

CARACTERIZACIÓN DE PATRONES  
DE SPECKLE DINÁMICO  
MEDIANTE TÉCNICAS DE  
MORFOLOGÍA MATEMÁTICA

Ing. Eduardo Luis Blotta

Esta Tesis fue presentada al Departamento de Electrónica  
de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Mar del Plata  
el 16 de julio de 2010, como requisito parcial para la obtención del título de  
Doctor en Ingeniería mención Electrónica

Director: Dr. Hector Rabal

Co-Director: Dra. Virginia Ballarín



RINFI es desarrollado por la Biblioteca de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Mar del Plata.

Tiene como objetivo recopilar, organizar, gestionar, difundir y preservar documentos digitales en Ingeniería, Ciencia y Tecnología de Materiales y Ciencias Afines.

A través del Acceso Abierto, se pretende aumentar la visibilidad y el impacto de los resultados de la investigación, asumiendo las políticas y cumpliendo con los protocolos y estándares internacionales para la interoperabilidad entre repositorios



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución- NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/).

CARACTERIZACIÓN DE PATRONES  
DE SPECKLE DINÁMICO  
MEDIANTE TÉCNICAS DE  
MORFOLOGÍA MATEMÁTICA

Ing. Eduardo Luis Blotta

Esta Tesis fue presentada al Departamento de Electrónica  
de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Mar del Plata  
el 16 de julio de 2010, como requisito parcial para la obtención del título de  
Doctor en Ingeniería mención Electrónica

Director: Dr. Hector Rabal

Co-Director: Dra. Virginia Ballarín

A la Universidad Pública, quizás la única institución que permite abrigar el  
ideal de un mundo más justo y equitativo.

# Índice general

<b>Agradecimientos</b>	<b>XIII</b>
<b>Resumen</b>	<b>xv</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Presentación del problema . . . . .	1
1.2. Objetivos . . . . .	2
1.3. Hipótesis . . . . .	4
1.4. Organización . . . . .	4
<b>2. Interferometría Speckle</b>	<b>6</b>
2.1. Introducción . . . . .	6
2.2. Fenómenos de la luz . . . . .	11
2.3. La Óptica de los Objetos Biológicos . . . . .	14
2.4. Algunas Propiedades de los Bio-Speckles . . . . .	18
2.5. Análisis Estadístico . . . . .	19
2.5.1. Estadística temporal de Speckle Dinámico . . . . .	22
2.5.2. Estadística temporal de Speckle Dinámico diferenciado en el tiempo . . . . .	23
2.5.3. Estadística temporal de Speckle dinámico integrado en el tiempo . . . . .	24

2.5.4.	Estadística Espacial de Speckle dinámico integrado en el tiempo . . . . .	25
2.5.5.	Resumen . . . . .	26
2.6.	Métodos para el Análisis de Patrones de Speckle . . . . .	28
2.6.1.	Introducción . . . . .	28
2.6.2.	Técnicas de Speckle Objetivo . . . . .	29
2.6.3.	Técnicas de Speckle Subjetivo . . . . .	32
<b>3.</b>	<b>Análisis de Texturas</b>	<b>41</b>
3.1.	Introducción . . . . .	41
3.2.	Modelos de Textura . . . . .	42
3.3.	Métodos Estadísticos . . . . .	45
3.3.1.	Momentos de Primer Orden . . . . .	46
3.3.2.	Momentos de Segundo Orden . . . . .	47
3.4.	Métodos Espectrales . . . . .	52
3.4.1.	Transformada de Fourier . . . . .	53
3.4.2.	Transformada discreta de Fourier . . . . .	53
<b>4.</b>	<b>Morfología Matemática</b>	<b>56</b>
4.1.	Introducción . . . . .	56
4.2.	Fundamentos teóricos . . . . .	57
4.3.	Operaciones Básicas: Dilatación y Erosión Binarias . . . . .	58
4.3.1.	Dilatación . . . . .	59
4.3.2.	Erosión . . . . .	60
4.4.	Operaciones de Apertura y Cierre . . . . .	60
4.5.	Morfología en Niveles de Gris . . . . .	63
4.5.1.	Dilatación en niveles de gris . . . . .	63
4.5.2.	Erosión en niveles de gris . . . . .	64

4.5.3. Operaciones de Dilatación y Erosión para señales unidimensionales . . . . .	65
4.6. Operaciones de Apertura y Cierre en niveles de gris . . . . .	66
4.7. Filtros alternados . . . . .	70
4.8. Granulometría Morfológica . . . . .	70
<b>5. Aplicaciones</b>	<b>73</b>
5.1. Introducción . . . . .	73
5.2. Secado de Pinturas . . . . .	75
5.2.1. Introducción . . . . .	75
5.2.2. Experimentos . . . . .	76
5.2.3. Resultados . . . . .	78
5.2.4. Conclusiones . . . . .	84
5.3. Valoración de Daños en Frutas . . . . .	88
5.3.1. Introducción . . . . .	88
5.3.2. Experimentos . . . . .	89
5.3.3. Análisis cuantitativo: Resultados . . . . .	90
5.3.4. Análisis cualitativo: Resultados . . . . .	95
5.3.5. Conclusiones . . . . .	100
5.4. Análisis de Viabilidad en Semillas . . . . .	102
5.4.1. Introducción . . . . .	102
5.4.2. Experimentos . . . . .	105
5.4.3. Resultados . . . . .	105
5.4.4. Conclusiones . . . . .	108
5.5. Determinación de Humedad en Pescado . . . . .	110
5.5.1. Introducción . . . . .	110
5.5.2. Experimentos . . . . .	112

5.5.3. Resultados . . . . .	114
5.5.4. Conclusiones . . . . .	116
5.6. Filtrado Morfológico Mediante Lógica Programable . . . . .	117
5.6.1. Introducción . . . . .	117
5.6.2. Lógica Programable . . . . .	118
5.6.3. Estructura de los Dispositivos Lógicos Programables . . . . .	119
5.6.4. Implementación . . . . .	122
5.7. Conclusiones . . . . .	125
<b>6. Discusión y Conclusiones</b>	<b>127</b>
6.1. Introducción . . . . .	127
6.2. Aportes . . . . .	127
6.3. Futuras investigaciones . . . . .	132
6.4. Publicaciones y Presentaciones a Congresos . . . . .	133
<b>Bibliografía</b>	<b>136</b>
<b>A. Entropía de Permutación</b>	<b>143</b>



# Índice de tablas

2.1. Obtención de información en patrones speckle. . . . .	26
3.1. Los 14 descriptores de textura de Haralick para la matriz co-ocurrencia. . . . .	49
3.2. Otros descriptores de matriz co-ocurrencia. . . . .	49
5.1. Estimación de la bondad del ajuste mediante el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), para los descriptores de THSP seleccionados. . . . .	84
5.2. Resumen de resultados, por orden de desempeño de acuerdo a su ajuste ( $R^2$ ). . . . .	84
5.3. Ensayo de descriptores de THSP: resumen de resultados ordenados de acuerdo a su sensibilidad para detectar cambios de actividad con respecto al momento previo al golpe. ( <i>Los resultados cuestionados se señalan con “-”.</i> ) . . . . .	95
5.4. Implementación de un filtro morfológico en una FPGA, basado en aperturas: indicadores de utilización de recursos. . . . .	123

# Índice de figuras

2.1. Efecto speckle creado por una superficie rugosa . . . . .	7
2.2. Patrón speckle típico . . . . .	8
2.3. Formación de speckle de: (a) campo lejano ( $\equiv$ speckle objetivo) y (b) speckle imagen ( $\equiv$ speckle subjetivo). . . . .	8
2.4. Reflexión y refracción de la luz en una interfaz. . . . .	12
2.5. Alteración en la dirección de un fotón al ser dispersado. . . . .	13
2.6. Función densidad de probabilidad de la intensidad. . . . .	20
2.7. Método LASCA: banco de medición speckle . . . . .	33
3.1. (a)Texturas naturales y artificiales: piel humana, pared de ladrillos, acarreo, gotas de agua sobre vidrio y en el centro pared pintada mediante salpicado. (b) Identificación de texturas. . . . .	43
3.2. Ejemplo simple de matriz coocurrencia. En (a) Imagen de 4 x 4, en (b) Matriz de frecuencias de $P$ y en (c) Matriz co-ocurrencia de niveles de gris. . . . .	48
3.3. Ejemplos: (a) imagen speckle y a su derecha, (b) su transformada de Fourier. (c) Imagen de THSP y a su derecha, (d) su transfor- mada de Fourier. . . . .	55
4.1. Ejemplo de operación de dilatación binaria de A por el elemento estructurante B. . . . .	59

4.2. Ejemplo de operación de erosión binaria de A por el elemento estructurante B. . . . .	60
4.3. Ejemplo de operación de apertura binaria de A por el elemento estructurante B. . . . .	61
4.4. Ejemplo de operación de cierre binario de A por el elemento estructurante B. . . . .	62
4.5. (a) Línea en escala de grises; (b) esfera recorriendo la línea por debajo durante la apertura; (c) resultado de la apertura; (d) esfera recorriendo la línea por encima durante el cierre; (e) resultado del cierre. . . . .	68
4.6. Aplicación de Apertura con un EE rectangular de 2x1 a una señal de bio-speckle . . . . .	71
4.7. Aspecto de la DTG de una señal de bio-speckle. . . . .	72
5.1. Aplicación de descriptores sobre matrices co-ocurrencia de THSP, con distancias 1, 2 5 y 10: (a) Momento de inercia (contraste), (b) Momento de diferencia inverso, (c) Momento de inercia inverso y (d) Varianza de la diferencia. . . . .	81
5.2. Aplicación de descriptores sobre matrices co-ocurrencia de THSP, con distancias 1, 2 5 y 10: (a) entropía de la diferencia, (b) y (c) medidas de información de correlación y (d) Coeficiente de correlación maximal. . . . .	82
5.3. Aplicación de la <i>entropía de permutación</i> , con dimensiones 2, 3, 4 y 5 sobre los THSP. . . . .	83
5.4. Aplicación de técnicas de morfología matemática sobre los THSP con sub-muestreos 1, 2, 5 y 10: (a) filtros alternados y (b) filtros basados en aperturas. . . . .	83

5.5. Ajustes mediante regresión lineal a descriptores seleccionados de THSP: (a) varianza de la diferencia (distancia=1) y (b) filtros morfológicos alternados (submuestreo=5). . . . .	85
5.6. Esquema de banco de prueba de experimentos. . . . .	89
5.7. Arreglo de imágenes speckle: extracción de cortes bidimensionales de zonas de interés. . . . .	91
5.8. Historia temporal de patrones speckle de una muestra de manzana, inmediatamente después de ser impactada: a) zona impactada, b) zona sin daños y c), zona inerte. . . . .	91
5.9. Medidas basadas en matriz co-ocurrencia aplicadas a muestras de THSP de zona golpeada para distintos momentos: (a) momento de inercia y (b) entropía de la diferencia, para distancias 1, 2, 5 y 10. . . . .	93
5.10. Medidas basadas en técnicas de morfología matemática aplicadas a muestras de THSP de zona golpeada para distintos momentos: (a) por aperturas, (b) filtro alternado (apertura-cerradura), para tamaños de EE 2, 5 y 10. . . . .	93
5.11. Medida basada en la entropía de permutación aplicada a muestras de THSP de zona golpeada para distintos momentos. . . . .	94
5.12. (a) DTG medio de tres muestras extraídas de las zonas de interés. (b) Solapamiento de DTG medios calculados sobre 90 ventanas en cada zona de interés. . . . .	96
5.13. Histograma de los DTG medios de cada zona solapados con la distribución Gaussiana teórica. . . . .	97
5.14. Esquema de procesamiento de una imagen de actividad. . . . .	98

5.15. Imágenes de actividad en una porción de la superficie de una manzana aplicando técnicas de MM (Filtros alternados no encadenados): (a) inmediatamente después del golpe, (b) 1/2 hora después, (c) 1 hora después y (d) 1 día después. . . . .	99
5.16. Imágenes de actividad en una porción de la superficie de una manzana aplicando la técnica LASCA con ventanas de 5 x 5: (a) antes de producirse el golpe, (b) inmediatamente después. . . . .	100
5.17. (a) Principales elementos constitutivos de una semilla. (b) Semilla de maíz cortada a la mitad y luego teñida con tetrazolium. Se destaca su embrión en color rojo intenso. . . . .	104
5.18. Imágenes de actividad de una semilla de maíz, variedad <i>Flint</i> , a través de la aplicación de aperturas con EE lineales de tamaño: (a) 2 píxeles, (b) 10 píxeles, (c) 20 píxeles y (d) 20 píxeles, vista frontal. . . . .	106
5.19. Imágenes de actividad diferenciadas de una semilla de maíz, variedad <i>Flint</i> : (a) sustracción de imágenes con EE=10 y EE=2, (b) sustracción de imágenes con EE=20 y EE=2. . . . .	107
5.20. Imágenes de actividad de una semilla de maíz, variedad <i>dentado</i> , a través de la aplicación de aperturas con EE lineales de tamaño: (a) 2 píxeles, (b) 10 píxeles, (c) 20 píxeles y (d) 20 píxeles, vista frontal. . . . .	108
5.21. Imágenes de actividad diferenciadas de una semilla de maíz, variedad <i>dentado</i> : (a) sustracción de imágenes con EE=10 y EE=2, (b) sustracción de imágenes con EE=20 y EE=2. . . . .	109
5.22. Esquema del banco experimental. . . . .	112

5.23. Banco experimental montado en el Laboratorio láser ( <i>Facultad de Ingeniería - UNMDP</i> ): (a) muestra de filet de <i>palo rosado</i> , (b) vista superior, (c) detalle de expansor y filtro atenuador y (d) vista lateral.	113
5.24. Imágenes de THSP pertenecientes a una muestra de pescado, para los instantes: (a) $t=0$ , (b) $t=116$ mins. y (c) $t=350$ min. . . . .	115
5.25. Muestra 1: medición de contenido de humedad por métodos gravimétrico e interferometría speckle. Ajuste a curva exponencial $y = 0,116 \cdot e^{-(1,65e-3) \cdot x}$ . . . . .	116
5.26. Muestra 2: medición de contenido de humedad por métodos gravimétrico e interferometría speckle. Ajuste a curva exponencial $y = 0,178 \cdot e^{-(1,73e-3) \cdot x}$ . . . . .	117
5.27. Estructura general de un dispositivo lógico programable. . . . .	120
5.28. Diagrama de implementación física del filtro morfológico mediante una FPGA. . . . .	124
5.29. Descripción esquemática del sistema de procesamiento de cuadros de speckle dinámico mediante lógica programable. . . . .	125

# Agradecimientos

A mi director Héctor Rabal, quién tuvo la deferencia de guiarme por este intrincado camino y marcarme las pautas cuando fue necesario, para llevar esta empresa a buen fin.

A mi co-directora y compañera de trabajo Virginia Ballarín, quien se subió a este barco sin dudarlo, ayudándome y apoyándome cada vez que lo necesité, con gran paciencia y comprensión.

A Manuel González, quién confió en mí para retornar a la actividad universitaria luego de mi paso por la industria, abriéndome las puertas del laboratorio y permitiéndome continuar mi desarrollo académico en mi querida facultad.

A Guille, Agus y Juani, mis compañeros de todos los días, con los que comparto mi actividad académica, me divierto y disfruto de su compañía, haciendo de la labor cotidiana un gran placer y no solo una obligación.

A Marcel Brun, quién habiendo ingresado hace poco tiempo al laboratorio, se ha integrado rápidamente a nuestro grupo de trabajo, aportando a nuestra actividad sus antecedentes y experiencia.

A Isabel Passoni, Gustavo Meschino y Adriana Scandurra del Laboratorio de Bio-Ingeniería, quienes siempre están dispuestos a brindarme su colaboración.

A Hernán Sendra y Gustavo Arenas del Laboratorio Láser, quienes me asistieron generosamente cada vez que necesité hacer ensayos y mediciones en su lugar de trabajo, soportando estoicamente los aromas a pescado.

A Ricardo Arizaga por su gran colaboración y asistencia cuando necesité realizar experimentos en la ciudad de La Plata.

A la Universidad Nacional de Mar del Plata y al Centro de Investigaciones Ópticas de La Plata por haber contribuido en el financiamiento de esta tesis.

A mi Mamá y mi Papá, Susana y Luis, quienes me dieron la posibilidad, que ellos no tuvieron, de estudiar una carrera universitaria, abriéndome las puertas a un mundo fascinante.

A mi esposa Marcela, soporte principal de mis (nuestros) emprendimientos a lo largo de buena parte de mi (nuestra) vida.

A mis hijos Mariano, Joaquín y Gonzalo, por enseñarme a diario a ser una mejor persona.

A mi querida hermana Mariana y a los que involuntariamente haya olvidado mencionar explícitamente aquí.

Gracias a todos.

Eduardo.



# Resumen

El fenómeno speckle aprovechado como herramienta ha demostrado su utilidad para extraer información relacionada con diferentes tipos de actividad en una muestra, en campos de aplicación tan diversos como la medicina y la industria.

Con dicho objetivo, se han desarrollado muchos métodos para analizar la actividad de los patrones de speckle dinámico a través de enfoques temporales, espaciales, frecuenciales, o alguna combinación de ellos.

En esta tesis se propuso describir la actividad de dichos patrones a través del empleo de técnicas de morfología matemática, las cuales han tenido un gran desarrollo en el campo del análisis de texturas, por presentar una gran ductilidad para adaptarse a distintos problemas.

Para la evaluación de dichas técnicas se partió analizando datos experimentales y resultados previos, con los cuales se contrastaron los nuevos descriptores de actividad propuestos.

También se propuso una nueva aplicación, la medición de humedad en el secado de pescado.

Por último, y debido al bajo costo computacional de las técnicas morfológicas, resultó de interés plantear una solución que implemente dichos métodos en un instrumento de campo basado en lógica programable, para estudiar su potencial en la medición de actividad en tiempo real o cuasi-real.

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Presentación del problema

El speckle dinámico es un fenómeno óptico que se produce al iluminar una superficie con luz coherente<sup>1</sup>, esparciéndose a través de objetos con algún tipo de actividad física, química y/o biológica. La intensidad en cada uno de estos puntos varía de forma aparentemente aleatoria, pero en realidad su variación está directamente relacionada con la *actividad* en dicho punto, cambiando temporalmente de manera correlacionada con ésta.

Si bien un patrón de speckle se debe a una interferencia espacial de luz coherente, no sólo depende de las características espaciales, sino también de las temporales. Por lo tanto, para que un análisis exclusivamente temporal sea válido las características espaciales del patrón de speckle no deben cambiar, como por ejemplo, que el banco experimental no sea alterado durante la medición.

Habitualmente la variación de un patrón de speckle se asocia al término “actividad”, pero no existe una descripción única de este concepto. Por este motivo,

---

<sup>1</sup>La coherencia entre dos ondas de luz, condición necesaria para que se produzca interferencia, requiere que ambas tengan la misma frecuencia, polarización, fase inicial y fuente de luz. Estas condiciones las puede cumplir un *láser*.

cuando se mencione, éste tendrá una connotación particular que dependerá de la aplicación bajo análisis.

A través del estudio de la *actividad* se trata de sacar conclusiones sobre alguna propiedad de la materia, no visible a simple vista por mecanismos de observación naturales.

Desde que, a principios de los 80', se le empezaron a encontrar aplicaciones a este fenómeno, se han ido desarrollando diversas técnicas, aplicadas a campos tan diversos como la medicina o la industria, sin dejar de mencionar algunas investigaciones realizadas en nuestro país, tales como la medición de viabilidad de germinación en semillas, secado de pinturas y detección de daños en frutas, patrocinados por el Centro de Investigaciones Ópticas (CIOP) y la Universidad Nacional de la Plata (UNLP).

Tomando como punto de partida la experiencia cosechada en el mencionado centro y aprovechando su banco de datos, este trabajo busca continuar el estudio del fenómeno, encontrar herramientas superadoras para describirlo y desarrollar nuevas aplicaciones.

## 1.2. Objetivos

Esta tesis abordará la caracterización de superficies que poseen algún tipo de actividad física y/o biológica, mediante el empleo de herramientas de análisis de texturas en patrones temporales de speckle dinámico. Dichas herramientas se basan en asignar a cada región de la imagen uno o varios parámetros indicadores de características de la textura presente. Estos parámetros o característicos se utilizan como patrones para una posterior clasificación.

Para ello se partirá de datos experimentales y resultados previos, los cuales serán contrastados con los indicadores de actividad más utilizados, sumados a los métodos más relevantes que se incorporarán durante el transcurso de esta tesis.

También se generarán nuevos datos experimentales asociados a nuevas aplicaciones en el campo de la interferometría speckle.

Debido a la complejidad de la problemática estudiada, se acotará su estudio al caso de speckles estacionarios y se supondrá su independencia espacial.

Dependiendo de la aplicación, cada caso presenta dificultades específicas y requiere que se analicen distintas líneas teóricas y desarrollen nuevos algoritmos para su implementación digital.

Para esta tesis se:

- Estudiaron los fundamentos de las técnicas de Speckle Láser y sus aplicaciones.
- Estudiaron los fundamentos de las técnicas espacio-frecuenciales para describir una textura.
- Analizaron las principales características del análisis de textura desde el punto de vista espacial y frecuencial.
- Estudiaron los fundamentos y las principales técnicas de la morfología matemática.
- Realizaron pruebas con datos reales para corroborar las técnicas empleadas.
- Plantearon nuevas aplicaciones para el empleo de estas técnicas.

- Estudió la factibilidad de implementación de estos métodos como instrumentos de medición que operen en tiempo real, sea en computadoras de escritorio o mediante dispositivos de procesamiento digital basados en lógica programable.

### 1.3. Hipótesis

La hipótesis principal está basada en que el nivel de actividad *-entendido como indicador de cambios físicos, químicos y/o biológicos-* de una superficie, puede estudiarse observando la variación de intensidad de su patrón temporal de speckle dinámico, como si fuera un patrón de textura.

La segunda hipótesis plantea que las herramientas basadas en la morfología matemática son aptas para el estudio de patrones temporales de speckle dinámico y pueden aportar un enfoque superador al análisis de éstos, brindando algunas ventajas y versatilidad inherentes al método.

No existen antecedentes de que dichas técnicas hayan sido utilizadas en trabajos anteriores a esta tesis para el estudio de señales de speckle dinámico.

### 1.4. Organización

Para alcanzar los objetivos y demostrar las hipótesis planteadas, el trabajo se organizará de la siguiente manera:

En el Capítulo 2 se brindará una introducción a la interferometría speckle, sus fundamentos, su abordaje estadístico y se enunciarán algunos de los métodos más difundidos para describir el fenómeno en patrones temporales y en imágenes de actividad.

En el Capítulo 3 se realizará un resumen del análisis de texturas y algunas de las ramas sobresalientes de esta disciplina, haciendo hincapié en los métodos más utilizados como descriptores de actividad en señales de speckle dinámico.

Debido a su importancia relativa en esta tesis, el Capítulo 4 estará dedicado a describir los fundamentos de la morfología matemática, sus herramientas y a adecuar su formulación para poder aplicarla sobre señales de speckle dinámico.

En el Capítulo 5 se abordarán las aplicaciones estudiadas, las primeras tomando como base trabajos anteriores, dejando en último lugar las aplicaciones originales desarrolladas, destinando una sección a cada una de ellas.

Por último, el Capítulo 6 estará dedicado a discutir los aportes y conclusiones obtenidas, mencionar algunos caminos a transitar en futuras investigaciones y enumerar la producción realizada.

Adicionalmente, en el apéndice se anexarán los temas que, por su relevancia relativa, no ameritan ser incluidos en el cuerpo principal de este trabajo.

# Capítulo 2

## Interferometría Speckle

### 2.1. Introducción

Recién comenzados los años 60', el advenimiento del láser causó un tremendo impacto en la performance de la metrología óptica existente y promovió el desarrollo y aplicación de nuevas técnicas.

Cuando una fuente de luz altamente coherente se transmite a través de un objeto difusor, o se dispersa en uno rugoso, produce patrones de interferencia en forma de granos. Este fenómeno se conoce con el nombre de "speckle". El mismo puede ser fácilmente comprendido observando la Fig. 2.1, que muestra que las ondas que parten de la misma fuente, interfieren constructiva o destructivamente entre ellas en cada plano de observación que es alcanzado por la luz, formando un patrón aleatorio de granos brillantes y oscuros tal como el mostrado en la Fig. 2.2.

El fenómeno del speckle dinámico ha sido extensamente estudiado desde la irrupción del láser. Ridgen y Gordon [RG62] fueron los primeros en prestarle atención a lo que, para ese entonces, se constituía en un efecto indeseado porque

afectaba la resolución de las mediciones, por lo cual los primeros esfuerzos estuvieron concentrados en reducir o eliminar su influencia [Gab70]. Poco tiempo después se empezaron a estudiar sus causas [Dai84] y no se tardó mucho en encontrarle aplicaciones prácticas, por ejemplo para la medición de velocidad [AT81].

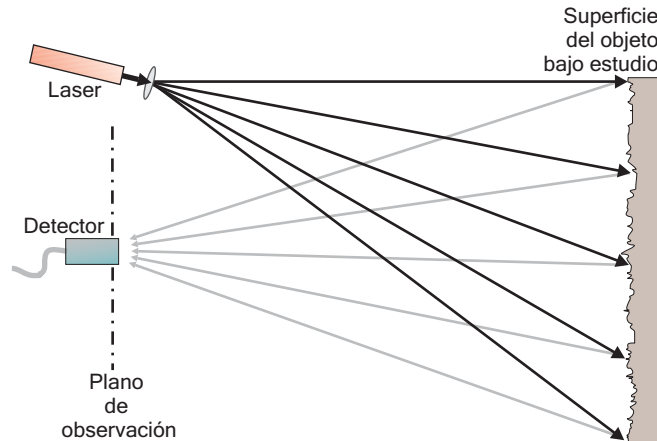


Figura 2.1: Efecto speckle creado por una superficie rugosa

Si los objetos dentro del plano de observación se mueven, los granos también se mueven y cambian su forma. De esta manera, el patrón speckle depende del tiempo.

Si se observa la luz reflejada en una pantalla (eventualmente una placa fotográfica o sensor óptico 2-D) a cierta distancia, producto de la iluminación de un láser que incide sobre un objeto, también se verá un patrón speckle, Fig. 2.3 (a). Este tipo de patrón speckle se denomina en la literatura como “speckle de campo lejano” o “speckle objetivo”.

La medida de estos speckles es función de la longitud de onda de la luz, el ancho del haz que ilumina la superficie bajo estudio y la distancia de ésta a la pantalla donde se forman los mismos. Ocurre cuando el ángulo de dispersión hace que la diferencia de caminos relativos entre la luz dispersada desde el centro del área iluminada al borde difiera en una longitud de onda. En ese caso, la intensidad no está correlacionada.



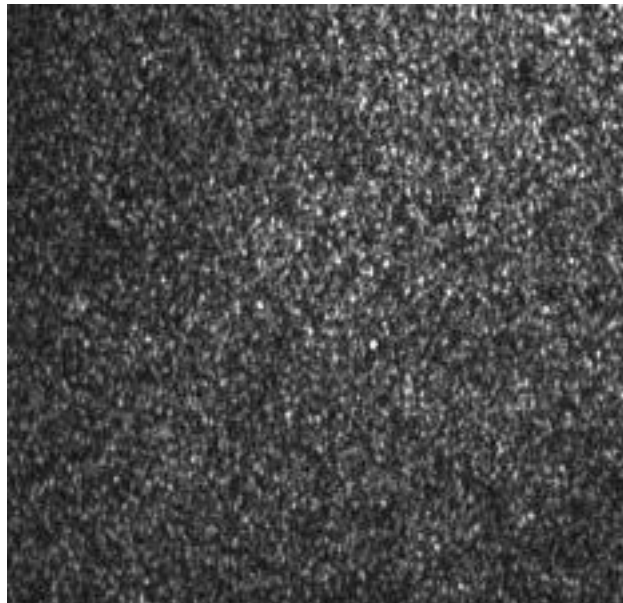


Figura 2.2: Patrón speckle típico

Dainty propuso la expresión  $\lambda z/L$  para dimensionar el tamaño medio del speckle, donde  $\lambda$  es la longitud de onda de la luz del láser,  $L$  es el ancho del área iluminada y  $z$  es la distancia entre el objeto y la ubicación del patrón speckle [Dai84].

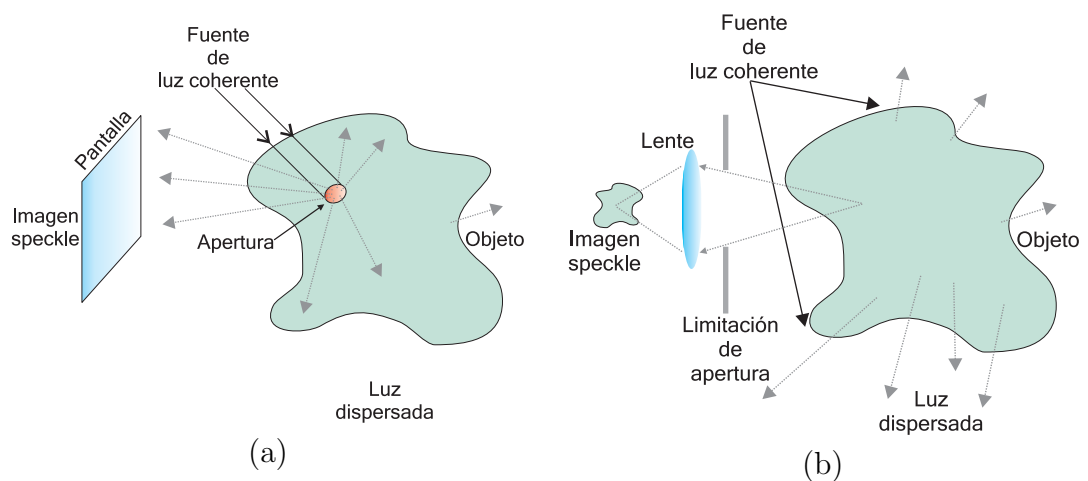


Figura 2.3: Formación de speckle de: (a) campo lejano ( $\equiv$ speckle objetivo) y (b) speckle imagen ( $\equiv$ speckle subjetivo).

Por otro lado, el speckle observado directamente sobre una superficie iluminada, o una porción de ella, Fig. 2.3 (b), mediante un sistema formador de imágenes se denomina “speckle imagen” o “speckle subjetivo”<sup>1</sup>. Se llama así debido a que la estructura de los patrones depende del sistema de observación; por ejemplo, si la apertura de la lente cambia, también lo hace la medida de los speckles. Si la posición del sistema formador se altera, el patrón cambiará gradualmente y eventualmente no estará relacionado con el patrón observado originalmente.

Esto puede explicarse considerando que cada punto de la imagen es iluminado por un área finita del objeto. La medida de esta área está determinada por la resolución, limitada en difracción<sup>2</sup>, de la lente, la cual está dada por el “disco de Airy”<sup>3</sup> cuyo diámetro es  $2,4\lambda u/D$ , donde  $u$  es la distancia entre el objeto y la lente, y  $D$  es el diámetro de su apertura.

La luz de puntos vecinos de la imagen se dispersa desde áreas que tienen muchos puntos en común y la intensidad de tales puntos no difieren demasiado. Sin embargo, puntos en la imagen que son iluminados por áreas del objeto que estén separadas por un “disco de Airy” de diámetro, tienen intensidades no relacionadas. Esto corresponde a una distancia en la imagen de  $2,4\lambda v/D$ , donde  $v$  es la distancia entre la lente y la imagen. Así, el tamaño de los speckles en la imagen será de este orden.

El cambio en la medida del speckle, cuando se cambia la apertura, puede notarse fácilmente mirando un punto del láser sobre una pared directamente, y luego a través de un pequeño agujero. En este último caso se verá que la medida

---

<sup>1</sup>Gabor [Gab70] acuñó los términos “objetivo” y “subjetivo”.

<sup>2</sup>Esta afirmación responde al modelo simplificado de imagen limitada por difracción, planteado por Max Born y Emil Wolf en “Principles of Optics” (1997). Cambridge University Press.

<sup>3</sup>Cuando la luz atraviesa una apertura circular se difracta produciendo un patrón de interferencia de regiones iluminadas y oscuras sobre una pantalla alejada de la apertura. Este patrón tiene una región central brillante conocida como disco de Airy rodeada de una serie de anillos concéntricos denominados patrón de Airy. El diámetro del disco central está relacionado con la longitud de onda de la luz y el tamaño de la abertura circular.

de los speckles es mayor.

De esta manera, la interferometría speckle puede ser aprovechada para obtener información relevante sobre los objetos, tales como velocidad, vibración, desplazamiento, etc. Una gran profusión de estudios están relacionados con la simple dispersión de la luz a través de la superficie de objetos inanimados, pero el fenómeno de speckle dinámico también puede ser observado en objetos vivos, tales como tejidos, o cualquier otro material que presente cierta actividad biológica. Las características de estos speckles presentan diferencias sustanciales con los producidos por los materiales inertes, entre otras:

- Los speckles son usualmente producidos por una dispersión múltiple de naturaleza compleja.
- La dinámica espacio-temporal del speckle depende fuertemente de la estructura y actividad de los objetos en estudio, en general heterogénea, resultando en un tratamiento teórico más complicado.
- Los speckles a menudo están formados por una combinación de mecanismos con distinta dinámica.

Debido a todas estas consideraciones, en la bibliografía suele citarse al fenómeno speckle observado en los materiales biológicos como “bio-speckle” [AA91]. Usualmente, se distinguen dos tipos de speckle [OA95], los cuales se comportan de manera marcadamente diferente:

- Speckles de traslación: sus formas no cambian aún después de desplazamientos considerables de un difusor y los granos de speckle se mueven como un todo. Ocurre en desplazamientos de objetos difusos sólidos.

- Speckles dinámicos (*boiling speckles*): ocurren cuando un difusor se mueve, se deforma, cambia su índice de refracción, etc., sin desplazarse significativamente de su posición. Es un comportamiento típico de los objetos vivos.

Con la amplia propagación y diversificación del uso de la tecnología láser en los campos de la medicina, la biología, la fisiología y la industria, el fenómeno del bio-speckle ha recibido mucha atención por parte del campo científico, ya que su aplicación puede aportar información útil con respecto a la actividad biológica o fisiológica de objetos vivos. Las primeras experiencias [FB81, AT81] demostraron su potencial en el campo biomédico. También se desarrollaron nuevas técnicas para obtener mediciones en tiempo cuasi-real [Bri93, BW96]. Posteriormente surgieron aplicaciones tan diversas como la medición de actividad biológica en frutas cítricas [OTD89], medición de secado en pinturas [ALA<sup>+</sup>01], estudio de viabilidad en semillas [BDFB<sup>+</sup>03] y detección de daños en frutas [PBR<sup>+</sup>03], para citar algunas.

