocidad de disparo lenta en condiciones de baja iluminación. Alternativamente, teniendo en cuenta que el ruido de un píxel dado muestra en sí una distribución Gaussiana con media de la distribución que corresponde a la señal, y el cuadrado de su desviación estándar (varianza) corresponde a la potencia de ruido; entonces, varias exploraciones más de la misma muestra se pueden promediar para reducir el ruido. Sin embargo, esto es sobre el supuesto de que la muestra no ha sido degradada durante varios escaneos [17]. En este sentido la aplicación de polarización negativa a la muestra es un método valioso, pues genera un campo electrostático entre la lente magnética y la muestra que actúa como un campo de enfoque y de desaceleración para los electrones primarios, a la vez que contribuye con la aceleración de los electrones emitidos por la muestra. Como resultado, la energía de aterrizaje de los electrones primarios reduce la degradación de la muestra [18].

Por otra parte, diferentes tipos de algoritmos de procesamiento de imagen están disponibles dentro de la configuración estándar de un SEM como: corrección de nivel de negro (supresión DC), modulación de intensidad (corrección gamma), la diferenciación de la imagen y la modulación. De éstos, la corrección de nivel de negro es quizás el más útil en imágenes de

BSE, ya que permite que el fondo de la señal total se reste con una amplificación contigua del resto. Efectos similares pueden conseguirse a través de la corrección de gamma [19].

## 1.2 Suavizado de la imagen

El objetivo principal del suavizado de imágenes digitales es atenuar el ruido y mejorar su calidad, lo cual constituye un factor importante para la percepción humana. Esta es una cuestión clásica en el procesamiento digital de la imagen y ha sido ampliamente utilizado en muchos campos, como la visualización, la transmisión y el análisis de imágenes. Muchos algoritmos de procesamiento de imágenes no pueden trabajar bien en un ambiente ruidoso, por lo que el filtrado de imagen se adopta como un módulo de procesamiento previo. Sin embargo; la capacidad de filtros convencionales basados en el cálculo numérico puro se descompone rápidamente cuando se ponen en entornos muy ruidosos.

El suavizado de imágenes preservando sus bordes, proporciona la base para el posterior procesamiento, tales como recuperación de las formas, la estimación de movimiento, la segmentación, los contornos activos y la detección de características. El suavizado ha sido una de las áreas de investigación más activas en el procesamiento de imágenes y visión por computadoras [20].

Los filtros de suavizado se utilizan para eliminar las intensidades no deseadas en píxeles (comúnmente consideradas como ruido), así como también para eliminar estructuras que no son de interés en las imágenes a analizar. Estos algoritmos se aplican en orden para reducir el ruido y / o para preparar las imágenes para su posterior procesamiento, tales como la segmentación. El problema básico que los diseñadores de filtros de suavizado deben superar es cómo eliminar la información no deseada sin necesidad de cambiar las ubicaciones y tamaños de los objetos, así como preservar características interesantes tanto del primer plano como del fondo [21].

Así un buen algoritmo de suavizado de imagen debe ser capaz de tratar con diferentes tipos de ruido. Sin embargo, a menudo el suavizado causa la falta de definición (borrosidad) y la degradación de los bordes de las estructuras dentro de las imágenes, a pesar de que la información de los bordes es muy importante para el análisis e interpretación de las imágenes [22].

Hay muchos métodos para suavizado de imagen, tales como el suavizado gaussiano, el filtrado de mediana, el promediado entre otros. El filtro de Gauss se utiliza ampliamente en el suavizado de imagen, pero destruye las texturas y los bordes, sucediendo algo semejante con los otros métodos mencionados.

Las técnicas actuales, como el suavizado adaptativo y de difusión anisotrópica cumplen con la tarea de mejorar y suavizar las discontinuidades dentro de las regiones, a costa de aumentar la complejidad computacional, es decir, preservan las discontinuidades principales y suavizan dentro de las regiones. Desafortunadamente, estos tipos de técnicas iterativas tienen como uno de sus principales inconvenientes, la determinación del umbral en el gradiente de luminancia. No hay manera de controlarlo fácilmente y los investigadores a menudo caen en un procedimiento de ensayo y error [23].

### **1.2.1 Suavizado Gaussiano**

El filtrado Gaussiano es un promedio ponderado de la intensidad de las posiciones adyacentes con un peso decreciente con la distancia espacial a la posición central. La fuerza de esta influencia depende solamente de la distancia espacial entre los píxeles y no de sus valores. Por ejemplo, un píxel brillante tiene una fuerte influencia sobre un píxel oscuro adyacente, aunque estos dos valores de píxeles son bastante diferentes. Como resultado, los bordes de la imagen son borrosos debido a que los píxeles a través de discontinuidades son promediados juntos. La acción de la convolución gaussiana es independiente del contenido de la imagen. La influencia que un píxel tiene sobre otro depende sólo de su distancia en la imagen, no de los valores reales de la imagen [24].

La sencillez y la eficacia del suavizado gaussiano hacen que sea una herramienta atractiva para la eliminación de ruido de la imagen. Sin embargo, también presenta al menos un par de serios inconvenientes: (i) el suavizado gaussiano no sólo suaviza el ruido, sino que también suaviza todo lo demás junto con él; y (ii) el suavizado gaussiano tiende a dislocar bordes cuando se pasa de una escala más fina a una escala más general. La mayor parte de las deficiencias de los procesos de difusión lineales pueden ser evitadas a través de modelos no lineales difusión [25].

### 1.2.2 El Filtro Bilateral

El filtro bilateral es una técnica no lineal para suavizar las imágenes sin alterar los bordes. Su capacidad para descomponer una imagen en escalas diferentes sin causar luminosidad después de una modificación lo ha hecho omnipresente en aplicaciones de fotografía computacional y procesamiento de imágenes tales como la asignación de tonos, la transferencia de estilo, y la eliminación de ruido. Tiene varias cualidades que explican su éxito:

- Su formulación es simple: cada píxel se sustituye por una media ponderada de sus vecinos. Este aspecto es importante porque hace que sea fácil de adquirir intuición acerca de su comportamiento, para adaptarlo a los requisitos de aplicación específicos, y para ponerlo en práctica.
- Sólo depende de dos parámetros que indican el tamaño y el contraste de las características a preservar.
- Se puede utilizar de una manera no iterativa. Esto hace los parámetros fáciles de instalar ya que su efecto no es acumulativo a lo largo de varias iteraciones.
- Puede ser calculado a velocidad interactiva incluso en imágenes de gran tamaño, gracias a los eficientes esquemas numéricos, e incluso en tiempo real si el hardware de gráficos está disponible [24].

El filtrado bilateral se ha propuesto recientemente como una alternativa no iterativa a la difusión anisotrópica la cual es tratada en el próximo subepígrafe. En estos dos enfoques, las imágenes se suavizan mientras que los bordes se conservan. A diferencia de la difusión anisotrópica, el filtrado bilateral no implica la solución de ecuaciones diferenciales parciales (PDE) y se puede implementar en una única iteración. A pesar de la diferencia en la aplicación, ambos métodos están diseñados para evitar un promedio sobre bordes y suavizar una imagen. Su similitud sugiere que de alguna manera se pueden vincular. Usando una representación generalizada de la intensidad, ambos pueden estar relacionados con el suavizado de adaptación. Como consecuencia de ello, también muestran que el filtrado bilateral se puede aplicar para eliminar el ruido y para mejorar la coherencia de las imágenes degradadas con enfoques similares a la difusión anisotrópica [20].

El filtro bilateral es también definido como un promedio ponderado de los píxeles cercanos, de una manera muy similar a la convolución de Gauss. La diferencia es que el filtro bilateral tiene en cuenta la diferencia en el valor de cada píxel con los píxeles vecinos para preservar los bordes a la vez que suaviza. La idea clave del filtro bilateral es que para que un píxel pueda influir en otro píxel, no sólo debe ocupar un lugar cercano, sino también tener un valor similar es decir considera no solo la cercanía de la vecindad, sino también si tiene intensidades iguales o no.

A diferencia de la convolución Gaussiana que suaviza las imágenes sin respetar sus estructuras visuales, el filtro bilateral conserva los contornos de objetos y produce unos resultados nítidos [24].

### 1.2.3 Filtro Anisotrópico de Difusión No Lineal

La convolución de imágenes con filtros Gaussianos de diferentes escalas es equivalente a las imágenes que se transforman con las ecuaciones de conducción de calor. Este proceso, denominado de difusión isotrópica no puede ajustar la profundidad del suavizado de acuerdo a los contextos de las imágenes. Es por ello que Perona y Malik (PM) proponen (PDE) no lineales para suavizar las imágenes logrando que los bordes de las estructuras se mantengan tras ser suavizado el ruido.

El modelo PM es un algoritmo iterativo que ha sido ampliamente utilizado en la detección de bordes, la mejora y la segmentación de imágenes y el reconocimiento de objetos, pero con los factores de difusión propuestos por Perona-Malik, la velocidad de difusión puede no ser reducida suficientemente, y ciertas estructuras pueden ser eliminadas por error. Por otro lado, la velocidad es lenta cuando se enfrentan a características no evidentes. No obstante, este modelo es conocido por su buen desempeño en la preservación de detalles de la imagen. Por lo tanto, es adecuado para el procesamiento de imágenes pues controla la velocidad de difusión con la función adaptativa, es decir, aumenta la fuerza de suavizado en el interior de las áreas de la imagen, y lo disminuye o incluso lo evita en los bordes.

El modelo también puede incorporar información local de una imagen por medio de (PDE) locales evitando la confusión de los bordes y otros problemas de localización presentados por los modelos de difusión lineales mediante la aplicación de un proceso que reduce la difusividad en los lugares que tienen mayor probabilidad de ser bordes [25].

El filtrado anisotrópico de difusión no lineal es un procedimiento basado en la evolución no lineal de (PDE) que busca mejorar cualitativamente las imágenes mediante la eliminación de ruido mientras conserva detalles e incluso mejora los bordes [26].

Recientemente, los filtros de difusión anisotrópica han atraído una gran atención de los investigadores. Este es un método de filtrado no lineal, fomenta la difusión en la región homogénea, mientras que inhibe la difusión en los bordes. En particular, la difusión anisotrópica a menudo se formula en términos de una (PDE) no lineal, que está discretizada para la manipulación de imágenes digitales donde esquemas de discretización diferentes pueden dar lugar a algoritmos con núcleos diferentes [27].

La difusión anisotrópica es un proceso de difusión de la energía y su objetivo es encontrar el mínimo de la energía funcional. El efecto de escalamiento aparece cuando las iteraciones no son suficientes. Por otro lado, hará que la imagen sea borrosa si las iteraciones son demasiadas, y existe un exceso de suavizado [27]. Por tanto es a menudo limitada por el número de iteraciones para conseguir un resultado aceptable [9].

En el filtrado de difusión no lineal el ruido se suaviza a nivel local dentro de regiones definidas por los bordes del objeto mientras que poco o nada de suavizado se produce entre los objetos de la imagen. Los bordes locales se mejoran y se amplifican discontinuidades, tales como límites. Matemáticamente el problema se trata como un proceso de difusión, donde el coeficiente de difusión se adapta de forma local en el sentido de que la difusión se detiene tan pronto como un límite de objeto sea alcanzado [22].

El proceso de filtrado de difusión anisotrópica depende del umbral en el proceso de difusión, que varía de una imagen a otra e incluso de región a región en una imagen. Este esquema de difusión adaptativo aplica el teorema del límite central de seleccionar el umbral. La distribución de Gauss y la distribución de Rayleigh son empleadas para estimar las distribuciones de los objetos en las imágenes. La regresión bajo tales distribuciones separa la distribución del objeto importante de otros objetos, que se utilizan para determinar el umbral del proceso de difusión sobre la base de una difusión no lineal [9].

### **1.3 Estimación del nivel de ruido**

El nivel de ruido es un importante parámetro aplicado al procesamiento de muchas imágenes. Por ejemplo, el rendimiento de un algoritmo de atenuación de ruido puede proporcionar una

imagen mucho más degradada debido a la mala estimación del nivel de ruido. La mayoría de los algoritmos existentes afrontan este problema simplemente suponiendo que el verdadero nivel de ruido es conocido. Sin embargo, en situaciones del mundo real se dan sólo las imágenes de entrada con ruido y los usuarios deben conocer el nivel de ruido de antemano. Hasta el momento sigue siendo un desafío estimar con precisión el nivel de ruido por la variedad de imágenes de entrada, especialmente para aquellas con ricas texturas. Por lo tanto, un algoritmo robusto de estimación de nivel de ruido es muy demandado [28, 29].

El objetivo de la estimación del nivel de ruido es determinar la desviación estándar desconocida  $\sigma_n$ , dando sólo una única imagen observada con ruido. El ruido dependiente de la imagen puede estimarse a partir de varias imágenes o de una sola imagen. La estimación del ruido a partir de múltiples imágenes es un problema sobre-especificado (*overconstrained*), sin embargo, la estimación del ruido a partir una sola imagen es un problema sub-especificado (*underconstrained*) [10, 30].

### 1.3.1 Estimación ciega del ruido

En función de si el nivel de ruido  $\sigma_n$  se conoce o no, los algoritmos de estimación del ruido pueden clasificarse en no ciegos o ciegos. Para la atenuación de ruido no ciego, el nivel de ruido  $\sigma_n$  se considera como un parámetro conocido mientras que para la atenuación ciega del ruido, el nivel de ruido  $\sigma_n$  es desconocido y por lo general se estima junto con el proceso de atenuación del ruido. Por lo tanto, un problema importante de cualquier algoritmo de atenuación de ruido es el ajuste del nivel de ruido. La mayoría de los algoritmos existentes para la atenuación del ruido son no ciegos, pues se les proporciona manualmente cierto valor del nivel de ruido. Sin embargo, incluso con el verdadero nivel de ruido, el rendimiento de la atenuación de ruido no ciega todavía no es siempre la mejor. En este caso, hay dos enfoques para mejorar el rendimiento de la atenuación del ruido: el primero es mejorar la estimación no ciega del ruido en sí, por lo que la atenuación no ciega del ruido con el verdadero nivel de ruido siempre ofrecen el mejor rendimiento, y el segundo enfoque consiste en ajustar el parámetro de nivel de ruido interno que prevee la atenuación no ciega de ruido.

Liu *et al.* en [29] propone un algoritmo robusto de estimación del nivel de ruido y luego ajustar el parámetro de nivel de ruido interno para seguir mejorando la atenuación de ruido ciego que consiste en la estimación del nivel de ruido y la atenuación de ruido no ciego.

Muchos algoritmos se han propuesto para este tema. Generalmente se clasifican en enfoques basados en filtrado, enfoques basados en parches y métodos estadísticos.

### **1.3.1.1 Enfoques basados en filtro**

En los enfoques basados en filtro, la imagen ruidosa es primeramente filtrada utilizando un filtro de paso bajo para suprimir las estructuras de la imagen. A continuación, la varianza del ruido se calcula a partir de la diferencia entre la imagen con ruido y la imagen filtrada. La principal dificultad de los enfoques basados en filtro es que la diferencia de las dos imágenes se supone que es el ruido, pero esta suposición no siempre es cierta, sobre todo para las imágenes con estructuras complejas o detalles finos [29].

### **1.3.1.2 Enfoques basados en parches**

En los enfoques basados en parches, las imágenes se descomponen en una serie de parches. Podemos considerar un parche de imagen como una ventana rectangular en la imagen con un tamaño  $N \times N$ . El parche con la desviación estándar más pequeña entre parches descompuestos tiene el menor cambio de intensidad. La variación de la intensidad de un parche homogéneo es causada principalmente por el ruido. Shin *et al.* en [31] propone un método basado en parches en el que se seleccionan los parches cuyas desviaciones de intensidad estén cercanas a la desviación estándar mínima. A continuación, el nivel de ruido se calcula a partir de los parches seleccionados. El principal problema de los enfoques basados en parches es cómo identificar los parches homogéneos.

Los enfoques basados en filtros por lo general requieren una alta carga de cálculo, pero los enfoques basados en parches son menos complejos. Este algoritmo es simple y eficaz, pero tiende a sobreestimar el nivel de ruido para casos de nivel de ruido pequeños y es subestimado en los casos de grandes niveles de ruido. La razón es que el resultado de la selección de los parches varía notablemente en función de la imagen de entrada y del nivel de ruido. Sin embargo, un exitoso estimador de ruido de la imagen no sólo debe ser rápido, sino también confiable [32].