## 2.2. Fenómenos de la luz

Existen tres procesos foto-físicos que afectan la propagación de la luz en un medio:

- Refracción y reflexión: cuando la luz incide en la frontera de dos materiales con índices refractivos diferentes.
- Dispersión (en inglés *scattering*): cuando la luz encuentra una no-uniformidad localizada en el medio, forzándola a cambiar de dirección.
- Absorción: cuando una partícula o molécula extrae energía de la luz, produciendo una transición de un estado cuántico de la partícula a otro de mayor energía.

La reflexión y transmisión de la luz, cuando ésta incide en la interfaz de dos materiales con índices refractivos diferentes, Fig.2.4, sigue la ley de Snell, Ec. 2.1, que depende de los índices de refracción, los ángulos incidente y refractado (o transmitido), y el coeficiente de reflectancia de Fresnel, Ec. 2.2, que depende de los mencionados ángulos:

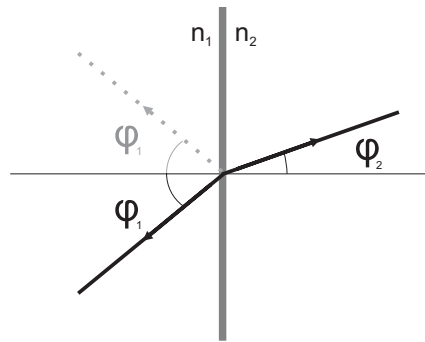


Figura 2.4: Reflexión y refracción de la luz en una interfaz.

$$n_1 \operatorname{sen} \varphi_1 = n_2 \operatorname{sen} \varphi_2 \quad (2.1)$$

$$R = \frac{1}{2} \left[ \frac{\operatorname{sen}^2(\varphi_1 - \varphi_2)}{\operatorname{sen}^2(\varphi_1 + \varphi_2)} + \frac{\tan^2(\varphi_1 - \varphi_2)}{\tan^2(\varphi_1 + \varphi_2)} \right] \quad (2.2)$$

donde  $n_1$ ,  $n_2$  son los índices de refracción de ambos materiales, y  $\varphi_1$ ,  $\varphi_2$  los ángulos de la luz con la normal a la frontera entre ambos medios.

El fenómeno de dispersión puede comprenderse apelando a la teoría corpuscular de la luz. Cuando un fotón encuentra una no-uniformidad en el medio es forzado a desviar su trayectoria. El cambio de dirección tiene cierta aleatoriedad que, a veces, es utilizada para caracterizar a los dispersores (en inglés *scatterers*). Si se considera a la luz como un fenómeno ondulatorio, puede verse como una onda plana incidiendo sobre una partícula dispersora. A priori, la radiación dispersada

puede calcularse si se conocen los índices de refracción de los dos materiales y la forma del dispersor. Esta también depende de la polarización de la luz incidente.

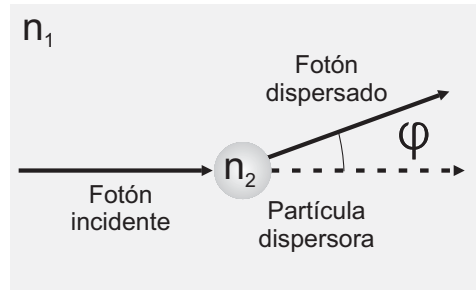


Figura 2.5: Alteración en la dirección de un fotón al ser dispersado.

En la práctica, los fenómenos de dispersión simple se clasifican en tres categorías, dependiendo de la relación entre el tamaño del objeto dispersor y la longitud de onda:

$$\alpha = \frac{\pi D_p}{\lambda} \tag{2.3}$$

donde  $\pi D_p$  es la circunferencia del difusor y  $\lambda$ , la longitud de onda de la luz.

Estas son:

- Dispersión geométrica ( $\alpha \gg 1$ ): el tamaño del dispersor es mucho mayor que la longitud de onda. Su comportamiento sigue las leyes de Snell y Fresnel.
- Dispersión de Rayleigh ( $\alpha \ll 1$ ): el tamaño del dispersor es mucho menor que la longitud de onda. Es un proceso *elástico*<sup>4</sup>, en el cual la radiación electromagnética (incluyendo la luz) es dispersada a través de un pequeño volumen esférico de índice de refracción variable, tal como una partícula, burbuja o gota. La teoría de Rayleigh es válida hasta una relación de 1/10. Para diámetros mayores, se apela a la solución de Mie. Un proceso relacionado es la dispersión de *Raman*, la cual, a diferencia de la de Rayleigh,

---

<sup>4</sup>La energía del fotón dispersado es la misma que la del fotón incidente.

es *inelástica*<sup>5</sup>. Generalmente, esta dispersión es mucho más débil que la anterior.

- Dispersión de Mie ( $\alpha \approx 1$ ): el tamaño del dispersor es del orden de la longitud de onda. Mie describe la dispersión mediante objetos esféricos.

Por otro lado, ocurre dispersión múltiple cuando un fotón que recorre un medio puede alterar varias veces su trayectoria. Si se considera que el medio posee una distribución uniforme de dispersores idénticos, su formulación se puede aproximar a un fenómeno de dispersión simple, pero en un caso más general se dificulta notablemente su tratamiento y modelado. El estudio de patrones de speckle originados por este tipo de dispersión continúa siendo un tema abierto [Goo07].

La absorción es un proceso en el cual una partícula (átomo o molécula) puede extraer energía a un fotón. Una caída de nivel de alta energía a otro de baja energía es llamado *decaimiento* y está acompañado de la liberación de energía igual a la diferencia de energía de los dos niveles. Esta liberación puede ocurrir sin radiación, liberando calor al medio o emitiendo un fotón.

En general, hay tres tipos básicos de absorción: electrónica, vibracional y rotacional. El primero puede ocurrir en átomos y moléculas, mientras que los dos restantes suceden únicamente en moléculas.

### 2.3. La Óptica de los Objetos Biológicos

La luz interactúa con la materia de diferentes maneras. Los procesos que se desencadenan dependen en primera instancia de la longitud de onda de la luz y la estructura de la materia. Dependiendo de dichas características, la luz puede

---

<sup>5</sup>El fotón dispersado pierde (*Stokes*) o gana energía (*anti-Stokes*).

ser reflejada, dispersada, absorbida o re-irradiada por el medio [RJ09].

La iluminación de objetos de naturaleza biológica mediante láser puede provocar desde efectos muy perturbadores a muy tenues, dependiendo de su energía. La influencia de la luz en la materia viva depende de su *homeostasis*<sup>6</sup> y su nivel evolutivo. La luz puede poner en marcha múltiples mecanismos en la materia para regular su medio interno, de forma de mantenerlo estable. Por lo tanto, si se mantiene la intensidad de la luz a niveles convenientemente bajos, es posible observar objetos vivos sin provocar perturbaciones significativas en su equilibrio.

Los objetos biológicos son un medio absorbente no-homogéneo, su índice de refracción es más alto que el del aire y, por el gran contenido de agua que en general poseen, cercano al de ésta. Cuando un láser incide sobre la interfaz aire $\leftrightarrow$ bio-objeto, una parte de la radiación se refleja y la restante penetra en el mismo absorbiéndose, produciendo dispersiones múltiples, ensanchando y debilitando su haz.

Los materiales biológicos se caracterizan por dispersar la luz en forma considerable. En general, se trata de muchos centros de dispersión distribuidos alrededor de su masa.

La absorción de la luz es el efecto predominante en las regiones espectrales<sup>7</sup> ultravioleta e infrarroja, con respecto a la dispersión [Tuc93]. Así, la penetración suele ser baja, a veces entre los 50 a 100 $\mu m$ . En el espectro visible, en cambio, tanto la absorción como la dispersión son importantes. Para un tejido típico, la profundidad de penetración suele estar entre 0,2 a 2,5 $mm$ .

---

<sup>6</sup>Conjunto de fenómenos de autorregulación, que conducen al mantenimiento del equilibrio en la composición y propiedades del medio interno de un organismo.

<sup>7</sup>La longitud de onda del infrarrojo está en el orden de los 10 $\mu m$ , el visible en 500 $nm$  y el ultravioleta en 10 $nm$ .



En definitiva, el proceso de absorción es una parte compleja de la interacción entre la luz y los tejidos. Los diferentes átomos y moléculas en la materia tienen un amplio rango de niveles de energía posibles de ser excitados. Dependiendo del tipo de átomo, después de un tiempo, éstos pueden perder energía, ya sea produciendo calor, contribuyendo con reacciones foto-químicas, o re-irradiando fotones en cualquier dirección (fluorescencia).

Los principales componentes de un tejido vivo son las células, las cuales influyen en gran medida a la propagación y absorción de la luz. La actividad de éstas se puede correlacionar con las fluctuaciones de la luz captada por el detector, causantes de un patrón speckle que varía en el tiempo. Cualquier material transparente que posea una superficie curva e índice de refracción mas alto que el aire puede enfocar luz. Es el caso de los cromóforos<sup>8</sup>, que son centros moleculares de absorción de un tejido que optimizan el uso de luz, favoreciendo que las células almacenen energía. De esta manera, se producirá una reflexión sobre su superficie y una absorción en su interior. Si la luz está polarizada, al penetrar el tejido perderá su polarización de manera exponencial, por lo tanto toda la luz reflejada polarizada, provendrá de la superficie. Cuando se iluminó tejido biológico con luz polarizada, el grado de polarización en la dirección especular de la observación fue de 0,98 debido a la reflexión en la superficie pero sólo 0,17 en un arreglo de  $0^\circ/30^\circ$  [XJK95].

Algunos estudios han dado como resultado diferentes índices de refracción dentro y fuera de las células, así como en sus diferentes partes y en su pared, obteniéndose índices entre 1,333 y 1,472, con un promedio de 1,425 [GAE74]. Este hecho muestra que la luz es reflejada en forma múltiple sobre diferentes superficies además de ser dispersada en forma múltiple.

---

<sup>8</sup>Es una región molecular donde la diferencia de energía entre dos orbitales atómicos cae dentro del rango del espectro visible. La luz visible que incide en el cromóforo puede ser absorbida excitando un electrón a partir de su estado de reposo.

El tejido biológico es un medio altamente dispersante de la luz. Las dimensiones de las células, las vacuolas<sup>9</sup> y los espacios entre las células, son un poco mayores que la longitud de onda de un láser de He-Ne, con probabilidad de que participen en la dispersión *Mie*, que es muy fuerte. Las partes restantes, así como las moléculas, participan en la dispersión *Rayleigh*, si bien esta última es muy pequeña, al igual que el efecto *Raman* y dispersión *Brillouin*. Estos efectos causarán desplazamientos directos o indirectos y ensanchamiento del espectro de la luz dispersada.

La absorción de luz depende fuertemente de la longitud de onda. Por ejemplo, los principales absorbentes de luz en muestras animales y vegetales son el agua y la clorofila, respectivamente. El agua tiene buena absorción en la zona del infrarrojo, pero por debajo del infrarrojo cercano hay una ventana de utilización (alrededor de  $0,6\mu m$ ) que puede ser aprovechada por el láser de He-Ne. La clorofila absorbe en el rango visible y casualmente tiene un pico de absorción que coincide con la longitud de onda de dicho láser ( $633nm$ ). Esto colabora en la medición de la cantidad de clorofila en un objeto.

La mayor parte de la energía absorbida se convierte en calor. Generalmente, el cambio de temperatura no será importante aunque haya una gran absorción. En experimentos típicos, se suelen emplear láseres de baja potencia como los que se reportan en esta tesis, mayormente de He-Ne de  $10mW$ , que aún para tiempos de exposición de varios segundos no provocan aumentos de temperatura apreciables en las muestras.

---

<sup>9</sup>es un elemento celular presente en plantas y en algunas células particulares. Son compartimientos cerrados que contienen diferentes fluidos, tales como agua o enzimas, aunque en algunos casos puede contener sólidos.

## 2.4. Algunas Propiedades de los Bio-Speckles

Las propiedades de interés de los speckles son su tamaño e intensidad. El tamaño de los speckles, como fue mencionado en la Sec. 2.1, es igual al “disco de Airy” que depende de las dimensiones del área iluminada.

Pero, cuando la luz penetra al objeto ésta se difunde en forma múltiple. Algunos estudios han mostrado que los speckles que resultan de la dispersión interior del objeto tienen una medida promedio inferior a los producidos por la superficie [XJK95]. Esto se explica por la expansión del haz láser a medida que penetra al objeto. A medida que la luz es reflejada, deja al objeto a través de un área mayor a la que entró.

Realmente, el patrón speckle que se observa es la superposición de dos diferentes patrones: speckles grandes formados por la dispersión en la superficie de la muestra, de gran dependencia angular, modulados por pequeños speckles originados por la luz reflejada desde el interior, con poca dependencia espacial [Bri75].

Experimentando con manzanas [XJK95], se encontró que la relación en la medida de dichos speckles fue de 10:1. También se observó que al disminuir el diámetro de apertura, se incrementaba el tamaño de los speckles y decrecía su velocidad de cambio. Dicha velocidad también era más intensa lejos de la dirección de la reflexión especular.

Otra propiedad encontrada fue la medida de la región alcanzada por la luz en el objeto cuando es iluminado con un láser muy angosto, la cual tiene la siguiente dependencia con la profundidad:

$$D = D_0[1 - e^{(-\frac{T}{T_0})}] \quad (2.4)$$

donde  $D$  es el diámetro de la región y  $T$  es su profundidad.

En la prueba con manzanas se encontró empíricamente que  $D_0 = 20mm$  y  $T_0 = 1,6mm$ , mientras que la máxima profundidad desde donde la luz dispersada contribuyó al patrón speckle fue  $7mm$  y que sus variaciones temporales provinieron principalmente de los dispersores que estaban a pocos milímetros de profundidad.

## 2.5. Análisis Estadístico

El speckle láser es un fenómeno aleatorio, y como tal, sólo puede ser descrito estadísticamente. Goodman [Goo75, Goo76] realizó un estudio detallado del comportamiento estadístico del fenómeno, el cual fue sustentado por mediciones experimentales realizadas por Dainty [Dai84].

Las condiciones “ideales” para que se produzca el fenómeno granular son:

- Una fuente de luz coherente iluminando una superficie perfectamente difusora, con variaciones de altura gaussianas.
- Longitud de coherencia de la luz y dimensiones del area de dispersión mucho mayores que las diferencias de camino causadas por la rugosidad de la superficie.
- Contribución de muchos centros de dispersión.

Si éstas se cumplen, se dice que el patrón speckle está “completamente desarrollado”. En el caso de speckle de campo lejano las condiciones citadas son fácilmente obtenidas, pero para el caso del speckle de imágenes, se deben tomar precauciones sobre el arreglo óptico para que las suposiciones sobre la estadística gaussiana sean válidas.

En su estudio, Goodman dividió las estadísticas del speckle en estadísticas de 1° y 2° orden. Las estadísticas de 1° orden describen las propiedades puntuales

de un patrón speckle, sin preocuparse por la relación entre las intensidades en diferentes puntos. Las condiciones ideales condujeron a Goodman a una función densidad de probabilidad de la intensidad, de tipo exponencial decreciente, tal como la mostrada en la Fig. 2.6, la cual responde a la Ec. 2.5.

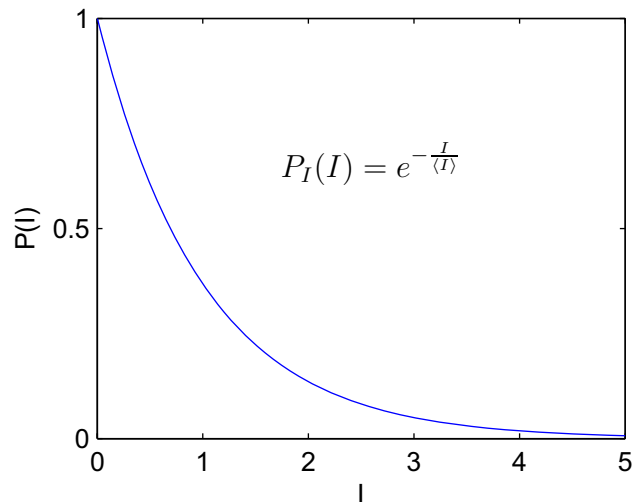


Figura 2.6: Función densidad de probabilidad de la intensidad.

$$P_I(I) = e^{-\frac{I}{\langle I \rangle}} \quad (2.5)$$

donde  $P_I(I)$  es la probabilidad de observar una cierta intensidad  $I$  y  $\langle I \rangle$  es la intensidad media. Así, la intensidad con mayor probabilidad es 0 y para valores más altos la probabilidad cae rápidamente.

Una de las propiedades de esta distribución es que la desviación standard de la intensidad es igual a la intensidad media:

$$\sigma_s = \langle I \rangle \quad (2.6)$$

En la práctica, los patrones speckle a menudo tienen una desviación standard que es menor que la intensidad media, y esto se observa como una reducción en

el contraste espacial del patrón speckle. De hecho, Goodman [Goo75] definió al contraste espacial speckle  $C$  como el cociente entre la desviación standard de la intensidad y su valor medio:

$$C = \frac{\sigma_s}{\langle I \rangle} \quad (2.7)$$

Así, para un patrón speckle “completamente desarrollado” el contraste vale 1 ( $C = 1$ ).

En cambio, para un patrón speckle “parcialmente desarrollado” el contraste no alcanza la unidad ( $C < 1$ ).

La reducción en el contraste speckle puede deberse a muchas causas. La más obvia es la reducción en la coherencia de la fuente de luz o una reducción en la rugosidad de la superficie. Sin embargo, cuando consideramos la estadística del speckle, suponemos que la longitud de coherencia de la fuente es larga comparada con la rugosidad de la superficie, por lo que este fenómeno no es tenido en cuenta.

La estadística de 2º orden de un patrón speckle describe a qué velocidad varía la intensidad de punto a punto en el patrón, lo cual brinda una indicación de la medida del speckle. Las funciones más comunes usadas para representar la estadística mencionada son la función autocorrelación de la intensidad y su transformada de Fourier, es decir el espectro de potencia. Su análisis muestra que la medida del speckle está determinada enteramente por la apertura del sistema óptico usado (para imágenes speckle) o por las dimensiones del área iluminada sobre la superficie en estudio (para speckle de campo lejano).

Hasta aquí, se ha supuesto que la medición es instantánea (tiempo de exposición nulo). En la práctica, el detector, la cámara, etc, tienen un tiempo de

integración finito. Si este tiempo de integración es grande comparado con el tiempo de de-correlación de las variaciones speckle, las variaciones de intensidad se promedian, obteniendo una intensidad constante en el dispositivo registrador. En cambio, si el tiempo de integración es corto, la profundidad de modulación, o en otras palabras la relación entre la desviación standard y la intensidad media, depende de este parámetro y de la velocidad de los dispersores del objeto. Por lo tanto, como se describe más adelante, para los casos de speckle integrado en el tiempo, tanto las estadísticas de 1° orden como las de segundo 2° orden contienen información sobre la velocidad de los dispersores.

### 2.5.1. Estadística temporal de Speckle Dinámico

Para un observador que mira un objeto en movimiento, iluminado por un láser, los speckles parecen destellar. La intensidad de un simple speckle varía aleatoriamente a lo largo del tiempo. Esto se debe a que los caminos desde un punto cualquiera del objeto a la retina del ojo del observador están cambiando constantemente, y así lo hace su intensidad en ese punto. Entonces, es razonable suponer que la estadística temporal de primer orden de las fluctuaciones de intensidad, es decir la relación entre la desviación standard y la media, debería ser idéntica a las de la estadística espacial. De hecho, esto ocurre en situaciones ideales, pero cuando el patrón speckle está siendo producido por una combinación de dispersores (scatterers) fijos y móviles, o dispersores con velocidades variables, las estadísticas temporales y espaciales difieren. Como consecuencia de ello, la profundidad de modulación de la intensidad speckle puede dar alguna indicación de cuánta luz está siendo dispersada como producto de los dispersores móviles y cuánta de los fijos. En algunos casos podría servir para valorar qué proporción de un conjunto de dispersores está en movimiento [Bri78b].

También sería razonable suponer que la estadística de segundo orden depende de la velocidad de movimiento de los speckles. Por lo tanto, debería ser posible obtener información sobre el movimiento de los objetos a partir del estudio de la estadística temporal de las fluctuaciones de los speckles.

#### **2.5.1.1. Estadística de Primer Orden**

La estadística de primer orden de speckle dinámico se mide convenientemente por medio de la profundidad de modulación (desviación standard) de la intensidad. Puede servir para obtener información sobre el número de dispersores en movimiento y fijos [Bri78b]. Debido a la influencia de otros factores, esta herramienta es apta para mediciones relativas.

#### **2.5.1.2. Estadística de Segundo Orden**

La estadística de 2º orden es uno de los tratamientos más populares. La función autocorrelación brinda información sobre la distribución de velocidad de los dispersores. Como una alternativa a la autocorrelación, también es posible medir el espectro de frecuencia de las variaciones de intensidad, el cual se obtiene a través de la transformada de Fourier de la función autocorrelación.

### **2.5.2. Estadística temporal de Speckle Dinámico diferenciado en el tiempo**

#### **2.5.2.1. Estadística de Primer Orden**

Otro método para medir la de-correlación del speckle dinámico, sin necesidad de calcular la función autocorrelación, es medir las diferencias en intensidad de speckles individuales en tiempos sucesivos. La diferenciación de patrones temporales de frecuencias altas produce una gran amplitud y ocurre lo contrario con



los de baja frecuencia. Esta técnica reemplaza a la medición de la estadística de segundo orden.

### **2.5.2.2. Estadística de Segundo Orden**

La estadística de segundo orden también puede usarse para medir la velocidad, sin embargo las ventajas obtenidas son despreciables con respecto a los enfoques previamente mencionados.

### **2.5.3. Estadística temporal de Speckle dinámico integrado en el tiempo**

#### **2.5.3.1. Estadística de Primer Orden**

Cuando por la propia naturaleza del detector (cámara, sensor de led, etc.) o por diseño, el tiempo de muestreo no resuelve las fluctuaciones más rápidas de intensidad, la señal de speckle dinámico se promedia. Por lo tanto, la estadística de primer orden -por ejemplo la relación entre la desviación standard y la intensidad media- dependerá del tiempo de integración, además de la velocidad de los dispersores. El tiempo de integración debería ser determinado apropiadamente para poder extraer información sobre la velocidad en forma adecuada.

Si el tiempo de integración del sistema de captura puede modificarse, se adiciona un grado de libertad a la medición.

#### **2.5.3.2. Estadística de Segundo Orden**

No se ha explotado aún pero podría considerarse para trabajos futuros.

## 2.5.4. Estadística Espacial de Speckle dinámico integrado en el tiempo

### 2.5.4.1. Estadística de Primer Orden

Usualmente ésta consiste en la medición del contraste espacial de patrones de speckle integrados en el tiempo. Es la base de una técnica conocida como *fotografía speckle de simple exposición* [FB81], desarrollada originalmente para visualizar flujo sanguíneo en la retina. Es una técnica de campo completo que brinda una visión global del patrón de flujo, a costa de una pérdida en la precisión. Si el tiempo de integración es comparable con el período de las fluctuaciones, el efecto será un “borroneo” del patrón speckle observado, lo que provoca una reducción del contraste.

La técnica original consistía simplemente en fotografiar la retina bajo iluminación láser, usando un tiempo de exposición del orden del tiempo de de-correlación de las fluctuaciones de intensidad. Así, un tiempo de exposición corto, resultaría en una imagen de alto contraste, mientras que un tiempo de exposición largo, provocaría lo contrario. En general, la distribución de velocidad del campo observado se mapeaba a variaciones en el contraste del speckle y posteriormente, mediante un filtro pasa-altos óptico, se mejoraba la imagen.

Posteriormente, el método fue totalmente digitalizado para la medición de flujo sanguíneo capilar [BW95]. Dicho método se conoce como *LASCA* y se explica en la Sec. 2.6.3.

### 2.5.4.2. Estadística de Segundo Orden

La estadística espacial de segundo orden de speckle integrado en el tiempo parecería dar información sobre la apertura del sistema óptico solamente, por lo que es dudosa su utilidad más allá de este dato.

### 2.5.5. Resumen

La Tabla 2.1 muestra un resumen de la información que las distintas estadísticas permiten obtener de los speckles. Casi todas registran el movimiento de objetos y partículas.

Estadística	Señal estudiada	1° orden	2° orden
Temporal	speckle	velocidad	velocidad
Temporal	speckle diferenciado en el tiempo	velocidad	velocidad
Temporal	speckle integrado en el tiempo	velocidad	apertura
Espacial	speckle integrado en el tiempo	velocidad	

Tabla 2.1: Obtención de información en patrones speckle.

A continuación se brinda un pequeño resumen de aplicaciones, agrupadas por estadística:

**Temporal de 1° orden:** Como se explicó, la relación entre la desviación standard y el valor medio de intensidad no refleja la velocidad de los speckles móviles ni sus componentes frecuenciales, pero puede dar alguna indicación sobre las magnitudes relativas del fenómeno, por ejemplo para estudiar el crecimiento y movimiento de especímenes botánicos [Bri78a].

**Temporal de 2° orden:** Se ha usado para medir la velocidad o movilidad de los dispersores en materiales biológicos. Oulamara *et al.* [OTD89] la emplearon para el estudio de tomates, naranjas y manzanas. Rabal *et al.* [RAC<sup>+</sup>96] monitorearon la actividad biológica de manzanas, pomelos y jazmines y el secado en pinturas a través de la función autocorrelación. Puede verse otro ejemplo de aplicación empleando el espectro de Fourier en [BBR05].

**Temporal de 1° orden de speckle diferenciado en el tiempo:** Fujii *et al* midieron flujo sanguíneo en la piel [FNY<sup>+</sup>87], empleando un arreglo lineal de

CCD para escanear una línea de speckles y un espejo móvil para extender el escaneo a dos dimensiones. Posteriormente usaron esta técnica para obtener un mapa de microcirculación en una retina humana. Usaron la relación entre la intensidad media y la diferencia de intensidad, como una medida de velocidad. Ruth midió flujo sanguíneo en la piel [Rut87], combinando un resultado teórico previo, que sostenía que el flujo sanguíneo en capilares es proporcional al valor que se obtiene al diferenciar la intensidad, con el concepto que establece que la señal detectada es la superposición de dos patrones de speckle dinámico, uno perteneciente al flujo sanguíneo y otro a la piel, la cual puede estar sujeta a movimientos involuntarios. Posteriormente, extendió su estudio a la dinámica del flujo sanguíneo y a mediciones en pacientes con oclusiones en arterias periféricas. Zhen *et al.* monitorearon la movilidad en cultivos de microbios restando cuadros sucesivos de imágenes speckle e identificaron los diferentes cultivos.

**Temporal de 2° orden de speckle diferenciado en el tiempo:** Ha sido usada para medir la velocidad de objetos dispersores [TIUA79], sin embargo, no parecen existir ventajas apreciables con respecto a otros enfoques.

**Temporal de 1° orden de speckle integrado en el tiempo:** Entre otros, Ohtsubo *et al* [OA76] la emplearon para medir la velocidad de un objeto difusor. Obtuvieron una relación entre la velocidad del objeto y la media de los speckles integrados en el tiempo sobre el plano de campo lejano. También examinaron la densidad de probabilidad de 1° orden de las variaciones de intensidad speckle integradas en el tiempo para verificar el método. Para el experimento se supuso que la rugosidad medio cuadrática (*rms*) de la superficie del objeto era mayor que la longitud de onda de la luz, y que el campo speckle producido en la región de detección era gaussiano.

**Espacial de 1º orden de speckle integrado en el tiempo:** Como ya se mencionó, el método LASCA implementado por *Richard, Briers, He* y otros, usa la estadística espacial para medir velocidad. Entre las muchas aplicaciones desarrolladas se puede mencionar el estudio de flujo sanguíneo de la retina humana [BW96, RB97, HB98]. Webster y Briers [WB94] la emplearon para la medición de movimiento biológico. Su objetivo fue lograr una medición semi-cuantitativa en todo el campo. En ese trabajo desarrollaron una técnica de procesamiento para obtener un mapa de contraste vinculado al movimiento en el campo bajo estudio, en tiempo cuasi-real.

## 2.6. Métodos para el Análisis de Patrones de Speckle

### 2.6.1. Introducción

Cuando un patrón speckle proviene de una superficie rugosa que experimenta movimientos o deformaciones, el speckle es dinámico. Algo similar ocurre cuando el patrón está generado por dispersores en movimiento, provocando fenómenos de scattering simple o múltiple. Estos últimos son de enorme complejidad, siendo aún un problema de abordaje incierto. Por este motivo, sólo serán considerados dos tipos de patrones:

- Se considera al objeto difusor compuesto de dos conjuntos de difusores, quietos y móviles.
- Se considera al objeto como un difusor rígido en movimiento. En este caso el patrón observado puede experimentar una traslación y/o deformación.

Los dos métodos más comunes para obtener imágenes de patrones speckle, tal como se explicó en la Sec. 2.1 son:

- Speckle objetivo: denominado de *campo lejano*, se produce por la propagación libre de las ondas lumínicas que provienen de la muestra, sin lentes. Cada punto sobre el detector recibe la contribución de todos los puntos iluminados de la muestra, Fig. 2.3 (a).
- Speckle subjetivo: denominado *speckle imagen*, utiliza un sistema óptico compuesto de un expansor del haz láser, para iluminar una porción mayor de la muestra, y una lente para formar la imagen del objeto. Cada punto de la muestra contribuye a un solo punto de la imagen, y a sus vecinos, en una pequeña región. Si se desenfoca el sistema óptico, cada punto del sensor recibe información de un área mayor de la muestra, cuya medida depende del grado de desenfoco, Fig. 2.3 (b).

En las siguientes sub-secciones se describen algunas de las técnicas mas comunes empleadas para extraer información de patrones speckle de tipo objetivo y subjetivo.

## 2.6.2. Técnicas de Speckle Objetivo

Se apela a este tipo de imágenes cuando se desea obtener información del cuadro de speckle en forma general, por lo que se asume que cada speckle posee la misma estadística.

### 2.6.2.1. Historia Temporal de los Patrones de Speckle (THSP)

La forma más común de medir la movilidad de los speckles es analizando la historia temporal de los patrones speckle, que se construye agrupando líneas de

imágenes sucesivas de cuadros speckle en una pseudo-imagen. Estos cuadros o líneas pueden obtenerse a través de una cámara de video o mediante un arreglo de foto-detectores, conectado a una placa de adquisición. Para construir dicha pseudo-imagen se agrupan de a una columna, por ejemplo eligiendo la columna central de cada imagen. Si se tiene una secuencia de  $m$  imágenes de  $n$  píxeles de altura, la pseudo-imagen generada tendrá un tamaño de  $m \times n$  píxeles. La historia temporal se leerá en sentido horizontal, siendo la primera columna de la pseudo-imagen perteneciente a la primera imagen de la secuencia, y así hasta llegar a la última columna, perteneciente a la última imagen (imagen  $m$ ) de la secuencia. En la bibliografía, este arreglo de datos comúnmente se denomina **THSP** (por sus siglas en inglés *Time History Speckle Pattern*) [RAC<sup>+</sup>96] o **STS** (por sus siglas en inglés *Space Time Speckle*) [XJK95].

A continuación se brinda un resumen de algunos métodos de medición de actividad a través de los **THSP**.

#### 2.6.2.2. De-Correlación

Estas técnicas han demostrado su utilidad en el estudio de la dependencia temporal de los patrones speckle en muestras biológicas [OTD89]. La medida del tiempo de vida media de un speckle puede correlacionarse con las propiedades dinámicas de la actividad biológica.

El ancho total a la mitad del máximo, o **FWHM** por sus siglas en inglés, es una medida del ancho de la autocorrelación. Se ha aplicado a un **THSP** para medir el tiempo de vida media de granos de speckle en manzanas [TTY94]. El **FWHM** es algo ruidoso porque se toma un solo valor de la autocorrelación para calcularlo. Una forma de reducir el ruido es considerar varias autocorrelaciones sobre todas las filas del **THSP**, promediando el ancho obtenido en varias

fracciones de sus alturas máximas [RAC<sup>+</sup>96], dando como resultado los anchos de rectángulos equivalentes, o **WER**. Otro enfoque es a través de una medida heurística basada en la fórmula de la entropía, si bien estrictamente no lo es, denominada  $X * LOGX$ , que se calcula sumando todos los valores de autocorrelación, excluyendo el máximo.

### 2.6.2.3. Descriptores de Matriz de Co-Ocurrencia

Otro enfoque útil para caracterizar la evolución temporal de los speckles se basa en la matriz de co-ocurrencia, que agrupa el número de ocurrencias de un valor de intensidad  $i$  seguido por otro valor  $j$ . Por tratarse de un tema vinculado al análisis de texturas, el mismo será desarrollado en el capítulo 3, Sec. 3.3.2.1. La matriz de co-ocurrencia de un **THSP** con mayor dispersión de valores alrededor de la diagonal principal se asocia a fenómenos de mayor actividad. Se cuenta con muchas medidas de esta matriz, que permiten cuantificar distintos aspectos de la información contenida en ella. Por ejemplo, el *contraste*, también denominado *momento de inercia*, pesa la distancia al cuadrado de la transición  $i - j$  por la ocurrencia de dicha transición, midiendo la dispersión alrededor de la diagonal principal.

Briers planteó una medida complementaria para caracterizar la actividad con su *contraste temporal* [Bri78b], el cual definió como la relación entre la desviación standard y el valor medio de intensidad, en el tiempo. Mostró que esta medida está relacionada con la proporción de intensidad modulada por los dispersores móviles con respecto a la modulada por todos los dispersores de la muestra.

Si bien, como se mencionó al principio, estas medidas sirven como indicador de la actividad global de los speckles, no brindan mayor información sobre la



naturaleza de los fenómenos individuales que la producen.

### 2.6.3. Técnicas de Speckle Subjetivo

En muchas situaciones, la actividad registrada en una superficie no es uniforme, como por ejemplo en una muestra biológica que presenta variaciones locales debido al flujo sanguíneo, problemas patológicos tales como tumores [YPM<sup>+</sup>04] u otros. En estos casos el banco formador de imágenes requiere discriminar los puntos del cuadro speckle en forma individual. De esta manera, el procesamiento de los cuadros en el tiempo, dependiendo del método, dará como resultado una imagen en niveles de gris o pseudo-colores, los cuales representarán distintos niveles de actividad en la superficie de la muestra estudiada.

A continuación se brinda un resumen de algunos métodos usados para estudiar los casos de imagen speckle, sin dejar de observar que cada nueva aplicación requiere, en general, de un abordaje particular.

#### 2.6.3.1. Métodos de Análisis del Contraste Speckle

La técnica de Medición de Contraste Espacial fue desarrollada para la medición de flujo sanguíneo capilar [BW95], y fue la evolución digital del método fotográfico desarrollado por Fercher [FB81] en el año 1981.

El método *LASCA*, por sus siglas en inglés “Análisis del Contraste de Speckle Láser”, requiere un banco de medición muy simple (ver fig. 2.7), que consiste en un láser (usualmente de He-Ne), una óptica para ensanchar el haz e iluminar el área bajo estudio, una cámara CCD, una placa de captura de imágenes y una PC.