### 1.3.2 Métodos de estimación del ruido

#### 1.3.2.1 Método de Liu

Liu *et al.* en [10] propone un algoritmo de estimación del nivel de ruido a base de parches donde sugiere que el parámetro de nivel de ruido debe ajustarse de acuerdo a la complejidad de la escena. Este enfoque incluye el proceso de selección de los parches de bajo rango sin componentes de alta frecuencia de una sola imagen con ruido. La selección se basa en los gradientes de los parches y sus estadísticas. Entonces, el nivel de ruido se estima a partir de los parches seleccionados mediante el análisis de los componentes principales. Debido a que el verdadero nivel de ruido puede no estimarse correctamente los algoritmos de eliminación no ciega de ruido no siempre proporcionan el mejor rendimiento, por tanto es necesario ajustar el parámetro de nivel de ruido para la eliminación no ciega de ruido.

#### 1.3.2.2 Método de Yang.

Por otra parte, el método de Yang *et al.* [32] propone un enfoque híbrido que combina los puntos fuertes de los enfoques basados en filtro con los basados en parches. Este es un método rápido y fiable para la estimación de ruido de la imagen. La imagen de entrada se supone que está contaminada por un proceso de AWGN. En primer lugar, los bloques homogéneos se identifican por una simple medida de homogeneidad, a continuación, un filtro se aplica a los bloques homogéneos para separar el ruido de la imagen. Los beneficios de la restricción del filtrado y de la estimación de los bloques homogéneos se duplican. El método propuesto no sólo proporciona una estimación fiable, sino también proporciona baja complejidad. Su rendimiento puede ser aún mejorado por un paso iterativo con un coste limitado de la complejidad.

### 1.4 Interpolación de imágenes

La interpolación de una imagen digital está indisolublemente asociada al escalado de la misma, lo cual también se conoce como remuestreo o redimensionamiento de la imagen. Hay muchos algoritmos que se utilizan actualmente para el cambio de tamaño de las imágenes digitales. La mayoría de ellos intenta reproducir una réplica visualmente atractiva de la original. Hoy en día la tecnología para visualizar las imágenes en zonas más pequeñas de la pantalla de varios dispositivos, generalmente muestrea hacia abajo (sub-muestrea o disminuye) el tamaño de la imagen con el fin de producir imágenes en miniatura. El sobre-

muestreo de una imagen (para aumentar su tamaño) es más común para la visualización en pantallas de monitor de gran tamaño o en televisión. Con la ampliación de una imagen no es posible descubrir más información en la imagen de la que ya existe, y la calidad de la imagen sufre inevitablemente, sin embargo, hay varios métodos para aumentar el número de píxeles que contiene una imagen, que pueden crearse a partir de los píxeles originales. Estos métodos se denominan algoritmos de interpolación de imágenes, los cuales recientemente han dado lugar a la denominada súper-resolución.

La interpolación de imagen digital es el proceso de generar una superficie de intensidad visualmente continua a partir de muestras de datos de imagen discretos. Hay muchos métodos de interpolación, cada uno crea una apariencia diferente en la imagen final. Por lo tanto, lo mejor es que la calidad, o la distinción visible para cada píxel, se conserven a lo largo de la función de interpolación. En general, casi todas las transformaciones geométricas como la traslación, la rotación, el escalamiento y la deformación geométrica requieren que se lleva a cabo la interpolación en las nuevas coordenadas de la rejilla de la imagen resultante. Tales transformaciones son esenciales para cualquier software comercial de procesamiento de imagen digital. La calidad percibida de las imágenes interpoladas se ve afectada por varios problemas tales como la nitidez de los bordes, la libertad de los artefactos y la reconstrucción de datos de alta frecuencia. La función de interpolación se realiza por la operación de convolución que implica un gran número de operaciones de suma y multiplicación. Por lo tanto, se requiere una compensación entre la complejidad de cálculo y la calidad de la imagen interpolada.

Varios algoritmos de interpolación son: vecino más cercano, bilineal, bicúbica, B-spline cúbico, Catmull-Rom, Mitchell-Netravali y Lanczos.

El desarrollo de técnicas de interpolación de imágenes ha atraído la atención significativa, pero relativamente menor número de intentos se han gastado en sus técnicas de evaluación. Varias y diferentes técnicas de evaluación se pueden encontrar en la literatura relacionada con la interpolación de imágenes [33-35]. Sin embargo, debido a las características únicas y a las amplias aplicaciones de la interpolación de imágenes, un estudio separado de sus métodos de evaluación es crucial. En [1] se presenta un esquema de clasificación novedosa que consiste en dos categorías

diferentes. La primera categoría incluye todos los métodos que pueden evaluar los criterios de la inexactitud de un algoritmo. Los métodos presentados pueden evaluar las características de rendimiento de la imagen de salida interpolada en términos de artefactos, desenfoque y discontinuidades en los bordes. Más específicamente, el método propuesto mide la eficiencia del algoritmo a través de conjuntos de imágenes interpoladas.

La segunda categoría incluye los métodos de evaluación que miden las características de coste del propio algoritmo. La carga computacional del algoritmo y sus requisitos de memoria se puede evaluar usando estos métodos. Por último, se presentan las aplicabilidades y compensaciones entre los métodos de evaluación. El uso apropiado de las dos categorías de análisis es crucial a la hora de definir qué algoritmo de interpolación de imágenes tiene un mejor rendimiento en condiciones específicas.

#### **1.4.1 Interpolación Bicúbica**

La interpolación bicúbica va un paso más allá de la bilineal considerando el barrido de 4x4 píxeles más cercanos para un total de 16 píxeles como se muestra en la Figura 1.3. Dado que estos son a diferentes distancias del píxel desconocido, a los píxeles más cercanos se les da una mayor ponderación en el cálculo. La interpolación bicúbica produce imágenes mucho más nítidas que el método bilineal, y es quizás la combinación ideal de tiempo de procesamiento y calidad de salida. Por esta razón, es un estándar que se usa en muchos programas de edición de imágenes como Adobe Photoshop, los controladores de impresora y la interpolación en la cámara.

Estos métodos lineales tienen una complejidad relativamente baja, pero sufren de la incapacidad para adaptarse a las diferentes estructuras de píxeles que se traduce en bordes borrosos y artefactos molestos [3].

#### **1.4.2 Interpolación Bilineal**

La interpolación bilineal toma un promedio ponderado de los cuatro píxeles vecinos para calcular su valor interpolado final como se muestra en la Figura 1.4. El resultado es una imagen mucho más suave que la imagen original. Cuando todas las distancias de píxeles conocidos son iguales, entonces el valor interpolado es simplemente su suma dividida por cuatro. Esta técnica de interpolación se realiza en ambas direcciones, horizontal y vertical y

da mejor resultado que el vecino más cercano y toma menos tiempo de cálculo en comparación con la interpolación bicúbica [3].

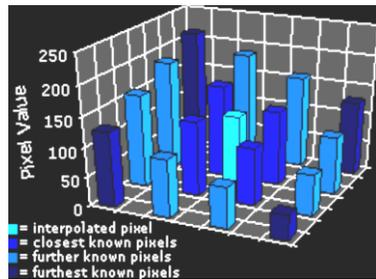


Fig. 1.3 Interpolación Bicúbica

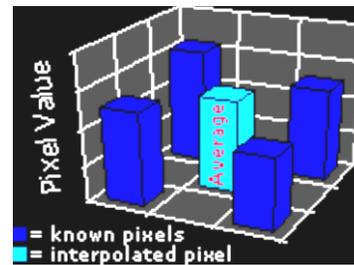


Fig. 1.4 Interpolación Bilineal

Como es bien conocido, el sistema visual humano (HVS), que es muchas veces el destinatario final de las imágenes reescaladas, es muy sensible a las distorsiones de la coherencia espacial de los bordes. Se ha acordado que, para muchas aplicaciones, el énfasis principal de interpolación de imágenes debe estar en la calidad de percepción de estas. Es decir, las imágenes interpoladas deberían ser libres de artefactos y visualmente agradables. Se han propuesto muchos algoritmos para mejorar la calidad subjetiva de las imágenes interpoladas mediante la imposición de modelos más precisos. Los algoritmos de interpolación con adaptación espacial, que ajustan los coeficientes de interpolación para adaptarse mejor a la estructura local, han recibido cada vez más atención. Entre los diversos algoritmos adaptativos espaciales, la interpolación a lo largo de las direcciones locales de borde es una buena idea. Esto es porque, sobre la base de la restricción geométrica de los bordes, la estimación de la orientación a lo largo de los bordes es óptimo en el sentido de inferir mejor los píxeles desconocidos [36].

### 1.5 Métodos a nivel de subpíxel

En el marco de subpíxeles, no sólo se consideran los píxeles en las rejillas enteras de las imágenes, sino también los píxeles entre las rejillas enteras, que son llamados subpíxeles, y se interpolan en consecuencia. En comparación con los métodos basados en el nivel de píxeles, los métodos de nivel de subpíxel pueden resolver los problemas con mayor precisión. Por lo tanto, el enfoque de subpíxel se aplica a muchos campos como un complemento importante de los métodos a nivel de píxeles, tales como la detección de bordes de la imagen, la mejora de la resolución de la imagen, el registro de imagen y la detección de blancos [9].

### 1.5.1 La imagen desplazada a nivel de subpíxel

De la misma manera, la imagen desplazada a nivel de subpíxel es una de las bases de montaje en súper o alta resolución que se realizan en el dominio espacial. Por ejemplo, múltiples marcos espaciales de tiempo bajo la muestra de una escena pueden ser utilizados para estimar una sola trama de alta resolución. Se ha demostrado en Keren *et al.* [37] que, dada una serie de imágenes de baja resolución de una escena y sus desplazamientos a nivel de subpíxeles exactos, una mejora con respecto a la resolución y la limpieza de ruido puede ser obtenida. Esta mejora de la resolución no puede, por supuesto, traer de vuelta las frecuencias que se han perdido en el muestreo grueso, pero hay muchas características espaciales como bordes o líneas que pudieran ser localizados con mayor precisión.

Alternativamente, el desplazamiento de la imagen a nivel de subpíxel puede ser realizado calculando numéricamente nuevas versiones de una imagen original; es decir, sin el uso de una secuencia de imágenes reales adquiridas con cierto desplazamiento entre ellas. En Reu *et al.* [38] se proponen métodos experimentales y numéricos para el desplazamiento subpíxel exactos aplicados a la correlación de la imagen digital (DIC). La gran flexibilidad de la técnica DIC permite explotar los muchos avances en la tecnología de imágenes para realizar mediciones cuantitativas; incluyendo estéreo-microscopios, microscopios de fuerza atómica, microscopios electrónicos de barrido y cámaras de ultra-alta velocidad. De acuerdo con este autor, muchas de estas nuevas tecnologías de la imagen producen imágenes lejos de ser ideales. A continuación, la comprensión de los errores resultantes introducidos por estas imágenes es importante, pues imágenes desplazadas numéricamente se pueden utilizar para mejorarlas. El punto de este autor es que la importancia de tener un método para crear imágenes con desplazamientos y deformaciones conocidas no ha pasado desapercibida. Por último, se presenta una discusión de los métodos numéricos de desplazamiento que termina con una explicación de los mejores métodos para el desplazamiento de imágenes, incluyendo una comparación de filtros de interpolación utilizando tanto experimental como numéricamente desplazamientos de imágenes. Por el momento, en este estudio el método de error más bajo es el desplazamiento de la Transformada Rápida de Fourier (FFT).

El desplazamiento a nivel de subpíxel de la imagen y la interpolación son, en esencia, la misma cosa; ambos proporcionan información de intensidad “entre” los píxeles en una nueva

cuadrícula. Algunos métodos son mejores en ajuste de los datos, o pueden filtrar preferentemente los datos para hacer que funcionen mejor o peor con la correlación 2D. Cualquier imagen numéricamente desplazada está asumiendo una función de nivel de gris para los píxeles. Al cambiar numéricamente la imagen se modifica, y esta modificación puede mejorar o corromper la imagen [38].

### **1.5.2 Promediado de imágenes**

Otro método sencillo pero muy valioso para la reducción de ruido de la imagen ha sido el promediado de imágenes [39]. Este enfoque es útil frente a las imágenes con baja SNR contaminadas con AGWN de valor medio cero. Alternativas de este punto se introducen en epígrafes previos en los que se presenta la exploración múltiple en BSE-SEM sobre la misma muestra, o cuando múltiples cuadros de una misma escena pueden ser utilizados para mejorar la resolución y la SNR.

## **1.6 Conclusiones parciales**

A lo largo de este capítulo se puede conocer acerca de los fundamentos del procesamiento de imágenes (SEM-BSE) necesarios para llevar a cabo este trabajo de diploma, de los tipos de filtrado avanzado que se tienen en cuenta, así como también las características del suavizado de imágenes. Se mencionan las principales formas de interpolación y los métodos de estimación del ruido, explicándose los propuestos por Liu y Yang. También se aborda el tema del promediado de imágenes y de los procesamientos a nivel de subpíxel que son los temas fundamentales de esta tesis. Luego de haber realizado este capítulo se puede concluir que:

- Son múltiples las fuentes de ruido que pueden contaminar una imagen de BSE-SEM.
- Los métodos clásicos de suavizado de imágenes logran suprimir detalles indeseables y parte del ruido, pero junto con ello se afectan los bordes de las estructuras y se crean borrosidades.
- Los métodos avanzados de suavizado, como los basados en filtrado bilateral y anisotrópico logran preservar bordes e introducen poca borrosidad, pero poseen un elevado costo computacional.

- Pueden valorarse las técnicas de procesamiento a nivel de subpíxel para, combinadas con adecuados métodos de interpolación, lograr procedimientos de suavizado de bajo costo computacional y elevada eficacia.
- Dado que durante la producción de las imágenes de BSE-SEM no se conocen las fuentes de ruido con total exactitud y caracterización, es necesario recurrir a métodos de estimación ciega del ruido, pues no se dispone de una imagen de referencia sin ruido.
- De todos los métodos de estimación ciega del ruido en una sola imagen, el enfoque híbrido que combina los puntos fuertes de los enfoques basados en filtro con los basados en parches se reporta con gran aceptación en la literatura por su desempeño y por su bajo costo computacional.

---

## **CAPÍTULO 2. MATERIALES Y MÉTODOS**

Es muy necesario evaluar el desempeño de un algoritmo de procesamiento de imágenes. Existen muchos métodos para llevar esto a cabo y a continuación se habla acerca de los que han sido utilizados en este trabajo de diploma. Sobre la base de una extensa búsqueda en la literatura en el contexto de suavizado de la imagen, los métodos de evaluación de desempeño existentes se pueden clasificar en tres categorías; es decir, objetiva, subjetiva y basados en aplicaciones. Cuando se utilizan los métodos objetivos, la evaluación se lleva a cabo mediante la comparación de la imagen suavizada y la imagen original para ver la cantidad de detalles no deseados que se ha eliminado de la imagen o el grado en que se preservan los detalles de interés, como es el caso de los bordes. Con respecto a la imagen original una medida de ganancia en la (SNR) o de reducción del error debe ser definida para evaluar el suavizado. Siempre y cuando la imagen original esté disponible, la metodología objetiva se ha convertido en la primera opción para la evaluación del desempeño. Por desgracia, la imagen original antes de ser contaminada con ruido suele ser inaccesible. Bajo estas circunstancias, casi todos los investigadores adoptan la metodología subjetiva para la evaluación del desempeño. Mediante el uso de la metodología subjetiva, una imagen ruidosa se utiliza para la prueba y luego se muestran a observadores las imágenes suavizadas. Por lo tanto, el rendimiento del algoritmo se evalúa por la opinión de un grupo de expertos con una reconocida experiencia en cuanto a su percepción visual; no obstante, también suele utilizarse la comparación con un resultado anticipado establecido antes de la prueba. En todos estos casos se utilizan para la prueba las imágenes de un dominio de aplicación determinado [22].

Este capítulo está formado por 7 epígrafes donde se abordan los materiales y métodos utilizados en el trabajo. El epígrafe 2.1 trata sobre la obtención de las imágenes que son utilizadas en este trabajo de diploma y sus características, el epígrafe 2.2 da una explicación sobre el software utilizado, que en este caso se trata del asistente matemático Matlab. En el epígrafe 2.3 se presentan los métodos de atenuar el ruido mediante el promediado de imágenes desplazadas a nivel de subpíxel. En el epígrafe 2.4 se explica la forma en que serán evaluados los métodos de suavizado a nivel de subpíxel y las técnicas de filtrado bilateral y de difusión anisotrópica. Posteriormente en el epígrafe 2.5 se explican las funciones empleadas.

## 2.1 Obtención de las imágenes a utilizar

Las imágenes utilizadas para evaluar los métodos de suavizado fueron adquiridas por el Centro de Investigación y Desarrollo de Estructuras y Materiales (CIDEM) de la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas en colaboración con el *Laboratory for Building Materials* de la *Ecole Polytechnique Federal* de Lausana, Suecia, utilizando un BSE-SEM de alto vacío que emplea para la aceleración alto voltaje  $HV = 15.0$  kV, distancia de trabajo (*working distance*)  $WD = 12.5$  mm, para producir imagen de dimensión  $Dim = 1024 \times 768$  píxeles en todos los casos. Se utilizaron diversos valores de magnificación ( $Mag$ ) para producir distintas resoluciones ( $Res$ ), siendo estas:

- $Mag = 280x$  con  $Res = 0.88496$   $\mu\text{m}/\text{píxel}$ .
- $Mag = 400x$  con  $Res = 0.62500$   $\mu\text{m}/\text{píxel}$ .
- $Mag = 800x$  con  $Res = 0.30769$   $\mu\text{m}/\text{píxel}$ .

Estas imágenes fueron salvadas en formato PNG con profundidad de 8 bits por píxel ( $bpp$ ) en formato RGB para un total de 24  $bpp$ .

## 2.2 Software utilizado

Para el procesamiento de estas imágenes se usa el software Matlab que es una herramienta para hacer cálculos matemáticos la cual permite el diseño de los filtros bilateral y de difusión anisotrópica con los que son comparados los métodos de suavizado a nivel de subpíxel, los cuales también son programados en Matlab. Este software es una plataforma de desarrollo de aplicaciones, donde conjuntos de herramientas inteligentes para la resolución de problemas en áreas de aplicación específica, llamadas *toolboxes*, se pueden desarrollar con facilidad relativa. Es al mismo tiempo un entorno y un lenguaje de programación. Uno de sus puntos fuertes es el hecho de que su lenguaje permite construir herramientas reusables. Se pueden crear fácilmente funciones y programas especiales (conocidos como archivos-M) en código Matlab los cuales se pueden agrupar en *Toolboxes*: colección especializada de archivos-M para trabajar en clases particulares de problemas.

La manera más fácil de visualizar Matlab es pensar en él como una calculadora totalmente equipada, aunque, en realidad, ofrece muchas más características y es mucho más versátil que cualquier calculadora. En este trabajo se utiliza la versión 7.10.0 (R2010a) del Matlab y

el toolbox de procesamiento de imágenes. Fue corrido en una computadora portátil con sistema operativo Windows 8.1 de 64 bits, con memoria RAM de 4096 MB, y modelo de procesador Intel(R) Pentium(R) CPU N3520.

### **2.3 Métodos para la eliminación del ruido mediante el promediado de imágenes a nivel de subpíxel**

El método propuesto denominado como variante 1 consiste en desplazar imágenes a nivel de subpíxel; esto es, fracciones de píxel, en las direcciones Norte, Sur, Este y Oeste, para posteriormente calcular la imagen promedio de las cuatro versiones desplazadas. De esta forma, dado que el desplazamiento es menor que un píxel, estructuras de tamaño superior a un píxel son preservadas, mientras que aquellas que tienen un tamaño cercano al del píxel son suavizadas en dependencia de la magnitud del desplazamiento. Además, teniendo en cuenta lo explicado en el Capítulo 1 sobre el ruido con función de densidad probabilística Gaussiana de media cero, si la imagen se encuentra uniformemente contaminada con este ruido, este es atenuado en el paso de promediado. Por otra parte, si el ruido no es precisamente Gaussiano, los procesos de interpolación asociados al desplazamiento a nivel de subpíxel hacen que este tienda a la normalidad (Gaussiana) como consecuencia del teorema del límite central de la estadística.

A las imágenes suavizadas se les estima la potencia del ruido por medio de su varianza ( $\sigma^2$ ) a través del método de Yang *et al.* [32] para posteriormente calcularles la reducción de la potencia de ruido con respecto a la potencia original por medio del incremento de la (SNR), siendo este parámetro la principal figura de mérito en la comparación entre los diversos métodos de suavizado.

Primeramente, se sobre-muestra la imagen  $K$  veces, aquí se han empleado números del 2 al 5 para este procedimiento, así como diferentes métodos de interpolación. Por razones de costo computacional solo se utilizan para este propósito los métodos de interpolación bilineal y bicúbica. Posteriormente, la imagen se desplaza un solo píxel en 4 direcciones: Este, Oeste, Norte y Sur. Para ello solo es necesario eliminar de la imagen sobre-muestreada la fila o la columna que apunta en la dirección deseada. El siguiente paso es retornar las imágenes desplazadas a su tamaño original redimensionándolas mediante sub-muestreo  $1/K$  veces. De esta forma, cada una de las cuatro imágenes se habrá desplazado la  $K$ -ésima parte de un píxel

en la dirección señalada. El último paso es hallar el promedio entre estas cuatro versiones de la imagen original desplazadas a nivel de subpíxel; esto es, sumarlas y luego dividir las entre el total de imágenes desplazadas teniendo en cuenta que si podemos obtener una imagen como promedio de un conjunto de imágenes tomadas en las mismas condiciones entonces el nivel de error en los valores de los píxeles decrecerá con el tamaño de la muestra en un factor de  $\sqrt{n}$ . Un punto importante a tener en cuenta es que las imágenes deben estar todas centradas sobre la misma región de una forma muy precisa, ya que de otra manera el procedimiento de promediado conduciría a emborronamientos más que a mejora y realce. A continuación, se calcula la varianza y la reducción de potencia de ruido teniendo en cuenta el nivel de ruido obtenido en la imagen original y en la procesada para ver en cuanto este se ha reducido.

Una forma alternativa del procedimiento descrito anteriormente para eliminar el ruido a nivel de subpíxel nombrado como variante 2 es desplazar un píxel en las direcciones deseadas las imágenes sobre-dimensionadas utilizando algún método de interpolación. En este caso a diferencia del primer procedimiento el promediado se realiza entre las imágenes sobre-dimensionadas. Para ello es necesario mantener todas las imágenes del mismo tamaño agregándole ya sea una columna o una fila de ceros en la posición contraria a la suprimida. Finalmente se redimensiona la imagen resultante del promediado para comparar el nivel de reducción de ruido con la imagen original mediante el cálculo de sus varianzas.

A continuación, se muestran ejemplos de cómo se realiza el procedimiento anterior. La Figura 2.1 es una imagen de las tres que se han sometido al procedimiento y la Figura 2.2 es un acercamiento de la imagen original mostrándose una porción de 7x7 píxeles aproximadamente para comparar las intensidades de la imagen original con la resultante. El cuadro rojo señala el fragmento de la imagen que se ha tomado para compararlo con las imágenes procesadas.

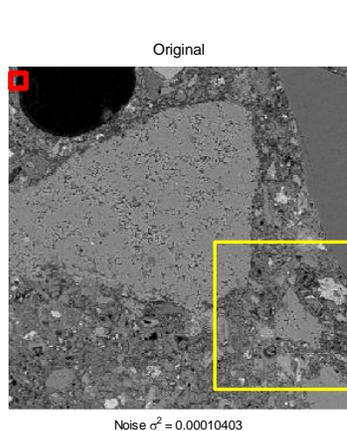


Fig. 2.1 Imagen original.

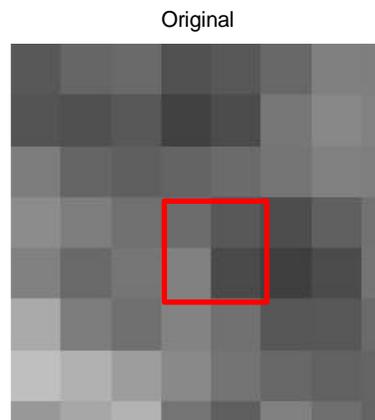


Fig. 2.2 Imagen original ampliada.

Las Figuras 2.3 a) y 2.3 c) son una representación de la imagen que se ha magnificado 4 y 2 veces, es decir cada píxel ha sido dividido en 16 y 4 subpíxeles respectivamente para luego ser desplazadas en cuatro direcciones y volver a su tamaño original redimensionándolas 1/4 y 1/2 veces, y finalmente promediarlas. Han sido interpoladas con interpolación bilineal teniendo en cuenta los valores en los píxeles conocidos que rodean a uno dado en una vecindad de los 2x2 píxeles más cercanos. Se toma el promedio ponderado de estos 4 píxeles y se calcula el valor interpolado para obtener un resultado más suavizado.

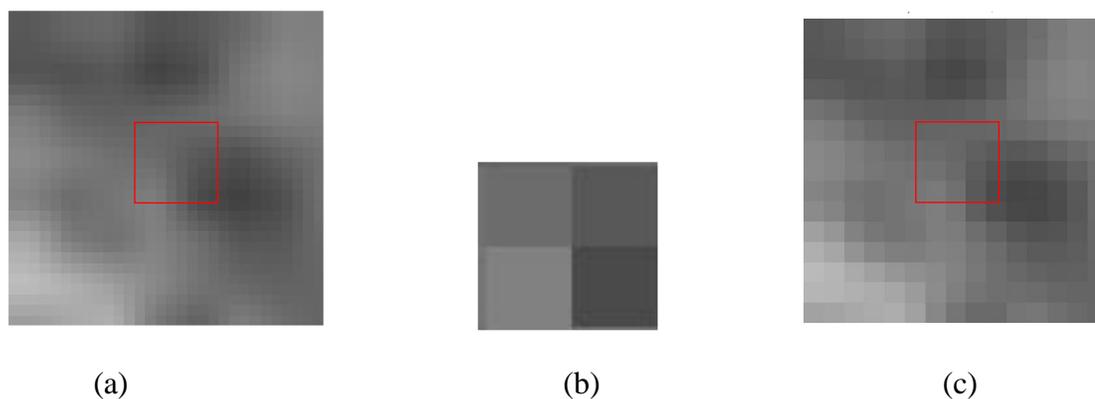


Fig. 2.3 Imágenes con interpolación bilineal desplazadas. a) 1/4 de píxel, b) original, c) 1/2 de píxel

En la Figura 2.3 se puede distinguir que las intensidades de los píxeles han variado respecto a la imagen original. Seguidamente son mostradas las imágenes ampliadas a las que pertenecen las figuras anteriores que corresponden a una porción de la imagen original la cual se representa con un cuadro amarillo en esta.

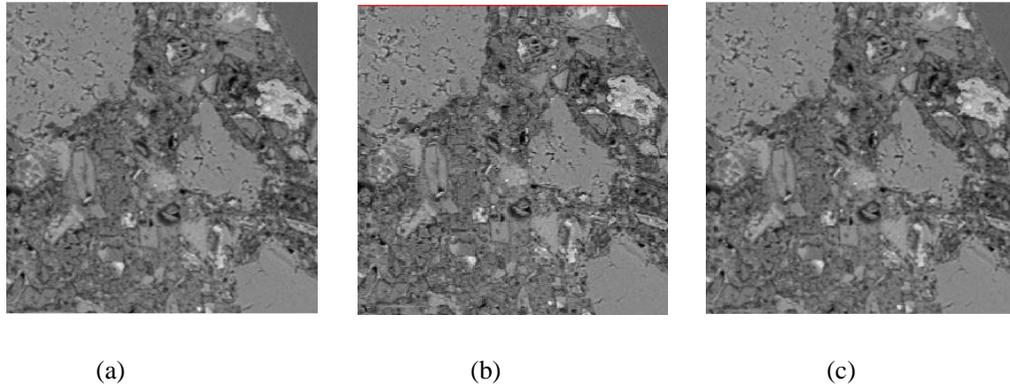


Fig. 2.4 Imágenes anteriores ampliadas.

Los ejemplos que se muestran a continuación tienen características similares a las figuras anteriores con la diferencia de que en este caso se ha empleado interpolación bicúbica.

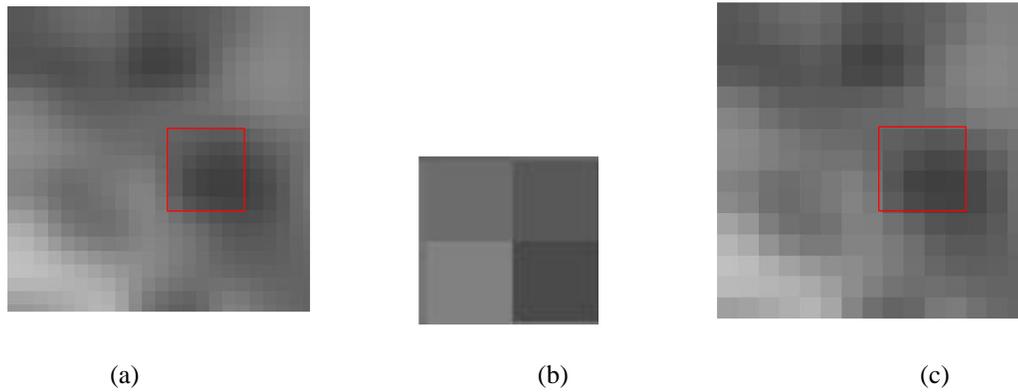


Fig. 2.5 Imágenes con interpolación bicúbica desplazadas. a)  $1/3$  de píxel, b) original, c)  $1/2$  de píxel

Se puede diferir que los niveles de gris de los píxeles en la Figura 2.5 a) y c) han variado respecto a las intensidades de la imagen original. Consecutivamente son exhibidas las imágenes a las que corresponden dichas figuras.

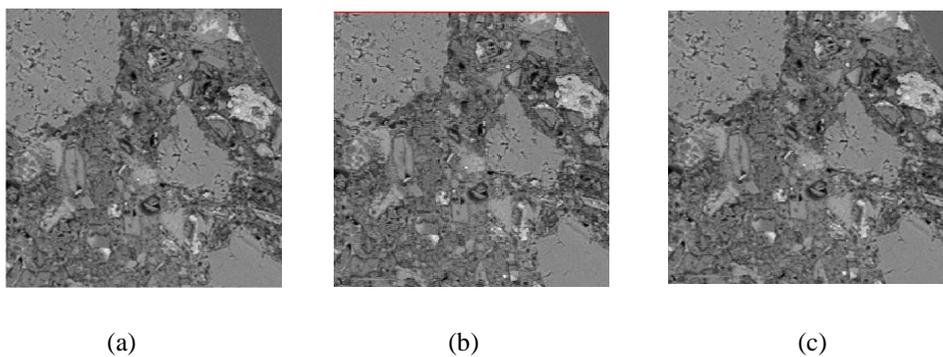


Fig. 2.6 Imágenes anteriores ampliadas.

El paso que sigue es el desplazamiento de la imagen en cuatro direcciones para luego calcular el promedio de las cuatro imágenes obtenidas. Aquí solo se muestran el procedimiento para el caso bilineal y usando un desplazamiento de  $1/2$  de píxel. Más adelante los resultados obtenidos usando otros valores son expuestos en la tabla 3.1.

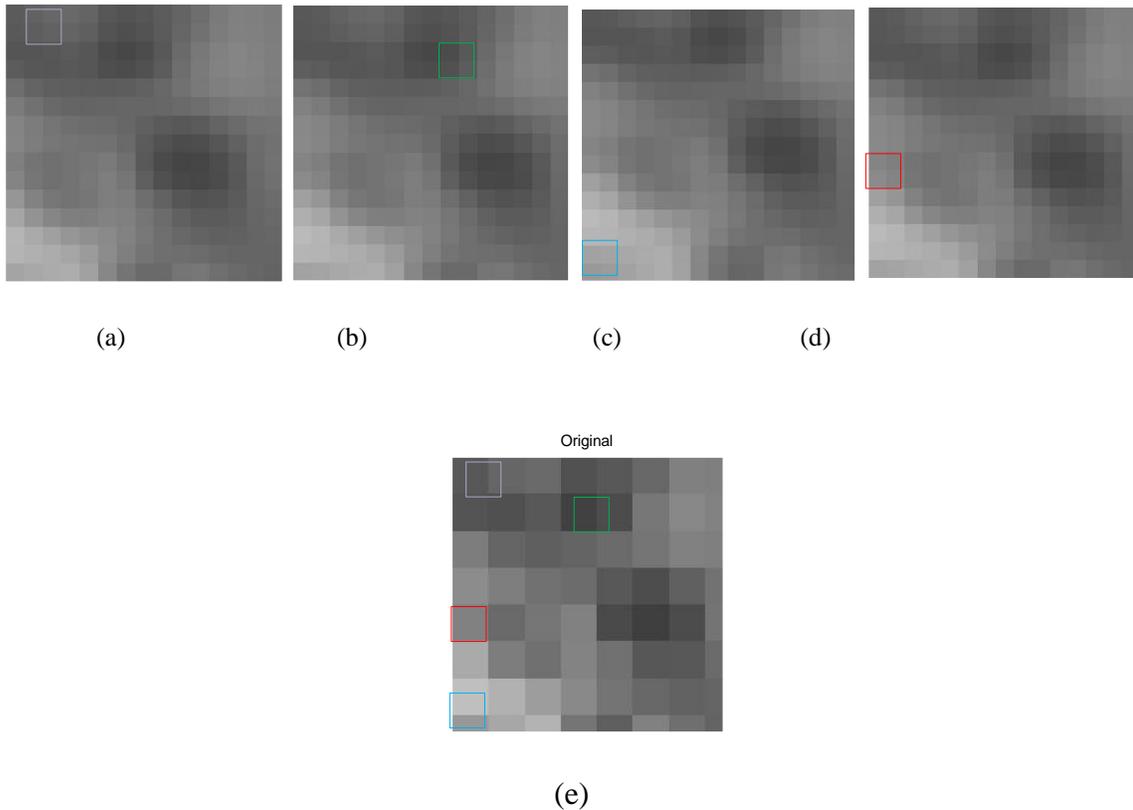


Fig. 2.7 Figuras desplazadas. a) al Oeste, b) al Este, c) al Norte, d) al Sur, e) Original.