Cada vez que se captura un cuadro con el tiempo de exposición adecuado, el

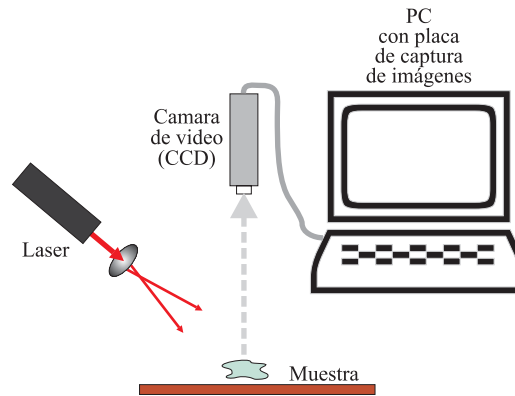


Figura 2.7: Método LASC: banco de medición speckle

software divide la imagen en cuadrados de tamaño prefijado y calcula el contraste local a cada uno de ellos y lo mapea de acuerdo a una tabla de pseudo-colores, que corresponden a diferentes velocidades. El tiempo de exposición usualmente es lo suficientemente breve (menos de 1 seg.) como para que la técnica pueda considerarse efectivamente de “tiempo real”. El tamaño de los cuadrados es importante porque hay una situación de compromiso entre la precisión en el cálculo de la estadística y la pérdida de resolución. Cuanto mayor es el tamaño de los cuadrados, mayor es la precisión de la estadística y menor es la resolución de la imagen resultante. Usualmente se emplean recuadros de  $5 \times 5$  y  $7 \times 7$ .

El principio del método es muy sencillo: una imagen con objetos en movimiento, capturada con un tiempo de exposición adecuado, se observa borrosa, lo cual se traduce, en el caso de un patrón speckle láser, en una reducción en el contraste. Esto ocurre, cualquiera sea el movimiento del speckle. Para distribuciones de velocidades aleatorias, cada speckle fluctúa en intensidad. Por otro lado, para movimientos laterales de un objeto sólido, los speckles también se mueven lateralmente y se ven como gotas de pintura corrida. En fluidos, se podría dar una combinación de ambos tipos de movimiento. En ambos casos, el problema para una medición cuantitativa, es encontrar una relación entre el contraste speckle y

la velocidad. Se observa claramente que hay una relación entre la velocidad y el “borroneo” en la imagen, ya que cuanto mayor es la velocidad más rápidas son las fluctuaciones y ocurre un mayor borroneo para un tiempo dado de integración. El parámetro medido por este método es el mismo contraste espacial definido por Goodman [Goo75], Ec. 2.7.

Si se supone que el proceso es ergódico<sup>10</sup>, se puede establecer una relación matemática entre el contraste speckle y la estadística temporal de la fluctuación del speckle [FB81] a través de la siguiente ecuación:

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{T} \int_0^T C_t(\tau) d\tau \quad (2.8)$$

donde  $\sigma_s^2$  es la varianza espacial de intensidad del patrón speckle, T es el tiempo de integración y  $C_t(\tau)$  es la autocovarianza de las fluctuaciones temporales de la intensidad de un speckle simple. La autocovarianza no es otra cosa que la autocorrelación normalizada y se define de la siguiente manera:

$$C_t(\tau) = \langle (I(t) - \langle I \rangle_t)(I(t + \tau) - \langle I \rangle_t) \rangle_t \quad (2.9)$$

Suponiendo una distribución de velocidad *Lorentziana*<sup>11</sup>, en un principio la teoría acostumbró predecir [FB81] que C (suponiendo dispersión no múltiple y una formación perfecta del speckle), debería ser:

$$C = \sqrt{\frac{\tau_c}{2T} (1 - e^{-\frac{2T}{\tau_c}})} \quad (2.10)$$

donde T es el tiempo de exposición y  $\tau_c$  es el tiempo de correlación de las

---

<sup>10</sup>Un Proceso es ergódico cuando la distribución de amplitud del ensamble en un instante t es idéntica a la distribución de amplitud de una muestra, es decir una sola muestra describe estadísticamente a todo el proceso aleatorio.

<sup>11</sup>Distribución de probabilidad continua cuya función de densidad es  $f(x; x_0, \gamma) = \frac{1}{\pi\gamma[1+(\frac{x-x_0}{\gamma})^2]}$ .  $x_0$  especifica la ubicación del pico de la distribución y  $\gamma$  especifica el ancho medio al máximo medio. También se conoce como distribución de Cauchy.

variaciones de intensidad <sup>12</sup> que, básicamente depende de las propiedades de dispersión de la muestra [BN81]. Dado que el método depende fuertemente de este parámetro, se han realizado diversos estudios del mismo, para ajustarlo a distintos problemas, como por ejemplo para los cambios de flujo sanguíneo [YDBD05].

Cabe destacar que mientras *LASCA* usa speckle imagen, la mayoría de las técnicas temporales usan speckle de campo lejano, sin embargo esto no le quita validez a la ecuación que las relaciona. Se considera a *LASCA* como una técnica complementaria a la velocimetría Láser Doppler que es más precisa, si bien antiguamente presentaba la limitación de medir velocidad en un solo punto. Posteriormente se desarrolló equipamiento Láser Doppler que permitió medir un campo bastante amplio [Six96], corrigiendo dicha limitación.

Una variante a la estadística espacial de *LASCA* es la estadística temporal, que mantiene la resolución espacial original, a diferencia de la primera, que requiere de ventanas espaciales para su cálculo. Si bien se han puesto reparos acerca de la independencia del contraste temporal ( $\sigma_t/\langle I \rangle_t$ ) y su insensibilidad a la contaminación de speckles *inmóviles*, ciertos resultados en especímenes de retinas de ratas *in-vivo* [CYD08] muestran que las señales de speckle temporal son estadísticamente independientes en el tiempo y minimizan la contaminación por estos speckles. Esta aseveración se basa en que los speckles quietos no son aleatorios y por lo tanto no son ergódicos. Este método pudo detectar flujo sanguíneo en vasos más pequeños y fue menos susceptible a artefactos por speckles inmóviles.

Konishi *et al* [KF95] propusieron un enfoque similar al *LASCA* aplicado a la visualización de microcirculación en retina e introdujeron un nuevo parámetro de

---

<sup>12</sup> $\tau_c$  es el tiempo tomado por la intensidad en caer a  $1/e$  de su valor original.

relación señal a ruido, también llamado recíproca del contraste speckle, basado en la desviación promedio en lugar de la desviación estándar, para reducir el tiempo de cálculo del algoritmo.

La intensidad detectada en el escaneo  $n$ -ésimo, en el píxel  $k$ , durante el tiempo de exposición  $\Delta t$ , se calcula como:

$$I_k(t_n) = \int_{\sigma} ds \int_{t_n}^{t_n+\Delta t} i_k(t, s) dt \quad (2.11)$$

donde  $i_k(t, s)$  es la intensidad speckle en el píxel  $k$ -ésimo que se obtiene mediante un detector de superficie, de área efectiva  $\sigma$ . El valor medio de  $I_k$  se obtiene a través de:

$$\langle I_k \rangle = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N I_k(t_n) \quad (2.12)$$

Con las Ecs.2.11 y 2.12 en mente, junto a la desviación promedio, se obtiene la relación señal a ruido o recíproca del contraste speckle [Goo75], llamada BR (*Blur Rate*):

$$BR_k = \frac{\langle I_k \rangle}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |I_k(t_n) - \langle I_k \rangle|} \quad (2.13)$$

$I_k$  se aproxima al valor medio  $\langle I_k \rangle$ , si la señal del detector varía lo suficientemente rápido durante  $\Delta t$ . Si esto ocurre, el denominador disminuye. Así, se obtiene una ecuación que varía en forma lineal con la velocidad de los dispersores.

### 2.6.3.2. Métodos basados en diferencias

Los métodos basados en diferencias son la forma más intuitiva y simple de registrar los cambios entre cuadros speckle. Consisten en substraer dos cuadros

y obtener su valor absoluto, lo cual registra los cambios de intensidad para cada píxel en dos instantes. Se supone que el tiempo de muestreo de los cuadros es el adecuado para observar modificaciones. Así, las zonas más oscuras o más brillantes de la imagen diferencia denotarán poca o mucha actividad, respectivamente. Si se restan y promedian una cantidad suficiente de cuadros, se tiene el método de *diferencias promediadas*, que mejora los resultados con respecto a las diferencias individuales.

Avanzando un poco mas, si se acumula la diferencia absoluta de imágenes consecutivas, se obtiene un promedio. Pero, cuando se tienen regiones con diferentes fenómenos, las tasas de variación de intensidad asociadas pueden diferir. Por ello, es más conveniente acumular también las diferencias de cuadros no consecutivos. Esto conduce al método de *diferencias generalizadas* [ACRT02], Ec. 2.14 con la cual se obtiene la pseudo-imagen  $I'$ :

$$I'(i, j) = \sum_k \sum_l |I_k(i, j) - I_{k+l}(i, j)| \quad (2.14)$$

donde  $I_k(i, j)$  es la intensidad del píxel  $(i, j)$  del cuadro  $k$ -ésimo.

Esta formulación acumula las diferencias absolutas entre todos los cuadros, teniendo en cuenta las variaciones de intensidad a todas las escalas de tiempo y no depende del orden de aparición de las mismas.

$I'(i, j)$  es mínima (cero) si y sólo si todos los valores  $I_k(i, j)$  son iguales, para un píxel  $(i, j)$  sin actividad. En cambio, se puede mostrar que  $I'(i, j)$  es máxima cuando los valores de intensidad en el histograma de tiempos están igualmente distribuidos en los límites del rango dinámico, es decir, cuando el valor máximo ocurre la mitad de las veces y valor el mínimo la otra mitad [RJ09]. A este algoritmo se le puede agregar una condición heurística que descarte variaciones que ocurren pocas veces, las cuales no están relacionadas con el fenómeno que se

quiere estudiar.

Como se mencionó anteriormente, esta fórmula no distingue entre fenómenos rápidos o lentos. Por este motivo, a veces puede resultar conveniente agregarle una condición de restricción a ciertos sub-conjuntos de cuadros, por ejemplo una que limite el cálculo a las transiciones más rápidas o más lentas. Esta modificación conduce a la Ec. 2.15 denominada *diferencias generalizadas pesadas* [ACRT02].

$$I'(i, j) = \sum_k \sum_l |I_k(i, j) - I_{k+l}(i, j)| p_l \quad (2.15)$$

donde se agrega un término  $p_l$  de peso, que permite ponderar de distinta manera la distancia inter-cuadros  $l$ . Sí, por ejemplo, se desea evaluar un proceso lento, se puede restringir el cálculo de la diferencia a imágenes que están a varios cuadros de distancia, e inversamente con procesos rápidos. La elección de los pesos no es trivial, dependiendo en general de la estadística de los datos. Un método muy conocido son las curvas ROC [SPI06], que ajustan racionalmente el umbral para la toma de decisiones dicotómicas.

Los métodos de diferencias descritos arriba requieren muchas imágenes, lo cual los limita a fenómenos suficientemente lentos, comparados con la velocidad de muestreo de los cuadros, y estacionarios durante los períodos de adquisición, tales como el secado de algunas pinturas y la germinación de semillas.

Fujii [FAN<sup>+</sup>85, FNY<sup>+</sup>87] propuso un método que consistió en acumular la diferencia absoluta entre imágenes consecutivas, pesado por la intensidad promedio de ambas imágenes consecutivas, el cual fue usado originalmente con el propósito de medir flujo sanguíneo. El banco de medición está formado por un láser de He-Ne expandido por un lente cilíndrico a una línea, que se proyecta sobre la muestra. Dicha imagen es capturada por un sensor linear CCD. Luego,

los valores adquiridos consecutivamente, del orden de los cien, son substraídos e integrados. Como resultado, los píxeles en donde el flujo sanguíneo es mayor son más brillantes, pudiendo registrarse la variación espacial de flujo sanguíneo, o mapa de microcirculación. La Ec. 2.16 expresa la fórmula de Fujii:

$$D(n) = \sum_{k=1}^N \frac{|I_k(n) - I_{k+1}(n)|}{I_k(n) + I_{k+1}(n)} \quad (2.16)$$

donde  $I_k(n)$  es la intensidad del píxel  $n$ -ésimo de la línea  $k$ -ésima adquirida por el sistema CCD y  $D(n)$  es llamada *diferencia promedio*.

Si bien la Ec. 2.16 ofrece en general buenos resultados, si la iluminación no es uniforme o la superficie tiene diferentes grados de reflectividad, diferencias iguales en el numerador serán amplificadas o atenuadas por el denominador, dependiendo de la intensidad, dando como consecuencia una percepción errónea de la actividad.

Se debe tener en cuenta que el intervalo de adquisición del sensor CCD condiciona la intensidad medida, debido al efecto integrador del mismo. De esta manera,  $I_k(n)$  se calcula como:

$$I_k(n) = \int_0^{\Delta T} I(t) dt \quad (2.17)$$

El efecto de filtrado pasabajos de esta integral puede ajustarse modificando el tiempo de integración  $\Delta T$ .

Agregando un sistema de escaneo en la dirección normal a la línea de iluminación, esta medición se puede extender a dos dimensiones, obteniendo el mapa de microcirculación de un área completa. El mismo resultado puede obtenerse con una cámara CCD. Este instrumento, desarrollado por Fujii, fue patentado en el año 1991.

Los métodos de análisis de bio-speckle tienen puntos en común con el estudio



de texturas, de hecho, una señal de bio-speckle puede ser vista como una textura, razón por la cual el próximo capítulo se destinará a presentar dicho análisis.

# Capítulo 3

## Análisis de Texturas

### 3.1. Introducción

*“La textura se define para nuestros propósitos como un atributo de un campo que no tiene componentes enumerables. Las relaciones de fase entre sus componentes no son obvias, ni debería el campo contener un gradiente obvio. Este intento de definición dirige la atención del observador a las propiedades globales de la imagen, por ejemplo su rugosidad, suavidad o irregularidad. Físicamente, patrones no enumerables (aperiódicos) son generados por procesos estocásticos, en oposición a procesos determinísticos. Perceptivamente, sin embargo, el juego de todos los patrones sin componentes obvios enumerables incluirán muchas texturas determinísticas (y aún periódicas)” [RP74].*

El párrafo anterior es una de tantas definiciones posibles y trasluce lo difícil que es formalizar este importante atributo, que puede servir para caracterizar aspectos importantes de una imagen. Esta definición se ajusta bastante bien al objeto de estudio de esta tesis, debido a la naturaleza aleatoria de la secuencia de cuadros speckle y a su morfología, pero así como un ser humano es capaz de reconocer una textura a primera vista, al mismo le resulta difícil describir sus

aspectos particulares. Esta dificultad se torna obvia cuando se leen algunas de las innumerables definiciones de textura de la disciplina de *Visión Artificial*. Se nota que muchas se ajustan a una aplicación particular, pero se hace evidente la falta de acuerdo entre ellas. No sorprende entonces que Haralick hace más de 35 años propusiera un conjunto de 14 medidas de textura [HSD73] basadas en la dependencia espacial de los tonos de gris.

Puede establecerse que la textura es el resultado producido por las variaciones locales de brillo dentro de una región pequeña en una imagen. Si se visualizan los valores de intensidad como elevaciones, entonces puede pensarse a la textura como una medida de *rugosidad* de una superficie. Sin embargo, es ampliamente reconocido que muchas texturas naturales muestran una combinación de regularidad, una periodicidad aproximada, con una variación que es muy difícil de caracterizar por medio de las herramientas matemáticas disponibles, usadas individualmente.

La Fig. 3.1 muestra algunas texturas naturales. En éstas pueden notarse patrones, que si bien se repiten, poseen irregularidades tanto en sus niveles de brillo, como en su tamaño y forma. La vista humana podría identificarlas sin dificultad, pero para cualquier algoritmo de Visión Artificial, sería una tarea compleja reconocer la naturaleza de cada una de ellas. En otras palabras, puede decirse que una textura está formada por elementos repetitivos, individualmente identificables, que en la literatura suelen denominarse *primitivas* o *texels*<sup>1</sup>. En lo que resta del capítulo, estos términos serán empleados indistintamente.

## 3.2. Modelos de Textura

La identificación de los aspectos físicos que contribuyen a formar los bloques básicos de una textura es un primer paso para construir un modelo matemático

---

<sup>1</sup>Texel viene de la unión de los términos en inglés *texture Elements* (elementos de textura).

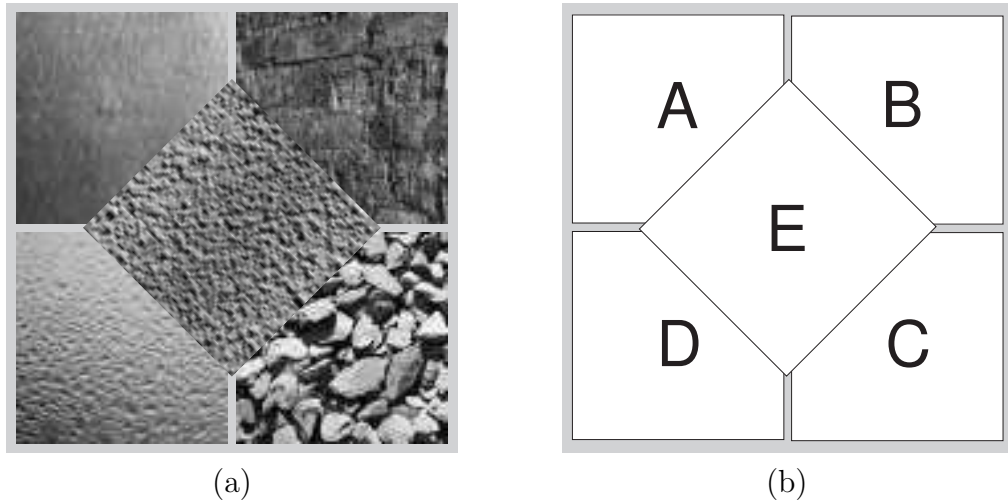


Figura 3.1: (a) Texturas naturales y artificiales: piel humana, pared de ladrillos, acarreo, gotas de agua sobre vidrio y en el centro pared pintada mediante salpicado. (b) Identificación de texturas.

que ayude a describirla. Las variaciones de intensidad en una imagen generalmente se deben a algún proceso físico no visible a primera vista, tal como gotas de agua sobre una superficie. Modelar este hecho físico no es fácil, de modo que la textura de una imagen usualmente se caracteriza por las variaciones bidimensionales en las intensidades presentes. Como consecuencia de esto, es difícil determinar de manera cierta y general este atributo de las imágenes. Sin embargo, se pueden enunciar algunas propiedades de textura en forma empírica, con las que todos pueden acordar:

- La textura es una propiedad de áreas: no tiene sentido hablar de textura para un punto, ya que ésta se explica observando la vecindad. La medida de esta vecindad depende del tipo de textura o de sus primitivas, que son los bloques constructivos que definen una textura.
- La textura tiene que ver con la distribución espacial de las intensidades.
- La textura en una imagen puede percibirse a diferentes escalas. Por ejemplo, una cadena montañosa desde cierta distancia puede mostrar alguna textura mas o menos irregular, como consecuencia de los accidentes del terreno, pero

a un nivel de detalle mayor, una zona de acarreo puede lucir como una nueva textura, donde cada una de las rocas que lo componen es una primitiva. Y así, el nivel de acercamiento puede aumentar casi indefinidamente.

- Se puede hablar de textura en un cuadro, cuando el número de primitivas en el mismo es suficientemente grande. Unas pocas primitivas se perciben como un grupo de objetos enumerables, en lugar de componentes de una textura. Expresado de otra manera, se percibe una textura cuando no se pueden individualizar formas distintas.

La textura de una imagen posee diferentes cualidades que pueden servir para describirla, de las cuales se mencionan algunas para remarcar la dificultad en caracterizarlas: uniformidad, densidad, suavidad, rugosidad, regularidad, linealidad, dirección, frecuencia y fase. Algunas de ellas relacionadas entre sí, como por ejemplo la frecuencia y la densidad. Al poseer una textura tantos aspectos diferentes, algunos de ellos complejos, no es difícil comprender por qué se han desarrollado tantos métodos para representarlas, los cuales no suelen adaptarse a todos los problemas satisfactoriamente, por lo que la elección de la mejor herramienta está directamente relacionada a la naturaleza del objeto en estudio.

Los principales métodos empleados en la caracterización de texturas de una región son:

- Métodos estadísticos: basados en la media, la varianza, en histogramas regionales y sus momentos, en matrices de co-ocurrencia y en la función autocorrelación.
- Métodos espectrales: basados en el espectro de potencia de una región. Detectan periodicidad, orientación, etc.

- Métodos basados en operadores morfológicos: surgen de la morfología matemática, fundamentada en la teoría de conjuntos.

Esa lista se puede complementar con algunos métodos menos ortodoxos:

- Métodos geométricos: basados en primitivas de texturas. Tuceryan and Jain [TJL88] propusieron la extracción de primitivas usando la partición de Voronoi.
- Métodos basados en modelos: pueden usarse para describir textura y también para sintetizarla. Se han empleado los campos aleatorios Markovianos [CJ83] y fractales [Vos86].

En las próximas secciones se describirán con algún detalle las herramientas estadísticas y espectrales, mientras que las morfológicas, debido a su relevancia en este trabajo, serán tratadas en forma exclusiva en el próximo capítulo.

### 3.3. Métodos Estadísticos

La distribución espacial de los niveles de gris es uno de los parámetros que permiten caracterizar una textura. Dichas medidas pueden dividirse de la siguiente manera:

- Primer orden: son calculadas a partir de los niveles de gris individuales y su frecuencia, como la media, varianza y desviación estándar. En estas medidas no se considera la relación entre los píxeles.
- Segundo Orden: estudian la relación espacial de vecindad entre grupos de dos píxeles.
- De orden superior: se trabaja con matrices de dependencia del nivel de gris entre sus vecinos (NGLDM) y matrices de secuencias de niveles de gris

(GLRLM) [DH91]. Subsanan las limitaciones de las estadísticas de orden inferior para caracterizar ciertos tipos de texturas irregulares, a costa de un mayor procesamiento.

### 3.3.1. Momentos de Primer Orden

Los momentos de 1° orden miden la probabilidad de observar un determinado nivel de gris en un lugar aleatoriamente elegido en la imagen, sin importar su interacción o co-ocurrencia con los valores de píxeles vecinos. La intensidad promedio de una imagen es un ejemplo de este tipo de estadísticas. Constituyen una de las formas más sencillas de describir la textura ya que, al no tener en cuenta las relaciones espaciales, consisten en el cálculo de los momentos del histograma de niveles de gris de una imagen o región.

Sea  $z$  una variable aleatoria que describe la intensidad de una imagen digital y sea  $p(z_i)$ , con  $i = 1, 2, \dots, N$ , su histograma, donde  $N$  es el número de niveles de intensidad diferentes. El momento  $n$ -ésimo de  $z$  respecto a la media  $m$  es:

$$\mu_n(z) = \sum_{i=1}^N (z_i - m)^n p(z_i) \quad (3.1)$$

siendo  $m$  el valor medio de  $z$ :

$$m = \sum_{i=1}^N z_i p(z_i) \quad (3.2)$$

De la ecuación de momentos 3.1 se puede observar que para  $n = 0$ ,  $\mu_0 = 1$  y para  $n = 1$ ,  $\mu_1 = 0$ . Se destaca el momento segundo, denominado *varianza* ( $\sigma^2(z)$ ), que es una medida del contraste de la intensidad utilizado para establecer

un descriptor de suavidad relativa. La medida

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)} \quad (3.3)$$

da 0 para áreas de intensidad constante, lo mismo que la varianza, y se aproxima a 1 cuando hay mucha dispersión. El tercer momento mide la asimetría<sup>2</sup> del histograma. Por ejemplo, un histograma desviado hacia niveles de intensidad bajos, evidencia una imagen oscura, mientras lo opuesto describe una imagen brillante. El momento cuarto da idea de monotonía relativa<sup>3</sup> que habla de una uniformidad en la distribución del histograma.

### 3.3.2. Momentos de Segundo Orden

A través de los momentos de 2º orden se obtiene la probabilidad de observar un par de valores de gris a lo largo de una línea imaginaria de longitud aleatoria, posicionada en la imagen en una ubicación y orientación, también aleatoria. En otras palabras, son propiedades estadísticas de pares de píxeles. La probabilidad de ocurrencia de todos los posibles pares de niveles de gris en una imagen suele ordenarse en una matriz denominada matriz de co-ocurrencia.

#### 3.3.2.1. Matriz de Co-ocurrencia de los Niveles de Gris

La co-ocurrencia describe la frecuencia con que un nivel de gris aparece en una relación de vecindad espacial con otro nivel de gris en una imagen. Dicha matriz resume cuántas veces ocurren dos píxeles vecinos, uno con nivel de gris  $i$  y el otro con nivel de gris  $j$ , separados por una distancia  $d$ . La vecindad también toma en cuenta la relación angular entre ellos.

<sup>2</sup>En inglés se suele denominar *skewness*.

<sup>3</sup>En inglés se suele denominar *flatness*.



La dimensión de la matriz de frecuencias relativas vale  $G$ , siendo éste el número de niveles de cuantización de gris de la imagen.

Sea  $P$  un operador de posición y  $\mathbf{A}$  una matriz  $G \times G$  cuyo elemento  $a_{ij}$  es la frecuencia de aparición de píxeles con nivel de gris  $z_i$  en relación a píxeles con nivel de gris  $z_j$ , con  $0 \leq i, j \leq G - 1$ . Si luego se divide  $\mathbf{A}$  con la suma de todos los elementos de  $\mathbf{A}$ , se obtiene una nueva matriz, llamada matriz de co-ocurrencia  $\mathbf{C}$ , donde el elemento  $c_{i,j}$  es una estimación de la probabilidad de que el par de píxeles con valores  $z_i$  y  $z_j$  satisfagan  $P$ . Como  $C$  depende de  $P$ , se pueden detectar patrones en forma selectiva eligiendo el operador de posición apropiado.

En el pequeño ejemplo de la Fig.3.2 se calcula la matriz de co-ocurrencia de una imagen de  $4 \times 4$  con 3 niveles de gris. Así, las matrices  $\mathbf{A}$  y  $\mathbf{C}$  serán de dimensión 3, el operador de posición  $P = \text{“Un píxel abajo”}$ , la distancia  $d = 1$  y su relación angular  $-90^\circ$ .

$$\begin{array}{ccc}
 \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 2 & 1 \\ 2 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} & \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 3 & 0 & 4 \\ 0 & 3 & 0 \end{pmatrix} & \mathbf{C} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{6} & 0 \\ \frac{1}{4} & 0 & \frac{1}{3} \\ 0 & \frac{1}{4} & 0 \end{pmatrix} \\
 \text{(a)} & \text{(b)} & \text{(c)}
 \end{array}$$

Figura 3.2: Ejemplo simple de matriz coocurrencia. En (a) Imagen de  $4 \times 4$ , en (b) Matriz de frecuencias de  $P$  y en (c) Matriz co-ocurrencia de niveles de gris.

Se dispone de una profusa cantidad de descriptores de matriz de co-ocurrencia en niveles de gris, los cuales permiten cuantificar diversos atributos en una textura. Habitualmente se eligen conjuntos de medidas, las cuales se agrupan en un vector de características. En la Tabla 3.1 se listan los 14 descriptores de Haralick [HSD73], mientras que en la Tabla 3.2 se listan descriptores adicionales. El costo computacional de la matriz de co-ocurrencia aumenta a medida que lo hace la cantidad de niveles de intensidad y la complejidad del operador de posición. Una alternativa es reducir los niveles de cuantización de la imagen para reducir el

Descriptor	Fórmula
Energía	$f_1 = \sum_i \sum_j c_{ij}^2$
Contraste	$f_2 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 c_{ij}$
Correlación	$f_3 = \sum_i \sum_j (i - m)(j - m)c_{ij}$
Varianza	$f_4 = \sum_i \sum_j (i - m)^2 c_{ij}$
Momento Diferencial Inverso	$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} c_{ij}$
Promedio de la suma	$f_6 = \sum_{i=2}^{2N_g} i p_{x+i}(i)$
Varianza de la suma	$f_7 = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_8)^2 p_{x+i}(i)$
Entropía de la suma	$f_8 = - \sum_{i=2}^{2N_g} c_{x+y}(i) \log(c_{x+y} c_{ij})$
Entropía	$f_9 = - \sum_i \sum_j c_{ij} \log(c_{ij})$
Varianza de la diferencia	$f_{10} = \sum_{i=2}^{2N_g} (i - f_{11})^2 p_{x-i}(i)$
Entropía de la diferencia	$f_{11} = - \sum_{i=2}^{2N_g} c_{x-y}(i) \log(c_{x-y} c_{ij})$
Medidas de información de correlación <sup>4</sup>	$f_{12} = \frac{f_9 - HXY1}{\max\{HX, HY\}}$ $f_{13} = \sqrt{1 - e^{[-2,0(HXY2 - f_9)]}}$
Coeficiente de correlación maximal	$f_{14} = (2^\circ \text{ mayor autovalor de } \sum_k \frac{c(i,k)c(j,k)}{c_x(i)c_y(k)})$

Tabla 3.1: Los 14 descriptores de textura de Haralick para la matriz co-ocurrencia.

Descriptor	Fórmula
Máxima probabilidad	$\max_{i,j}(c_{ij})$
Media	$\sum_i \sum_j i c_{ij}$
Momento de inercia inverso (Oyno)	$\sum_i \sum_j \frac{c_{ij}}{0,01+(i-j)^2}$
Momento diferencial de Orden k	$f_{2k=2} \sum_i \sum_j  i - j ^k c_{ij}$
Momento diferencial inverso de orden k	$f_5 = \sum_i \sum_j \frac{c_{ij}}{ i-j ^k}$
Cluster shade (Unser)	$\sum_i \sum_j c_{ij}(i + j - 2m)^3$
Cluster prominence (Unser)	$\sum_i \sum_j c_{ij}(i + j - 2m)^4$

Tabla 3.2: Otros descriptores de matriz co-ocurrencia.

tamaño de dicha matriz. También se han desarrollado alternativas a la matriz de co-ocurrencia tales como la clasificación de texturas a partir de los histogramas de suma y diferencia [Uns86].

Los párrafos siguientes complementan la información de las Tablas 3.1 y 3.2:

- La *energía*, también llamada *uniformidad*, es mínima cuando todos los elementos de la matriz son idénticos y máxima cuando todos los elementos

<sup>4</sup> $HXY1 = - \sum_i \sum_j c(i, j) \log(c_x(i)c_y(j))$ ,  $HXY2 = - \sum_i \sum_j c_x(i)c_y(i) \log(c_x(i)c_y(j))$  y  $HX, HY$  son las entropías de  $c_x$  y  $c_y$ , respectivamente.

valen lo mismo. Tiene un comportamiento inverso a la entropía. Es una medida de la homogeneidad de la textura.

- La *correlación* mide la dependencia lineal de los niveles de gris sobre los píxeles vecinos. También mide la complejidad de una imagen. A mayor valor, mayor complejidad.
- La *entropía* mide el desorden de un sistema. Vale cero cuando un solo elemento de la matriz es no nulo (patrón uniforme) y alcanza su valor máximo para el caso en el que todos los elementos valgan lo mismo.
- Las medidas de *información de correlación* de Haralick, son una medida de la dependencia lineal entre píxeles de una posición específica respecto a las demás.
- El *momento diferencial inverso* expresa la situación opuesta del descriptor anterior. Este característico asumirá valores relativamente bajos cuando los mayores valores de la matriz se concentren fuera de la diagonal principal. Éste, al igual que el anterior, son medidas de la distribución de niveles de gris en la imagen.
- La *homogeneidad* es alta cuando los valores se concentran a lo largo de la diagonal de la matriz. Se condice con una imagen de bajo contraste.
- El *momento diferencial de orden 2* se denomina *contraste*. Este característico asumirá un valor relativamente bajo cuando los mayores valores de la matriz se concentren en la diagonal principal y alto cuando los mayores valores se concentren fuera de ella.
- Los parámetros *cluster shade* and *cluster prominence* son medidas de la falta de simetría de una matriz. Valores altos implican una imagen no simétrica.

Otra forma de encontrar patrones repetitivos en una imagen es mediante la función autocorrelación.

### 3.3.2.2. Función Autocorrelación

La función *autocorrelación* se define como la correlación cruzada de una señal consigo misma. Ésta resulta de gran utilidad para encontrar patrones repetitivos dentro de una señal, como por ejemplo una señal enmascarada por ruido. En óptica se suele utilizar para medir espectros ópticos y el grado de coherencia de un campo electromagnético, por citar algunos ejemplos.

En una imagen, una propiedad importante de muchas texturas es la naturaleza repetitiva de la ubicación de sus elementos de textura. La función autocorrelación puede ser usada en una imagen para evaluar su regularidad (periodicidad) así como también la rugosidad de la textura presente en la misma. Esta función se obtiene superponiendo una imagen a sí misma, moviéndola en ambas direcciones del plano.

Formalmente, se parte de la función correlación uni-dimensional en el campo continuo:

$$R(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x + \tau)f^*(x)dx \quad (3.4)$$

donde \* es el conjugado complejo de la función.

Entonces, se generaliza dicha operación a dos dimensiones:

$$R(\tau_1, \tau_2) = \int \int_{-\infty}^{+\infty} f(x + \tau_1, y + \tau_2)f^*(x, y)dxdy \quad (3.5)$$

Luego, se define el coeficiente de autocorrelación  $\rho(x, y)$  como la función autocorrelación dividida el valor máximo de la misma función que, como se sabe, se encuentra en el origen ( $\tau_1 = 0, \tau_2 = 0$ ):

$$\rho(x, y) = \frac{R(\tau_1, \tau_2)}{R(0, 0)} = \frac{\int \int_{-\infty}^{+\infty} f(x + \tau_1, y + \tau_2) f^*(x, y) dx dy}{\int \int_{-\infty}^{+\infty} |f(x, y)|^2 dx dy} \quad (3.6)$$

Finalmente, discretizando la función autocorrelación para el tratamiento de una imagen  $I(x, y)$ , cuyo tamaño es de  $N \times N$  píxeles, se obtiene:

$$\rho(x, y) = \frac{\sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} I(u, v) I(u + x, v + y)}{\sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} I(u, v)^2} \quad (3.7)$$

donde  $\sum_{u=0}^N \sum_{v=0}^N I(u, v)^2$  es la autocorrelación máxima, que se da en el origen.

Los bordes de la imagen deben manejarse con cuidado al calcular esta función para no distorsionar los resultados. La función autocorrelación se relaciona con el tamaño de la primitiva de la textura. Si la textura es gruesa ésta caerá lentamente; si es fina, caerá rápidamente. Para texturas regulares, la función exhibirá picos y valles.

La función autocorrelación está relacionada con el espectro de potencia de la transformada de Fourier. Según establece el teorema de Wiener-Khinchine, la función autocorrelación es la transformada inversa de Fourier de la densidad espectral.