Si se compara la imagen original con las que se han desplazado haciendo una apreciación minuciosa se puede notar que las intensidades han cambiado medio píxel. Los cuadros de colores han sido colocados donde las intensidades de los píxeles cercanos al incidir sobre uno dado hacen una diferencia en las intensidades de este.

Las imágenes promediadas para un desplazamiento de  $1/4$  de píxel con interpolación bilineal y para  $1/3$  de píxel con interpolación bicúbica son:

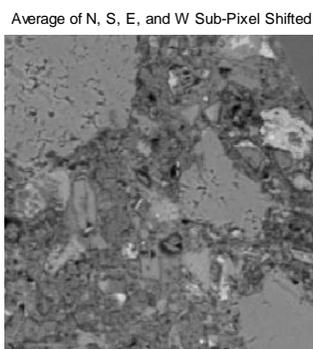


Fig. 2.8 Imagen promediada para interpolación Bilineal

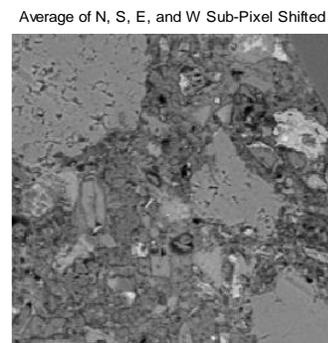


Fig. 2.9 Imagen promediada para interpolación Bicúbica

## 2.4 Evaluación

En el capítulo 1 de este trabajo de diploma se abordan los filtros que son implementados, donde se han variado los parámetros de cada uno para determinar de esta manera cuáles eran los parámetros para los que el filtro tiene un mejor desempeño, es decir, que suaviza los bordes sin afectar mucho las estructuras que se encontraban dentro de la imagen y reduce más el ruido. Es necesario evaluar estos filtros para comparar su desempeño con los métodos propuestos y determinar cuál es el algoritmo de eliminación de ruido más adecuado de acuerdo a lo que se quiere lograr, por tanto, se explica a continuación la forma de evaluación que se sigue.

La eficiencia de estos métodos se evalúa teniendo en cuenta la varianza de ruido entre la imagen original y la suavizada que se calcula como el cuadrado de la desviación estándar del nivel de estimación de ruido asumiendo normalidad con media cero. Para calcular el incremento de la SNR se hace mediante la fórmula 2.1 donde  $\sigma_o^2$  es la varianza de la imagen original y  $\sigma_p^2$  es la varianza de la imagen promediada. El método que logre reducir más el ruido y tenga menor varianza será el mejor. Más adelante se compara el método propuesto con el rendimiento de los filtros bilateral y difusión anisotrópica, teniendo en cuenta el tiempo de procesamiento y la complejidad de los mismos, así como los resultados en la varianza y en el incremento de la SNR.

$$\text{SNR} = 10\log(\sigma_o^2/\sigma_p^2) \quad (2.1)$$

En el caso de los filtros bilateral y de difusión anisotrópica también es favorable la eliminación de ruido.

El filtrado anisotrópico agrupa un conjunto de técnicas no convencionales que persiguen mejorar cualitativamente las imágenes removiendo el ruido al tiempo que se preservan los detalles e incluso mejoran los bordes.

Algunas de las variantes del filtrado anisotrópico son:

- ✓ *Bilateral Filtering* (BF).
- ✓ *Directional Filtering* (DF).
- ✓ *Anisotropic Diffusion Filtering* (ADF).
- ✓ *Anisotropic Nonlinear Diffusion Filtering* (ANLDF).

### 2.4.1 El filtro bilateral

El filtrado bilateral suaviza las imágenes sin alterar los bordes, por medio de una combinación lineal de los valores de las imágenes cercanas [40]. El núcleo de un filtro bilateral puede expresarse, para cada entorno local, como el producto de los núcleos de dos filtros:

El filtro espacial  $FS [n1, n2]$  es el filtro convencional (ej. Paso bajo suavizador).

El filtro de rango  $FR [n1, n2]$  es un filtro basado en las diferencias de intensidad local o bordes.

El núcleo del filtro bilateral en las coordenadas  $[n1, n2]$  es como se muestra en la fórmula 2.1, denominando al núcleo ordinario espacial  $g$  en la fórmula 2.2 y al núcleo de rango  $f$  en la fórmula 2.3.

$$F [\Delta n1, \Delta n2] = (F_S [\Delta n1, \Delta n2]) (F_R [\Delta n1, \Delta I2]) \quad (2.2)$$

$$f = F_S [\Delta n1, \Delta n2] \quad (2.3)$$

$$g = F_R [\Delta n1, \Delta n2] \quad (2.4)$$

Está controlado por dos parámetros:  $\sigma_s$  y  $\sigma_r$ . La Figura 2.10 ilustra su efecto.

- El aumento del parámetro espacial  $\sigma_s$  alisa características más grandes.
- En la medida en que aumenta el parámetro de rango,  $\sigma_r$ , el filtro bilateral tiende a comportarse como un filtro Gaussiano de convolución debido a que la Gaussiana de

rango se ensancha y se vuelve más plana. Tiende a ser constante sobre el intervalo de intensidades en la imagen.

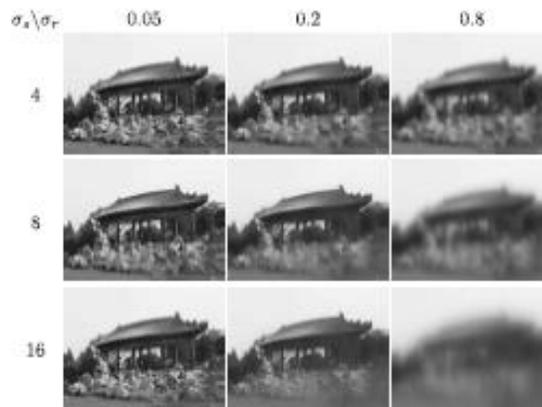


Fig. 2.10 Variación de los parámetros  $\sigma_s$  y  $\sigma_r$ .

Los parámetros de rango y espacio del filtro bilateral proporcionan un control más versátil que la convolución gaussiana. Tan pronto como uno de los parámetros del filtro bilateral alcanza valores cercanos a cero, no se produce suavizado. Como consecuencia, el aumento de  $\sigma_s$  no difumina un borde siempre que la  $\sigma_r$  es menor que la amplitud del borde. Por ejemplo, los contornos de la azotea son afilados para el  $\sigma_r$  de escenas de rango pequeño y moderado, y la nitidez es independiente de la configuración espacial  $\sigma_s$  [24].

En la práctica, en el contexto de eliminación de ruido, [28] muestra que adaptando el parámetro de rango  $\sigma_r$ , las estimaciones de los rendimientos de nivel de ruido locales resultan más satisfactorias. Los autores recomiendan una dependencia lineal:

$$\sigma_r = 1.95 \sigma_n, \text{ donde } \sigma_n \text{ es la estimación local de nivel de ruido.}$$

Una característica importante del filtrado bilateral es que los pesos se multiplican: si alguno de los pesos es cercano a cero, no se produce el suavizado. Como un ejemplo, una gran componente Gaussiana espacial junto con un rango estrecho Gaussiano logra un suavizado limitado a pesar de la gran extensión espacial. El peso rango hace cumplir una estricta conservación de los contornos.

Los parámetros  $\sigma_s$  y  $\sigma_r$  especifican la cantidad de filtrado para la imagen.

En la Figura 2.11 se representa cómo el filtro bilateral suaviza una imagen de entrada, mientras que se preservan sus bordes. Cada píxel se sustituye por una media ponderada de sus vecinos. Cada vecino se pondera por un componente espacial que penaliza píxeles

distantes y un componente de distancia que penaliza píxeles con una intensidad diferente. La combinación de ambos componentes se asegura de que sólo los píxeles cercanos similares contribuyen al resultado final.

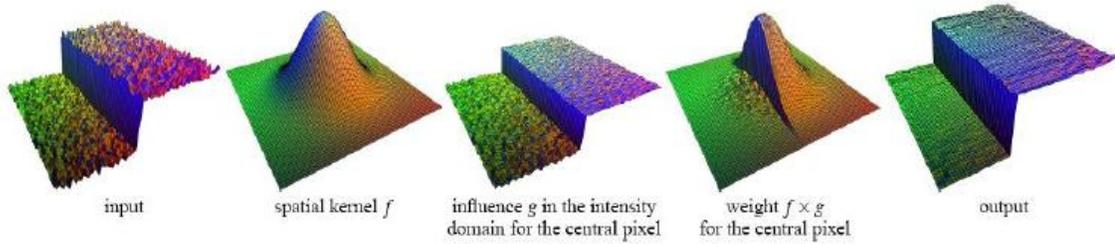


Fig. 2.11 Representación gráfica de las funciones  $f$  y  $g$  obtenidas para el suavizado en un punto perteneciente a un borde dentro de una imagen ruidosa.

Algunos autores como Rydell [41] utilizan dos núcleos de rango para tener en cuenta los cambios de intensidad en la imagen y en alguna función objetiva, así como se muestra en la fórmula 2.4:

$$F[\Delta n1, \Delta n2] = (F_S[\Delta n1, \Delta n2])^\alpha (F_{R1}[\Delta n1, \Delta n2])^\beta (F_{R2}[\Delta n1, \Delta n2])^\gamma \quad (2.5)$$

donde  $\alpha$ ,  $\beta$  y  $\gamma$  regulan el aporte o importancia de cada filtro, pudiendo ser adaptativos.

#### 2.4.1.1 Coste computacional

El filtro bilateral es un algoritmo de un coste excesivo cuando el parámetro espacial  $\sigma_s$  es grande, ya que construye cada píxel de salida teniendo en cuenta una gran vecindad y requiere el cálculo de dos pesos, sus productos, y una etapa de normalización costosa también.

#### 2.4.1.2 Las iteraciones

El filtro bilateral puede repetirse. Esto conduce a resultados que son casi a trozos constante como se muestra en la Figura 2.12. Aunque esto produce imágenes más suaves, el efecto es diferente del aumento de los parámetros espaciales y de rango. Como se muestra en la Figura 2.10, el aumento de los parámetros espaciales  $\sigma_s$  tiene un limitado efecto a menos que el parámetro de rango  $\sigma_r$  también se incremente. Aunque una gran  $\sigma_r$  también produce salidas suaves, tiende a difuminar los bordes mientras que la iteración conserva los bordes fuertes, tales como el borde de la azotea en la Figura 2.12, mientras que elimina los detalles más débiles. Este tipo de efecto es deseable para aplicaciones tales como la estilización que tratan de abstraer los pequeños detalles, mientras que las técnicas de la fotografía computacionales tienden a utilizar una sola iteración para estar más cerca del contenido de la imagen inicial.



Fig. 2.12 Representación del efecto de las iteraciones

El filtro bilateral se puede aplicar de forma iterativa, y el resultado se aproxima progresivamente a una señal constante a trozos. Este efecto puede ayudar a lograr una limitada gama de colores, dibujos animados, como rendición de imágenes. Aquí,  $\sigma_s = 8$  y  $\sigma_r = 0,1$ .

Este filtro puede dividir una imagen en dos partes: la imagen filtrada y su imagen residual. La imagen filtrada tiene sólo las características a gran escala debido a que el filtro bilateral alisa las variaciones locales a distancia sin afectar bordes fuertes. La imagen residual, hecha restando la imagen filtrada de la original, tiene sólo las porciones de imagen quitada por el filtro. Dependiendo de la configuración y la aplicación, este componente de pequeña escala eliminado se puede interpretar como el ruido o la textura [24].



Fig. 2.13 División de la imagen en imagen filtrada e imagen residual

En la Figura 2.13 la imagen residual contiene todos los componentes de entrada (a) eliminado por el filtro bilateral (b), y un poco de estructura de imagen es visible aquí (c). Para eliminación de ruido, la imagen residual ideal puede contener únicamente el ruido, pero aquí el entorno  $\sigma_r$  era lo suficientemente grande como para eliminar algunas texturas finas que son casi indistinguibles de ruido.

Este filtro se ha popularizado rápidamente debido a su simplicidad y efectividad para remover estructuras semejantes al ruido. Son una alternativa no iterativa a los pesados métodos iterativos como el de difusión anisotrópica, quien además tiene que resolver complicadas ecuaciones diferenciales parciales.

**2.4.2 Filtro de Difusión Anisotrópica No Lineal**

El (*ANLDF*) hace uso de ecuaciones diferenciales parciales no lineales para remover el ruido y mejorar los bordes. Su objetivo es evitar el excesivo suavizado que introducen las técnicas convencionales de filtrado cuando hacen uso de la difusión lineal. Estas técnicas refuerzan el suavizado intra-región al tiempo que inhiben el suavizado ínter-regiones.

Son filtros iterativos (función de *t*) sintonizables, que implementan un proceso de difusión

Si se define la función de flujo mediante la fórmula 2.5 :

$$\Phi[n_1,n_2,t] = c[n_1,n_2,t] \nabla (x[n_1,n_2,t]) \tag{2.5}$$

Se interpreta que, para cada iteración, el valor de un elemento en el arreglo cambia de acuerdo a la contribución del flujo proveniente de su entorno, como muestra la Figura 2.15:

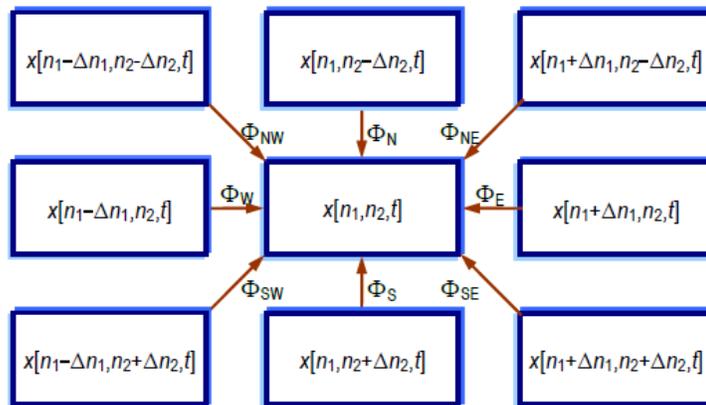


Fig. 2.14 Representación de la contribución del flujo proveniente del entorno de cada iteración

El suavizado se limita de acuerdo a la dirección y magnitud del gradiente.

Los métodos de suavizado mediante difusión promedian la imagen a lo largo de regiones extensas mediante la solución de (*PDE*) que se resuelven iterativamente por lo que su carácter es eminentemente iterativo.

El efecto del suavizado del modelo de PM no es bueno cuando hay un píxel ruidoso aislado, y se compara con cada píxel de su vecindad pues las diferencias de intensidad se hacen más grandes, y los gradientes son grandes, inevitablemente. En este caso, la velocidad de difusión es lenta, lo que no es beneficioso para la eliminación del píxel ruidoso. Además, los bordes son borrosos o destruidos después de excesivas iteraciones, incluso cuando la influencia del suavizado en cada iteración sea pequeña [42].

Versiónes actuales del algoritmo de Perona-Malik se caracterizan por resolver el problema de la inestabilidad introduciendo un censado de las discontinuidades contextuales en cada píxel. Puede proveer abundante suavizado con muy pocas iteraciones y muy bajo tiempo de ejecución. Además tienen la capacidad de difuminar pequeñas discontinuidades en la imagen (conjunto relativamente pequeño de píxeles aislados) al tiempo que agudiza los bordes por lo que son muy atractivos para tareas de suavizado [43].

## **2.5 Funciones utilizadas**

Para la realización de este trabajo se usa el cálculo de funciones y trabajos matriciales para procesar imágenes de mezclas cementicias. Teniendo en cuenta que Matlab es un poderoso software de programación orientado al trabajo con matrices, que cuenta con un amplio grupo de herramientas y procedimientos especializados en el tema, se decide utilizarlo con vistas a facilitar el trabajo consistente en la creación de funciones que permitan, de una forma más rápida y cómoda, realizar todos los procedimientos sobre las imágenes. La elección de dicho software se basa en la amplia gama de contenidos almacenados en la ayuda del mismo que permitieron crear los programas necesarios para implementar los métodos de estimación ciega del ruido, los filtros que serán analizados, así como los algoritmos del procesamiento a nivel de subpíxel. Entre ellos podemos citar varios demos que serán incluidos en los anexos, pues constituyen un punto muy importante en el desarrollo de la presente tesis.

## **2.6 Conclusiones parciales**

En este capítulo se abordan las variantes para el desplazamiento a nivel de subpíxel usando diferentes métodos de interpolación y promediando las imágenes que fueron desplazadas para luego compararlas con métodos avanzados de filtrado como el filtrado bilateral y el de difusión anisotrópica. Se explican también las características de las imágenes, así como las propiedades del software utilizado. Además, se especifican los parámetros que serán tenidos

en cuenta para llegar a una conclusión sobre cuál es el mejor algoritmo de eliminación del ruido. Se puede concluir que:

- El software Matlab facilita la creación de funciones que permiten, realizar de una forma más rápida y cómoda, el procesamiento de las imágenes.
- Los métodos de eliminación del ruido mediante el promediado de imágenes a nivel de subpíxel son una alternativa sencilla y resultan atractivos por su facilidad de programación los cuales pueden brindar un resultado más rápido con un menor costo computacional.
- El filtro bilateral sólo depende de dos parámetros que indican el tamaño y el contraste de las características a preservar. Este se puede utilizar de una manera no iterativa permitiendo que dichos parámetros sean fáciles de definir, ya que su efecto no es acumulativo a lo largo de varias iteraciones.
- El filtrado anisotrópico es un proceso donde el suavizado se limita a lo largo de las magnitudes del gradiente, preservando bordes de la imagen, pero es necesario establecer un determinado número de iteraciones para garantizar la preservación de las características más relevantes en la imagen.

---

## CAPÍTULO 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se hace la discusión de los resultados obtenidos en las variantes de los métodos usados en los procesamientos a nivel de subpíxel teniendo en cuenta los valores de varianza y el incremento de la SNR de estos métodos cuyo rendimiento es evaluado a través de una comparación con los resultados obtenidos por los filtros bilateral y de difusión anisotrópica no lineal. También es considerado el tiempo de procesamiento de cada uno de los algoritmos para el suavizado de las imágenes. En el epígrafe 3.1 son examinados los resultados obtenidos para la variante 1 analizando la información presentada en las gráficas y tablas que se brindan teniendo en cuenta los procedimientos en el desplazamiento de las imágenes a nivel de subpíxel. En el epígrafe 3.2 se examinan los resultados para la variante 2. En el epígrafe 3.3 se discuten los resultados en la eliminación del ruido usando el filtro bilateral y los valores obtenidos para el filtro anisotrópico de difusión no lineal. Seguidamente en el epígrafe 3.5 se hace una comparación entre el filtrado y los métodos a nivel de subpíxel. Más adelante en los epígrafes 3.6 se realiza un análisis económico para los métodos de suavizado.

### 3.1 Análisis de los resultados obtenidos en la variante 1

Tabla 3.1 Resultados de la variante 1

Desplazamientos (a nivel de subpíxel)	Varianza de Ruido		Incremento de la SNR	
	Interpolación bilineal	Interpolación bicúbica	Interpolación bilineal	Interpolación bicúbica
1/2	1.1287e-005	4.8392e-005	13.9768 dB	7.6551 dB
1/3	2.0769e-005	6.4163e-005	11.3995 dB	6.4299 dB
1/4	1.4733e-005	6.9633e-005	12.8199 dB	6.0746 dB
1/5	2.5205e-005	7.333e-005	10.4879 dB	5.8499 dB

En la tabla 3.1 se puede apreciar que usando interpolación bilineal y desplazamiento de 1/4 de píxel los resultados son favorables en cuanto a reducción de ruido pues tiene menor varianza, y la imagen es mejor en definición, mientras que para 1/2 de píxel los resultados en

el incremento de la SNR son favorables pero la definición no lo es debido a que el desplazamiento es mayor y la variación de las intensidades es mucho mayor.

Se puede distinguir que empleando interpolación bicúbica y desplazamiento de  $1/3$  de píxel los resultados en cuanto a reducción de ruido son favorables pues tiene menor varianza, y la imagen es mejor en definición, mientras que para  $1/2$  de píxel el incremento de la SNR es mayor pero debido a que el desplazamiento es mayor se afecta la definición y se puede apreciar la variación de los niveles de gris. En cuanto a la interpolación Bicúbica se puede apreciar que la reducción de ruido es menor que en la Bilineal.

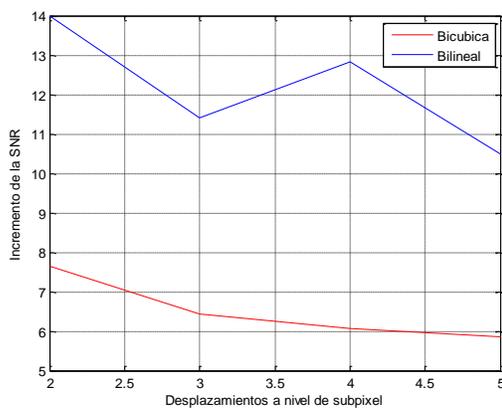


Fig. 3.1 Incremento de la SNR.

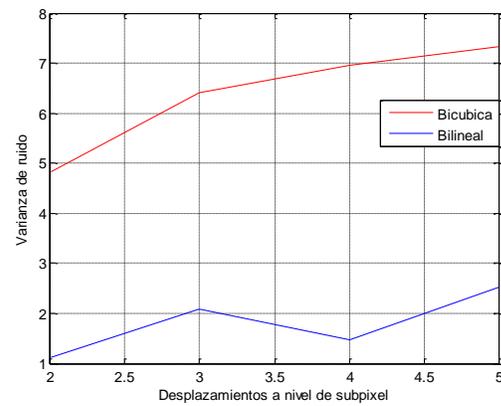


Fig. 3.2 Varianza de ruido.

En la Figura 3.1 se puede ver cómo ha variado la SNR siendo evidente que el mayor incremento se ha producido cuando el desplazamiento es  $1/4$  y la interpolación es Bilineal.

En la Figura 3.2 se observa que el mejor caso según la varianza de ruido es cuando el desplazamiento es de  $1/4$  y la interpolación es bilineal pues tiene el menor valor lo cual es favorable para el procesamiento de la imagen.

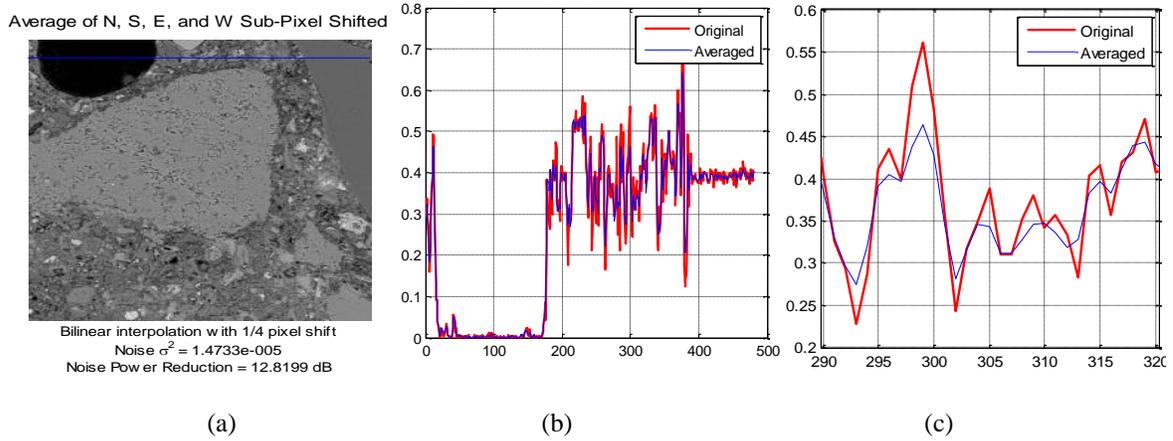


Fig. 3.3 Representación de a) imagen resultante b) gráfica del ruido c) porción del ruido

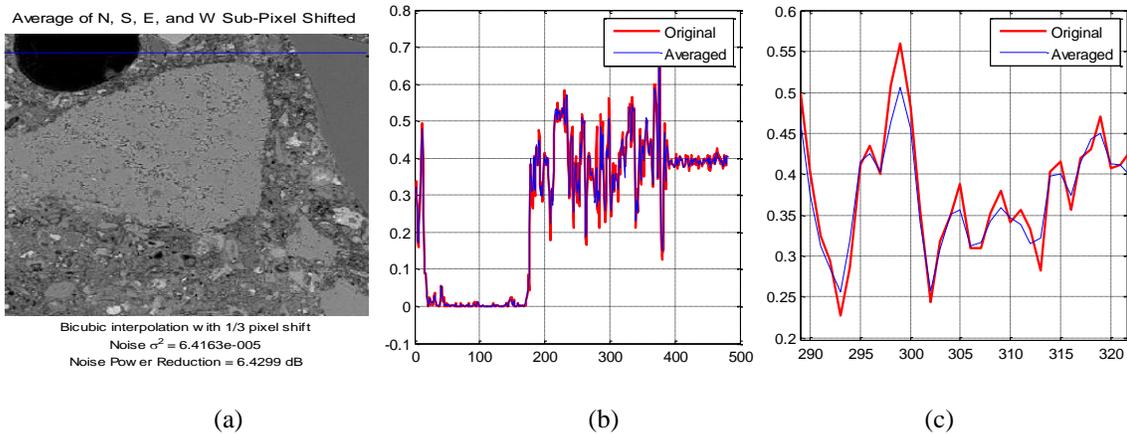


Fig. 3.4 Representación de a) imagen resultante b) gráfica del ruido c) porción del ruido

En los gráficos del ruido de las figuras 3.3 y 3.4 se percibe que los detalles se conservan más cuando el desplazamiento es de 1/3 y la interpolación es bicúbica, aunque no tenga el mayor incremento de la SNR ni la menor varianza. Si se hace una ampliación de las imágenes desplazadas 1/4 y 1/2 de píxel respectivamente y se compara con la imagen original para evaluar la definición de las imágenes promediadas se puede deducir que la imagen de la izquierda tiene mejor definición que la de la derecha debido a que el desplazamiento ha sido más pequeño.

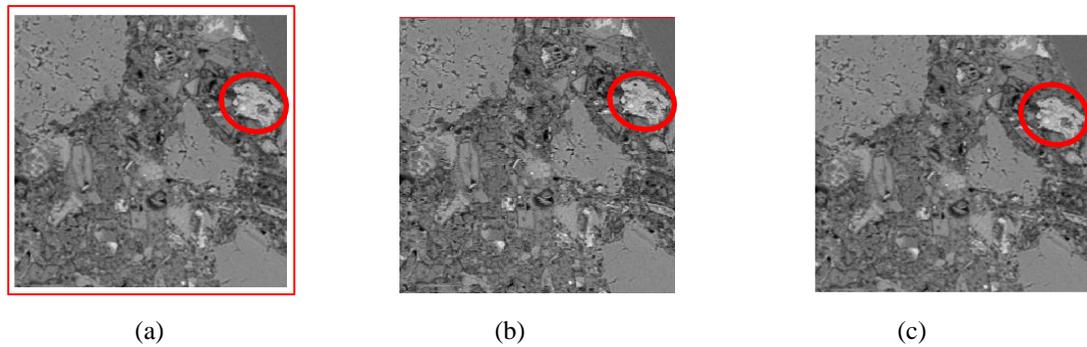


Fig. 3.5 Imágenes ampliadas con interpolación bilineal desplazadas a)  $1/4$  de píxel, b) imagen original ampliada, c)  $1/2$  de píxel

Si se compara el mejor caso de interpolación bilineal con el mejor caso de interpolación bicúbica la imagen más definida es la del segundo caso.

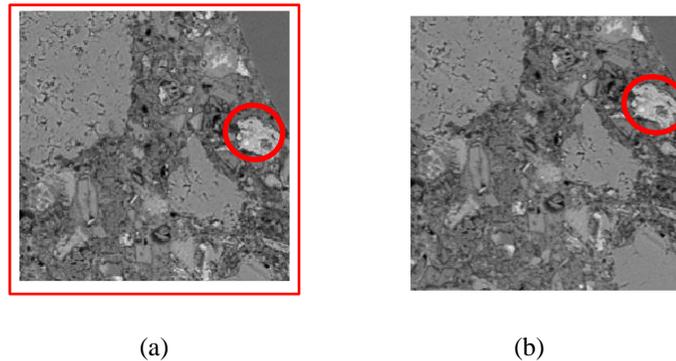


Fig.3.6 Imágenes ampliadas. a) desplazamiento de  $1/3$  de píxel con interpolación bicúbica, b) desplazamiento de  $1/4$  de píxel con interpolación bilineal.

La imagen de la izquierda correspondiente a un desplazamiento a nivel de subpíxel de  $1/3$  con interpolación bicúbica se define mejor que la imagen de la derecha correspondiente a un desplazamiento de  $1/4$  de píxel con interpolación bilineal.

### 3.2 Análisis de los resultados obtenidos en la variante 2

La siguiente tabla muestra los resultados para la variante 2 la cual consiste en calcular el promedio de las versiones de la imagen ampliada y luego volverla a su tamaño original, resultando en una variación poco significativa de los resultados obtenidos en la variante 1.

Tabla 3.2 Resultados de la variante 2

Desplazamientos (a nivel de subpíxel)	Varianza de Ruido		Incremento de la SNR	
	Interpolación bilineal	Interpolación bicúbica	Interpolación bilineal	Interpolación bicúbica
1/2	4.601e-006	2.3254e-005	17.8676 dB	10.8378 dB
1/3	1.9498e-005	4.8072e-005	11.6028 dB	7.6839 dB
1/4	1.6938e-005	5.9551e-005	12.2141 dB	6.7539 dB
1/5	2.2706e-005	6.6388e-005	10.9415 dB	6.2819 dB

Comparando las tablas 3.1 y 3.2 se aprecia que ambas variantes del desplazamiento a nivel de subpíxel resultan efectivos, incluso son similares al nivel de ruido que se reduce. Además, ambos concuerdan en que la mejor opción es cuando la imagen es interpolada por el método bilineal y desplazada 1/4 de píxel teniendo en cuenta el incremento de la SNR, de acuerdo a la mejor definición el mejor caso es la interpolación bicúbica para un desplazamiento de 1/3 de píxel.

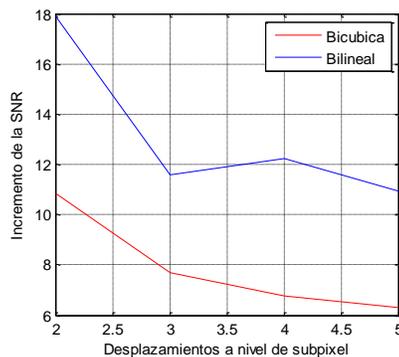


Fig. 3.7 Incremento de la SNR

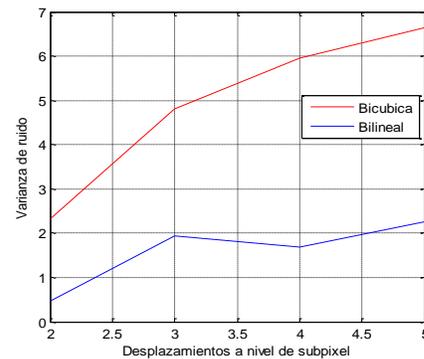


Fig. 3.8 Varianza de ruido.

En estas figuras el comportamiento de los valores obtenidos es similar a los expuestos en la variante 1 y el mejor caso sigue siendo el desplazamiento de 1/4 para el caso bilineal.