### 3.4. Métodos Espectrales

El espectro de Fourier es ideal para describir la dirección de patrones bidimensionales periódicos o cuasi-periódicos en una imagen. Estos patrones se observan como concentraciones de alta energía en el espectro. Analizando la posición de los picos en el plano frecuencial se puede conocer la dirección predominante de los patrones de textura y su período.

### 3.4.1. Transformada de Fourier

La transformada de Fourier de una función uni-dimensional  $f(x)$  se define como:

$$\mathfrak{S}[f(x)] = F(s) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x)e^{-j2\pi sx} dx \quad (3.8)$$

Esta transformada es una transformación integral lineal que, en el caso general, lleva una función compleja de  $n$  variables reales a otra función compleja de  $n$  variables reales. La transformada inversa de Fourier de  $F(s)$  se define como:

$$\mathfrak{S}^{-1}[F(s)] = \int_{-\infty}^{\infty} F(s)e^{j2\pi sx} ds \quad (3.9)$$

Como se puede observar en las Ecs.3.8 y 3.9 la única diferencia en las transformadas directa e inversa es el signo del exponente. Las funciones  $f(x)$  y  $F(s)$  son llamadas *par transformado de Fourier*. Esta transformación es recíproca, significando que para cualquier  $f(x)$  la transformada  $F(s)$  es única, y viceversa.

Generalizando este concepto a dos dimensiones, la transformada directa e inversa de Fourier se definen como:

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y)e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy \quad (3.10)$$

y

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(u, v)e^{j2\pi(ux+vy)} dudv \quad (3.11)$$

### 3.4.2. Transformada discreta de Fourier

Cuando se consideran señales muestreadas, donde  $x$  toma valores discretos  $0, 1, 2, \dots, N-1$  e  $y$  toma valores discretos  $0, 1, 2, \dots, M-1$ , se debe operar con las

versiones *discretas* de la transformada directa e inversa de Fourier:

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{[-j2\pi(ux/M+vy/N)]} dx dy \quad (3.12)$$

y

$$F(x, y) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} F(u, v) e^{[-j2\pi(ux/M+vy/N)]} dx dy \quad (3.13)$$

Una importante propiedad de la transformada bi-dimensional de Fourier es su separabilidad, simplificando su resolución numérica al poder obtenerse en dos pasos mediante la transformada uni-dimensional, o su inversa. No obstante la resolución de la Ec.3.12 es proporcional a  $N^2$ . En la década del 60, Cooley and Tukey [CT65] desarrollaron un algoritmo para reducir el número de operaciones, el cual se denomina Transformada rápida de Fourier (FFT), bajando el número de operaciones a  $N \log_2 N$ , lo cual implica un considerable ahorro computacional<sup>5</sup> en el cálculo. La transformada rápida inversa puede calcularse haciendo mínimas modificaciones a la entrada de la FFT.

En la Fig. 3.3 se muestran dos ejemplos de la aplicación de la Transformada de Fourier a sendas imágenes de un cuadro de bio-speckle y un THSP (descrito en la Sec. 2.6.2).

En (b), la homogeneidad de los puntos alrededor del centro denota el carácter aleatorio de los speckles, mientras que en (d) los puntos concentrados sobre el eje de ordenadas evidencian la direccionalidad del THSP.

En el próximo capítulo se describen los fundamentos teóricos de la morfología matemática, sus orígenes y sus principales operadores. Esta teoría constituye una

---

<sup>5</sup>Una imagen de  $128 \times 128$  píxeles requiere mas de 67 millones de operaciones mediante la Transformada directa, mientras que sólo unas 106 mil usando la FFT. Esto representa una mejora de unas 600 veces.

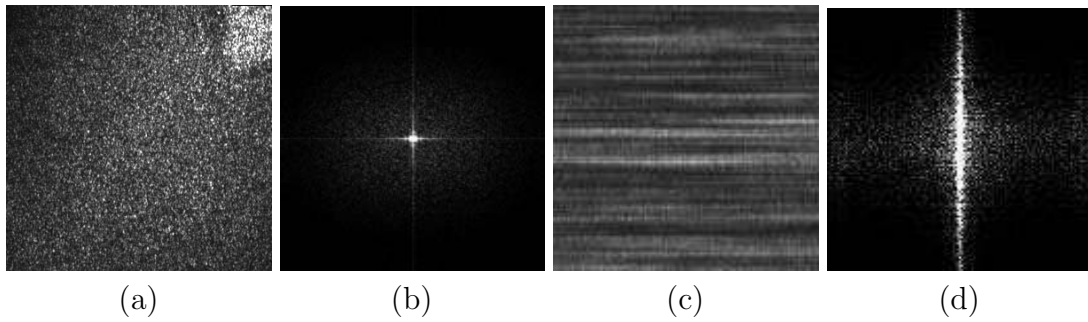


Figura 3.3: Ejemplos: (a) imagen speckle y a su derecha, (b) su transformada de Fourier. (c) Imagen de THSP y a su derecha, (d) su transformada de Fourier.

herramienta sólida para el análisis de texturas y, como se propone en esta tesis, también para el análisis de speckle dinámico.



# Capítulo 4

## Morfología Matemática

### 4.1. Introducción

El nacimiento de la Morfología Matemática<sup>1</sup> (MM) tuvo lugar el año 1964, en momentos en que Georges Matheron<sup>2</sup> dirigía la tesis doctoral de Jean Serra, un trabajo relacionado con la estimación de reservas de mineral presentes en los depósitos de hierro de una mina de Lorraine (Francia), pero se mantuvo fuera del dominio público por cuestiones de patente. Empleando herramientas de geo-estadística, Serra decidió calcular variogramas<sup>3</sup> sobre secciones delgadas de mineral, construyendo un dispositivo digital, el primer “analyzer de textura”. El entendió que operaciones distintas como la covarianza, la medición de perímetros o el conteo de partículas, entre otras, eran casos particulares de un único concepto, el cual llamó transformación “Hit or Miss”, la cual es una operación que detecta formas. Estas ideas se fusionaron en un trabajo escrito por Hass,

---

<sup>1</sup>Su denominación se deriva de una rama de la Biología que estudia la forma y estructura de animales y plantas.

<sup>2</sup>Georges Matheron (1930 - 2000) es considerado por algunos como el padre de la Estadística Espacial (geo-estadística). En 1968 creó el Centro de Geo-estadística y de Morfología Matemática en la Facultad de Minas de París en Fontainebleau.

<sup>3</sup>Es una función que describe el grado de dependencia espacial de un campo espacial aleatorio o proceso estocástico.

Matheron y Serra [HMS67] en 1967.

El primer libro de Serra [Ser82] promovió la difusión de esta nueva teoría, el cual reflejaba el estado del arte a comienzos de los ochenta. Pronto se encontraron aplicaciones en visión artificial, reconocimiento de huellas dactilares y realce de imágenes, para citar algunas.

En Estados Unidos, Haralick y Sternberg [HSZ87] desarrollaron un enfoque para imágenes en tonos de gris, y Maragos y Shafer [Mar89] introdujeron el concepto de procesamiento de señal e hicieron una contribución original a la descomposición de operadores morfológicos crecientes. Paralelamente, Dougherty y Giardina [DG87] escribieron el primer libro de MM en ese país.

## 4.2. Fundamentos teóricos

El lenguaje que utiliza la MM es la Teoría de Conjuntos. Como tal, ofrece un enfoque estándar a numerosos problemas de procesamiento de imágenes. En MM los conjuntos representan la forma de los objetos en una imagen. Por ejemplo, en una imagen binaria el conjunto de píxeles negros la describen completamente. En imágenes binarias, los conjuntos en cuestión son miembros del espacio entero  $Z^2$ , donde cada elemento de un conjunto es un vector bidimensional cuyas coordenadas  $(x, y)$  son las coordenadas de un píxel negro (por convención) de la imagen. Extendiendo esta representación en niveles de gris, las imágenes pueden representarse por conjuntos cuyos componentes están en  $Z^3$ . En este caso, dos componentes de cada elemento de un conjunto se refieren a sus coordenadas, y el tercero corresponde a su nivel de intensidad discreta. Conjuntos de dimensiones mayores podrían contener atributos adicionales como color o tiempo.

En las próximas secciones se definen las operaciones morfológicas básicas, las

cuales constituyen el andamiaje de los filtros morfológicos.

### 4.3. Operaciones Básicas: Dilatación y Erosión Binarias

La *dilatación* y *erosión* binarias desarrolladas a continuación son la base de la mayoría de las operaciones morfológicas. Antes de definir las, se introducirán algunos conceptos básicos.

Sean  $A$  y  $B$  conjuntos en  $Z^2$ , con componentes  $a = (a_1, a_2)$  y  $b = (b_1, b_2)$ , respectivamente. La *traslación* de  $A$  por  $x = (x_1, x_2)$ , denotada  $(A)_x$ , se define como:

$$(A)_x = \{c \mid c = a + x, \text{ para } a \in A\} \quad (4.1)$$

La *reflexión* de  $B$ , denotada  $\check{B}$ , se define como:

$$\check{B} = \{x \mid x = -b, \text{ para } b \in B\} \quad (4.2)$$

El *complemento* del conjunto  $A$  es:

$$A^c = \{x \mid x \notin A\} \quad (4.3)$$

Finalmente, la *diferencia* de dos conjuntos  $A$  y  $B$ , denotada  $A - B$ , se define como:

$$A - B = \{x \mid x \in A, x \notin B\} = A \cap B^c \quad (4.4)$$

### 4.3.1. Dilatación

Sean  $A$  y  $B$  conjuntos en el plano discreto  $Z^2$ . La dilatación de  $A$  por  $B$ , denotada  $A \oplus B$ , se define como:

$$A \oplus B = \{x | (\check{B})_x \cap A \neq \emptyset\} \tag{4.5}$$

La dilatación consiste en reflejar el conjunto  $B$  sobre su origen y desplazarlo por  $x$ . Expresado de otra manera, la *dilatación* de  $A$  por  $B$  es el conjunto de todos los desplazamientos por  $x$  tales que  $\check{B}$  y  $A$  se solapan por, al menos, un elemento no cero. Basados en esta interpretación, es posible re-escribir la ecuación 4.5 como:

$$A \oplus B = \{x | [(\check{B})_x \cap A] \subseteq A\} \tag{4.6}$$

El conjunto  $B$  es llamado comúnmente *elemento estructurante* (EE), tanto en la dilatación como en otras operaciones morfológicas. Similarmente a lo que ocurre con los filtros espaciales, el EE podría considerarse como una máscara de convolución lógica. En la Fig. 4.1 se muestra un ejemplo de una operación de dilatación binaria.

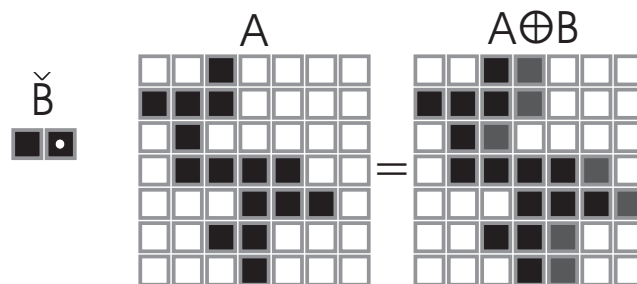


Figura 4.1: Ejemplo de operación de dilatación binaria de  $A$  por el elemento estructurante  $B$ .

### 4.3.2. Erosión

Para conjuntos  $A$  y  $B$  en  $Z^2$ , la erosión de  $A$  por  $B$ , denotada  $A \ominus B$ , se define como:

$$A \ominus B = \{x | (B)_x \subseteq A\} \tag{4.7}$$

lo que dice que la erosión de  $A$  por  $B$  es el conjunto de todos los puntos  $x$  tales que  $B$  trasladado por  $x$ , está contenido en  $A$ . En otras palabras:  $B$  debe estar totalmente contenido en  $A$  para que el resultado sea distinto a  $\emptyset$ .

La dilatación y la erosión son operaciones duales entre sí, con respecto a la complementación y la reflexión de conjuntos. Esto es,

$$(A \ominus B)^c = A^c \oplus \check{B} \tag{4.8}$$

En la Fig. 4.2 se muestra un ejemplo de una operación de erosión binaria.

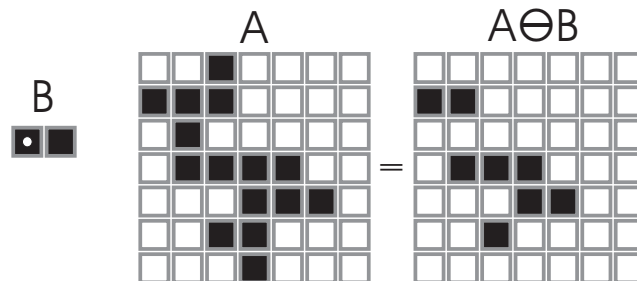


Figura 4.2: Ejemplo de operación de erosión binaria de  $A$  por el elemento estructurante  $B$ .

## 4.4. Operaciones de Apertura y Cierre

Como se presentó en la pasada sección, la operación de *dilatación* expande una imagen, mientras que la *erosión* la reduce. La operación de *apertura* consiste en la combinación de una *erosión* seguida por una *dilatación*. Esta operación generalmente suaviza el contorno de una imagen, quiebra istmos angostos y elimina

picos delgados. El *cierre* también tiende a suavizar secciones de contorno pero, a diferencia de la *apertura*, generalmente fusiona pequeñas fracturas y golfos, elimina pequeños agujeros y llena espacios en los contornos.

La *apertura* del conjunto  $A$  por el EE  $B$ , denotado  $A \circ B$ , se define como:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \tag{4.9}$$

En palabras significa que la *apertura* de  $A$  por  $B$  es la *erosión* de  $A$  por  $B$ , seguida de una *dilatación* del resultado por  $B$ .

En la Fig. 4.3 se muestra un ejemplo de una operación de apertura binaria.

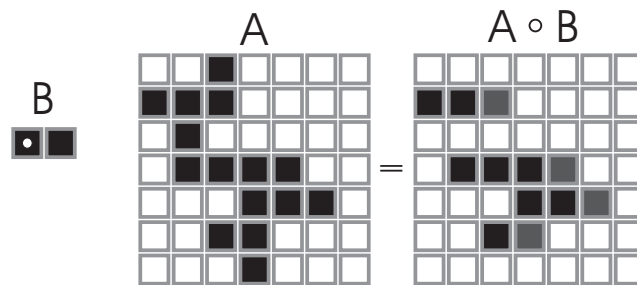


Figura 4.3: Ejemplo de operación de apertura binaria de  $A$  por el elemento estructurante  $B$ .

El *cierre* del conjunto  $A$  por el EE  $B$ , denotado  $A \bullet B$ , se define como:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \tag{4.10}$$

Esta expresión dice que el *cierre* de  $A$  por  $B$  es la *dilatación* de  $A$  por  $B$ , seguida de una *erosión* del resultado por  $B$ .

En la Fig. 4.4 se muestra un ejemplo de una operación de cierre binario. En este caso, dado la forma lineal de  $B$ ,  $A$  no registra ningún cambio.

Como en el caso de la *dilatación* y la *erosión*, la *apertura* y el *cierre* son operaciones duales con respecto a la complementación y reflexión de conjuntos.

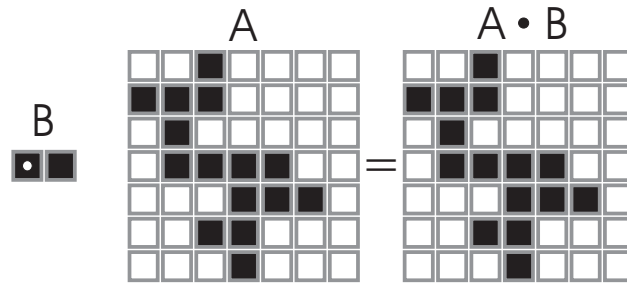


Figura 4.4: Ejemplo de operación de cierre binario de A por el elemento estructurante B.

Es decir,

$$(A \bullet B)^c = A^c \circ \check{B} \tag{4.11}$$

La operación de *apertura* satisface las siguientes propiedades:

- (I)  $A \circ B$  es un subconjunto de  $A$ .
- (II) Si  $C$  es un subconjunto de  $D$ , entonces  $C \circ B$  es un subconjunto de  $D \circ B$ .
- (III)  $(A \circ B) \circ B = A \circ B$ .

Similarmente, la operación de *cierre* satisface las siguientes propiedades:

- (I)  $A$  es un subconjunto de  $A \bullet B$ .
- (II) Si  $C$  es un subconjunto de  $D$ , entonces  $C \bullet B$  es un subconjunto de  $D \bullet B$ .
- (III)  $(A \bullet B) \bullet B = A \bullet B$ .

Estas propiedades permiten interpretar los resultados obtenidos por las operaciones de *apertura* y *cierre*:

- La primera establece que el resultado de aplicar una operación será un *subconjunto* del *conjunto* de entrada.
- La segunda establece que la *monotonía* se mantiene.
- La tercera establece que la aplicación sucesiva de operaciones idénticas no modifica el resultado. Esta última propiedad también se llama *idempotencia*.

## 4.5. Morfología en Niveles de Gris

En esta sección se extiende el uso de las operaciones de *dilatación*, *erosión*, *apertura* y *cierre* a conjuntos en niveles de gris. Similarmente a lo establecido anteriormente se busca la extracción de característicos que ayuden en la representación y descripción de imágenes.

Se trabaja con funciones de la forma  $f(x, y)$  y  $b(x, y)$ , donde  $f(x, y)$  es la imagen de entrada y  $b(x, y)$  es el elemento estructurante (EE), o función sub-imagen. Como se estableció en la Sec. 4.2, se supone que las funciones son discretas en el mismo sentido, es decir que si  $Z$  denota el conjunto de los enteros reales, se supone que los pares  $(x, y)$  son enteros en  $Z^2$  y que  $f$  y  $b$  son funciones que asignan un valor de nivel de gris, también en  $Z$  por cuestiones de discretización.

### 4.5.1. Dilatación en niveles de gris

La dilatación en niveles de gris de  $f$  por  $b$ , denotada  $f \oplus b$ , se define como:

$$(f \oplus b)(t, s) = \max\{f(t-x, s-y) + b(x, y) \mid (t-x), (s-y) \in D_f; (x, y) \in D_b\} \quad (4.12)$$

donde  $D_f$  y  $D_b$  son los dominios de  $f$  y  $b$ , respectivamente. Como en la morfología binaria,  $b$  es el EE del proceso morfológico pero ahora es una función, no un conjunto.

La condición que tienen que cumplir los parámetros del desplazamiento  $(t-x)$  y  $(s-y)$  para ser contenidos en el dominio de  $f$  es análoga a la de la dilatación binaria, donde los conjuntos deben solaparse por al menos un elemento. Es de destacar que la forma de la ecuación 4.12 es parecida a una convolución en 2 dimensiones, con la diferencia que en este caso el *máximo* reemplaza a las sumas de convolución y la *suma* reemplaza a los productos de convolución.



Debido a que la dilatación se basa en elegir el valor máximo de  $f + b$  en un entorno definido por la forma del EE, los efectos de aplicar esta operación sobre una imagen en niveles de gris son:

1. Si todos los valores del EE son positivos, la imagen resultante tiende a ser más brillante que la entrada.
2. Los detalles más oscuros se reducen o eliminan, dependiendo de cómo sus valores y formas se relacionan al EE usado para la dilatación.

#### 4.5.2. Erosión en niveles de gris

La erosión en niveles de gris, denotada  $f \ominus b$ , es definida como:

$$(f \ominus b)(t, s) = \min\{f(t+x, s+y) - b(x, y) \mid (t+x), (s+y) \in D_f; (x, y) \in D_b\} \quad (4.13)$$

donde  $D_f$  y  $D_b$  son los dominios de  $f$  y  $b$ , respectivamente. La condición que tienen que cumplir los parámetros del desplazamiento  $(t+x)$  y  $(s+y)$  para ser contenidos en el dominio de  $f$  es análoga a la de la erosión binaria, donde  $b$  debe estar completamente contenido en el conjunto a ser erosionado.

Ahora, la forma de la ecuación 4.13 es similar a la expresión de la correlación en 2 dimensiones, con la operación  $\min$  reemplazando a las sumas de la correlación y la *resta* reemplazando a los productos de la correlación.

Debido a que la erosión se basa en elegir el valor mínimo de  $f - b$  en un entorno definido por la forma del EE, los efectos de aplicar esta operación sobre una imagen en niveles de gris son:

1. Si todos los valores del EE son positivos, la imagen resultante tiende a ser más oscura que la entrada.

2. Los detalles más brillantes que son más pequeños en “área” que el EE se reducen, siendo el grado de reducción determinado por los niveles de gris que rodean al detalle en cuestión, la forma y los valores de amplitud del EE en sí.

Como antes, la dilatación y la erosión son duales con respecto a la función *complementación y reflexión*. Esto es,

$$(f \ominus b)^c(x, y) = (f^c \oplus \check{b})(x, y) \quad (4.14)$$

donde  $f^c = -f(x, y)$  y  $\check{b} = b(-x, -y)$ .

### 4.5.3. Operaciones de Dilatación y Erosión para señales unidimensionales

Las ecuaciones 4.12 y 4.13 vistas en las sub-secciones anteriores están formuladas para imágenes, en consecuencia, para poder aplicarlas a patrones temporales de speckle dinámico es necesario adecuarlas a una dimensión. En esta tesis se proponen las siguientes definiciones para implementar las operaciones de apertura y cierre, que son la base de los descriptores morfológicos que se emplean en el capítulo 5.

Para funciones de una dimensión, la ecuación 4.12 de dilatación se reduce a:

$$(f \oplus b)(t) = \max\{f(t-x) + b(x) | (t-x) \in D_f \text{ y } x \in D_b\}. \quad (4.15)$$

En la ecuación 4.15 puede notarse fácilmente la similaridad de esta operación con una convolución: la función  $f(-x)$  es  $f(x)$  espejada con respecto al origen del eje x, mientras que  $f(t-x)$  es  $f(-x)$  moviéndose a la derecha para  $t$  positivos y

a la izquierda para  $t$  negativos. La elección de la letra  $t$  para el desplazamiento fue interesada, para remarcar su asociación con el factor tiempo.

Para funciones de una dimensión, la ecuación 4.13 de erosión se reduce a:

$$(f \ominus b)(t) = \min\{f(t+x) - b(x) \mid (t+x) \in D_f \text{ y } x \in D_b\}. \quad (4.16)$$

Como en la correlación, la función  $f(t+x)$  se mueve a la izquierda para los  $t$  positivos y a la derecha para los negativos. Los requerimientos de que  $(t+x) \in D_f$  y  $x \in D_b$  implica que el rango de  $b$  está completamente contenido dentro del rango de  $f$  desplazado, similarmente a lo visto en la definición de la erosión binaria, donde el EE debía estar completamente contenido en el conjunto a ser erosionado.

Desde el punto de vista del análisis estadístico, este tratamiento se encuadra en una estadística de 2º orden, que como se vio en la sección 2.5 es uno de los enfoques más empleados para el análisis de los patrones de speckle dinámico.

## 4.6. Operaciones de Apertura y Cierre en niveles de gris

Las expresiones de *apertura* y *cierre* en niveles de gris tienen la misma forma que sus contrapartes binarias. La *apertura* de la función  $f$  por el EE  $b$ , denotada  $f \circ b$ , es definida como:

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b \quad (4.17)$$

Como en el caso binario, la *apertura* de  $f$  por  $b$  es la *erosión* de  $f$  por  $b$ , seguida de una *dilatación* del resultado por  $b$ .

Similarmente, el *cierre* de  $f$  por  $b$ , denotado  $f \bullet b$ , es definido como:

$$f \bullet b = (f \oplus b) \ominus b \quad (4.18)$$

De la misma manera, el *cierre* de  $f$  por  $b$  es la *dilatación* de  $f$  por  $b$ , seguida de una *erosión* del resultado por  $b$ .

La *apertura* y el *cierre* en niveles de gris son operaciones duales con respecto a la complementación y reflexión de conjuntos. Es decir,

$$(f \bullet b)^c = f^c \circ \check{b} \quad (4.19)$$

Debido a que  $f^c = -f(x, y)$ , la ecuación 4.19 también puede expresarse como:

$$-(f \bullet b) = (f \circ \check{b}) \quad (4.20)$$

Para entender las operaciones de *apertura* y *cierre* se puede imaginar una función  $f(x, y)$  en 3 dimensiones, siendo  $x$  e  $y$  las coordenadas espaciales y el tercer eje, los valores de  $f$ . En esta representación, la función es una superficie discreta cuyo valor para cualquier coordenada  $(x, y)$  es  $f(x, y)$ . Supongamos querer aplicar sobre esta función la operación de *apertura* con  $b$ , siendo este EE una esfera. El mecanismo consistiría en deslizar la esfera por debajo de la superficie. El resultado de esta operación es la superficie formada por los puntos más altos alcanzados por cualquier parte de la esfera, al moverse por  $f$ . La Fig. 4.5 ilustra este proceso. En (a) se muestra una línea cualquiera de la función, en (b) se observa al EE en diferentes posiciones, mientras que en (c) se muestra el resultado de la *apertura*. Todos los picos que restringieron la circulación de la esfera hacia arriba, fueron recortados. En Procesamiento de Imágenes, la *apertura* podría ser útil para eliminar pequeños detalles brillantes (con respecto al tamaño del EE),

dejando los detalles mayores sin cambios. La erosión inicial remueve los pequeños detalles, oscureciendo la imagen, mientras que la posterior dilatación vuelve a incrementar el brillo sin re-introducir los detalles quitados por la erosión.

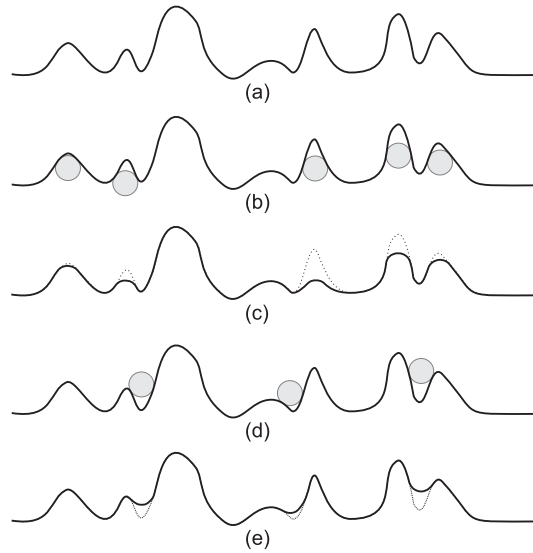


Figura 4.5: (a) Línea en escala de grises; (b) esfera recorriendo la línea por debajo durante la apertura; (c) resultado de la apertura; (d) esfera recorriendo la línea por encima durante el cierre; (e) resultado del cierre.

En (d) y (e) se ilustra la operación de *cierre* de  $f$  por  $b$ . A diferencia de la *apertura*, la esfera recorre la superficie por encima. Ahora, el efecto es el de tapar huecos, donde la esfera no entra. En Procesamiento de Imágenes, el *cierre* podría servir para remover detalles oscuros, dejando a los brillantes, relativamente intactos. La dilatación inicial remueve los detalles oscuros y aumenta el brillo, mientras que la erosión posterior oscurece la imagen sin re-introducir los detalles quitados por la dilatación.

Para comprender la implicancia del símbolo  $\leq$ , utilizado en las expresiones que siguen, se incorpora la siguiente definición[Ser88]: dadas dos funciones  $f$  y  $g$  tales que  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  y  $g : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  entonces,

$$f \leq g \text{ sii } f(x) \leq g(x), \text{ para todo } x \in \mathcal{D}.$$

La definición anterior puede comprenderse gráficamente si se observa la Fig. 4.5.

La *apertura* en niveles de gris satisface las siguientes propiedades:

- (I)  $(f \circ b) \leq f$ .
- (II) Si  $f_1 \leq f_2$ , entonces  $(f_1 \circ b) \leq (f_2 \circ b)$ .
- (III)  $(f \circ b) \circ b = f \circ b$ .

Similarmente, la operación de *cierre* en niveles de gris satisface las siguientes propiedades:

- (I)  $f \leq (f \bullet b)$ .
- (II) Si  $f_1 \leq f_2$ , entonces  $(f_1 \bullet b) \leq (f_2 \bullet b)$ .
- (III)  $(f \bullet b) \bullet b = f \bullet b$ .

Como en el caso binario, las últimas dos propiedades se llaman *monotonía* e *idempotencia*, respectivamente y son válidas para ambas operaciones.

A partir de la combinación de estos filtros básicos se pueden construir nuevos filtros morfológicos, mediante su combinación.

## 4.7. Filtros alternados

Sean  $\psi$  y  $\zeta$  dos filtros morfológicos con  $\psi \leq \zeta$ . A través de su combinación se pueden obtener cuatro nuevos filtros:  $\zeta\psi$ ,  $\psi\zeta$ ,  $\psi\zeta\psi$  y  $\zeta\psi\zeta$ , crecientes e idempotentes que satisfacen, entre otras, las siguientes propiedades:

$$\psi \leq \psi\zeta\psi \leq_{\psi\zeta}^{\zeta\psi} \zeta\psi\zeta \leq \zeta \quad (4.21)$$

$$\zeta\psi\zeta = \psi\zeta \Leftrightarrow \psi\zeta\psi = \zeta\psi \Leftrightarrow \psi\zeta \geq \zeta\psi \quad (4.22)$$

$$\zeta\psi\zeta \text{ es el menor filtro mayor que } \psi\zeta \vee \zeta\psi \quad (4.23)$$

$$\psi\zeta\psi \text{ es el mayor filtro menor que } \psi\zeta \wedge \zeta\psi \quad (4.24)$$

En particular, si se eligen como filtros una apertura  $\gamma$  y un cierre  $\varphi$  con un mismo EE, sabiendo que  $\gamma \leq \varphi$ , se pueden obtener cuatro nuevos filtros:  $\gamma\varphi$ ,  $\varphi\gamma$ ,  $\varphi\gamma\varphi$ , y  $\gamma\varphi\gamma$ .

Acorde con lo enunciado por la tercer propiedad, común a las operaciones de erosión, dilatación, apertura y cierre, la composición de más de tres operadores no va a proporcionar un nuevo filtro, puesto que al ser  $\zeta\psi$  idempotente se cumple que  $\zeta\psi\zeta\psi = \zeta\psi$ .

## 4.8. Granulometría Morfológica

Si se denomina  $\Omega(f_0)$  al área bajo la función original y  $\Omega(f_n)$  al área bajo la función  $f_n$ , la cual es  $f_0$  después de la aplicación de  $n$  operaciones de apertura con un EE lineal de tamaño  $n$ , se puede definir la *Distribución de Tamaños*

Granulométrica  $\phi(n)$ , o DTG:

$$\phi(n) = 1 - \frac{\Omega(f_n)}{\Omega(f_0)}, \quad n = 0, \dots, N \quad (4.25)$$

$\phi(n)$  se comporta de forma similar a una distribución de probabilidad acumulativa, debido a que es monótona, pero no vale 1 cuando alcanza la idempotencia<sup>4</sup>.

Esta función representa la variación del área de la función resultante al aplicar sucesivas aperturas con EEs de tamaños crecientes. Esta operación puede comprenderse como un filtrado selectivo a la forma de la función filtrada.

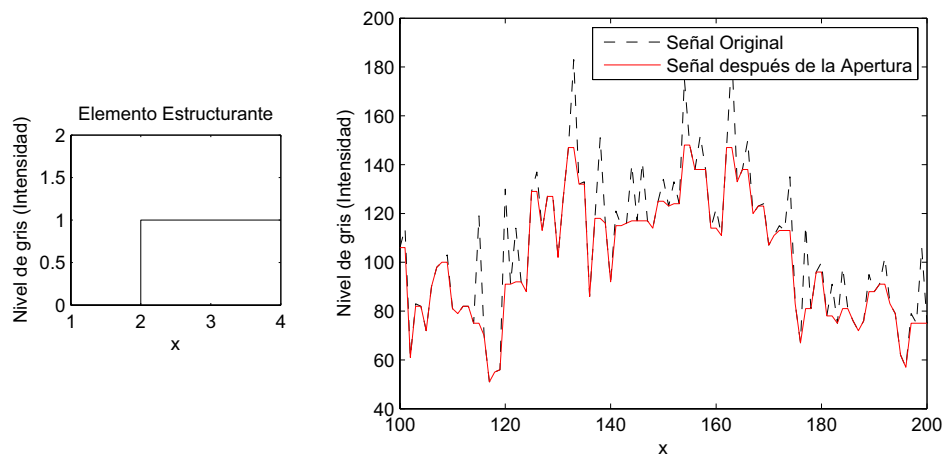


Figura 4.6: Aplicación de Apertura con un EE rectangular de 2x1 a una señal de bio-speckle

En la Fig. 4.6 se puede ver el efecto producido al aplicar una apertura morfológica sobre una señal de bio-speckle con un EE lineal de tamaño 2 ( $n = 2$ ).

Si se aplican aperturas sucesivas, con EEs de tamaño creciente [DA94], se obtiene una señal progresivamente filtrada o suavizada, removiendo en cada iteración los picos de la señal de igual o menor longitud que la medida del EE aplicado. Estas operaciones pueden repetirse hasta que la señal resultante no se modifica más (idempotencia), para un valor  $n = N$ , donde  $N$  depende de la forma de la señal.

<sup>4</sup>Esto ocurre cuando EEs de mayor tamaño no alteran el resultado de la *apertura*.



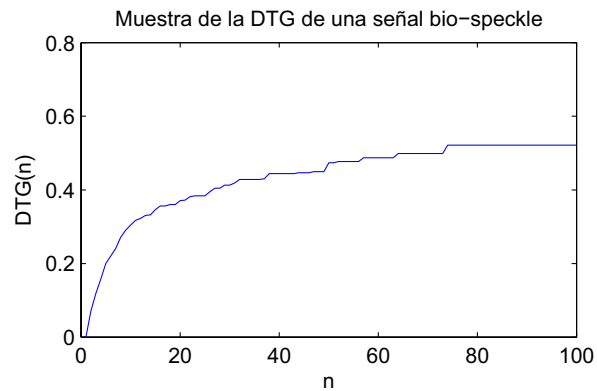


Figura 4.7: Aspecto de la DTG de una señal de bio-speckle.

La Fig. 4.7 muestra la forma de la  $DTG$  calculada para el intervalo de aperturas lineales incrementales de la señal de bio-speckle de la Fig. 4.6.

En el próximo capítulo se describe la aplicación de las herramientas estudiadas durante el transcurso de esta tesis, las cuales han demostrado los resultados más relevantes. Por motivos de organización, dicho capítulo está organizado por secciones, en cada una de las cuales se abordan las aplicaciones desarrolladas.