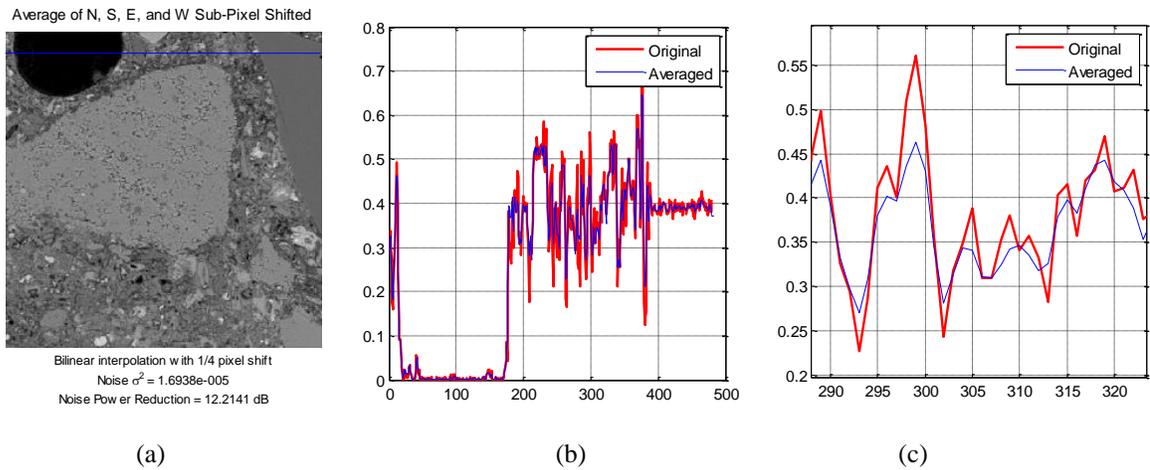


Fig. 3.9 Representación de a) imagen resultante b) gráfica del ruido c) porción del ruido

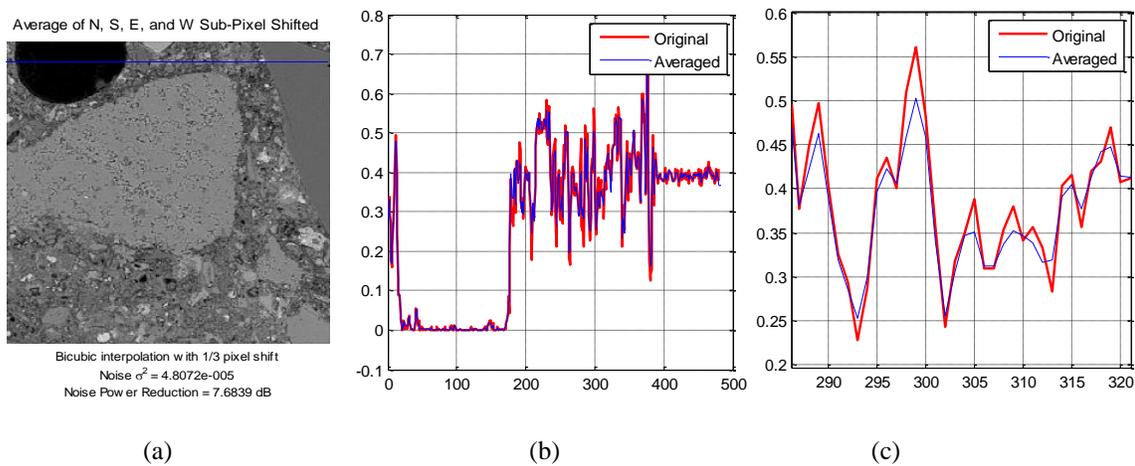


Fig. 3.10 Representación de a) imagen resultante b) gráfica del ruido c) porción del ruido

Al igual que con las gráficas anteriores en la conservación de los detalles los cambios son pequeños.

Para ambas variantes independientemente del tipo de interpolación usado y del desplazamiento a nivel de subpíxel el tiempo de procesamiento ha sido entre 12 y 13 microsegundos.

### 3.3 Discusión de los resultados en la eliminación del ruido usando el filtro bilateral

Tabla 3.3 Resultados usando el filtro bilateral

Varianza de ruido	Incremento de la SNR	Vecindad	Parámetro espacial $\sigma_s$	Parámetro de rango $\sigma_r$	Tiempo
4.0393e-006	18.1984 dB	10	2	0.2	101.401130secs
1.5975e-005	12.2271 dB	9	2	0.09	101.513259secs
4.0393e-006	23.0039 dB	10	2	0.5	102.099485secs
4.6825e-006	17.5567 dB	9	3	0.2	102.662767secs

Del análisis de los resultados, mostrados en esta tabla, se desprende que al aumentar el parámetro rango se incrementa la SNR y disminuye la varianza, lo cual resulta en una mejora de las condiciones de ruido de la imagen. Sin embargo cuando se aumenta el parámetro espacial las diferencias en el incremento de la SNR son mínimas en el caso de un parámetro de rango  $\sigma_r = 0,2$ .

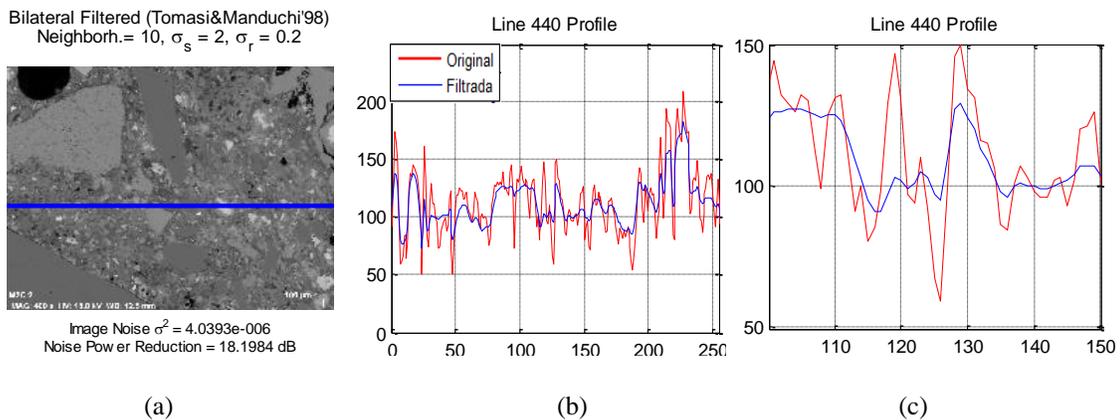


Fig. 3.11 Representación de a) imagen resultante b) gráfica del ruido c) porción del ruido

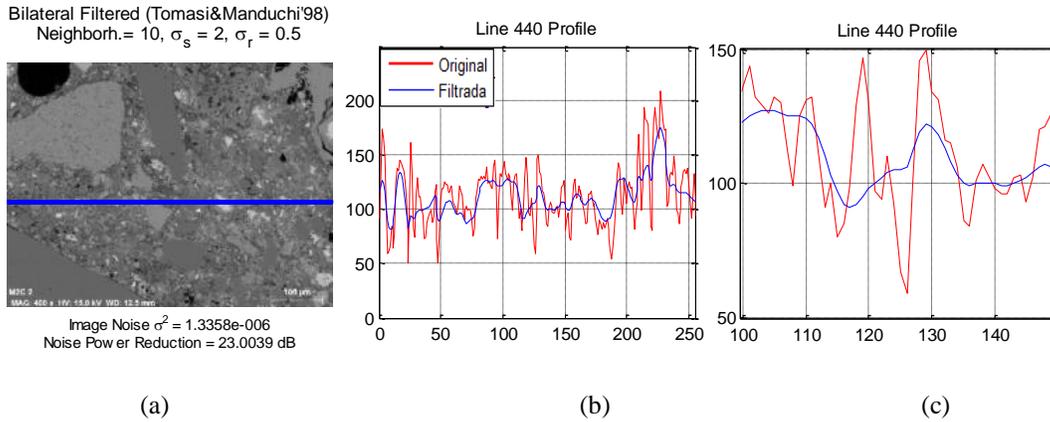


Fig. 3.12 Representación de a) imagen resultante b) gráfica del ruido c) porción del ruido

Para las gráficas de la variación de los parámetros del filtro bilateral es apreciable que en la opción del filtro que reduce más el ruido la imagen pierde más detalles que para la opción que redujo menos el ruido debido a que el parámetro rango es menor .

Para la configuración de los filtros bilaterales mostrados arriba el tiempo de procesamiento ha sido entre 100 y 103 segundos.

### 3.4 Discusión de los resultados en la eliminación del ruido usando el filtro anisotrópico de difusión no lineal.

Tabla 3.4 Resultados usando el filtro anisotrópico de difusión no lineal.

Varianza de ruido	Incremento de la SNR	Iteraciones	K	$\delta_t$	$\sigma$	Tiempo
1.2388e-006	23.3313 dB	8	0.15	0.2	0.5	3.8009segs.
7.4743e-006	15.5257 dB	6	0.12	0.07	0.2	2.966527segs
2.4219e-006	20.4219 dB	8	0.15	0.07	0.5	3.950399segs
3.8545e-006	18.4017 dB	8	0.15	0.07	0.2	3.972240segs

Para el fitro de difusión anisotrópica no lineal en la tabla anterior se observa a simple vista que si se reduce el número de iteraciones el incremento de la SNR es menor, en el caso de  $\delta t$  que es paso de iteración cuyo valor esta entre  $(0 < \delta t \leq 1/7)$  al aumentar ha permitido que

se reduzca más el ruido. El parámetro  $\sigma$  que es la desviación estándar del kernel Gaussiano y  $k$  que es el umbral del módulo del gradiente al disminuir permiten que el incremento de la SNR sea menor.

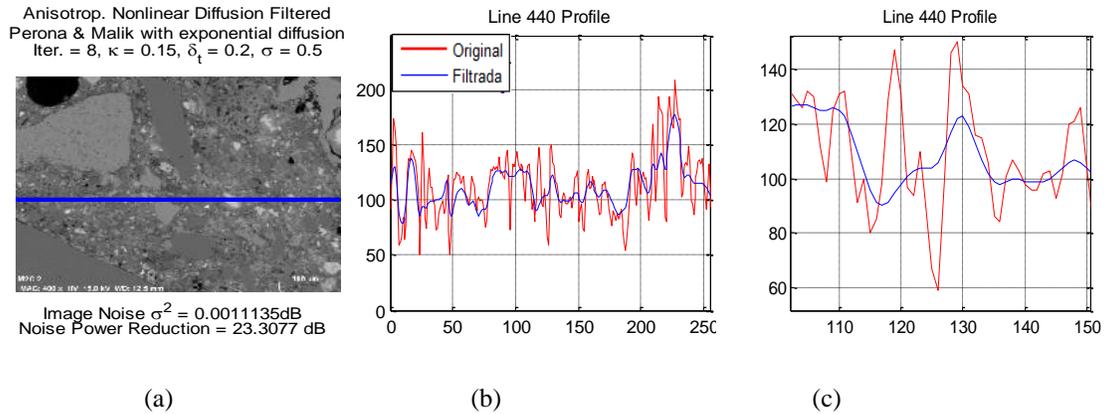


Fig. 3.13 Representación de a) imagen resultante b) gráfica del ruido c) porción del ruido

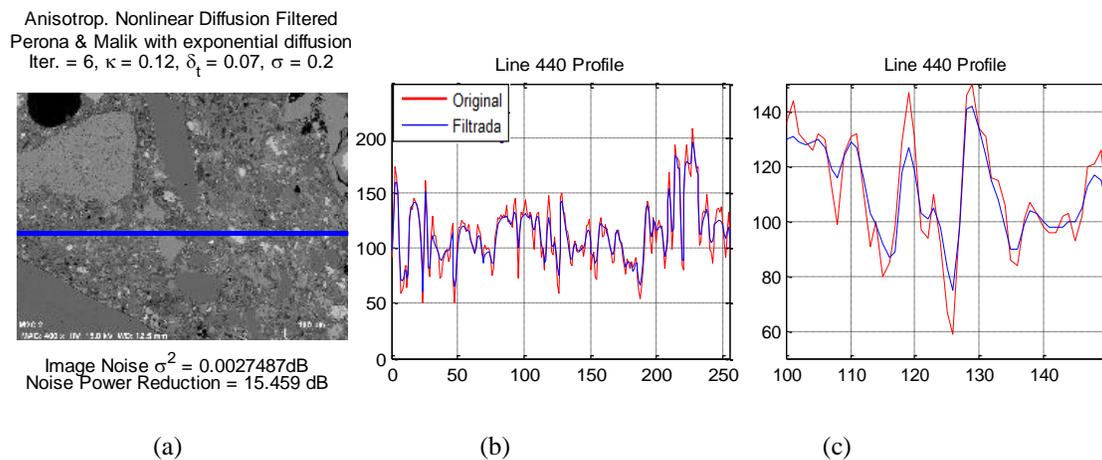


Fig. 3.14 Representación de a) imagen resultante b) gráfica del ruido c) porción del ruido

Para las gráficas de la variación de los parámetros del filtro anisotrópico de difusión no lineal es notable que en la opción del filtro que redujo más el ruido la imagen perdió más detalles que para la opción que redujo menos el ruido debido al aumento de las iteraciones y a la disminución del parámetro  $\delta$  de un valor de 0,2 a 0,07.

Para la configuración de los filtros anisotrópicos de difusión no lineal mostrados anteriormente el tiempo de procesamiento ha sido entre 2 y 3 segundos, consta que el tiempo mayor pertenece al filtro con mayor número de iteraciones.

### 3.5 Comparación de los métodos a nivel de subpíxel con los filtros implementados

Luego de haber analizado los resultados obtenidos para los procedimientos a nivel de subpíxel y para los filtros anisotrópico de difusión no lineal y bilateral podemos concluir que el incremento de la SNR ha sido más favorable para los filtros en algunos casos mientras que en otros han sido similares sin embargo teniendo en cuenta el tiempo de ejecución de estos algoritmos y la complejidad computacional se puede inferir que los métodos a nivel de subpíxel resultan más sencillos en la eliminación del nivel de ruido y más rápidos aunque su efecto sobre el ruido en las imágenes sea menor que para los filtros.

### 3.6 Análisis económico

Considerando que la rama investigativa constituye la base fundamental de la economía del país y de los elevados costos que se invierten en este asunto, el hecho de una minimización considerable de acuerdo al tiempo y al costo computacional sobre el trabajo investigativo concurren en menores costos de investigación para el estado, logrando asimismo la realización de un excelente trabajo con el mínimo gasto posible.

### 3.7 Conclusiones Parciales

En este capítulo se evalúan los resultados de los métodos a nivel de subpíxel comparándolos con los obtenidos en el procesamiento de imágenes a través de los filtros bilateral y de difusión anisotrópica no lineal. Se calcula la varianza y el incremento de la SNR en cada caso y además se calcula el tiempo de procesamiento para cada uno. También se observa a través de las gráficas como se conservaban los detalles tanto para los filtros como para las variantes de desplazamiento a nivel de subpíxel.

Se puede concluir que:

- El procesamiento de imágenes a nivel de subpíxel usando interpolación bilineal y desplazamiento de 1/4 de píxel resulta un método eficaz pues a este corresponde el mayor valor de SNR y el menor de varianza de ruido, los cuales favorecen las características de la imagen.
- Los métodos a nivel de subpíxel usando interpolación bicúbica permiten la obtención de una imagen más nítida que las obtenidas en el caso bilineal a pesar de que sus valores de SNR y de potencia sean menos favorables.

- Los métodos de filtrado avanzado consumen un mayor tiempo de procesamiento que los métodos a nivel de subpíxel debido a las iteraciones en el caso del filtrado anisotrópico y al aumento de  $\sigma_s$  al tener en cuenta una gran vecindad de píxeles en el caso del filtro bilateral.

---

## CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

### Conclusiones

1. Se obtiene un esquema rápido y fiable para evaluar los métodos de suavizado, mediante la utilización de la estimación ciega del nivel de ruido de las imágenes, permitiendo comparar la eficacia del suavizado que introducen las diversas variantes de métodos basados en técnicas de subpíxel, con los métodos basados en filtrado bilateral y filtrado anisotrópico no lineal a través del cálculo de la varianza y el incremento de la SNR.
2. Se demuestra que los métodos de suavizado usados como el filtro de difusión anisotrópica no lineal y el filtro bilateral no suavizan los bordes, pero tienen el inconveniente de una mayor carga computacional que los métodos a nivel de subpíxel, y emplean un mayor tiempo de procesamiento  $10^7$  veces mayor.
3. Basándose en los resultados obtenidos en el suavizado de las imágenes mediante el promediado de sus versiones desplazadas a nivel de subpíxel, teniendo en cuenta el incremento que se logra en la SNR y la disminución respecto a la potencia, se puede concluir que la mejor opción es la interpolación bilineal para un desplazamiento de  $1/4$  de píxel y de acuerdo a la definición el mejor resultado es para un desplazamiento de  $1/3$  de píxel con interpolación bicúbica con una diferencia de 6 dB.

**Recomendaciones**

1. Evaluar en forma cuantitativa la efectividad de los métodos de suavizado a nivel de subpíxel empleados para la eliminación del ruido en imágenes de microscopía electrónica de barrido, a partir de imágenes sintéticas que permitan realizar una evaluación supervisada.
2. Implementar otros métodos de suavizado a nivel de subpíxel, como por ejemplo el basado en el desplazamiento en el dominio de Fourier, y comparar los resultados obtenidos en este trabajo para comprobar cuál es el método más eficiente.
3. Continuar modificando los parámetros de los filtros usados e implementar otros, para lograr un mejor desempeño en el procesamiento de las imágenes de mezclas de concreto.
4. Evaluar también los métodos de suavizado utilizando técnicas de subpíxel, teniendo en cuenta el desempeño de etapas subsiguientes de procesamiento y análisis, tales como, por ejemplo, la segmentación de poros o de las diversas fases de la hidratación del cemento en el concreto.