# Capítulo 5

## Aplicaciones

### 5.1. Introducción

En el Cap. 2 se realizó una introducción a la interferometría speckle, sus fundamentos, su análisis estadístico y se citaron y explicaron algunos de los métodos empleados para describir el fenómeno en patrones temporales y en imágenes de actividad, mientras que en el Cap. 3 se abordó el análisis de texturas, detallando algunas de las ramas más sobresalientes de esta disciplina, incluyendo métodos utilizados habitualmente como descriptores de actividad en señales de speckle dinámico.

Por último, en razón de su importancia relativa en esta tesis, el Cap. 4 se dedicó enteramente a desarrollar los fundamentos de la Morfología Matemática y a describir sus operadores más importantes, mientras que en la sub-sección 4.5.3 de dicho capítulo se adaptó la formulación de las operaciones morfológicas de dilatación y erosión en niveles de gris para poder aplicarlas sobre patrones temporales de speckle dinámico.

En este capítulo se presentan las aplicaciones estudiadas y desarrolladas en

el transcurso de esta tesis. Se aprovechó que se disponía de datos de patrones speckle obtenidos en trabajos previos. De esta manera, se pudieron contrastar los nuevos métodos sobre los mismos datos en idénticas condiciones. La aplicación original desarrollada para esta tesis, sobre medición de humedad en el secado de pescado, aporta datos generados localmente en el Laboratorio Laser de la Facultad de Ingeniería.

Cada sección se organiza de manera similar: primero se da una introducción a la problemática estudiada, luego se describe el banco experimental empleado para obtener los datos, se desarrollan los resultados del estudio y se finaliza comentando las conclusiones obtenidas.

En primer lugar, Sec. 5.2, se desarrolla un análisis sobre secuencias de patrones temporales de speckle dinámico, provenientes de un trabajo desarrollado por Amalvy *et al* [ALA<sup>+</sup>01], en el que se realizaron experimentos con pinturas, midiendo el secado de las mismas en superficies, a través de técnicas de interferometría.

Posteriormente, en la Sec. 5.3 se experimenta con secuencias de imágenes de manzanas, extraídas del trabajo de Pajuelo *et al* [PBR<sup>+</sup>03] para identificar golpes no visibles en forma temprana, realizando análisis cuantitativo y cualitativo sobre las muestras disponibles.

En la Sec. 5.4 se emplean datos experimentales de trabajos previos realizados por Braga *et al* [BDFB<sup>+</sup>03], pertenecientes a muestras de semillas de maíz, para estudiar su viabilidad de germinación.

En la Sec. 5.5 se propone un nuevo método para la determinación de humedad en el secado de pescado, en el cual, como ya se mencionó, se obtuvieron datos experimentales propios para dicho estudio.

El Capítulo concluye, Sec. 5.6, evaluando la implementación de un dispositivo electrónico basado en *lógica programable* para procesar cuadros de imágenes de speckle dinámico en tiempo cuasi-real.

## 5.2. Secado de Pinturas

### 5.2.1. Introducción

La aplicación de pintura tiene diversos usos en la industria, ya que además del acabado de una superficie, otorga diversas propiedades deseables a los materiales, tales como protección contra la corrosión, adhesibilidad, sensibilidad a la luz, propiedades magnéticas o eléctricas, etc. La pintura se aplica de muchas maneras, desde la más rudimentaria mediante pinceles hasta el empleo de robots. El secado es la parte más importante del proceso, por determinar gran parte del resultado final. En éste ocurren una serie de procesos químicos que, entre otros efectos, forman la película, eliminan los solventes, etc. Es importante estudiar el secado, ya sea para optimizar los tiempos del proceso, como para mejorar las propiedades deseadas de la cobertura.

Se ha estudiado la cinética del secado de pinturas, mostrando que la misma está controlada por la difusión del solvente a través de la pintura y por su evaporación de la superficie [BDV<sup>+</sup>87].

La curva de secado con respecto al tiempo muestra al principio una pendiente descendente constante, que corresponde al comportamiento de un recipiente

de solvente en contacto con el aire, debido a que en la superficie de la pintura hay solvente y su evaporación está controlada únicamente por los factores medioambientales que la circundan. Los más importantes son la temperatura, humedad y velocidad del aire alrededor de la pieza pintada. Luego de este período inicial, la curva de secado está controlada por la difusión o flujo capilar de solvente hacia la superficie, a través de la capa de pintura que comienza a solidificarse.

El método más simple y directo, empleado habitualmente para medir el secado de pinturas, es el gravimétrico. Consiste en pesar una muestra a intervalos regulares y registrar la pérdida de peso debida a la evaporación del solvente.

En la siguiente sub-sección se describen los experimentos realizados por Amalvy *et al*[ALA<sup>+</sup>01] para la medición de secado en superficies de pintura mediante técnicas de interferometría speckle, los cuales fueron tomados como punto de partida en esta tesis para investigar nuevas propuestas que mejoren la descripción del fenómeno.

### 5.2.2. Experimentos

El trabajo de Amalvy *et al* propuso la caracterización de patrones temporales de speckle a través del empleo del descriptor de textura de Haralick,  $f_2$ , llamado *contraste* o *momento de inercia*, aplicado a sendas matrices de co-ocurrencia (Subsec.3.3.2.1) de un conjunto de THSP, correspondientes a muestras de una superficie de pintura secándose. El valor de dicho descriptor es alto cuando los valores mayores de la matriz se concentran fuera de su diagonal principal, lo que implica una mayor actividad de los speckles.

En dicho trabajo se adquirieron historias temporales de los patrones speckle

de muestras de pintura latex comercial, aplicadas en capas de  $75\mu m$  y  $150\mu m$  sobre un substrato de vidrio rectangular de  $4cm$  de lado, mediante un equipo de aplicación de pintura (tipo draw-down bar) para asegurar su uniformidad. Las mediciones se realizaron en un ambiente sin aire en movimiento y temperatura constante para limitar las variables que pudieran afectar el proceso de secado. La temperatura se mantuvo entre  $20^{\circ}C$  y  $25^{\circ}C$  y la humedad relativa ambiente entre  $50\%$  y  $70\%$ .

El banco de interferometría speckle consistió en un láser de *helio-neon* de  $633nm$  atenuado con un filtro de densidad neutra, que incidía sobre las muestras a  $45^{\circ}$ . Se cuidó de iluminar el centro de las muestras para evitar la interferencia de los bordes. Dicha superficie formaba una elipse iluminada de  $2mm \times 2,83mm$ , aproximadamente. La iluminación láser media se mantuvo constante durante todo el experimento, no observando cambios apreciables en la reflectividad de las muestras.

Las imágenes de los cuadros speckle se adquirieron mediante una cámara de video desenfocada, ubicada en forma normal a la zona iluminada de la muestra, la cual estaba conectada a la placa de captura de video de una PC. Para formar la historia temporal de los patrones se extrajo una columna de cada imagen, a una tasa aproximada de  $12,5Hz$ , creando así una nueva imagen (THSP) compuesta de  $512 \times 512$  píxeles en 256 niveles de gris, donde el eje  $x$  de dicha imagen representa el tiempo.

Se adquirieron THSP cada 3 a 4 minutos, hasta llegar a los 70 minutos. Paralelamente, se fue registrando la pérdida de masa de solvente mediante una balanza analítica ( $\pm 0,1mg$ ).

Para comparar los resultados obtenidos en ambos campos, óptico y gravimétrico, se normalizaron las variables dependientes al rango 0-1, de acuerdo a las siguientes transformaciones lineales:

$$y_{opt} = \frac{f_2(t) - f_2(t_f)}{f_2(0) - f_2(t_f)} \quad (5.1)$$

$$y_{grv} = \frac{m_s(t) - m_s(t_f)}{m_s(0) - m_s(t_f)} \quad (5.2)$$

donde  $f_2$  y  $m_s$  son, respectivamente, el *momento de inercia* aplicado sobre las matrices de co-ocurrencia de los THSP y la *masa* del solvente, al comienzo del experimento ( $t = 0$ ), en un tiempo genérico  $t$  y al final del mismo ( $t = t_f$ ).

### 5.2.3. Resultados

Partiendo de los resultados obtenidos en el trabajo de Amalvy *et al*, donde se utilizó el descriptor de textura *momento de inercia* ( $f_2$ ) de Haralick para caracterizar las matrices de co-ocurrencia de los THSP, se extendió y profundizó el estudio a los restantes trece parámetros del mismo autor (ver Tabla 3.1). Además, se ensayaron los parámetros: *momento de inercia inverso* de Oyno [OL98], y los descriptores de simetría *cluster shade* y *cluster prominence* de Unser [Uns86]. En total se contrastaron diecisiete medidas de matriz co-ocurrencia, incluyendo la del trabajo de referencia.

Todas estas medidas fueron aplicadas sobre las matrices de co-ocurrencia, calculadas para distancia 1 al igual que en el trabajo original, extendiendo el estudio a distancias 2, 5 y 10, a lo largo del eje de tiempos de los THSP, como es usual. Al variar la distancia con la cual se calcula la matriz coocurrencia, se puede analizar en forma indirecta como afecta el tiempo de muestreo a los patrones temporales. Dado que en patrones más lentos las variaciones de niveles de gris requieren más cuadros para desarrollarse, la distancia afectará el modo en que la información en

la matriz de co-ocurrencia se sume, al estar directamente relacionada con la velocidad de los speckles. En otras palabras, aumentar el parámetro distancia de la matriz co-ocurrencia es un proceso equivalente a sub-muestrear la señal temporal.

Adicionalmente, teniendo en cuenta el alto costo computacional del cálculo de la matriz de co-ocurrencia, se ensayó un descriptor de complejidad natural, llamado *entropía de permutación* (EP) (ver Apéndice A), habitualmente empleado para series temporales. El concepto de complejidad está relacionado con la naturaleza de la información, y su medición busca distinguir entre comportamientos regulares, caóticos y aleatorios de una señal.

Dicha medida se aplicó directamente sobre los patrones temporales de speckle dinámico, sin recurrir a la matriz co-ocurrencia como en el caso de los descriptores de textura mencionados, permitiendo eliminar un paso importante en el procesamiento.

Finalmente, y por igual consideración del párrafo anterior, se caracterizaron los THSP mediante técnicas de morfología matemática (MM) para contrastar su desempeño. Con este fin se evaluó la aplicación de *filtros morfológicos* basados en *aperturas* (Sec. 4.6) y también mediante *filtros morfológicos alternados* (Sec. 4.7), compuestos de una secuencia de *apertura-cerradura*.

Para establecer una comparación objetiva entre los distintos descriptores y técnicas utilizadas se consideraron los datos gravimétricos disponibles, los cuales se tomaron como variable dependiente de un modelo de regresión lineal. El *coeficiente de determinación*  $R^2$  resultó la medida elegida para evaluar el ajuste de cada método. En un modelo de regresión lineal, el coeficiente de determinación es el porcentaje de variación de la variable dependiente explicada por el modelo. En



otros términos, es una medida de la fuerza de asociación lineal que existe entre dos variables  $X$  e  $Y$  (en este caso métodos gravimétrico y óptico, respectivamente).

Con dicho objetivo en mente se desarrollaron los algoritmos necesarios para calcular la matriz de coocurrencia al conjunto de THSP, el cálculo de las catorce medidas de Haralick, mas una de Oyno y dos de Unser, la EP y las operaciones morfológicas para la obtención de los filtros, su modelado y cálculo de coeficientes de determinación.

El software, escrito en lenguaje *Matlab*, se diseñó en forma paramétrica, brindando la flexibilidad necesaria para obtener, graficar y comparar una significativa cantidad de resultados.

Los datos experimentales [ALA<sup>+</sup>01] con los que se trabajó consistieron en una tabla gravimétrica de secado de 20 entradas y 23 archivos de THSP, correspondientes a la misma muestra de pintura tipo latex de exteriores marca Loxon.

De las diecisiete medidas ensayadas se descartaron aquellas con desempeño mas pobre en relación con los resultados del trabajo de Amalvy *et al*, las que mostraron una baja correlación lineal con los datos gravimétricos.

Los resultados se presentan de la siguiente manera: en la Figs. 5.1 y 5.2 se muestran las curvas obtenidas por el descriptor usado por Amalvy *et al* junto a las siete medidas seleccionadas, aplicadas a las matrices de co-ocurrencia de los patrones speckle, para distancias 1, 2, 5 y 10.

En la Fig. 5.3 se presentan los resultados de la aplicación de la EP sobre dichos patrones y en la Fig. 5.4 se muestran las curvas obtenidas aplicando los filtros

de MM, el primero basado en aperturas y el segundo en operaciones alternadas (secuencia apertura-cierre). Para dichos filtros el término *distancia*, por claridad, se denominó *sub-muestreo* de los patrones speckle. Por ejemplo, una distancia 2 significa que la operación morfológica toma en cuenta una muestra cada dos de la secuencia temporal.

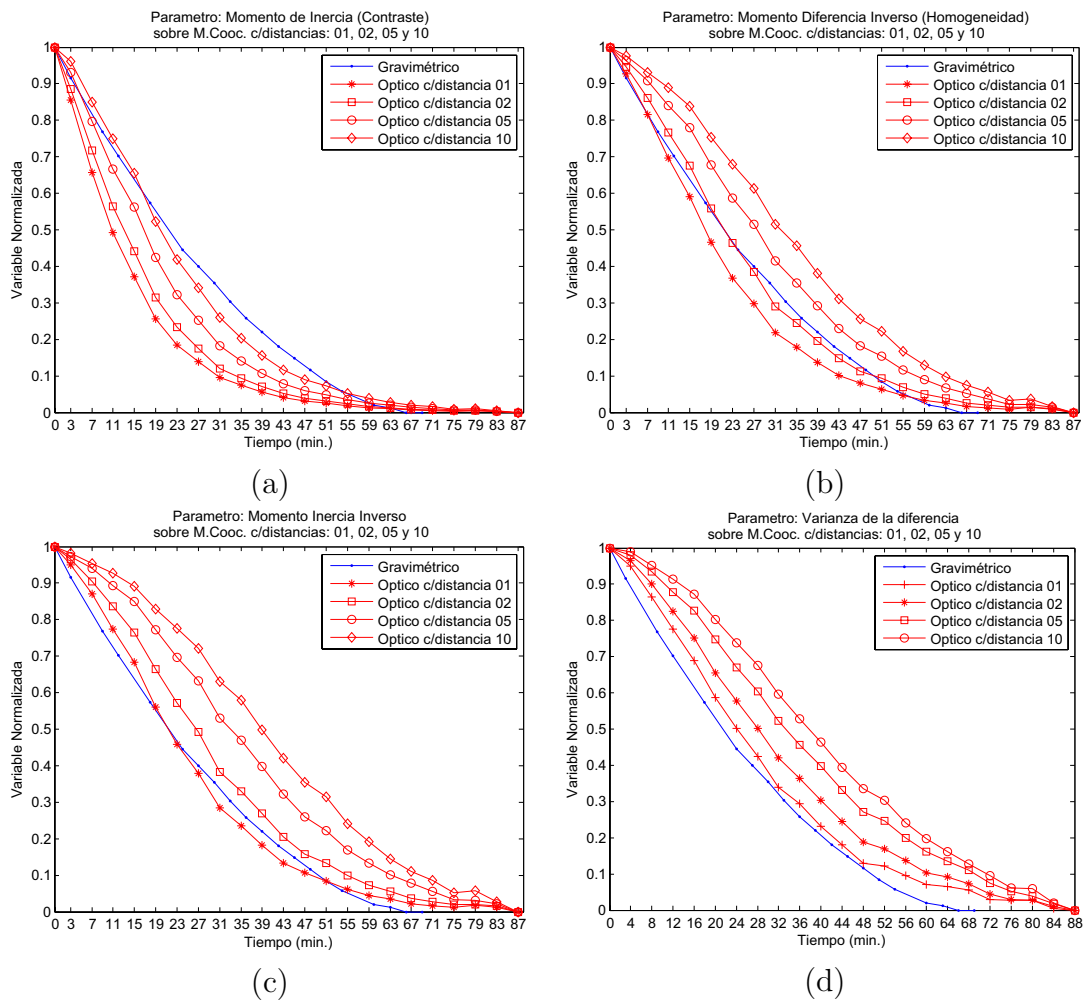


Figura 5.1: Aplicación de descriptores sobre matrices co-ocurrencia de THSP, con distancias 1, 2 5 y 10: (a) Momento de inercia (contraste), (b) Momento de diferencia inverso, (c) Momento de inercia inverso y (d) Varianza de la diferencia.

La Tabla 5.1 muestra los resultados obtenidos por los descriptores seleccionados, calculados para distancias 1, 2, 5 y 10. En la misma se resalta el coeficiente  $R^2$ , obtenido con el descriptor  $f_2$  del trabajo original, aplicado a una matriz de

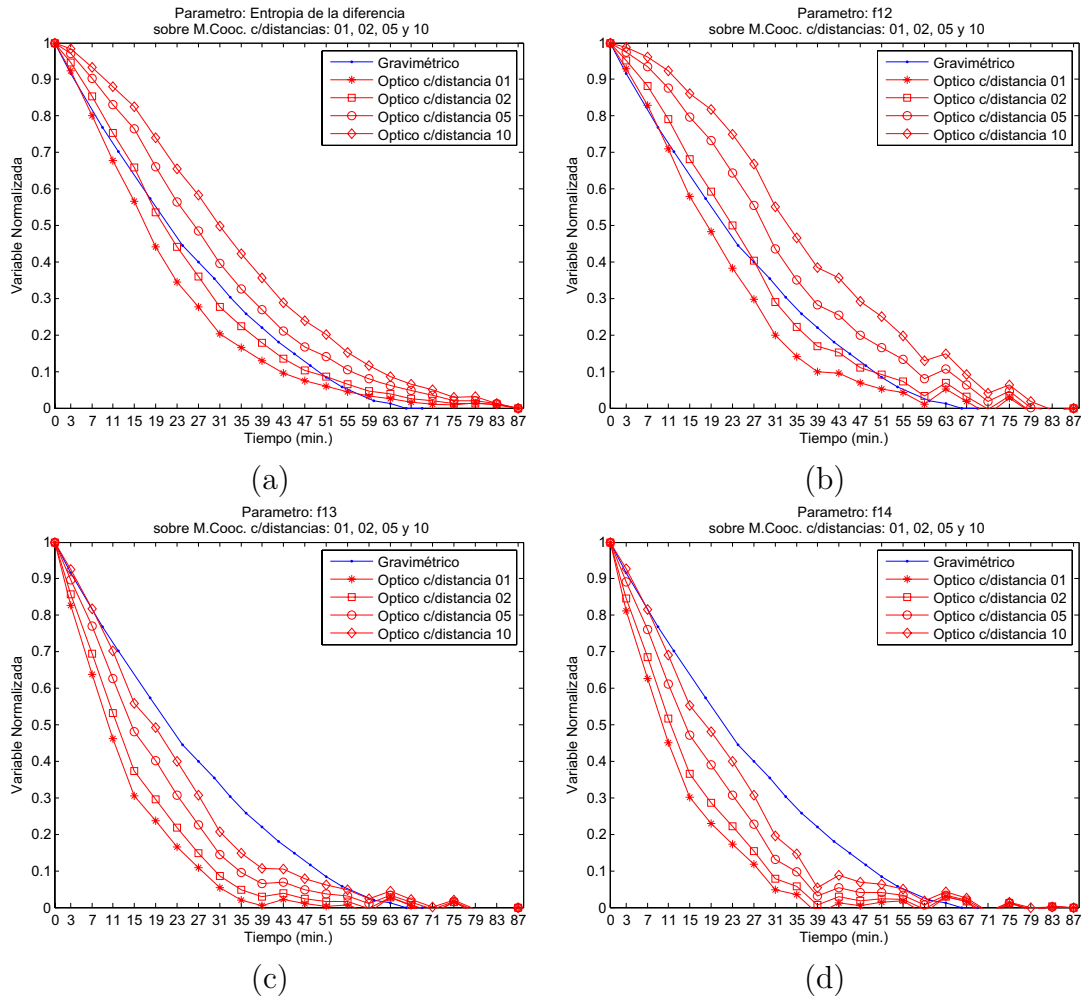


Figura 5.2: Aplicación de descriptores sobre matrices co-ocurrencia de THSP, con distancias 1, 2 5 y 10: (a) entropía de la diferencia, (b) y (c) medidas de información de correlación y (d) Coeficiente de correlación maximal.

co-ocurrencia con distancia 1 y en **negrita** se destacan los mejores resultados obtenidos en este estudio. Los restantes descriptores ensayados, como se mencionó al principio, no se muestran por carecer de relevancia.

En la Tabla 5.2 se muestra un resumen de las medidas que brindaron los mejores ajustes, ordenados de acuerdo a la mejora en su descripción con respecto a la obtenida por Amalvy *et al.* El coeficiente de determinación idealmente vale 1 cuando todos los puntos se ubican sobre una recta imaginaria, mientras que es bajo cuando ocurre lo contrario.

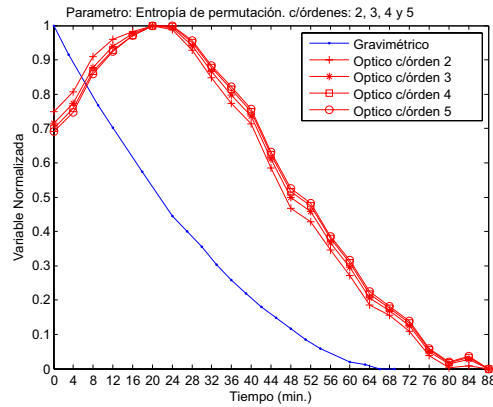


Figura 5.3: Aplicación de la *entropía de permutación*, con dimensiones 2, 3, 4 y 5 sobre los THSP.

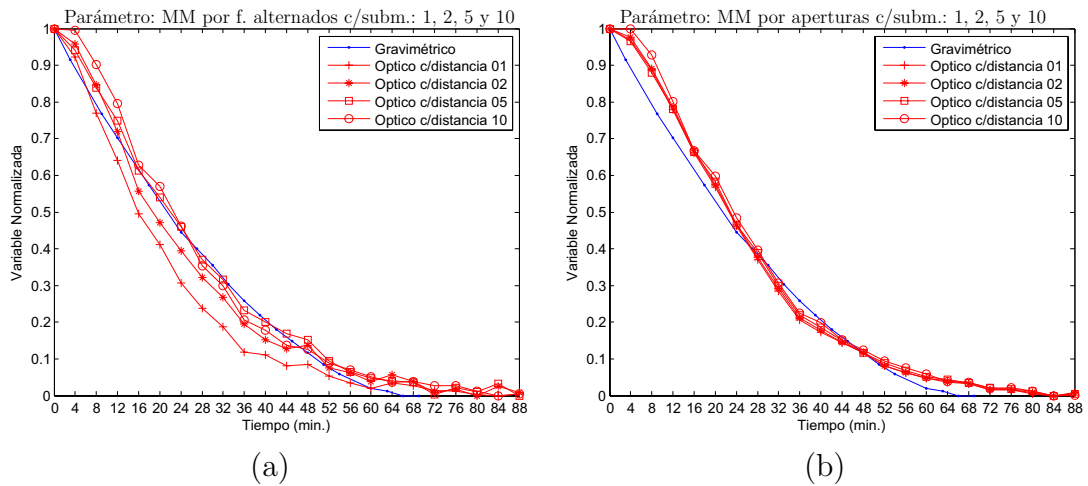


Figura 5.4: Aplicación de técnicas de morfología matemática sobre los THSP con sub-muestras 1, 2, 5 y 10: (a) filtros alternados y (b) filtros basados en aperturas.

La información previamente descrita se complementa con la Fig. 5.5, donde se muestran los ajustes lineales de los dos métodos con mejor comportamiento, basados el primero en el descriptor de textura de Haralick,  $f_{10}$ , llamado *varianza de la diferencia* y el segundo en *filtros morfológicos alternados*.

A continuación se discuten los resultados y se brindan las conclusiones extraídas de los mismos.

Método	d=1	d=2	d=5	d=10
Contraste ( $f_2$ )	0.88652	0.92173	0.96514	0.98842
Momento de diferencia inverso ( $f_5$ )	0.98002	0.99495	0.98882	0.96377
Momento de inercia inverso (Oyno)	0.99311	0.99177	0.95764	0.91235
Varianza de la diferencia ( $f_{10}$ )	<b>0.99824</b>	0.99179	0.96704	0.93684
Entropía de la diferencia ( $f_{11}$ )	0.97387	0.99244	0.99235	0.97243
Medidas de información ( $f_{12}$ )	0.97482	0.99106	0.97903	0.94417
de correlación ( $f_{13}$ )	0.85584	0.89887	0.94920	0.97793
Coef. de correlación maximal ( $f_{14}$ )	0.85096	0.89270	0.94290	0.97140
Filtros basados en aperturas (MM)	0.99077	0.99143	0.99299	0.99116
Filtros alternados (MM)	0.95670	0.98134	<b>0.99562</b>	0.98807

Tabla 5.1: Estimación de la bondad del ajuste mediante el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), para los descriptores de THSP seleccionados.

Método	Distancia	$R^2$
Varianza de la diferencia ( $f_{10}$ )	1	0.99824
Filtros alternados (MM)	5	0.99560
Filtros basados en aperturas (MM)	5	0.99299
Contraste	10	0.98842
Contraste ( <i>Trabajo original</i> )	1	0.88652

Tabla 5.2: Resumen de resultados, por orden de desempeño de acuerdo a su ajuste ( $R^2$ ).

### 5.2.4. Conclusiones

En esta sección se ha desarrollado un estudio sobre descriptores de patrones temporales, tomando como base las secuencias de datos generadas en el trabajo original de Amalvy *et al*, donde se estudió la utilización de técnicas de interferometría speckle para la medición de secado de pinturas en superficies. Con dicho objetivo se ensayaron los catorce descriptores de textura de Haralick, dos descriptores formulados por Unser y uno por Oyno, se experimentó con la medida de complejidad denominada *entropía de permutación* y se emplearon filtros basados en técnicas de MM.

Para contrastar los resultados se estimó la bondad del ajuste de cada descriptor con respecto al método gravimétrico, considerado como *gold standard* en

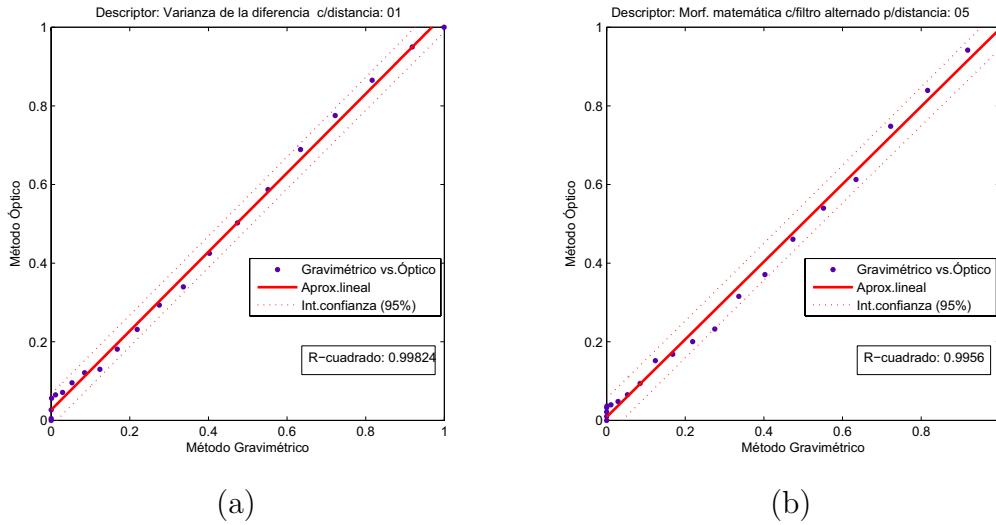


Figura 5.5: Ajustes mediante regresión lineal a descriptores seleccionados de THSP: (a) varianza de la diferencia (distancia=1) y (b) filtros morfológicos alternados (submuestreo=5).

este estudio, mediante el coeficiente de determinación ( $R^2$ ), el cual fue la medida elegida para evaluar su desempeño.

Adicionalmente, y teniendo en cuenta que en el trabajo de referencia sólo se calcularon las matrices de co-ocurrencia de los THSP con distancia 1, resultó de interés extender el estudio a matrices con distancias 2, 5 y 10. Estas distancias son tomadas a lo largo del eje de tiempos de las historias temporales de patrones speckle y condicionan la forma en que la información de las transiciones de niveles de gris son volcadas en la matriz. En las operaciones de MM, el término distancia, propio de las matrices co-ocurrencia, se denominó *sub-muestreo*.

De este análisis resultó que el parámetro de Haralick  $f_{10}$ , denominado *varianza de la diferencia*, aplicado al conjunto de matrices de co-ocurrencia con distancia 1 y el filtro morfológico alternado descrito en el Cap. 4 con distancia 5, basado en elementos estructurantes (EE) lineales, presentaron los mejores coeficientes de determinación, 0,99824 y 0,99560 respectivamente, obteniendo una mejora

significativa con respecto al desempeño del descriptor  $f_2$ , *momento de inercia*, del trabajo original, con un  $R^2$  de 0,88652.

El descriptor  $f_{10}$  mide la varianza de la medida  $f_{11}$ , que es la entropía de la probabilidad de ocurrencia de los niveles que cumplen que  $|i - j| = k$ , para  $k = 0, 1 \dots N_g - 1$ . El mismo obtuvo el mejor ajuste para matrices de co-ocurrencia de distancia 1.

El filtro morfológico basado en aperturas que, como se vio en el Cap. 4, se compone de operaciones de naturaleza similar a una convolución o correlación respecto de un EE, obtuvo valores de  $R^2$  altos, similares para todas las distancias consideradas. Todos los coeficientes obtenidos por el mismo, para distancias 1, 2, 5 y 10, superaron el 99%, hecho sólo registrado por esta medida. Expresado en otros términos, resultó un descriptor poco sensible al tiempo de muestreo, dentro de los márgenes ensayados, como se observa en la Fig. 5.4 (b), donde puede notarse que las cuatro curvas (en rojo) presentan recorridos similares.

En cambio, se observó una gran dependencia con la distancia de los descriptores que miden la matriz de co-ocurrencia. Este comportamiento puede observarse en cualquiera de los descriptores graficados (Figs. 5.1 y 5.2), con márgenes más amplios de dispersión en todos ellos. Para estos descriptores las varianzas de los coeficientes  $R^2$ , dentro del rango de distancias estudiadas se situaron entre  $1,224 \times 10^{-4}$  y  $2,979 \times 10^{-4}$ , mientras que el descriptor basado en *aperturas* tuvo una varianza tres órdenes de magnitud inferior:  $9,476 \times 10^{-7}$ .

El resultado obtenido con la *entropía de permutación*, si bien no fue satisfactorio, evaluado como descriptor óptico del fenómeno de secado, se incluye aquí porque su curva presentó una evolución peculiar, con forma de campana centrada en la muestra 6, Fig. 5.3, registrando un punto de inflexión que coincide

con el pasaje de la zona de secado constante al estado posterior signado por una difusión más lenta del solvente a través de la capa de la superficie seca, el cual merecería analizarse con mayor profundidad, ya que parece detectar el cambio de pendiente. Este descriptor fue ensayado con cuatro dimensiones distintas 2, 3, 4 y 5, coincidiendo en todas su punto de inflexión.

En esta sección se ha descrito el estudio realizado sobre las muestras de actividad de speckle dinámico en superficies, previamente recubiertas con una capa de pintura de tipo latex, registradas por Amalvy *et al*, dando como resultado el aporte de mejores descriptores del fenómeno, como es el caso de una de las medidas de textura de Haralick, denominada *varianza de la diferencia*, que se ajustó en un 99,82 % a la curva *gold standard*, con respecto al 88,65 % del trabajo original.

Asimismo, los descriptores morfológicos ensayados tuvieron comportamientos destacables, y si bien el que usa filtros alternados obtuvo el mejor ajuste, un 99,56 %, el que se basa en aperturas mostró, dentro de los amplios márgenes estudiados, una baja dependencia con la distancia (submuestreo), dando un ajuste superior al 99 % en todos los casos. Desde el punto de vista del procesamiento, el costo computacional de estos descriptores morfológicos es muy inferior a los que miden las matrices de co-ocurrencia, que son cálculo intensivas. Es un hecho a tener en cuenta cuando el tiempo de procesamiento sea un factor de peso.

Otro descriptor eficiente ensayado fue una medida de complejidad, apta para señales aleatorias, o inmersas en ruido, llamada *entropía de permutación*, que mostró un punto de inflexión coincidente con la zona de cambio de pendiente en la curva de secado, lo cual es un hecho singular, digno de profundizar en futuros trabajos.



## 5.3. Valoración de Daños en Frutas

### 5.3.1. Introducción

Las frutas y los vegetales representan una parte fundamental en la alimentación de los seres humanos por proveer vitaminas, fibras y sustancias importantes para una nutrición balanceada. Una magulladura en una fruta causa un daño mecánico a su piel, algunas veces visible, pero otras no, que produce pequeñas fracturas a nivel microscópico, causando defectos en las células debajo de su superficie. Esta rotura libera enzimas que provoca cambios, los cuales se manifiestan por una degradación de la piel en la periferia de la zona lastimada, combinada con pérdida de agua y oxidación.

Teniendo en cuenta dichos aspectos, resulta de interés estudiar métodos que permitan valorar posibles daños en estos alimentos, ya que la mayoría se producen por manejo, embalaje o transporte inadecuados.

Diversos estudios han mostrado que las frutas presentan una actividad speckle en su superficie [OTD89], incluyendo las de piel dura, que se puede relacionar a su madurez, presión de turgor, daño, edad y propiedades mecánicas. Pajuelo *et al* [PBR<sup>+</sup>03] sugirieron el uso de técnicas de bio-speckle como herramienta potencial para el estudio de impactos en manzanas y el análisis de daños producidos por ellos. A partir de los datos experimentales y los resultados obtenidos en el mencionado artículo y posteriores [PRA04], en esta tesis se quiso profundizar el estudio, empleando métodos aún no probados.

En la siguiente sub-sección se describen los experimentos realizados por Pajuelo *et al* para la determinación de daños en la superficie de manzanas de la variedad *deliciosa roja* mediante técnicas de interferometría speckle, las cuales

se tomaron como base para investigar nuevas técnicas en procura de una mejor comprensión y medición del fenómeno.

### 5.3.2. Experimentos

En la Fig. 5.6 se ilustra el banco experimental empleado para obtener las imágenes. Con un láser de He-Ne ( $5mW$ ,  $\lambda = 633nm$ ) de baja potencia se iluminó la muestra, expandiendo su haz para poder cubrir una región amplia en la fruta. Las imágenes speckle subjetivas fueron formadas por un objetivo (longitud focal  $f = 50mm$ ). Así, la medida de los granos speckle promedio cubrió varios píxeles. Un objeto inerte fue agregado sobre una esquina de la imagen como referencia. Se usó un nivel de iluminación bajo de modo que el efecto de irradiación sobre la muestra fuera despreciable. La iluminación del láser se ajustó para mantener constante la intensidad media en la imagen durante toda la prueba.

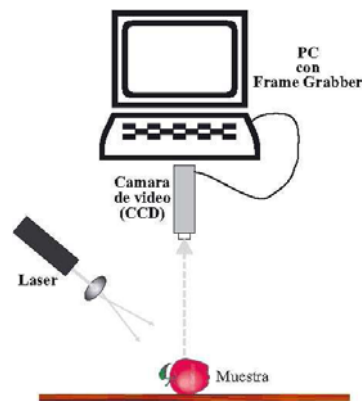


Figura 5.6: Esquema de banco de prueba de experimentos.

Mediante una cámara CCD conectada a una placa de adquisición, se almacenaron imágenes sucesivas en una PC ( $300 \times 300$  píxeles en 256 niveles de gris), cada  $0,5s$  aproximadamente, tomando secuencias de 500 imágenes antes, inmediatamente después, media hora, una hora y un día después del golpe. Dichas

secuencias fueron almacenadas en arreglos tridimensionales ( $300 \times 300 \times 500$  píxeles) para su procesamiento.

El golpe en la manzana fue producido por la caída de una bola de acero ( $diam = 21,9mm$ ,  $peso = 33,6g$ ) desde una altura de  $20cm$ . El daño ocasionado en la muestra no pudo ser apreciado por simple inspección visual.

### 5.3.3. Análisis cuantitativo: Resultados

Partiendo de los resultados previamente publicados, y con la intención de encontrar nuevas herramientas que ayuden a valorar el daño en frutas, se ensayaron otros métodos para medir el fenómeno, los primeros basados en matriz de co-ocurrencia, similar al realizado en la Sec. 5.2, sumado al aporte de técnicas basadas en MM y la medida EP.

Una de las limitaciones encontradas en trabajos anteriores, fue la imposibilidad de observar cambios en las imágenes de actividad, mas allá del momento inmediato posterior al daño. Por este hecho, quiso analizarse con mas detalle cada zona en forma global, a través de la extracción de THSP. Con dicho fin, se extrajeron cortes bidimensionales, de cada zona de interés de los arreglos previamente almacenados, en la dirección del tiempo (eje  $z$ ), obteniendo imágenes de patrones speckle (THSP) de  $500 \times 80$  píxeles. Dichos cortes se representan en la Fig. 5.7.

Este análisis, fue de naturaleza similar al realizado por Pajuelo *et al*, quienes emplearon el *momento de inercia* como descriptor. Los patrones speckle se extrajeron de tres zonas de interés de la imagen, para distintos instantes, desde el momento anterior al golpe hasta un día posterior al mismo.

Con fines descriptivos, la Fig. 5.8 muestra los THSP de las tres zonas estudiadas: golpeada, sin daños y patrón, registrados un instante después del golpe.

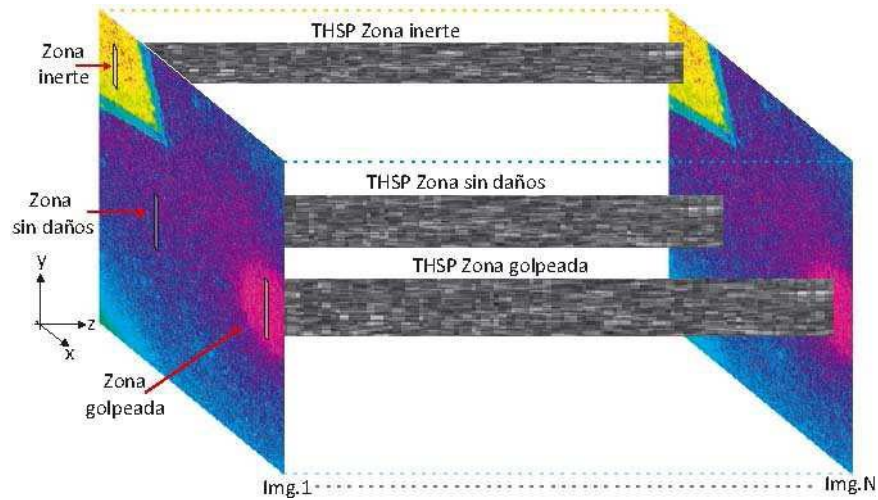


Figura 5.7: Arreglo de imágenes speckle: extracción de cortes bidimensionales de zonas de interés.

En la zona del impacto (a), puede notarse una mayor actividad que en la zona sin daños (b), mientras que la zona del objeto inerte (c) presenta muy baja actividad, tal como se esperaba. La diferencia de brillo de los THSP de (a) y (b) con respecto al de (c) se debe a la diferencia de reflectividad de ambas superficies.

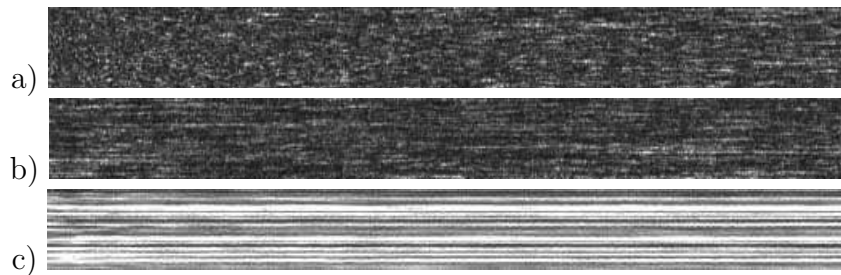


Figura 5.8: Historia temporal de patrones speckle de una muestra de manzana, inmediatamente después de ser impactada: a) zona impactada, b) zona sin daños y c), zona inerte.

Los mencionados THSP, cada uno de los cuales registra la actividad de las tres zonas de interés (sin golpes, golpeada y patrón) en los cinco instantes estudiados (previo al golpe, posterior, 1/2 hora 1 hora y un día después del golpe), se midieron y se organizaron en gráficos de barras. Cada gráfico está agrupado por distancias (1, 2, 5 y 10), para las cuales se miden los cinco instantes. La Fig.

5.9 muestra los resultados obtenidos con los descriptores *entropía de la diferencia* ( $f_{11}$ ), de Haralick y *momento de inercia* (trabajo original). Si bien en este trabajo se ensayaron otros descriptores de matriz de co-ocurrencia, no se incluyeron por carecer de relevancia. En la serie se observan gráficos de barras de la zona golpeada, normalizados al intervalo  $[0, 1]$ , para todos los momentos de observación del fenómeno, calculados para distancias 1, 2, 5 y 10.

En estos gráficos puede notarse el fuerte incremento de actividad representado por la segunda barra, que corresponde al momento inmediato posterior al golpe. Ambos descriptores registran claramente el cambio de actividad debido al daño, pero a la media hora muestran un valor inferior al registrado inmediatamente antes del evento, que no es lo esperado. Sin embargo, los valores obtenidos a la hora por ambos descriptores, muy similares a los anteriores al golpe, muestran una mayor coherencia. Los valores registrados en la última medición, un día después del evento, no se corresponden con los anteriores, por lo tanto, no fueron tenidos en cuenta como una medición válida.

Por consiguiente, de los THSP aportados por esta muestra, con medidas basadas en matriz de co-ocurrencia, no pudo detectarse información relativa a daños en forma concluyente, más allá de la medición obtenida luego de producirse el golpe sobre la superficie de la fruta. Dichas medidas no variaron significativamente con distancias 1, 2, 5 y 10, evidenciando que la frecuencia de muestreo utilizada en la prueba fue adecuada respecto a la dinámica del fenómeno.

En la Fig. 5.10 se presentan las medidas basadas en MM, utilizando filtros por *aperturas* y filtros *alternados*. En ambas gráficas se nota el crecimiento de la actividad en el instante posterior al golpe, pero a diferencia de lo observado con las medidas basadas en matriz de co-ocurrencia, a la media hora se observa un valor

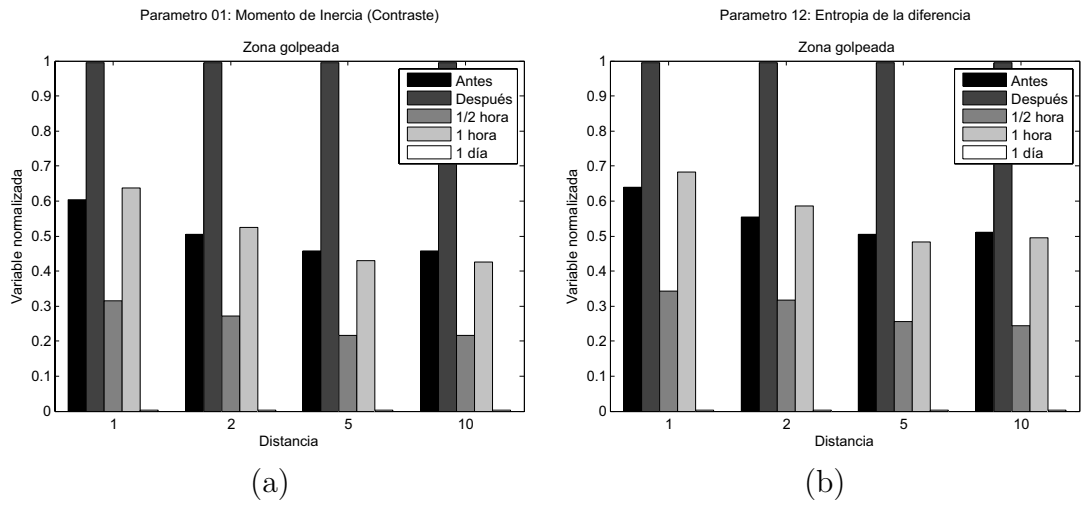


Figura 5.9: Medidas basadas en matriz co-ocurrencia aplicadas a muestras de THSP de zona golpeada para distintos momentos: (a) momento de inercia y (b) entropía de la diferencia, para distancias 1, 2, 5 y 10.

superior al registrado antes del golpe y una hora después sigue observándose considerable actividad, haciendo aún detectable la reacción ocurrida, especialmente cuando se mide con el filtro alternado. Los bajos valores medidos un día después por esta técnica, se corresponden con los obtenidos por los descriptores de matriz co-ocurrencia.

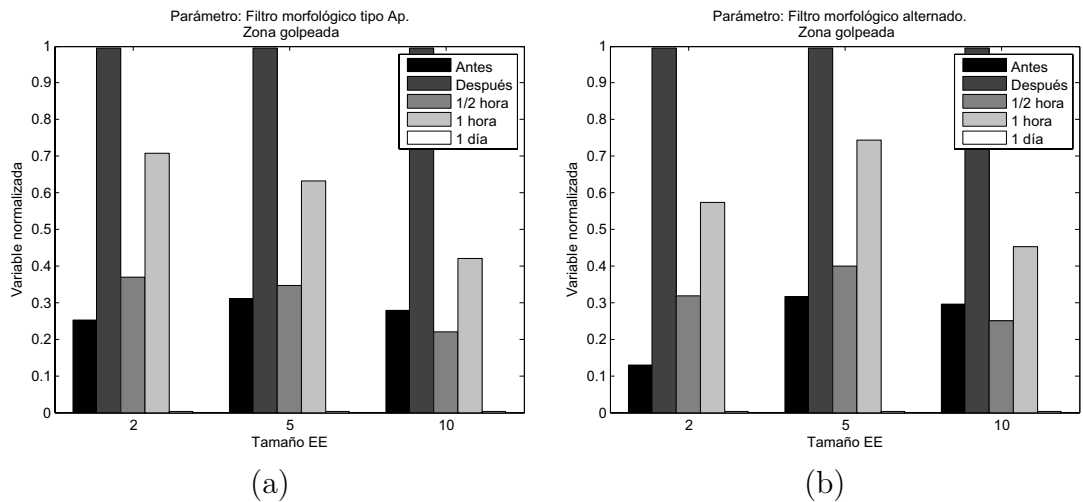


Figura 5.10: Medidas basadas en técnicas de morfología matemática aplicadas a muestras de THSP de zona golpeada para distintos momentos: (a) por aperturas, (b) filtro alternado (apertura-cerradura), para tamaños de EE 2, 5 y 10.

Finalmente, en la Fig. 5.11 se puede observar el resultado de aplicar EP sobre los THSP, con órdenes 2, 3 y 4. Al igual que con los métodos de MM, La diferencia de actividad observada por dicha medida en el momento posterior al golpe es notable. A la media hora vuelve a observarse baja actividad, compatible con lo medido por los métodos de matriz co-ocurrencia. Sin embargo, el día posterior al golpe, la misma medida es similar, sin bien inferior, a la registrada antes del evento, lo cual contrasta con los otros métodos. El valor bajo registrado el día posterior por todos los métodos utilizados en este estudio, a excepción de la EP, parece estar mas ligado a una reducción en la intensidad del láser que a un fenómeno propio de la superficie de la fruta.

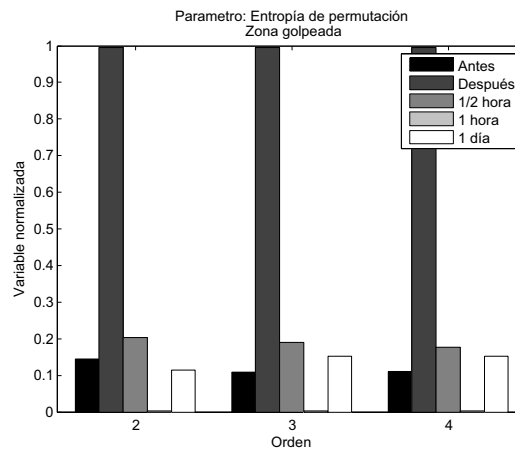


Figura 5.11: Medida basada en la entropía de permutación aplicada a muestras de THSP de zona golpeada para distintos momentos.

Para ponderar la sensibilidad de los métodos implementados se calcula la razón entre las medidas obtenidas *después* del golpe en relación a la medida obtenida *antes* del mismo. En la Tabla 5.3 se resumen los valores obtenidos por las medidas seleccionadas, para su mejor contrastación. En ella se ordenan los métodos de acuerdo a su sensibilidad para medir cambios de actividad en la superficie de la manzana para distintos momentos. Nuevamente, el método basado

<b>Sensibilidad por Método</b>	Después	1/2 hora	1 hora
Filtro alternado (EE=2)	7,69	2,46	4,38
Entropía de permutación (o.=2)	6,67	1,30	–
Aperturas (EE=2)	4,00	1,48	2,84
Momento de inercia (d.=1)	1,66	–	1,07
Entropía de la diferencia (d.=1)	1,56	–	1,06

Tabla 5.3: Ensayo de descriptores de THSP: resumen de resultados ordenados de acuerdo a su sensibilidad para detectar cambios de actividad con respecto al momento previo al golpe. (*Los resultados cuestionados se señalan con “–”.*)

en MM registra una buena performance respecto de los métodos de matriz co-ocurrencia, detectando el cambio hasta una hora de haberse producido. La EP, si bien demuestra una buena sensibilidad al golpe después de ocurrido, no parece registrar el cambio de actividad mas allá de media hora.

#### 5.3.4. Análisis cualitativo: Resultados

En la sub-sección anterior se evaluó el fenómeno bajo estudio en forma cuantitativa, extrayendo muestras de patrones de speckle de cada zona de interés, midiendo su actividad mediante las mismas técnicas empleadas en la Sec. 5.2 y evaluando los descriptores de acuerdo a su sensibilidad. En ésta se adopta un enfoque cualitativo sobre las imágenes de actividad, aplicando herramientas de MM desarrolladas ad-hoc. Las mismas se contrastan con el método el LASCA (Subs. 2.6.3).

Conociendo de antemano la ubicación de las zonas de interés, se comienza realizando un análisis estadístico de las tres áreas de la manzana en estudio sobre el arreglo tridimensional de cuadros de speckle del momento posterior al golpe. Este permitirá evaluar la bondad del método morfológico para segmentar dichas zonas y determinar el tamaño del EE que permite la mejor segmentación.

Con dicho fin, se apela a la distribución de tamaños granulométrica o DTG,



presentada en la Sec. 4.8, la cual permite medir como se distribuye una señal, desde el punto de vista del filtrado granulométrico.

La Fig. 5.12 (a) muestra los gráficos correspondientes al valor medio de la DTG en función del tamaño del EE de una muestra de cada zona estudiada. Dichas curvas no se solapan. Se observa que las curvas de la zona normal y golpeada son cercanas entre sí pero están bien separadas de la zona patrón, lo cual es lógico debido a que ambas presentan una actividad similar.

Para el cálculo del DTG medio se tomaron tres áreas rectangulares de  $10 \times 10$  píxeles, una para cada zona. Se obtuvieron DTGs para EEs de hasta 100 píxeles de ancho y se promediaron. Su forma es similar al de una distribución de probabilidad acumulada, con la diferencia de que su valor no tiende a 1.

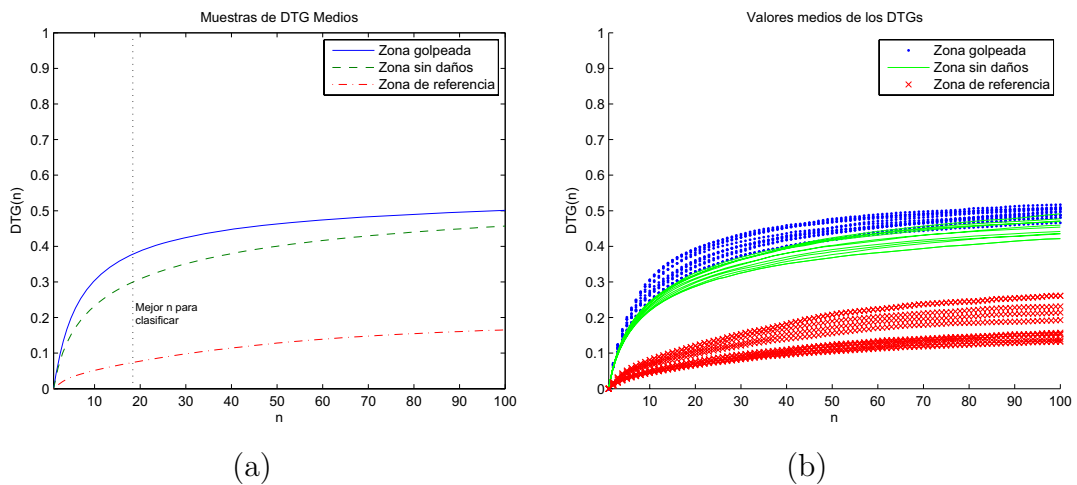


Figura 5.12: (a) DTG medio de tres muestras extraídas de las zonas de interés. (b) Solapamiento de DTG medios calculados sobre 90 ventanas en cada zona de interés.

Se pudo comprobar que para  $DTG(19)$ , se obtiene en promedio, la máxima separación entre las curvas de las áreas normal y golpeada. Por lo tanto, se adoptó dicho valor de EE para obtener las imágenes de actividad.

Para concluir el análisis estadístico, se tomaron 90 ventanas de cada zona

bajo estudio y se calculó la distribución de sus valores medios. En la Fig. 5.12 (b) se pueden observar estos resultados notando que el solapamiento entre las zonas golpeada y sana es mínimo, mientras que la zona de referencia no representa inconvenientes para su segmentación.

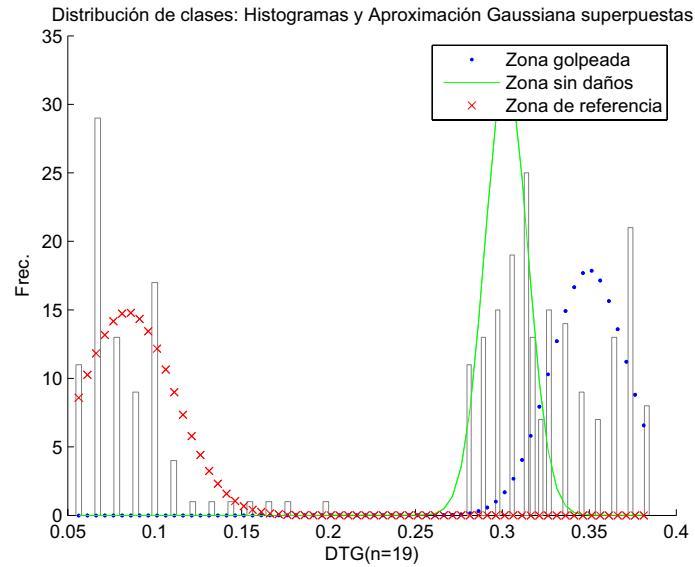


Figura 5.13: Histograma de los DTG medios de cada zona solapados con la distribución Gaussiana teórica.

En la Fig. 5.13 se pueden observar los histogramas de distribución de las tres clases para  $DTG(19)$ , superpuestos con las distribuciones Gaussianas teóricas. De nuevo, se nota claramente la separación entre las zonas normal y golpeada. Si bien algo superpuestas, aún permiten una buena segmentación.

Los resultados del análisis estadístico se tuvieron en cuenta para la obtención de las imágenes de actividad a través de los descriptores morfológicos desarrollados.

Para generar las imágenes de actividad se tomaron los arreglos tridimensionales de los cuadros de speckle previamente almacenados y, repitiendo para cada patrón  $(x, y)$  el cálculo del descriptor morfológico, un filtro basado en aperturas,

se mapeó el resultado de la operación en base a una tabla de pseudo-colores, con la cual se obtuvo una pseudo-imagen *resultado* que describe el nivel de actividad.

Para comprenderlo mejor, el proceso se esquematiza en la Fig. 5.14.

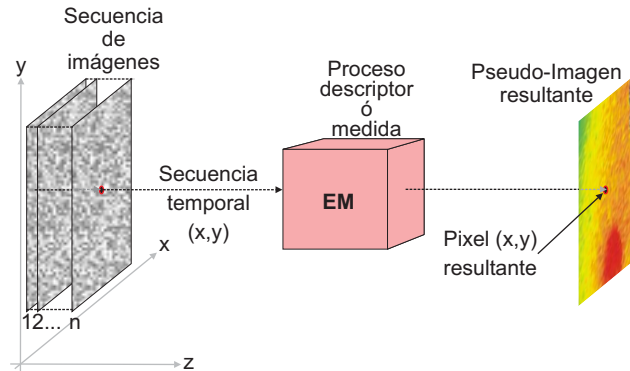


Figura 5.14: Esquema de procesamiento de una imagen de actividad.

A diferencia del análisis cuantitativo, en donde el volumen de información a procesar es reducido -unos 40000 bytes-, para el análisis cualitativo el costo computacional adquiere relevancia, ya que dicho volumen se incrementa típicamente más de 1000 veces. Cuando se quieren desarrollar aplicaciones que operen en tiempo real, la elección de las técnicas y sus algoritmos revisten gran importancia. En ese sentido, los métodos basados en MM presentan ventajas sustanciales con respecto a las existentes [BH07, BABR08]. Este tema se discute en la Sección 5.6.

En la Fig. 5.15 se observan las imágenes de actividad speckle obtenidas al aplicar filtros morfológicos alternados sobre los arreglos tridimensionales. Las mismas se representan en forma tridimensional, siendo los ejes  $x$  e  $y$  las coordenadas espaciales de los cuadros de speckle y el eje  $z$  el que registra el nivel de actividad.

Para una mejor comprensión la escala se ha normalizado al intervalo  $[0,1]$ . La paleta de colores también está normalizada, siendo los colores cercanos al rojo los

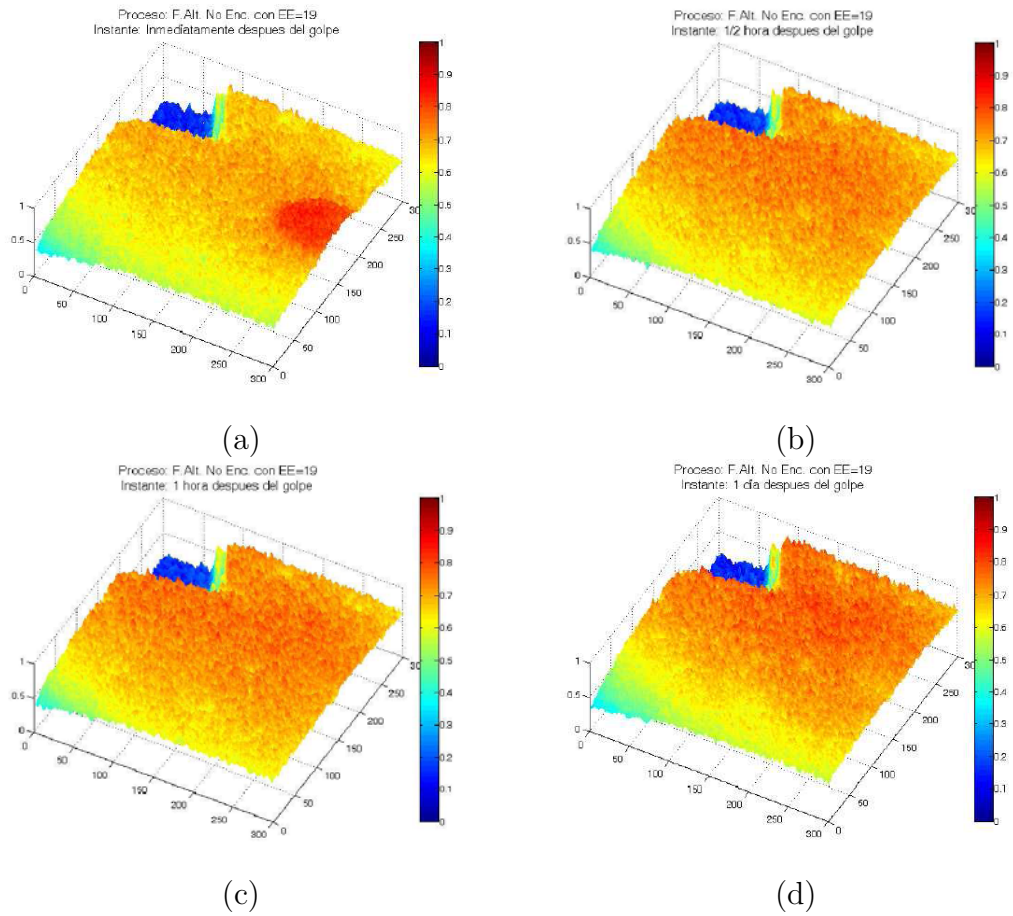


Figura 5.15: Imágenes de actividad en una porción de la superficie de una manzana aplicando técnicas de MM (Filtros alternados no encadenados): (a) inmediatamente después del golpe, (b) 1/2 hora después, (c) 1 hora después y (d) 1 día después.

que denotan mayor actividad, mientras que los azules lo contrario.

El golpe producido sobre la superficie de la fruta se observa claramente en la imagen (a) en color predominantemente rojo, rodeado por la zona no afectada en colores más cercanos al amarillo.

También pueden observarse pequeñas formas circulares de color naranja oscuro (unas cuatro o cinco) sobre la zona sin daños, de origen desconocido, que no son accidentales. El elemento inerte, ubicado en uno de los vértices de la imagen, posee un color azul bien definido que marca la ausencia de actividad. El aumento repentino de actividad en la zona impactada no se logra visualizar en las restantes imágenes (b)-(d), que van desde la primera 1/2 hora hasta 1 día después del

impacto.

Para contrastar los mencionados resultados se utilizó el método LASCA, cuyas imágenes, anterior y posterior al golpe, se muestran en la Fig. 5.16. Por las características de esta técnica, cuanto mayor es la actividad más bajo es el nivel de color, por eso la zona del golpe, apenas visible, es la más oscura. El resultado obtenido con este método fue muy pobre. Tampoco pudieron observarse vestigios de actividad en la zona del impacto mas allá del instante posterior al mismo.

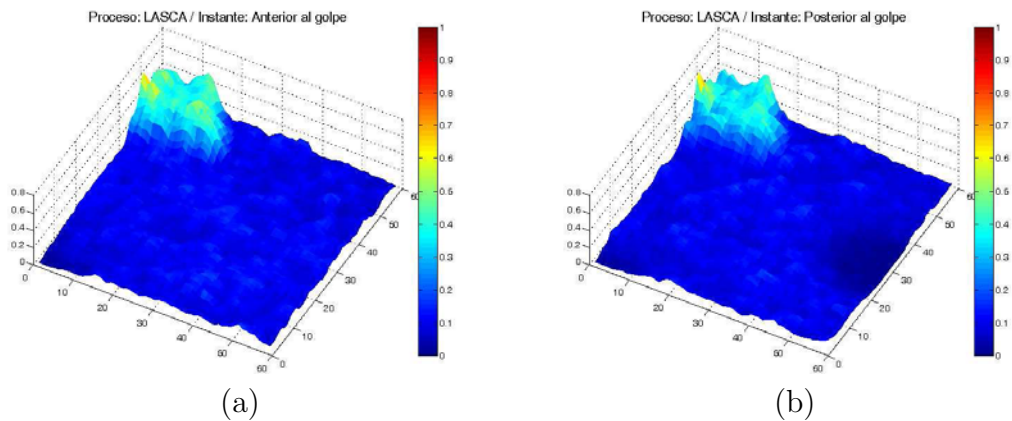


Figura 5.16: Imágenes de actividad en una porción de la superficie de una manzana aplicando la técnica LASCA con ventanas de 5 x 5: (a) antes de producirse el golpe, (b) inmediatamente después.

### 5.3.5. Conclusiones

En esta sección se han estudiado imágenes de actividad de manzanas con muestras obtenidas durante el trabajo original de Pajuelo *et al*, quienes analizaron la utilización de técnicas de interferometría speckle para la valoración de daños en frutas, específicamente en manzanas de la variedad *deliciosa roja*.

Para abordar el problema se realizó, en primera instancia, un análisis cuantitativo de la historia temporal de patrones de speckle de todas las muestras disponibles, que iban desde el momento previo a producirse el impacto hasta un día después del hecho.

En dicho análisis se volvieron a usar descriptores de matriz de co-ocurrencia pero, teniendo en cuenta las conclusiones obtenidas en la Sec. 5.2, se restringió su uso al *momento de inercia* (trabajo original) para su contrastación y a la *entropía de la diferencia*. Al igual que en la mencionada sección se ensayaron la *entropía de permutación* y los filtros morfológicos basados en *apertura* y en *apertura-cierre*.

Las medidas de la matriz de co-ocurrencia registraron resultados similares, detectando un aumento de actividad inmediatamente después del golpe, pero a la media hora midieron un valor de actividad menor al momento inicial (anterior al golpe), lo cual fue considerado medida inválida, y a la hora registraron un valor similar al inicial, no pudiendo reconocerse mayor actividad.

La *entropía de permutación* registró una variación de actividad significativa con posterioridad al golpe al igual que las medidas anteriormente citadas, pareció registrar alguna diferencia a la media hora, pero falló al detectar actividad a la hora del golpe.

Sin embargo, las mediciones realizadas sobre los THSP empleando técnicas de MM fueron más alentadoras, ya que permitieron registrar actividad hasta una hora después del impacto (ver Tabla 5.3.3). Este hecho deberá ser validado en pruebas posteriores.

Para todos los métodos ensayados la medida de actividad del día posterior fue muy baja, hecho que puso en duda su validez. Dicho resultado pareció estar ligado a una reducción en la intensidad del láser.

El análisis cualitativo realizado en la Subsec. 5.3.4 tuvo como objetivo determinar si las imágenes de actividad podrían ser herramientas válidas para observar el fenómeno estudiado y durante cuánto tiempo el mismo podría ser visible.

El experimento mostró que el impacto genera una reacción por debajo de la

piel de la fruta en forma inmediata, ocasionando consecuencias que no son visibles a simple vista al comienzo, pero que terminarán por acelerar el proceso de maduración en esa zona de la manzana.

Las imágenes de actividad obtenidas para el momento posterior al golpe mediante técnicas de MM fueron relevantes, mostrando con detalle las zonas de interés, incluyendo unas pequeñas formas circulares sobre la zona sin daños, de origen desconocido no accidental, que pocos métodos han detectado a la fecha de realizarse este experimento. Esta medida ha igualado o superado los resultados obtenidos por las imágenes de actividad de métodos empleados en trabajos anteriores ([PRA04, SART05, FK06], más cálculo intensivos).

Todos los trabajos realizados hasta la fecha, con imágenes de actividad, han arrojado resultados similares en cuanto a que no han sido capaces de observar el fenómeno más allá del momento posterior de ocurrido el impacto sobre la fruta. Pruebas posteriores realizadas durante el transcurso de esta tesis sobre 30 manzanas de la variedad *Granny Smith* arrojaron resultados similares.

## 5.4. Análisis de Viabilidad en Semillas

### 5.4.1. Introducción

La valoración de la viabilidad, o potencial de germinación, es un tema importante en la producción y comercialización de semillas. Se han desarrollado muchas pruebas para determinar estas propiedades, pero los resultados, dependiendo de la técnica, en general no han sido consistentes en el sentido de arribar a las mismas conclusiones.

La prueba de viabilidad más simple consiste en contar el número de semillas germinadas en un lote. Los resultados de este análisis se obtienen entre 4 y 28 días dependiendo del tipo de semilla.

Otro método utilizado es el denominado test de Tetrazolium [AOS83, HS93]. Las semillas se humectan previamente con agua, se las corta en mitades para exponer su embrión y luego se humedecen en una solución al 0,1 – 1,0% de *clorhidrato de trifenil tetrazolium* (TTC). En presencia de tejido vivo el TTC se reduce a *trifenil formazan*, compuesto que da la coloración roja al embrión, mientras que los tejidos “no-vivos” permanecen descoloridos. Los resultados de este test se obtienen entre 24 y 48 horas. La reacción se lleva a cabo en las áreas de células vivas que desechan hidrógeno en el proceso de respiración.

En este contexto, la evaluación de técnicas de interferometría láser como herramienta para el análisis de semillas parecen ser un enfoque adecuado por sus ventajas metodológicas comparativas. Se destaca el tiempo reducido de la prueba, dado que adquirir una secuencia de imágenes de actividad speckle y su posterior procesamiento toma minutos, mientras que las pruebas tradicionales llevan días.

En la Fig. 5.17 (a) se muestra el esquema de una semilla de maíz típica con sus elementos constitutivos.

Esta semilla es monocotiledónea. Este único cotiledón está directamente relacionado con la nutrición del embrión dentro de la semilla, dado que produce enzimas que ayudan a solubilizar las sustancias de reserva para que puedan ser aprovechadas por el embrión. El embrión ocupa el tercio inferior de la semilla y se encuentra rodeado por una sustancia harinosa: el endosperma. El tegumento seminal protege al embrión y las sustancias de reserva.