---

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] A. Amanatiadis and I. Andreadis, "A survey on evaluation methods for image interpolation," *Measurement Science and Technology*, vol. 20, p. 104015, 2009.
- [2] R. Andipara, Y. Makawana, and A. Kothari, "A Review on Super Resolution Techniques," 2015.
- [3] D. P. V. V. Pankaj S. Parsania<sup>1</sup>, "A Comparative Analysis of Image Interpolation Algorithms," *Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, vol. 5, 2016.
- [4] A. L. Eberle, R. Schalek, J. W. Lichtman, M. Malloy, B. Thiel, and D. Zeidler, "Multiple-Beam Scanning Electron Microscopy," *Microscopy Today*, vol. 23, pp. 12-19, 2015.
- [5] W. Zhou, R. Apkarian, Z. L. Wang, and D. Joy, "Fundamentals of scanning electron microscopy (SEM)," in *Scanning microscopy for nanotechnology*, ed: Springer, 2006, pp. 1-40.
- [6] F. Martirena, T. Castaño, A. Alujas, R. Orozco-Morales, L. Martinez, and S. Linsel, "Improving quality of coarse recycled aggregates through cement coating," *Journal of Sustainable Cement-Based Materials*, vol. 6, pp. 69-84, 2017.
- [7] T. C. Cardoza, S. Linsel, A. A. Díaz, R. O. Morales, and J. F. M. Hernández, "Influence of very fine fraction of mixed recycled aggregates on the mechanical properties and durability of mortars and concretes," *Revista Facultad de Ingeniería*, pp. 81-92, 2016.
- [8] K. L. Scrivener, "Backscattered electron imaging of cementitious microstructures: understanding and quantification," *Cement and Concrete Composites*, vol. 26, pp. 935-945, 2004.
- [9] Y. Guo and H.-D. Cheng, "Image noise removal approach based on subpixel anisotropic diffusion," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 21, pp. 033026-1-033026-11, 2012.
- [10] C. Liu, R. Szeliski, S. B. Kang, C. L. Zitnick, and W. T. Freeman, "Automatic estimation and removal of noise from a single image," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 30, pp. 299-314, 2008.
- [11] K. Sim and S. Norhisham, "Nonlinear least squares regression for single image scanning electron microscope signal-to-noise ratio estimation," *Journal of microscopy*, vol. 264, pp. 159-174, 2016.
- [12] M. Kiani, K. S. Sim, M. E. Nia, and C. P. Tso, "Signal-to-noise ratio enhancement on SEM images using a cubic spline interpolation with Savitzky–Golay filters and weighted least squares error," *Journal of microscopy*, vol. 258, pp. 140-150, 2015.
- [13] N. Marturi, S. Dembélé, and N. Piat, "Scanning electron microscope image signal-to-noise ratio monitoring for micro-nanomanipulation," *Scanning*, vol. 36, pp. 419-429, 2014.

- [14] E. Oho and K. Suzuki, "Highly accurate SNR measurement using the covariance of two SEM images with the identical view," *Scanning*, vol. 34, pp. 43-50, 2012.
- [15] K. Sim, J. Thong, and J. Phang, "Effect of shot noise and secondary emission noise in scanning electron microscope images," *SCANNING-NEW YORK AND BADEN BADEN THEN MAHWAH-*, vol. 26, pp. 36-40, 2004.
- [16] J. Pawley, "The development of field-emission scanning electron microscopy for imaging biological surfaces," *SCANNING-NEW YORK AND BADEN BADEN THEN MAHWAH-*, vol. 19, pp. 324-336, 1997.
- [17] B. Hafner, "Scanning electron microscopy primer," *Characterization Facility, University of Minnesota-Twin Cities*, pp. 1-29, 2007.
- [18] M. Suga, S. Asahina, Y. Sakuda, H. Kazumori, H. Nishiyama, T. Nokuo, *et al.*, "Recent progress in scanning electron microscopy for the characterization of fine structural details of nano materials," *Progress in Solid State Chemistry*, vol. 42, pp. 1-21, 2014.
- [19] G. E. Lloyd, "Atomic number and crystallographic contrast images with the SEM: a review of backscattered electron techniques," *Mineralogical Magazine*, vol. 51, pp. 3-19, 1987.
- [20] D. Barash, "Bilateral filtering and anisotropic diffusion: Towards a unified viewpoint, Hewlett-Packard Laboratories Technical Report," HPL-2000-182000.
- [21] K. Chen, "Adaptive smoothing via contextual and local discontinuities," *IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, vol. 27, pp. 1552-1567, 2005.
- [22] A. Goyal, A. Bijalwan, and M. K. Chowdhury, "A comprehensive review of image smoothing techniques," *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology*, vol. 1, pp. 315-319, 2012.
- [23] G. Gómez, "Local Smoothness in terms of Variance: the Adaptive Gaussian Filter," in *BMVC*, 2000, pp. 1-10.
- [24] S. Paris, P. Kornprobst, J. Tumblin, and F. Durand, "Bilateral filtering: Theory and applications," *Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision*, vol. 4, pp. 1-73, 2009.
- [25] C. Bazan and P. Blomgren, "Image smoothing and edge detection by nonlinear diffusion and bilateral filter," *CSR2007*, vol. 21, pp. 2-15, 2007.
- [26] S. L. Keeling and R. Stollberger, "Nonlinear anisotropic diffusion filtering for multiscale edge enhancement," *Inverse Problems*, vol. 18, p. 175, 2002.
- [27] Y. Zhang, H. Cheng, Y. Chen, and J. Huang, "A novel noise removal method based on fractional anisotropic diffusion and subpixel approach," *New Mathematics and Natural Computation*, vol. 7, pp. 173-185, 2011.
- [28] C. Liu, W. T. Freeman, R. Szeliski, and S. B. Kang, "Noise estimation from a single image," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on*, 2006, pp. 901-908.

- [29] X. Liu, M. Tanaka, and M. Okutomi, "Single-image noise level estimation for blind denoising," *IEEE transactions on image processing*, vol. 22, pp. 5226-5237, 2013.
- [30] X. Liu, M. Tanaka, and M. Okutomi, "Noise level estimation using weak textured patches of a single noisy image," in *Image Processing (ICIP), 2012 19th IEEE International Conference on*, 2012, pp. 665-668.
- [31] D.-H. Shin, R.-H. Park, S. Yang, and J.-H. Jung, "Block-based noise estimation using adaptive Gaussian filtering," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 51, pp. 218-226, 2005.
- [32] S.-M. Yang and S.-C. Tai, "Fast and reliable image-noise estimation using a hybrid approach," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 19, pp. 033007-033007-15, 2010.
- [33] T. Blu, P. Thévenaz, and M. Unser, "Linear interpolation revitalized," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, pp. 710-719, 2004.
- [34] L. Shu, Y. Fang, Z. Fang, Y. Yang, F. Yuan, and F. Fei, "Image Interpolation Based on Saliency Information," *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, vol. 8, pp. 97-106, 2015.
- [35] N. Asuni and A. Giachetti, "Accuracy Improvements and Artifacts Removal in Edge Based Image Interpolation," *VISAPP (1)*, vol. 8, pp. 58-65, 2008.
- [36] X. Liu, D. Zhao, R. Xiong, S. Ma, W. Gao, and H. Sun, "Image interpolation via regularized local linear regression," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, pp. 3455-3469, 2011.
- [37] D. Keren, S. Peleg, and R. Brada, "Image sequence enhancement using sub-pixel displacements," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 1988. Proceedings CVPR'88., Computer Society Conference on*, 1988, pp. 742-746.
- [38] P. L. Reu, "Experimental and numerical methods for exact subpixel shifting," *Experimental mechanics*, vol. 51, pp. 443-452, 2011.
- [39] M. Shafiee, M. R. Karami, and K. Kangarloo, "Denoising by averaging reconstructed images: Using Singularity Function Analysis," in *Machine Vision and Image Processing (MVIP), 2013 8th Iranian Conference on*, 2013, pp. 279-283.
- [40] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," in *Computer Vision, 1998. Sixth International Conference on*, 1998, pp. 839-846.
- [41] J. Rydell, H. Knutsson, and M. Borga, "Adaptive filtering of fMRI data based on correlation and BOLD response similarity," in *Acoustics, Speech and Signal Processing, 2006. ICASSP 2006 Proceedings. 2006 IEEE International Conference on*, 2006, pp. II-II.
- [42] Z. J. Feng, H. Chengwei, and Z. Ji, "Modified perona-malik equation and computer simulation for image denoising," *Open Mechanical Engineering Journal*, vol. 8, pp. 37-41, 2014.
- [43] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 12, pp. 629-639, 1990.

---

# ANEXOS

## Anexo I Figuras resultantes con interpolación bilineal y bicúbica.

Imagen M2C-6:  $Mag = 280x$ ,  $HV = 15.0$  kV,  $WD = 12.5$  mm,  $Res = 0.88496$   $\mu\text{m}/\text{píxel}$   
y  $Dim = 1024 \times 768$  píxeles.

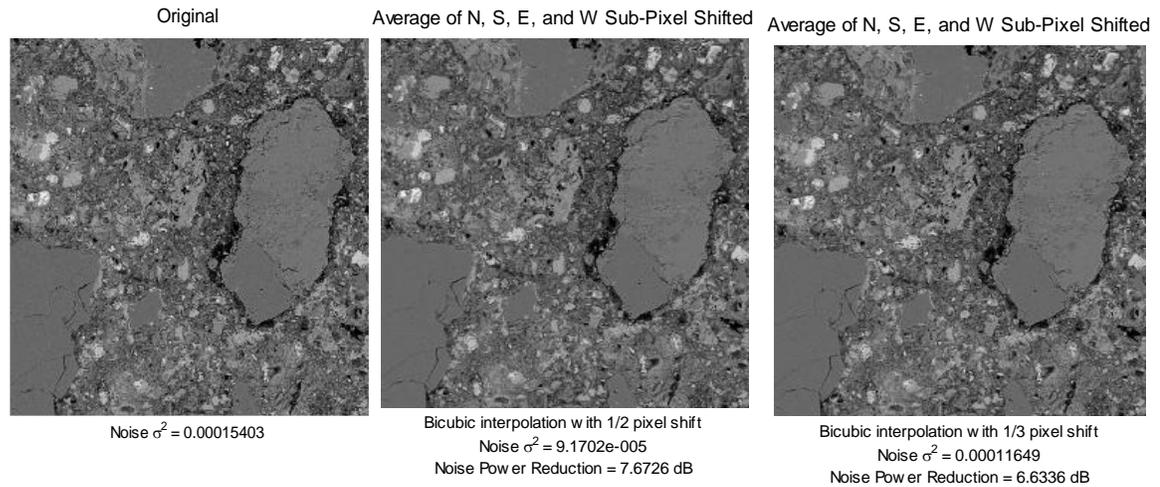
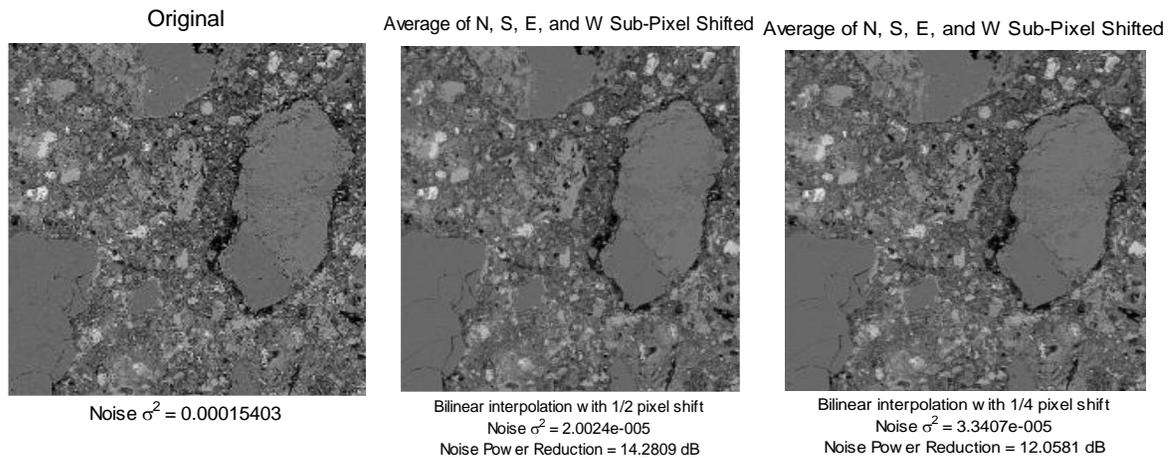
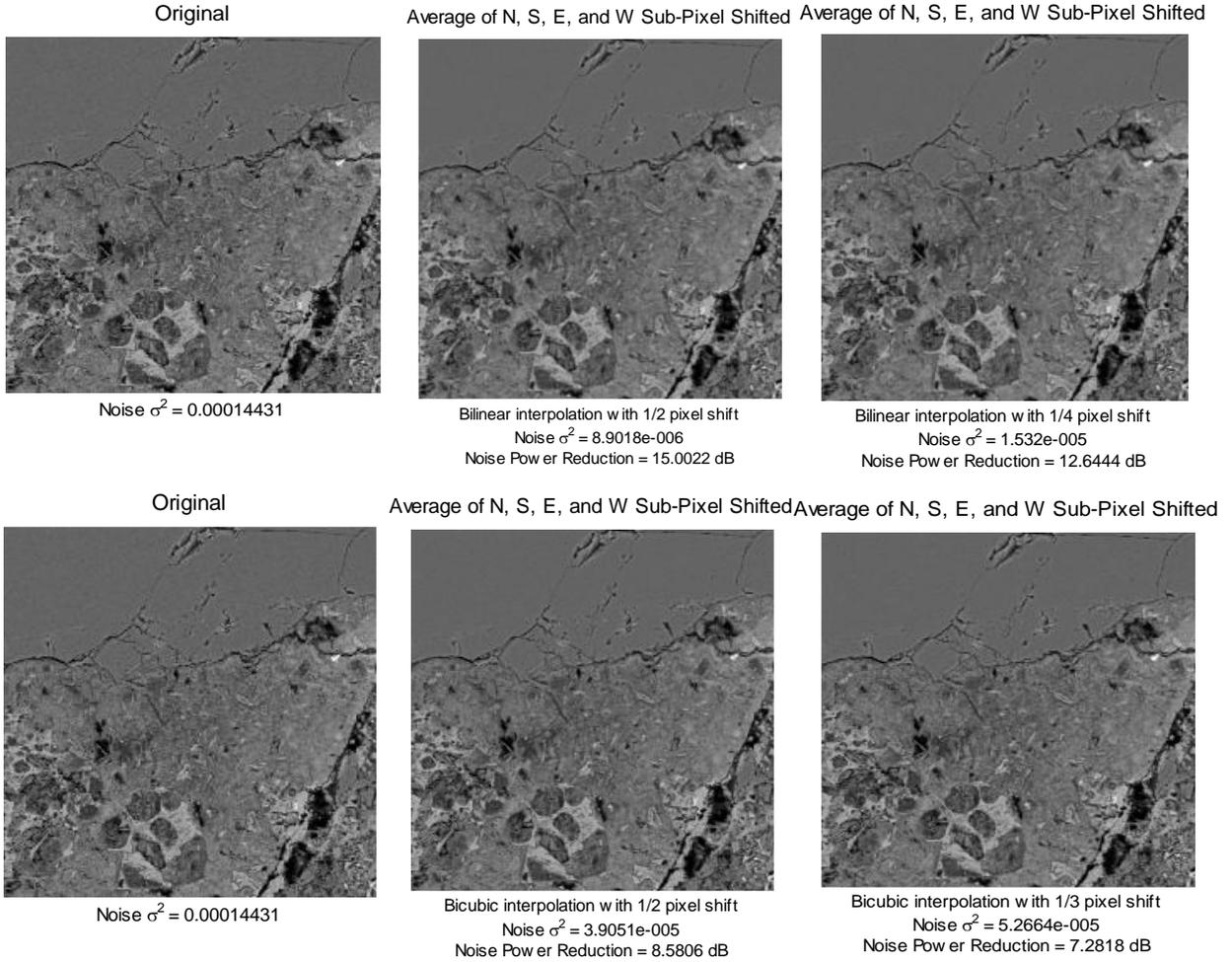
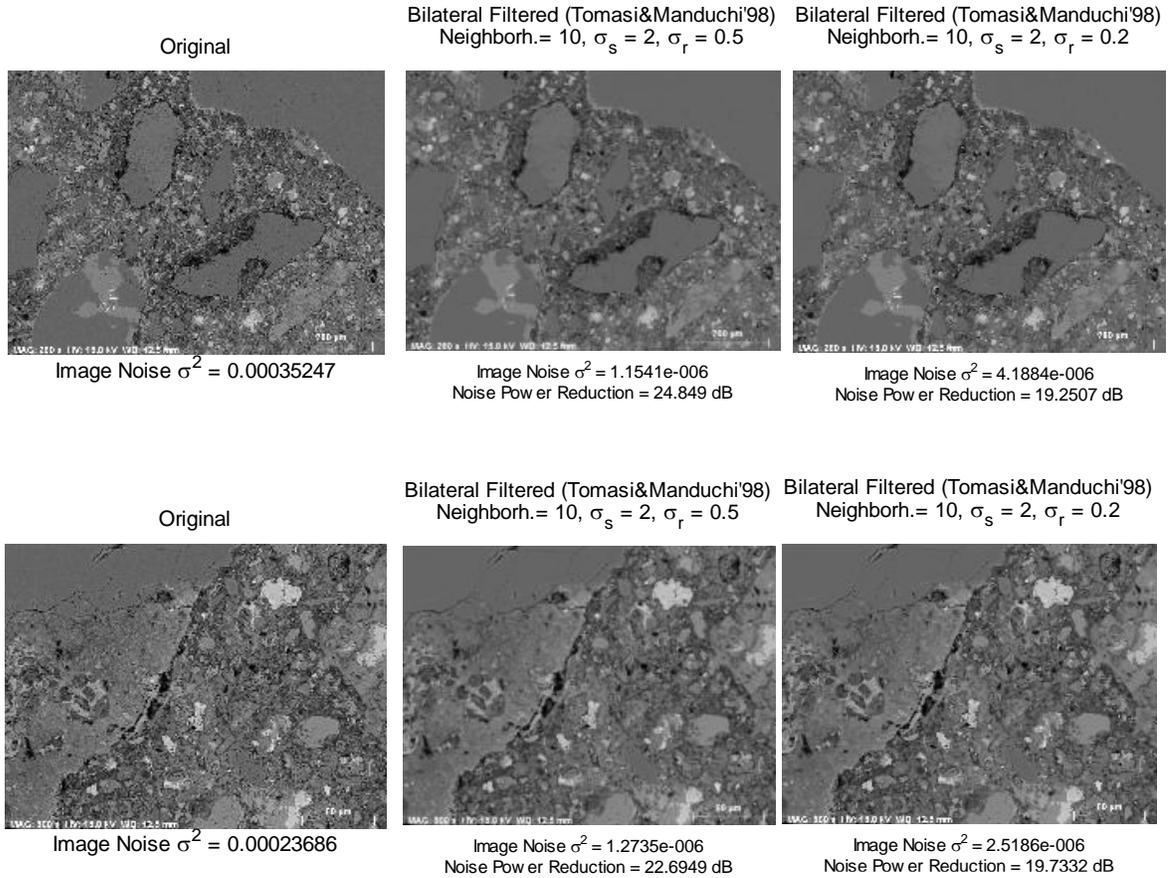
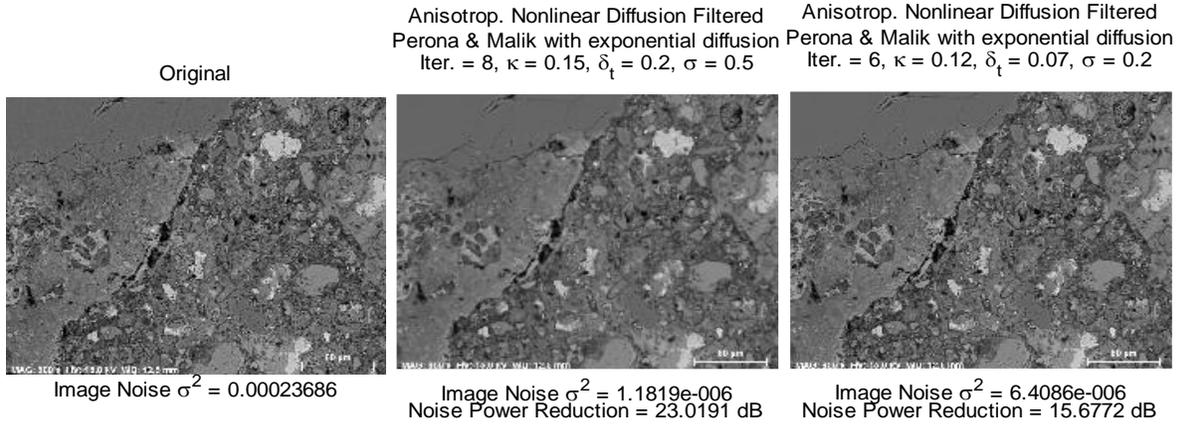
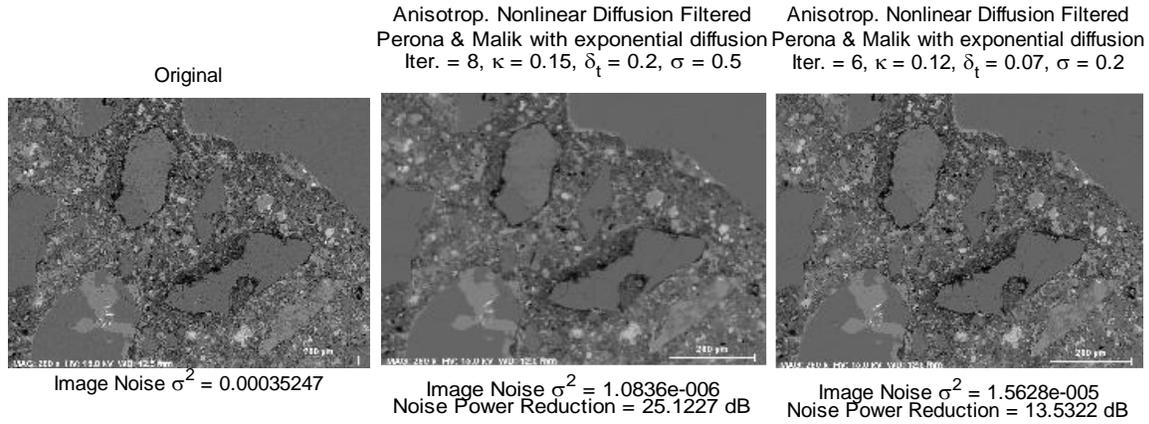