Al observar el embrión puede distinguirse el pequeño cotiledón que se halla adosado al endosperma, unido al talluelo por el nudo cotiledonal, la plúmula que



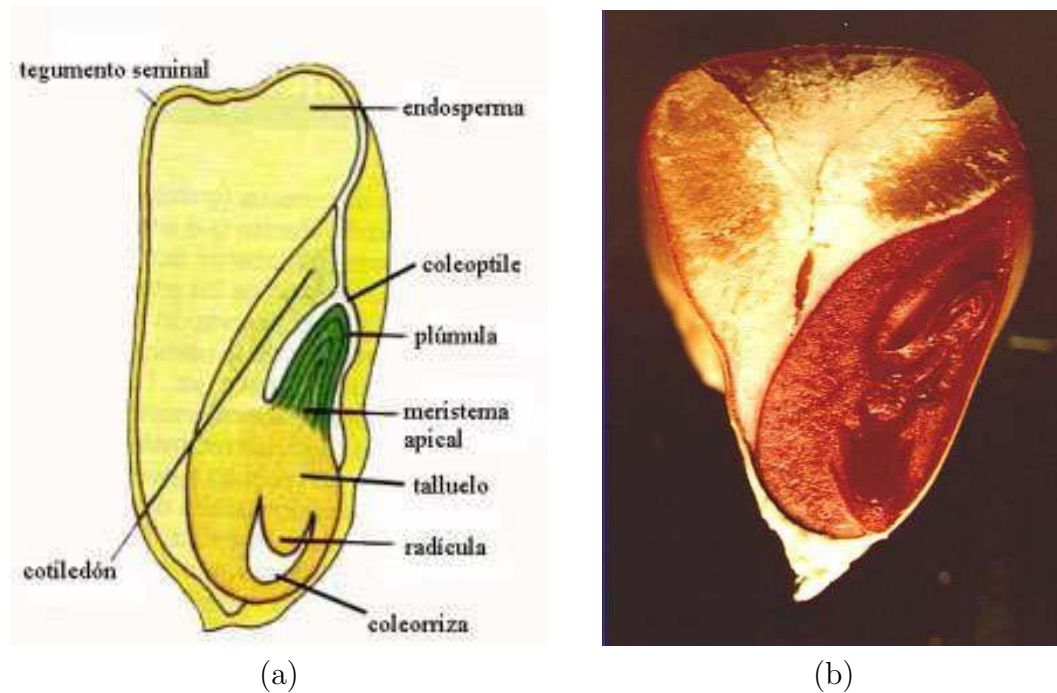


Figura 5.17: (a) Principales elementos constitutivos de una semilla. (b) Semilla de maíz cortada a la mitad y luego teñida con tetrazolium. Se destaca su embrión en color rojo intenso.

producirá las primeras hojas, la radícula que formará la raíz primaria y el talluelo que dará origen al tallo.

En la Fig. 5.17 (b) se observa la fotografía de una semilla cortada a la mitad y luego teñida con tetrazolium. El color rojo intenso del embrión señala un tejido formado por células vivas con una performance de viabilidad muy alta.

Tomando como base un trabajo de aplicación de bancos de filtros pasa-banda realizado por Sendra *et al* [SART05], quienes emplearon datos experimentales de una investigación previa de Braga *et al* [BDFB<sup>+</sup>03] sobre un estudio de viabilidad de semillas, y teniendo en cuenta que las técnicas de MM hacen un filtrado selectivo de acuerdo al tamaño y forma del EE, resulta de interés ahondar en el análisis de estas características.

### 5.4.2. Experimentos

El banco experimental armado para obtener las imágenes de speckle subjetivo es similar al empleado en la Sec. 5.3 (ver Fig. 5.6). Mediante un láser He-Ne de baja potencia ( $10mW, \lambda = 633nm$ ) se iluminaron las muestras. Las imágenes speckle subjetivas fueron formadas por un objetivo (longitud focal  $f = 50mm$ ), para lograr que la medida de los granos speckle promedio cubra varios píxeles. Se usó un nivel de iluminación bajo de modo que el efecto de irradiación sobre la muestra fuera despreciable. La iluminación del láser se ajustó para mantener constante la intensidad media en la imagen durante toda la prueba.

Mediante una cámara CCD conectada a una placa de adquisición, se almacenaron imágenes sucesivas en una PC ( $480 \times 256$  píxeles en 256 niveles de gris), cada 6 seg. aproximadamente, tomando secuencias de 100 imágenes. Dichas secuencias fueron almacenadas en arreglos tridimensionales ( $480 \times 256 \times 100$  píxeles) para su procesamiento.

Las semillas investigadas fueron humectadas y tratadas con una solución 1 : 1000 de fungicida Captan. Posteriormente fueron cortadas en mitades para separar ambos cotiledones.

### 5.4.3. Resultados

Se efectuó un estudio similar al realizado sobre imágenes de actividad de manzanas, Subsec. 5.3.4, con el objetivo de analizar la potencialidad de los métodos de MM, como herramienta visual, para estudiar el poder de germinación de semillas.

En esta oportunidad se recurrió a un filtrado selectivo, basado en operaciones de apertura, con tamaños de EE lineales de tamaño: 2, 10 y 20 píxeles.

La Fig. 5.18 muestra los resultados obtenidos al procesar las imágenes de

actividad de una semilla de maíz, variedad *Flint*. La paleta de colores fue normalizada al intervalo  $[0, 1]$  para una mejor visualización. Los colores cercanos al rojo describen mucha actividad, mientras que los cercanos al azul lo contrario. Las imágenes se representan en forma tridimensional, siendo los ejes  $x$  e  $y$  las coordenadas espaciales de los cuadros de speckle y el eje  $z$  el que registra el nivel de actividad.

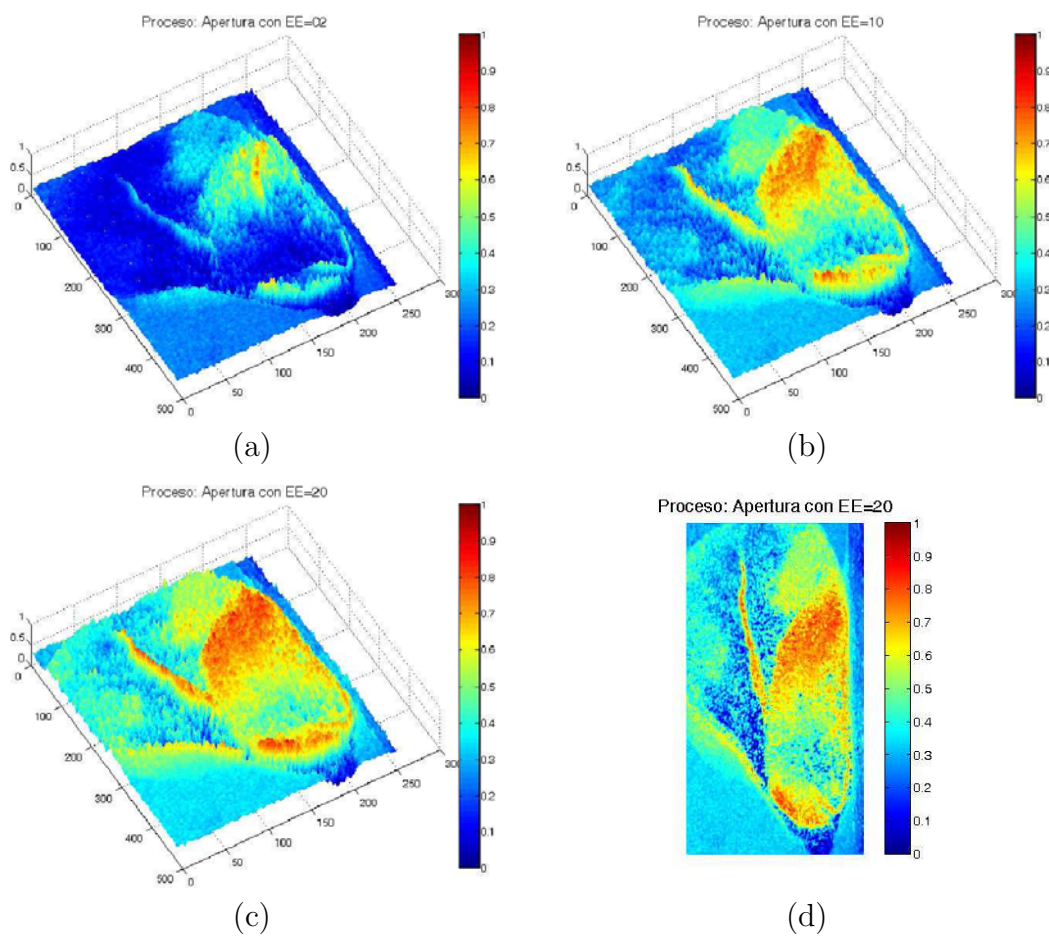


Figura 5.18: Imágenes de actividad de una semilla de maíz, variedad *Flint*, a través de la aplicación de aperturas con EE lineales de tamaño: (a) 2 píxeles, (b) 10 píxeles, (c) 20 píxeles y (d) 20 píxeles, vista frontal.

En (a) se observa el resultado de aplicar un filtro por apertura con un  $EE = 2$ , habiéndose producido la segmentación selectiva del endosperma junto al cotiledón. En (b) se observa, en la mitad superior de la semilla, el talluelo a punto de surgir, al centro en colores cercanos al rojo el cotiledón y en la parte inferior

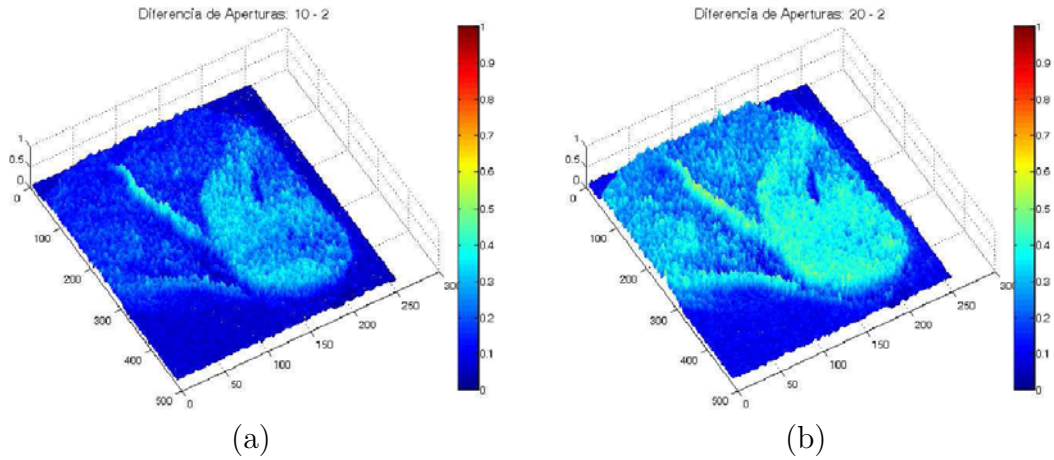


Figura 5.19: Imágenes de actividad diferenciadas de una semilla de maíz, variedad *Flint*: (a) sustracción de imágenes con  $EE=10$  y  $EE=2$ , (b) sustracción de imágenes con  $EE=20$  y  $EE=2$ .

la radícula bastante desarrollada. En (c) y (d) se observa la semilla con todas sus partes, correspondiente a un filtrado con un  $EE = 20$ . Comparando las figuras, es posible distinguir el filtrado selectivo que se produce al variar el tamaño del  $EE$ .

Tal como se vio en el Cap. 4, los filtros morfológicos filtran de acuerdo al tamaño del  $EE$ , así como un tamiz de partículas deja pasar objetos de tamaño menor o igual al orificio del tamiz. Luego, sustrayendo imágenes, producto de  $EE$  distintos, es posible diferenciar zonas que se encuentren dentro de un rango granulométrico determinado.

En la Fig. 5.19 se observan las sustracciones de las imágenes (b)-(a) y (c)-(a) de la Fig 5.18. En el primer caso, se obtuvo una imagen que contiene solo texturas entre 2 y 10 píxeles, mientras que en el segundo, entre 2 y 20 píxeles.

En (a) se ha extraído el embrión en su conjunto junto al talluelo, mientras que en (b) se agrega el endosperma.

En las Figs. 5.20 y 5.21, se observan resultados similares, obtenidos con otra muestra de maíz, variedad *dentado*.

En esta segunda muestra también se nota un filtrado selectivo por áreas de actividad. Se debe tener presente, que un EE estrecho extrae sólo picos angostos, relacionados con las variaciones más rápidas, mientras que un EE más ancho, extrae picos más anchos junto con los más angostos, filtrando un franja de speckles que van desde los más rápidos hasta algunos con menor o igual actividad.

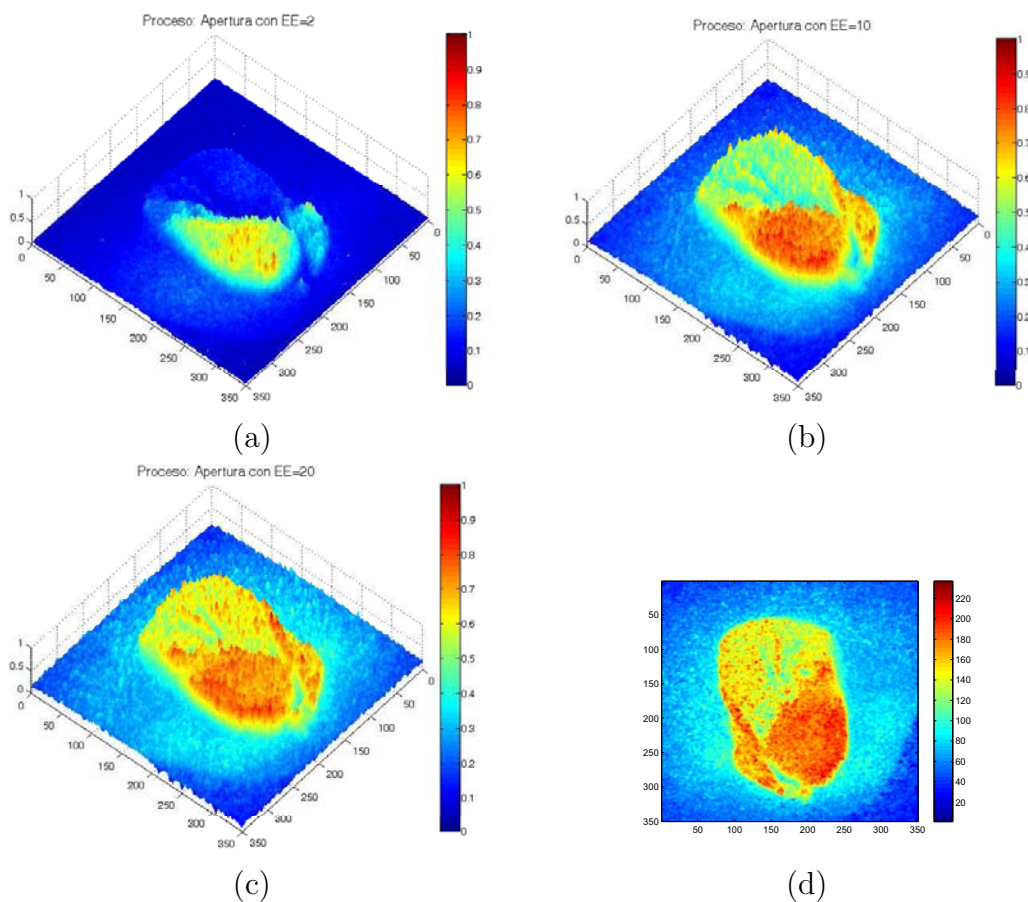


Figura 5.20: Imágenes de actividad de una semilla de maíz, variedad *dentado*, a través de la aplicación de aperturas con EE lineales de tamaño: (a) 2 píxeles, (b) 10 píxeles, (c) 20 píxeles y (d) 20 píxeles, vista frontal.

#### 5.4.4. Conclusiones

Para este análisis se tomaron como base los datos experimentales de un trabajo previo de Braga *et al* [BDFB<sup>+</sup>03], en el que se realizó un estudio de viabilidad de semillas aplicando técnicas de interferometría speckle. Dado que las técnicas

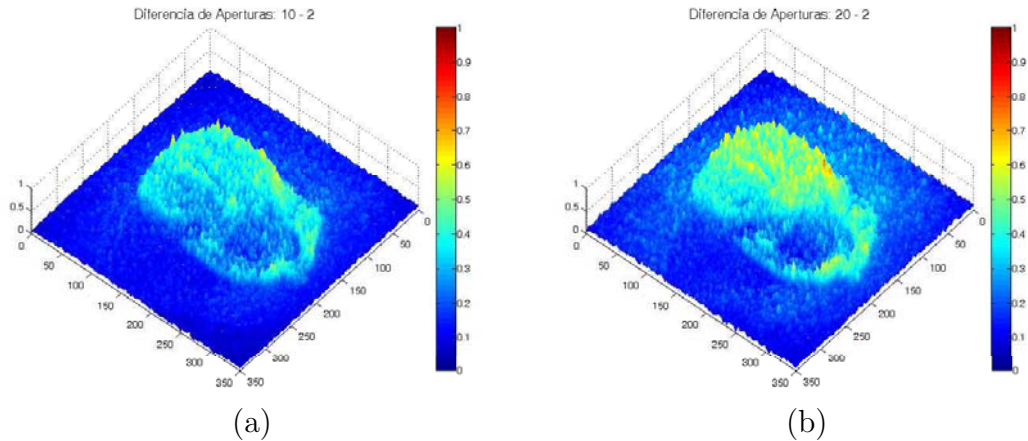


Figura 5.21: Imágenes de actividad diferenciadas de una semilla de maíz, variedad *dentado*: (a) sustracción de imágenes con  $EE=10$  y  $EE=2$ , (b) sustracción de imágenes con  $EE=20$  y  $EE=2$ .

de MM permiten hacer un filtrado selectivo, y teniendo como antecedente una publicación sobre uso de bancos de filtros de Butterworth para descomponer señales de bio-speckle en bandas espectrales [SART05], resultó de interés ahondar en el análisis de las mencionadas características. Por otro lado, debido a la cantidad de elementos que constituyen una semilla, es relevante encontrar métodos que permitan un estudio más localizado y, en lo posible, que aporten mayor información sobre viabilidad.

Con dicho objetivo se ensayaron imágenes de actividad de muestras de semillas de maíz, almacenadas previamente en arreglos tridimensionales. Se aplicaron filtros por apertura a la señal temporal, correspondiente a la variación de intensidad de cada píxel dentro del arreglo. El proceso se repitió variando los tamaños del EE del filtro, para estudiar la influencia de este parámetro en la segmentación de distintas zonas de interés de una semilla, teniendo en cuenta que la actividad speckle está directamente ligada a la velocidad de las variaciones de intensidad.

Aprovechando que los filtros morfológicos filtran las señales en forma selectiva de acuerdo al tamaño del EE, como si fueran un tamiz de partículas, mediante la

substracción de imágenes previamente filtradas pudieron extraerse características presentes dentro de un rango granulométrico determinado.

Tanto las imágenes obtenidas con el filtrado morfológico, como las que resultaron de la diferencia de las mismas, registraron muy buen comportamiento, en cuanto a distinguir algunos elementos constitutivos de la semilla y reconocer zonas de acuerdo a su nivel de actividad. Al dotar a la herramienta la visualización de pseudo-colores, se facilitó la comprensión de los resultados, colaborando con reconocimiento de las partes de la semilla.

Si bien se deben realizar mas pruebas, esta herramienta, usada individualmente o en conjunto con otros filtros selectivos tales como los frecuenciales, parece tener potencial para complementarse con las técnicas actuales al reducir notablemente la obtención de resultados.

## **5.5. Determinación de Humedad en Pescado**

### **5.5.1. Introducción**

En esta sección se propone una nueva técnica para la determinación de humedad en el secado de pescado, mediante técnicas de interferometría speckle, utilizando filtros de MM para determinar la actividad de los patrones temporales en muestras de filets de pescado, con el propósito de estudiar su potencial para la medición en tiempo real de humedad.

El secado es una de las primeras técnicas usadas por el hombre para conservar

alimentos, ya que al reducir su contenido de agua, se inhibe el desarrollo de microorganismos y una serie de reacciones típicas de los productos muy hidratados. Un contenido de humedad en el pescado menor al 15 % previene el crecimiento de muchos organismos causantes de deterioro, mientras que por debajo del 10 % suprime completamente el moho. Los costos del secado se compensan por el valor agregado del producto final y por la reducción de costos de transporte y almacenaje, a consecuencia del menor volumen y peso del producto seco.

El pescado es un alimento altamente perecedero, que se deteriora con rapidez si no se lo maneja adecuadamente. El pescado fresco congelado es deteriorado generalmente por bacterias, pero el pescado seco, usualmente por hongos [Jay92].

El salado como método de preservación ha sido usado durante siglos en muchas regiones alrededor del mundo tales como Asia, Europa y América Latina. La simplicidad del proceso de secado, el bajo costo de producción y la facilidad con la cual se combina con otros métodos de preservación, como el ahumado, lo ha popularizado extendiendo su uso a nivel global [BSD<sup>+</sup>91].

En el proceso usual de secado-salado, el pescado es eviscerado, limpiado, lavado, secado mediante cloruro de sodio ( $ClNa$ ), apilado en contenedores con  $ClNa$  entre las piezas, almacenado para un periodo adicional de salado o período de curado, y entonces secado usando luz solar o cámaras de secado artificial, con condiciones de temperatura y humedad controladas. El período de salado depende de varios factores que incluyen el madurado deseado, la especie de pescado, la cantidad de sal y la temperatura de almacenamiento.

La medición del secado en alimentos es una tarea tediosa, de naturaleza mayormente manual, que requiere tomar muestras a lo largo del proceso para pesarlas (método gravimétrico), por lo que encontrar nuevas herramientas, en lo posible no



destructivas y no invasivas, es de interés tecnológico. Dicha medición sólo arroja resultados sobre la pérdida de peso debida a la eliminación de agua, sin dar mayor información acerca de otros procesos que pudieran acompañar a este fenómeno.

### 5.5.2. Experimentos

La Fig. 5.22 muestra en forma esquemática el banco experimental montado por el autor en el Laboratorio Láser de la Facultad de Ingeniería (UNMDP) para la medición de actividad en pescado. En la Fig. 5.23 se pueden observar fotografías del banco desde distintos ángulos, tomadas momentos antes de iniciar las pruebas.

Se empleó un láser He-Ne ( $5mW$ ,  $\lambda = 633nm$ ) de baja potencia, estableciendo un haz divergente expandido para poder cubrir una región amplia de la muestra y se atenuó con un filtro de densidad neutra, iluminando el objetivo con un ángulo aproximado de  $45^\circ$ . El haz de luz incidente cubrió unos  $4mm^2$ , pero se percibió una luminosidad que abarcaba unos  $15mm^2$ , debido al carácter traslúcido de la carne de pescado. Se verificó que la medida de los granos speckle promedio cubriera varios píxeles.

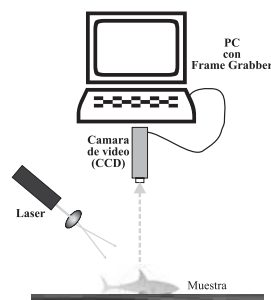


Figura 5.22: Esquema del banco experimental.

Mediante una cámara CCD sin sistema óptico, para una medición objetiva, ubicada a unos  $40cm$  de distancia de la superficie del filet y conectada a una placa de adquisición, se almacenaron imágenes sucesivas en una PC. Se usó un

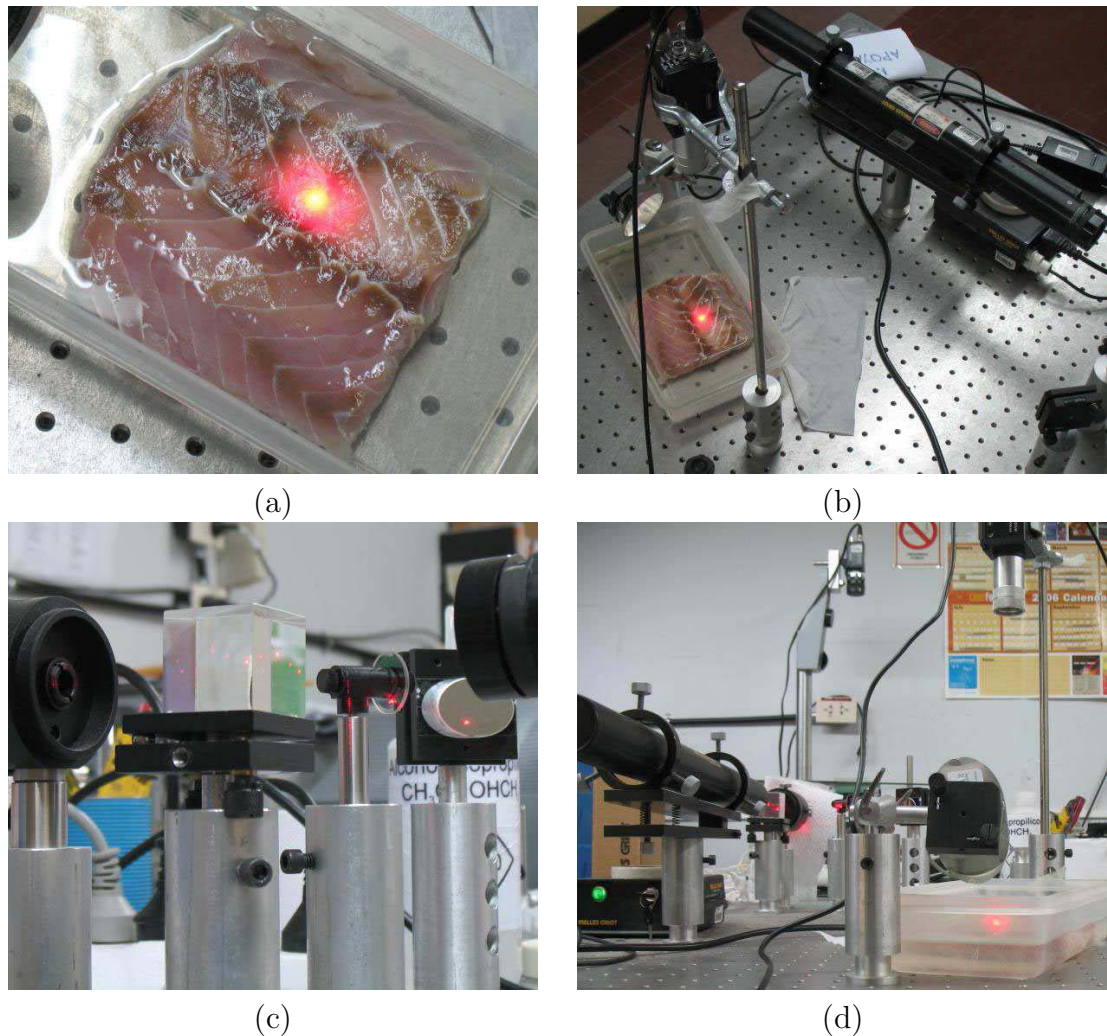


Figura 5.23: Banco experimental montado en el Laboratorio láser (*Facultad de Ingeniería - UNMDP*): (a) muestra de filete de *palo rosado*, (b) vista superior, (c) detalle de expansor y filtro atenuador y (d) vista lateral.

nivel de iluminación bajo de modo que el efecto de irradiación sobre la muestra fuera despreciable. La iluminación del láser se ajustó para mantener constante la intensidad media en la imagen durante toda la experiencia.

Las mediciones fueron realizadas en un laboratorio sin aire en movimiento ni paredes colindantes al exterior, manteniendo la temperatura en el mismo entre  $20$  y  $22^{\circ}C$  y la humedad relativa ambiente entre  $40$  y  $60\%$ , a lo largo del experimento. Se emplearon muestras de filets de tiburón fresco de la variedad palo rosado, previamente limpiadas y lavadas, de un tamaño aproximado de  $10 \times 12 \text{ cm}$ , por

15mm de espesor. Posteriormente se introdujeron en un recipiente plano con salmuera para iniciar el proceso de salado, teniendo cuidado de que el líquido no cubriera la cara superior de la muestra para no interferir con la iluminación láser.

Las condiciones ambientales del laboratorio no fueron modificadas en ningún momento, ni se forzó aire sobre la muestra, por lo que el mismo fue natural y sólo determinado por las condiciones de humedad, temperatura y presión imperantes en el ambiente durante la prueba.

Se adquirieron secuencias de imágenes en distintos momentos a lo largo del experimento. Las mismas consistieron en tandas de 256 imágenes, cada 0,05s aproximadamente, de 128x128 píxeles en 256 niveles de gris, lo cual tomaba unos 12,8s. Teniendo en cuenta que el proceso de secado dura varias horas, se puede suponer que cada tanda reflejó el estado de la muestra para un instante dado (proceso estacionario).

### 5.5.3. Resultados

Para construir las imágenes de patrones temporales de speckle se agruparon las columnas centrales de los cuadros obtenidos a lo largo del ensayo. En la Fig. 5.24 se observan tres patrones THSP obtenidos al comienzo, a casi dos horas de iniciada la prueba y al final de la misma, transcurridas casi 6 hs. En ellas, puede observarse la evolución de la actividad speckle a lo largo del tiempo, yendo de mayor a menor, a medida que el contenido de humedad en el espécimen se reduce.

Para caracterizar a los patrones temporales se aplicó un filtro morfológico basado en aperturas a cada fila de la imagen y luego se promedió. Este proceso se repitió para todas las imágenes de THSP registradas durante el experimento.

Para contrastar las mediciones realizadas se tomaron pequeñas muestras de fillet de la misma salmuera, en forma coincidente con la adquisición de las imágenes,

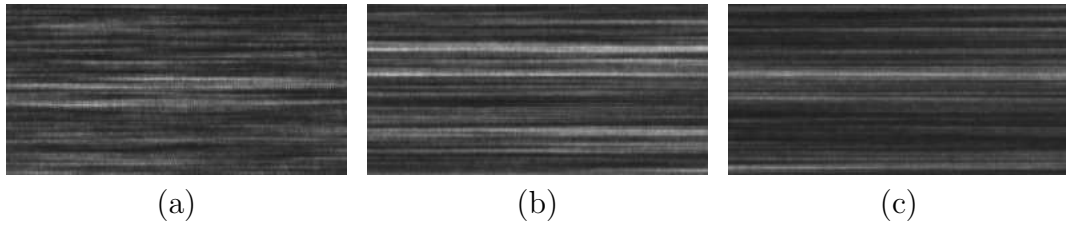


Figura 5.24: Imágenes de THSP pertenecientes a una muestra de pescado, para los instantes: (a)  $t=0$ , (b)  $t=116$  mins. y (c)  $t=350$ min.

y se las almacenó y etiquetó en pequeñas bolsas cerradas herméticamente.

Luego de concluido el experimento, se pesaron las muestras con una balanza electrónica de  $0 - 3000gr$  de capacidad y una precisión de  $\pm 0,01gr$ . y posteriormente se secaron a  $105^{\circ}C$  durante  $12hs$  y se volvieron a pesar. Para determinar el contenido de humedad en base seca se empleó la siguiente ecuación:

$$H = \frac{P_H - P_S}{P_H} \quad (5.3)$$

donde  $P_H$  es el peso de la muestra húmeda y  $P_S$  el peso de la muestra seca.

En la Fig.5.25 se muestran solapados los resultados obtenidos por la determinación gravimétrica junto al método morfológico aplicado a las imágenes THSP, para uno de los ensayos. Los valores obtenidos por pesaje se ajustaron a una curva exponencial de tipo  $a \cdot e^{b \cdot x}$ , la cual se incluye en el gráfico (en rojo) junto a los intervalos de confianza al 95 %.

Se observa una buena correspondencia entre ambas técnicas de determinación para la mayoría de las mediciones, si bien algunas quedaron fuera del intervalo del 95 % debido, probablemente a pequeñas variaciones en la iluminación.

En la Fig. 5.26 se muestra otro ensayo realizado tres días después con una segunda muestra de la misma especie, con condiciones de temperatura y humedad similares.

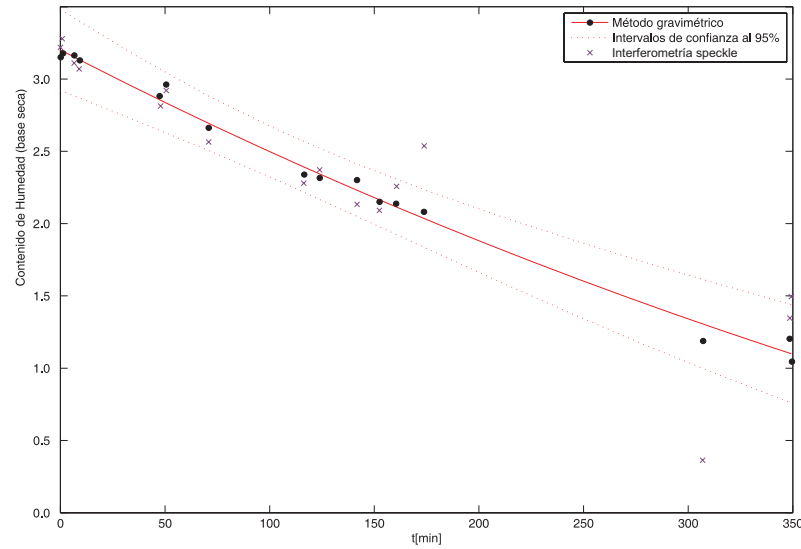


Figura 5.25: Muestra 1: medición de contenido de humedad por métodos gravimétrico e interferometría speckle. Ajuste a curva exponencial  $y = 0,116 \cdot e^{-(1,65e-3) \cdot x}$

#### 5.5.4. Conclusiones

La aplicación de técnicas de speckle dinámico para la caracterización de distintas actividades biológicas se ha abordado empleando diferentes métodos [BW95, PBR<sup>+</sup>03, FK06, PRA04, BBR05] con resultados prometedores. En este trabajo se evaluó su viabilidad como técnica para la determinación del contenido de humedad en el proceso de secado de pescado. Los resultados preliminares indican su factibilidad, si bien se requieren más pruebas para su validación y para su implementación práctica.

Las ventajas de esta herramienta con respecto a la gravimétrica son importantes, teniendo en cuenta que la técnica speckle implementada es no invasiva y de medición casi inmediata, con la potencialidad de detectar otros fenómenos más complejos que pudieran desarrollarse en la superficie y en el interior de los alimentos durante el proceso de secado, si bien su estudio estuvo fuera del alcance de este trabajo.

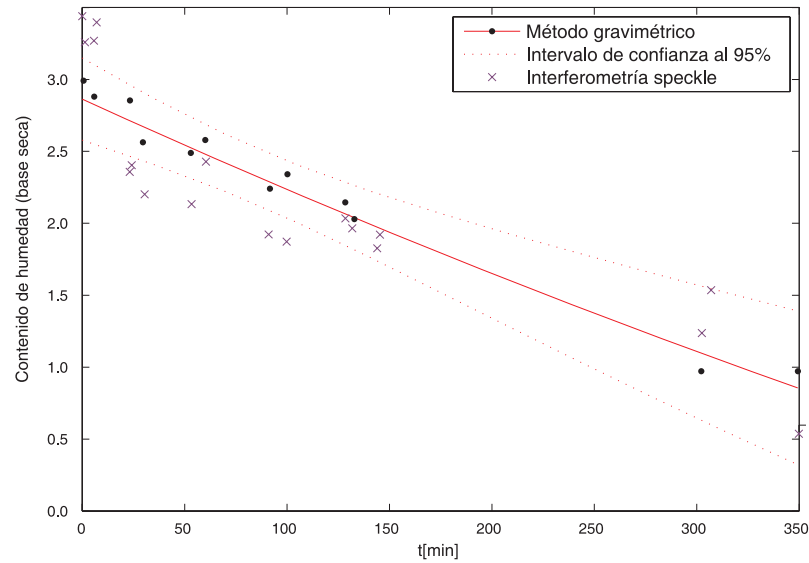


Figura 5.26: Muestra 2: medición de contenido de humedad por métodos gravimétrico e interferometría speckle. Ajuste a curva exponencial  $y = 0,178 \cdot e^{-(1,73e-3) \cdot x}$

## 5.6. Filtrado Morfológico Mediante Lógica Programable

### 5.6.1. Introducción

En la presente sección se evalúa la factibilidad de implementación de un dispositivo electrónico, basado en *Lógica Programable*, que realice operaciones de filtrado morfológico en *tiempo real*, para el procesamiento de señales de speckle dinámico. Este trabajo fue realizado por el autor [BABR08], con recursos del *Laboratorio de Componentes (UNMDP)*.