Imagen M2C-10:  $Mag = 800x$ ,  $HV = 15.0\text{ kV}$ ,  $WD = 12.5\text{ mm}$ ,  $Res = 0.30769\text{ }\mu\text{m/pixel}$   
 y  $Dim = 1024 \times 768\text{ píxeles}$ .



## Anexo II Imágenes filtradas con filtro bilateral y de difusión anisotrópica.





### Anexo III Métodos de desplazamiento a nivel de subpíxel.

#### Variante 1

```
%% Demo: Linear Shift Interpolation.

clc; close all; clear all; format short e

I1 = imread('M2C10.png');

    I1 = double(I1(11:490, 21:500, 1))/255;

I1 = I1 - min(I1(:));  I1 = I1 / max(I1(:));

[N1, N2] = size(I1);

figure(1)

imshow(I1, 'InitialMagnification', 'fit')

set(1, 'position', [0 5 350 360], 'toolbar', 'none')

title('Original')

axis off

NoiVar_I1_Ya = imnoisestim_Yang10(I1)^2;

NoiVar_I1_Im = imnoisestim_Imm96(I1)^2;

NoiVar_I1_Li = imnoisestim_Liu13(I1)^2;

NoiVar_I1_Zh = imnoisestim_Zhu10(I1)^2;

text(N2/2, N1+20, ['Noise \sigma^2 = ', num2str(NoiVar_I1_Li)],...

        'HorizontalAlignment', 'center', 'FontSize', 8)

line([0 N2], [N1/2 N1/2], 'Color', [1 0 0])

%% Horizontal Half Pixel Displacement.

K = 2;

method = 'Bicubic';

tic;method;toc

Idoub = imresize(I1, K, method);

IdoubW = Idoub;  IdoubW(:,1) = [];
```

---

```

IdispW = imresize(IdoubW, 1/K, method);
IdoubE = Idoub;   IdoubE(:,end) = [];
IdispE = imresize(IdoubE, 1/K, method);
IdoubN = Idoub;   IdoubN(1,:) = [];
IdispN = imresize(IdoubN, 1/K, method);
IdoubS = Idoub;   IdoubS(end,:) = [];
IdispS = imresize(IdoubS, 1/K, method);
Iaverg = 0.25*(IdispW + IdispE + IdispN + IdispS);
figure(2)
imshow(Iaverg, 'InitialMagnification', 'fit')
set(2, 'position', [340 5 350 360], 'toolbar', 'none')
title('Average of N, S, E, and W Sub-Pixel Shifted')
axis off
NoiVar_Iav_Ya = imnoisestim_Yang10(Iaverg)^2;
NoiVar_Iav_Im = imnoisestim_Imm96(Iaverg)^2;
NoiVar_Iav_Li = imnoisestim_Liu13(Iaverg)^2;
NoiVar_Iav_Zh = imnoisestim_Zhu10(Iaverg)^2;
NoisePowReduc_Ya = 10*log10(NoiVar_I1_Ya/NoiVar_Iav_Ya);
text(N2/2, N1+20, [ method, ' interpolation with 1/',...
                  num2str(K), ' pixel shift'],...
      'HorizontalAlignment', 'center', 'FontSize', 8)
text(N2/2, N1+50, ['Noise \sigma^2 = ', num2str(NoiVar_Iav_Ya)],...
      'HorizontalAlignment', 'center', 'FontSize', 8)
text(N2/2, N1+80, ['Noise Power Reduction = ',...
                  num2str(NoisePowReduc_Ya), ' dB'],...
      'HorizontalAlignment', 'center', 'FontSize', 8)
line([0 N2], [382 382], 'Color', [0 0 1])

```

```
%% Noise Reduction Analysis.

NoisePowReduc_Im = 10*log10(NoiVar_I1_Im/NoiVar_Iav_Im);
NoisePowReduc_Ya = 10*log10(NoiVar_I1_Ya/NoiVar_Iav_Ya);
NoisePowReduc_Zh = 10*log10(NoiVar_I1_Zh/NoiVar_Iav_Zh);

disp '      I1_sigma      Iaver_sigma      NPR_dB'

Yang = [NoiVar_I1_Ya  NoiVar_Iav_Ya  NoisePowReduc_Ya]
Imm  = [NoiVar_I1_Im  NoiVar_Iav_Im  NoisePowReduc_Im]
Liu  = [NoiVar_I1_Li  NoiVar_Iav_Li  NoisePowReduc_Li]
Zhu  = [NoiVar_I1_Zh  NoiVar_Iav_Zh  NoisePowReduc_Zh]

%% Row 250 profile.

figure(3)

set(3, 'position', [680 5 360 360], 'toolbar', 'none')

plot(I1(33,:), 'r', 'LineWidth', 2); hold on
plot(Iaverg(33,:), 'b', 'LineWidth', 1); hold off

grid

legend('Original', 'Averaged')

%graficas de comparacion

figure (4)

Bicu = [7.6551 6.4299 6.0746 5.8499 ]
Bili = [13.9768 11.3995 12.8199 10.4879]

n = [2:5]

plot (n,Bicu,'r');hold on
plot (n,Bili,'b');hold off

grid

legend('Bicubica', 'Bilineal')

xlabel('Desplazamientos a nivel de subpíxel')
ylabel ('Incremento de la SNR')
```

```
figure (5)

Bicu = [4.8332 6.4163 6.9633 7.333]

Bili = [1.1287 2.0769 1.4733 2.5205]

n = [2:5]

plot (n,Bicu,'r');hold on

plot (n,Bili,'b');hold off

grid

legend('Bicubica', 'Bilineal')

xlabel('Desplazamientos a nivel de subpixel')

ylabel ('Varianza de ruido')
```

## Variante 2

```
%% Demo: Linear Shift Interpolation II.

A = 33

clc; close all; clear all; format short e

I1 = imread('M2C2.png');

    I1 = double(I1(11:490, 21:500, 1))/255;

I1 = I1 - min(I1(:));  I1 = I1 / max(I1(:));

[N1, N2] = size(I1);

figure(1)

imshow(I1, 'InitialMagnification', 'fit')

set(1, 'position', [0 5 350 360], 'toolbar', 'none')

title('Original')

axis off

NoiVar_I1_Ya = imnoisestim_Yang10(I1)^2;

NoiVar_I1_Im = imnoisestim_Imm96(I1)^2;
```

```
NoiVar_I1_Li = imnoisestim_Liu13(I1)^2;
NoiVar_I1_Zh = imnoisestim_Zhu10(I1)^2;
text(N2/2, N1+20, ['Noise \sigma^2 = ', num2str(NoiVar_I1_Ya)],...
      'HorizontalAlignment', 'center', 'FontSize', 8)
line([0 N2], [A A], 'Color', [1 0 0])

%% Horizontal Half Pixel Displacement.

K = 3;

[M,N] = size(I1);
method = 'Bicubic';
tic;method;toc

Idoub = imresize(I1, K, method);
IdoubW = Idoub; IdoubW(:,1) = [];
IdoubW = [IdoubW zeros(K*M,1)];
%IdispW = imresize(IdoubW, 1/K, method);
IdoubE = Idoub; IdoubE(:,end) = [];
IdoubE = [zeros(K*M,1) IdoubE ];
%IdispE = imresize(IdoubE, 1/K, method);
IdoubN = Idoub; IdoubN(1,:) = [];
IdoubN = [IdoubN; zeros(1,N*K)];
%IdispN = imresize(IdoubN, 1/K, method);
IdoubS = Idoub; IdoubS(end,:) = [];
IdoubS = [zeros(1,N*K); IdoubS ];
%IdispS = imresize(IdoubS, 1/K, method);
%Iaverg = 0.25*(IdispW + IdispE + IdispN + IdispS);
Iaverg = 0.25*(IdoubW + IdoubE + IdoubN + IdoubS);
Iaverg = imresize(Iaverg, 1/K, method);
```

```

figure(2)
imshow(Iaverg, 'InitialMagnification', 'fit')
set(2, 'position', [340 5 350 360], 'toolbar', 'none')
title('Average of N, S, E, and W Sub-Pixel Shifted')
axis off

NoiVar_Iav_Ya = imnoisestim_Yang10(Iaverg)^2;
NoiVar_Iav_Im = imnoisestim_Imm96(Iaverg)^2;
NoiVar_Iav_Li = imnoisestim_Liu13(Iaverg)^2;
NoiVar_Iav_Zh = imnoisestim_Zhu10(Iaverg)^2;
NoisePowReduc_Ya = 10*log10(NoiVar_I1_Ya/NoiVar_Iav_Ya);
text(N2/2, N1+20, [ method, ' interpolation with 1/',...
                  num2str(K), ' píxel shift'],...
      'HorizontalAlignment', 'center', 'FontSize', 8)
text(N2/2, N1+50, ['Noise \sigma^2 = ', num2str(NoiVar_Iav_Ya)],...
      'HorizontalAlignment', 'center', 'FontSize', 8)
text(N2/2, N1+80, ['Noise Power Reduction = ',...
                  num2str(NoisePowReduc_Ya), ' dB'],...
      'HorizontalAlignment', 'center', 'FontSize', 8)
line([0 N2], [33 33], 'Color', [0 0 1])
tic;method;toc

%% Noise Ceduction Analysis.
NoisePowReduc_Im = 10*log10(NoiVar_I1_Im/NoiVar_Iav_Im);
NoisePowReduc_Li = 10*log10(NoiVar_I1_Li/NoiVar_Iav_Li);
NoisePowReduc_Zh = 10*log10(NoiVar_I1_Zh/NoiVar_Iav_Zh);
disp '    I1_sigma    Iaver_sigma    NPR_dB';
Yang = [NoiVar_I1_Ya  NoiVar_Iav_Ya  NoisePowReduc_Ya];

```

```
Imm = [NoiVar_I1_Im NoiVar_Iav_Im NoisePowReduc_Im];
Liu = [NoiVar_I1_Li NoiVar_Iav_Li NoisePowReduc_Li];
Zhu = [NoiVar_I1_Zh NoiVar_Iav_Zh NoisePowReduc_Zh];

%% Row 250 profile.

figure(3)

set(3, 'position', [680 5 360 360], 'toolbar', 'none')

plot(I1(33,:), 'r', 'LineWidth', 2); hold on
plot(Iaverg(33,:), 'b', 'LineWidth', 1); hold off

grid

legend('Original', 'Averaged')

%graficas de comparacion

figure (4)

Bicu = [10.8378 7.6839 6.7539 6.2819 ]
Bili = [17.8676 11.6028 12.2141 10.9415]

n = [2:5]

plot (n,Bicu,'r');hold on
plot (n,Bili,'b');hold off

grid

legend('Bicubica', 'Bilineal')

xlabel('Desplazamientos a nivel de subpíxel')

ylabel ('Incremento de la SNR')

figure (5)

Bicu = [2.3254 4.8072 5.9551 6.6388]
Bili = [0.4601 1.9498 1.6938 2.2706 ]

n = [2:5]

plot (n,Bicu,'r');hold on
```

---

```
plot (n,Bili,'b');hold off
grid
legend('Bicubica', 'Bilineal')
xlabel('Desplazamientos a nivel de subpixel')
ylabel ('Varianza de ruido')
```