Para testear la aplicación se empleó el conjunto de datos existentes (ver Sec. 5.3), relacionado con el estudio de regiones golpeadas en frutas.

Antes de describir el desarrollo mencionado se hace una breve introducción a la lógica programable.

### 5.6.2. Lógica Programable

Un dispositivo lógico programable es un circuito integrado, formado por una matriz de puertas lógicas y flip-flops<sup>1</sup>, que proporciona una solución al diseño de forma análoga a las soluciones producidas por suma de productos, productos de sumas y multiplexores<sup>2</sup>.

Un paso gigante en la evolución de los dispositivos programables fue la aparición de las FPGA (*Field Programmable Gate Array*). Una idea simple y revolucionaria: integrar en una sola pastilla los elementos necesarios para realizar circuitos digitales, junto con los mecanismos para su interconexión, de forma tal que posteriormente el usuario lo pueda configurar para una determinada aplicación. Esto permitió obtener un circuito integrado que realiza una función específica en cuestión de horas.

Los dispositivos lógicos programables tienen la ventaja de una realización física inmediata y una re-programabilidad virtualmente infinita. El costo para volúmenes de producción pequeños y medianos es también muy conveniente, comparándolo con otras tecnologías.

La lógica programable se acomoda especialmente a los países en desarrollo por la baja inversión inicial, por la posibilidad de fabricar series reducidas e incluso unitarias, por la reducción de la diversidad de stock y por la reusabilidad de los componentes que permite cubrir con pocos productos el espectro completo de aplicaciones.

Estos dispositivos pueden ser programados y re-programados por el diseñador en su laboratorio, haciendo que la depuración, la prueba y la actualización del *hardware* sea mucho más rápida, con la consecuente baja en el costo de diseño.

---

<sup>1</sup>Circuito electrónico digital, también llamado multi-vibrador bi-estable, el cual posee dos estados lógicos estables. Éste permite almacenar un *bit* de información.

<sup>2</sup>Circuito electrónico que permite enrutar hacia su salida una de varias entradas ( $2^n$ ) mediante una combinación lógica aplicada a sus  $n$  líneas de control.

En la actualidad la capacidad de los dispositivos lógicos programables es tal que se pueden implementar sistemas con varios millones de compuertas equivalentes, y trabajar a cientos de MHz [LB84].

### 5.6.3. Estructura de los Dispositivos Lógicos Programables

En la figura 5.27 se muestra un esquema general de la estructura de los dispositivos lógicos programables. En esta visión se utilizan los siguientes conceptos globales:

- Funciones lógicas re-configurables (celdas lógicas): las que componen el circuito lógico.
- Elementos de entrada/salida re-configurables: los que conectan los circuitos internos con el mundo exterior.
- Interconexiones re-configurables: las que permiten unir los componentes entre sí.
- Memoria de configuración: donde se memorizan las interconexiones.

#### 5.6.3.1. Funciones Lógicas Re-configurables

Todos los dispositivos lógicos programables contienen celdas lógicas básicas programables, replicadas en forma matricial dentro del circuito integrado. Los diferentes tipos de celdas lógicas básicas utilizadas son:

- Celdas basadas en multiplexores.
- Celdas basadas en tablas de búsqueda, que en inglés se conocen como *Look-Up Tables* (LUT).



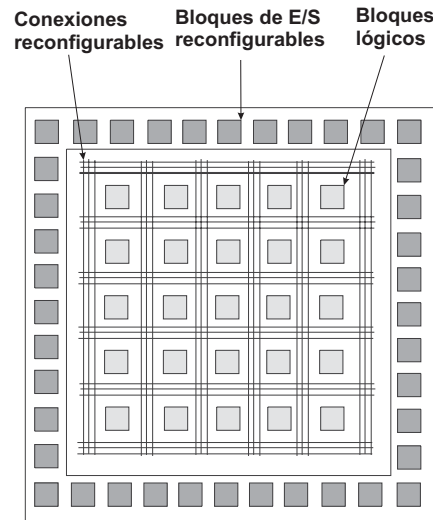


Figura 5.27: Estructura general de un dispositivo lógico programable.

- Celdas basadas en suma de términos producto.

Una celda lógica es un bloque funcional capaz de resolver una función combinatoria o secuencial. Una celda que por sí sola puede llegar a resolver una función compleja (4 o más variables de entrada) genera circuitos de baja granularidad (lógica de grano grueso), mientras que una celda capaz de resolver únicamente funciones elementales de 2 o 3 variables (a veces sólo combinatorias) es llamada de grano fino.

Cuanto más compleja es una celda, mayor es la posibilidad de su sub-empleo. Sin embargo, en este caso la mayor parte del problema se resuelve dentro de la celda, y por ello se requieren menos recursos de interconexión con otras celdas. Por otro lado, cuanto más simples son las celdas se requieren varias para resolver un problema dado, pero su aprovechamiento es mayor. Como contrapartida, se necesitan mayores recursos de interconexión debido a la necesidad de múltiples vínculos entre celdas.

La conectividad entre celdas requiere el uso de vínculos que ocupan área del chip. Cuanto más larga es una conexión, mayor es su inductancia, su resistencia y su capacidad parásita, y con ello los retardos de propagación que introduce. Por

otro lado, una conexión corta obliga a que las dos celdas que ella conecta estén físicamente próximas entre sí dentro del chip. Todos los fabricantes ofrecen por ello jerarquías de conectividad, de distinto alcance [wwwd, wwwb, wwwa].

### 5.6.3.2. Elementos de Entrada/Salida Re-configurables

Las celdas de entrada/salida (E/S) son las responsables de la interconexión del dispositivo con el mundo externo, deben manejar corrientes importantes y capacidades parásitas decenas de veces superiores a las existentes dentro del *chip*; además deben tener la capacidad de ser bidireccionales. Contribuyen fuertemente a crear ciertos problemas de diseño tales como el agregado de retardos, la generación de picos de corriente de consumo y el consiguiente ruido de fuente.

### 5.6.3.3. Interconexiones Re-configurables

Las interconexiones en los dispositivos lógicos programables están muy relacionadas con la granularidad de las celdas, es decir cuanto menor es ésta (celdas menos complejas) se requieren más recursos de cableado para resolver la misma función. Las conexiones poseen estructuras jerárquicas, teniendo en cuenta su alcance, y se pueden agrupar en:

- Locales: son conexiones que unen cada celda con sus celdas vecinas.
- Vecinales: permiten conectar grupos de celdas cercanas.
- Globales: permiten conectar cualquier celda con cualquier otra dentro del dispositivo.

#### 5.6.3.4. Memoria de configuración

Los dispositivos lógicos programables, como se muestra en la figura 5.27, poseen funciones lógicas, interconexiones y elementos de entrada/salida programables o configurables. Dicha programación es realizada por una cadena de bits creada por un *software* especial e ingresada al circuito integrado por las entradas asignadas a tal efecto. A grandes rasgos las distintas tecnologías de programación se pueden agrupar en:

- Anti-fusibles: dispositivos normalmente abiertos que una vez programados pasan a ser un cortocircuito; es un proceso irreversible [Smi21, [wwwa](#), [wwwc](#)].
- Llaves EPROM/EEPROM: dispositivos de paso reprogramables, cuyo estado no se altera al cortarse la alimentación de energía.
- Llaves SRAM: basados en llaves de paso MOS controladas desde un *flip flop* estático, cuyo contenido se borra al cortarse la energía.

#### 5.6.4. Implementación

Las operaciones de filtrado morfológico fueron implementadas en lógica programable, utilizando el sistema de la firma *ALTERA*, *Development and Educational Board* DE2, el cual posee una FPGA modelo *EP2C35F672* de la familia *Cyclone II*. En éste se simuló el filtro morfológico, basado en aperturas, para dos valores diferentes de EE ( $n = 5$  y  $n = 19$ ) y el cálculo de la distribución de tamaños granulométrica o *DTG* (Sec. 4.8) para  $n = 19$ . Resulta útil evaluar cual es la sobrecarga de esta última operación (si la hubiera) con respecto a una simple apertura.

El diseño se realizó en forma paramétrica, permitiendo operar al sistema con cualquier longitud de secuencia y tamaño de EE.

Cyclone II EP2C35F672C6	n=5	n=19	DTG (n=19)	Disponible Total
Total de funciones combinacionales	14279	14917	14946	33216
Total de registros	6232	6346	6362	33216
Total de terminales	20	20	20	475
Total de bits de memoria	0	0	0	483840
Multiplicadores empotrados de 9-bits	0	0	0	70
Total de PLLs	0	0	0	4
Frecuencia de Clock máxima (MHz)	24,37	25,18	25,18	—

Tabla 5.4: Implementación de un filtro morfológico en una FPGA, basado en aperturas: indicadores de utilización de recursos.

En la Tabla 5.4 se observa la implementación. En las 2° y 3° columnas se detalla el número de compuertas y registros utilizados para las operaciones de filtrado por apertura, con  $n = 5$  y  $n = 19$  respectivamente, mientras que en la 4° columna se totalizan los componentes utilizados para el cálculo de la DTG, con  $n = 19$ .

En este punto se vuelve evidente la conveniencia de implementar la distribución *DTG*, ya que con casi la misma cantidad de componentes funcionales que se requieren para calcular una sola apertura, es posible calcular 18 aperturas al mismo tiempo, brindando una mayor cantidad de resultados, prácticamente con el mismo tiempo de procesamiento.

En la última columna se suman los recursos disponibles totales en la pastilla.

Se puede observar que el sistema utiliza sólo elementos combinacionales y registros. Queda disponible el 50% de los recursos de la FPGA, lo que permite duplicar el número de señales procesadas. En otras palabras, se podrían filtrar dos secuencias speckle simultáneamente con la simple clonación del circuito implementado. Si se comparan las implementaciones para  $n = 5$  y  $n = 19$ , se observa

que el número de compuertas y memoria no difieren significativamente.

De acuerdo al algoritmo implementado y suponiendo una frecuencia de trabajo de  $25\text{Mhz}$  dada por la simulación, se podría filtrar una señal de speckle de 500 puntos con un elemento estructurante de tamaño arbitrario (ú obtener el DTG) cada  $20\mu\text{seg}$ , aproximadamente. Si se duplica la función del chip para que procese dos secuencias en paralelo, el tiempo requerido para analizar una imagen completa de  $300 \times 300$  píxeles sería de  $1,8\text{seg}$ , aproximadamente. Este tiempo podría reducirse si se agregan unidades de filtrado, ya sea utilizando una FPGA de mayor tamaño, o varias FPGAs como la utilizada aquí. Por ejemplo, si se cuadruplica el número de estas pastillas el tiempo de procesamiento bajaría a sólo  $0,45\text{seg}$ .

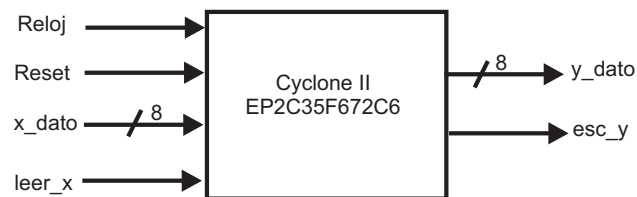


Figura 5.28: Diagrama de implementación física del filtro morfológico mediante una FPGA.

En la Fig. 5.28 se ilustran los terminales de entrada-salida del dispositivo propuesto para filtrar una secuencia. Las líneas denominadas **x\_dato** leen la secuencia speckle a procesar. Esta ingresa secuencialmente, de a un byte. Mediante la entrada **leer\_x**, se indica a la *FPGA* que puede proceder a leer las entradas **x\_dato**.

El resultado de los cálculos realizados sobre los datos de entrada (filtro morfológico) se presentan en la salida **y\_dato** a medida que van siendo procesados, mientras que la línea **esc\_y** indica al sistema conectado a la salida (por ej. un

sistema de visualización) que tiene un dato válido para leer.

El sistema propuesto se representa en la fig. 5.29, el cual incluye un dispositivo de captura de imágenes, el filtro por aperturas basado en lógica programable y un dispositivo de visualización.

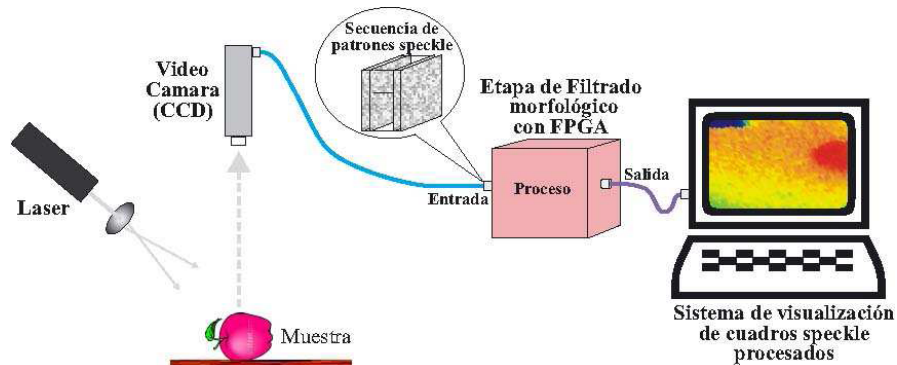


Figura 5.29: Descripción esquemática del sistema de procesamiento de cuadros de speckle dinámico mediante lógica programable.

## 5.7. Conclusiones

En esta sección se evaluó la factibilidad técnica de implementar técnicas de morfología matemática con un dispositivo digital de tecnología FPGA. Se volvió a comprobar, esta vez a través de un recurso de hardware, que el filtro morfológico basado en aperturas, posee un costo computacional reducido.

Los resultados preliminares obtenidos a través de simulaciones sugieren que los tiempos de procesamiento cumplirían con los requisitos de una aplicación de procesamiento de *patrones speckle* en tiempo real o cuasi-real.

La aplicación de este método podría ser útil cuando se requiere alta resolución y un costo computacional reducido, especialmente cuando se piensa en el desarrollo de instrumental para aplicaciones específicas [KF95]. Las técnicas morfológicas han demostrado ser ventajosas con respecto a otros métodos dado que requieren

---

menor potencia computacional, por emplear operaciones aritméticas con números enteros, lo que las hace aptas para ser implementadas en Microcontroladores y en lógica programable.

Comparado con métodos de campo completo como el LASCA [BW96], esta técnica presenta la ventaja de una mayor resolución para una imagen del mismo tamaño.

# Capítulo 6

## Discusión y Conclusiones

### 6.1. Introducción

En este último capítulo se exponen las conclusiones generales a las que se arribó durante el desarrollo de esta tesis.

En primer lugar se describen los aportes y aplicaciones desarrolladas, mencionando algunas líneas de investigación que, a juicio del autor, deberían continuarse, sin perjuicio de profundizar el estudio de muchos de los aspectos expuestos aquí.

Para finalizar, se enumera la producción realizada, incluyendo la que ha sido enviada para su consideración al momento de la impresión de estas páginas.

### 6.2. Aportes

El principal objetivo de esta tesis fue la evaluación de señales de speckle dinámico a través de técnicas habitualmente empleadas para el análisis de textura en imágenes. Esta idea surgió a partir de observar que muchas soluciones propuestas en trabajos previos provienen de dicha disciplina, como por ejemplo el uso de la matriz de co-ocurrencia, por citar una herramienta típica del análisis



de texturas.

Como consecuencia de ello, se abrió un extenso abanico de posibilidades que partió de extender el análisis a otros descriptores de matriz co-ocurrencia. Los resultados de esas primeras investigaciones se reflejan en la Sec. 5.2, mediante una aplicación de interferometría speckle para la medición de secado de pinturas en superficies -como alternativa a la medición gravimétrica de la pérdida de peso en una muestra cubierta con pintura látex-, donde se encontraron descriptores que superaron la performance obtenida en trabajos previos.

Luego se consideró un descriptor de complejidad natural, la *entropía de permutación*. Se descubrió que esta medida, si bien no es un buen descriptor del proceso de secado de pintura, aporta información sobre el fenómeno, ya que experimenta un punto de inflexión coincidente con el cambio de pendiente constante de la curva de secado a otra más lenta, de tipo exponencial decreciente, signada por el pasaje de solvente a través de la capa superficial que comienza a secar.

Continuando con la investigación, se comenzó a experimentar con una herramienta que no había sido usada anteriormente con este tipo de señales, y que ha tenido un gran impacto en el estudio de texturas: la morfología matemática. Asentada sobre bases matemáticas sólidas, brindó una buena plataforma para avanzar sobre el estudio de señales de speckle dinámico. Para ello se tuvieron que adaptar los operadores básicos, sobre los cuales se construyen los filtros morfológicos, para emplearlos en patrones temporales de speckle dinámico.

Con esta nueva herramienta se complementó el estudio realizado sobre patrones de speckle de superficies pintadas, mencionado anteriormente, utilizando filtros morfológicos por apertura y alternados, con resultados que superaron los obtenidos en el trabajo tomado como referencia y con la ventaja del bajo costo computacional de estos descriptores respecto de aquellos basados en matrices de co-ocurrencia.

A la luz de dichos resultados, se continuó con un estudio cuantitativo de daños en frutas, particularmente manzanas, con muestras provenientes de un trabajo previo, para analizar los patrones temporales de speckle de distintas zonas de interés. Aprovechando las conclusiones obtenidas con los patrones de pinturas se emplearon los descriptores con mejor comportamiento, incluyendo los morfológicos, para realizar un estudio cuantitativo. De nuevo, estos últimos superaron a los anteriores, registrando actividad en la zona dañada hasta una hora después del impacto.

Posteriormente, se realizó un análisis cualitativo de dichos daños mediante imágenes de actividad. Dado el mayor volumen de información a procesar, la utilidad de la herramienta morfológica se hizo evidente. Con este fin, se desarrollaron algoritmos para generar imágenes de actividad, usando una tabla de pseudo-colores para facilitar la comprensión del fenómeno. Los resultados volvieron a ser satisfactorios, y si bien no pudieron observarse vestigios de actividad relativa al golpe más allá del momento inicial, al igual que en los trabajos previos con estas muestras, las imágenes obtenidas fueron de buena calidad, superando incluso a métodos de mayor complejidad [BH07, BPBR09]. Se pudieron observar unas pequeñas formas circulares sobre la zona sin daños, de origen desconocido, no accidental, que pocos métodos han detectado a la fecha de realizarse este experimento.

Se continuó el ensayo con otro conjunto de muestras de imágenes de actividad speckle, en este caso semillas, provenientes de un estudio de viabilidad de germinación. Dada la escasa información que proveen los métodos de estudio de semillas existentes, es de interés desarrollar técnicas alternativas superadoras y que, en lo posible, reduzcan los tiempos de análisis de días a horas.

Tomando como base un trabajo previo de bancos de filtros para la segmentación de este tipo de imágenes, y teniendo en cuenta que así como un filtro frecuencial restringe los componentes espectrales, los del tipo morfológico lo hacen en base a la forma de su elemento estructurante [BBR09], se consideró de interés estudiar su potencial de segmentación para distintos casos.

Con ese propósito se emplearon filtros morfológicos por aperturas y se ajustó el elemento estructurante a tres tamaños diferentes. Al igual que con las manzanas, se lograron imágenes de buena calidad, las que brindaron una vista detallada de los principales elementos constitutivos de las semillas de maíz en germinación. Fue evidente la selectividad de los tres filtros implementados, y a través de la diferenciación de las imágenes de actividad fue posible segmentar zonas de interés relacionadas con su capacidad de germinación. Además, la incorporación de pseudo-colores colaboró en la comprensión de dichas imágenes. La técnica puede constituir un aporte al ensayo de semillas ya que aún no hay métodos del todo confiables para realizar esta tarea, pero la misma deberá ser validada por especialistas del área.

Con la experiencia obtenida durante el desarrollo de las aplicaciones mencionadas, se planteó la posibilidad de desarrollar una nueva aplicación, sugerida por integrantes de la Facultad de Ingeniería en Alimentos (UNMDP), consistente en la medición de secado de pescado a través de técnicas de interferometría speckle. Se cumpliría así con uno de los objetivos de esta tesis, y se aprovecharía el banco experimental disponible en el Laboratorio Laser de la Facultad de Ingeniería (UNMDP).

Para ello se diseñó un experimento que consistió en secar filets de pescado en salmuera, una de las técnicas más utilizadas para el secado de alimentos. Durante distintos momentos se adquirieron secuencias de cuadros de speckle para la

medición del proceso de secado. Para contrastar dichas mediciones, se extrajeron muestras de filets de la misma salmuera a lo largo del experimento, para posteriormente medir su nivel de humedad mediante un método de pesaje clásico. Las pruebas arrojaron resultados positivos con todas las piezas de pescado ensayadas, por lo que pudo comprobarse su factibilidad.

Como consecuencia de los resultados obtenidos, y con la intención de evaluar el potencial de los filtros morfológicos como instrumento para el procesamiento de patrones speckle, se evaluó la factibilidad técnica de su implementación en lógica programable, con tecnología FPGA. Con este objetivo se realizó un trabajo con recursos facilitados por el *Laboratorio de Componentes* (UNMDP).

Los resultados preliminares demostraron su factibilidad ya que los tiempos de procesamiento obtenidos a través de las simulaciones se adecuaron a los requerimientos de una aplicación de *procesamiento de imágenes* en tiempo real o cuasi-real.

Por último se menciona que, a consecuencia de haber desarrollado dos aplicaciones originales, se evalúa presentar la solicitud de dos patentes ante el Registro Nacional de Patentes:

- Medición de humedad en el secado de alimentos a través de técnicas de interferometría speckle.
- Procesamiento de señales de speckle dinámico en tiempo real a través de filtros morfológicos implementados con lógica programable.

### 6.3. Futuras investigaciones

Como corolario de esta tesis, se desprenden algunas líneas, tanto desde el punto de vista teórico, como de aplicaciones, que deberían profundizarse en futuros trabajos. A continuación se mencionan algunas de ellas:

- Análisis de la dependencia de la forma del elemento estructurante en los filtros morfológicos: en el transcurso de esta tesis se emplearon elementos estructurantes de forma rectangular, debido a su sencillez (bajo costo computacional) y a los buenos resultados obtenidos con ellos, si bien se ha experimentado con diversos elementos estructurantes, no reportados aquí. Resultaría de interés abordar dicho estudio en trabajos futuros, para analizar su influencia en la segmentación.
- Morfología Difusa: ésta es una técnica que extiende los operadores binarios a operadores en niveles de gris, a través del uso de la lógica difusa. El autor de esta tesis ha comenzado a experimentar con esta herramienta ([BBB09]) pero, teniendo en cuenta que el aspecto clave de esta lógica es que permite incorporar en su conjunto difuso conocimiento previo sobre los datos, es de interés crear un conjunto que se adapte a la “experiencia” previa que se tenga sobre las señales de speckle dinámico para obtener mejores descriptores del fenómeno en estudio.
- Nuevas aplicaciones: la medición de humedad en el secado de pescado mediante interferometría speckle ha probado ser una herramienta viable. La misma se podría extender a otros alimentos. También sería de interés estudiar si la técnica permite medir, además de humedad, otras propiedades del alimento.
- Lógica Programable: la aplicación de esta tecnología para procesar señales

de speckle dinámico en tiempo real presenta un reto debido al volumen de datos a procesar. Aprovechando que en el ámbito de la Facultad de Ingeniería (UNMDP) se cuenta con los laboratorios, los recursos y el material humano adecuados, el desarrollo de un prototipo funcional sería de interés tecnológico.

## 6.4. Publicaciones y Presentaciones a Congre- SOS

A continuación se enumera el material producido durante el desarrollo de esta tesis. El mismo se ordena en forma cronológica:

1. “Procesamiento de imágenes de Bio-Speckle mediante análisis espectral”. Blotta, Ballarín, Rabal. Reunión de Procesamiento de la Información y Control 2005 (XI RPIC). Univ. Nacional de Río IV, Córdoba. 21-23 setiembre 2005.
2. “Caracterización de texturas en imágenes a través del espectro de potencia morfológico”. Nonagésima Reunión Nacional de Física, AFA 2005. Blotta E. L., Pastore J. I., Ballarín V. L. y Rabal H. Facultad de Ciencias Exactas, UNLP, La Plata. 26-29 Setiembre 2005.
3. “Digital Image Processing through a Morphological Power Spectrum”. Ing. E. Blotta, Lic. D. J. Pastore, Ph D. V. Ballarín and Ph D. H. Rabal. MEDY-FINOL06, XV Conference on Nonequilibrium, Statistical Mechanics and Nonlinear Physics, 20th Anniversary, Facultad de Derecho, Mar del Plata, Argentina, 4-8 December, 2006.

4. “Procesamiento de Señales de Bio-Speckle: Evaluación de Costos Computacionales de Técnicas Frecuenciales vs Morfológicas”. Blotta E., Hidalgo R.: XII Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control. Rio Gallegos, 16 al 18 de octubre de 2007.
5. “Procesamiento de Señales de Bio-Speckle mediante Granulometría Morfológica, a través de FPGA”. Eduardo Blotta, Leonardo Arnone, Virginia Ballarín y Hector Rabal. Argentine Symposium on Computing Technology, 37 JAIIO, setiembre 2008, Santa Fe, Argentina.
6. “Caracterización de Señales de Bio-speckle Dinámico a través de herramientas de Morfología Matemática clásica y difusa”. Eduardo L. Blotta, Agustina Bouchet y Virginia Ballarin. XIII Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control, 16 al 18 de Setiembre de 2009, Rosario, Argentina.
7. “Aplicación de Técnicas de Interferometria Speckle para la determinación de humedad en el secado de pescado”. E.L. Blotta, V. Ballarín y H. Rabal. Argentine Symposium on Computing Technology, 38 JAIIO, 24 al 28 de agosto de 2009, Mar del Plata, Argentina.
8. “Classification Of Dynamic Speckle Signals Through Granulometric Size Distribution”. E.L. Blotta, J. Pastore, V. Ballarin and H. Rabal. Latin American Applied Research Journal (ISSN:0327-0793). Vol. 39, No. 2, pags. 179-183, April 2009.
9. “Decomposition of Bio-speckle signals trough Granulometric Size Distribution”. E.L. Blotta, V. Ballarin and H. Rabal. Optical Letters (ISSN: 0146-9592). Alan E. Willner, University of Southern California. Vol. 34-8, pags. 1201-1204, April 2009.

10. “Decomposition of Bio-speckle signals through Granulometric Size Distribution”. E.L. Blotta, V. Ballarin and H. Rabal. Virtual Journal of Biological Physics Research, Vol. 4, Iss. 6, Instrumentation Development. May 2009. [www.vjbio.org](http://www.vjbio.org).
11. “Evaluación de descriptores para la medición de Secado de pintura mediante técnicas de interferometría speckle”. Eduardo Blotta, Virginia Ballarín y Héctor Rabal. Reunión Iberoamericana de Óptica y Encuentro Latinoamericano de Óptica, Láseres y sus Aplicaciones, RIAO-OPTILAS 2010. Pontificia Universidad Católica del Perú. 20-24 de setiembre de 2010.
12. “Evaluation of speckle-Interferometry Descriptors to Measure Drying-of-Coatings”. Eduardo Blotta, Marcel Brun, Virginia Ballarín, Héctor Rabal. Signal Processing. Elsevier. 2010. Enviado el 2/04/2010 para su publicación (SIGPRO-D-10-00344).



# Bibliografía

- [AA91] Y. Aizu and T. Asakura. Bio-speckle phenomena and their applications to the evaluation of blood flow. *Optical Laser Technologies*, 23:205–219, 1991.
- [ACRT02] R. Arizaga, N. Cap, H.J. Rabal, and M. Trivi. Display of local activity using dynamic speckle patterns. *Opt. Eng.*, 41:287–294, 2002.
- [ALA<sup>+</sup>01] J. Amalvy, C. Lasquibar, R. Arizaga, H. Rabal, and M. Trivi. Application of dynamic speckle interferometry to the drying of coatings. *Progress in Organic Coatings*, 1091:1–11, 2001.
- [AOS83] AOSA, editor. *Seed Vigour Testing Handbook*, volume 32. Association of Official Seed Analysts, Lincoln, NE, USA, 1983.
- [AT81] T. Asakura and N. Takai. Dynamic laser speckles and their application to velocity measurements of the diffuse object. *Applied Physics A: Materials Science & Processing*, 25(3):179–194, 1981.
- [BABR08] Eduardo Blotta, Leonardo Arnone, Virginia Ballarín, and Hector Rabal. Procesamiento de señales de bio-speckle mediante granulometría morfológica, a través de fpga. pages 16–27. Argentine Symposium on Computing Technology, 37 JAIIO (ISSN 1850-2784), 2008.
- [BBB09] Eduardo L. Blotta, Agustina Bouchet, and Virginia Ballarin. Caracterización de señales de bio-speckle dinámico a través de herramientas de morfología matemática clásica y difusa. Number ISBN 950-665-340-2, pages 690–696. XIII Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control, 16 al 18 de Setiembre de 2009, Rosario, Argentina, 2009.
- [BBR05] E. Blotta, V. Ballarín, and H. Rabal. Procesamiento de imágenes de bio-speckle mediante análisis espectral. Reunión de Procesamiento de la Información y Control 2005 (XI RPIC). Univ. Nacional de Rio IV, Córdoba., 2005.
- [BBR09] E.L. Blotta, V. Ballarin, and H. Rabal. Decomposition of bio-speckle signals through granulometric size distribution. *Optics Letters (ISSN: 0146-9592)*, 34-8:1201–1204, 2009.

- [BDFB<sup>+</sup>03] R. Jr. Braga, I. Dal Fabbro, F. Borem, G. Rabelo, R. Arizaga, H. Rabal, and M. Trivi. Assessment of seed viability by laser speckle techniques. *Biosystems Engineering*, 86(3):287–294, 2003.
- [BDV<sup>+</sup>87] H. P. Blandin, J. C. DAVID, J. M. VERGNAUD, J. P. ILLIEN, and M. MALIZEWICZ. Modelling of drying oc coatings: effect of the thickness, temperature and concentration of solvent. *Progress in organic coatings*, 15:163–172, 1987.
- [BH07] E. Blotta and R. Hidalgo. Procesamiento de señales de bio-speckle: Evaluación de costos computacionales de técnicas frecuenciales vs morfológicas. XII Reunión de Trabajo en Procesamiento de la Información y Control, 16 al 18 de octubre de 2007, Rio Gallegos, 2007.
- [BN81] R. Bonner and R. Nossal. Model for laser doppler measurements of blood flow in tissue. *Appl. Opt.*, 20(12):2097–2107, 1981.
- [BP02] Christoph Bandt and Bernd Pompe. Permutation entropy: A natural complexity measure for time series. *Phys. Rev. Lett.*, 88(17):174102, Apr 2002.
- [BPBR09] E.L Blotta, J. Pastore, V. Ballarin, and H. Rabal. Classification of dynamic speckle signals through granulometric size distribution. *Latin American Applied Research (ISSN:0327-0793)*, 39-2:179–183, 2009.
- [Bri75] J. D. Briers. Wavelength dependence of intensity fluctuations in laser speckle patterns from biological specimens. *Optics Communications*, 13:324–326, March 1975.
- [Bri78a] J. D. Briers. Speckle Fluctuations as a Screening Test in the Holographic Measurement of Plant Motion and Growth. *J. Exp. Bot.*, 29(2):395–399, 1978.
- [Bri78b] J. D. Briers. The statistics of fluctuating speckle patterns produced by a mixture of moving and stationary scatterers. *Optical and Quantum Electronics*, 10:364–366, 1978.
- [Bri93] J.D. Briers. Speckle fluctuations and biomedical optics: implications and applications. *Optical Engineering*, 32(2):277–283, 1993.
- [BSD<sup>+</sup>91] S. Berhimpon, R. A. Souness, R. H. Driscoll, K. A. Buckle, and R. A. Edwards. Salting behavior of yellowtail (*trachurus mccullochi nichols*). *Journal of Food Processing and Preservation*, 15:101–114, 1991.

- [BW95] J. D. Briers and S. Webster. Quasi-real time digital version of single-exposure speckle photography for full-field monitoring of velocity or flow fields. *Opt. Commun.*, 116:36–42, 1995.
- [BW96] J. D. Briers and Sian Webster. Laser speckle contrast analysis (lasca): a non-scanning, full-field technique for monitoring capillary blood flow. *Journal of Biomedical Optics*, 1(2):174–179, 1996.
- [CJ83] G. C. Cross and A. K. Jain. Markov random field texture models. *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, PAMI-5:25–39, 1983.
- [CT65] James W. Cooley and John W. Tukey. An algorithm for the machine calculation of complex fourier series. *Mathematics of Computation*, 19(90):297–301, 1965.
- [CYD08] Haiying Cheng, Yumei Yan, and Timothy Q. Duong. Temporal statistical analysis of laser speckle images and its application to retinal blood-flow imaging. *Opt. Express*, 16(14):10214–10219, 2008.
- [DA94] E. R. Dougherty and J. T. Astola. An introduction to nonlinear image processing. *Tutorial Texts in Optical Engineering, SPIE Press, Bellingham, Wash, USA*, TT 16, 1994.
- [Dai84] J. C. Dainty, editor. *Laser Speckle and Related Topics*, volume Vol. 9 of *Topics in Applied Physics*. Springer-Verlag, Berlin, 1975 and 1984.
- [DG87] Edward R Dougherty and Charles R. Giardina. *Matrix structured image processing*. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA, 1987.
- [DH91] Belur V. Dasarathy and Edwin B. Holder. Image characterizations based on joint gray level–run length distributions. *Pattern Recognition Letters*, 12(8):497–502, 1991.
- [FAN<sup>+</sup>85] Hitoshi Fujii, Toshimitsu Asakura, Kunihiko Nohira, Yoshihisa Shinotomi, and Takehiko Ohura. Blood flow observed by time-varying laser speckle. *Opt. Lett.*, 10(3):104, 1985.
- [FB81] A. F. Fercher and J. D. Briers. Flow visualization by means of single-exposure speckle photography. *Opt. Commun.*, 37:326–329, 1981.
- [FK06] A. Federico and G. Kaufmann. Evaluation of dynamic speckle activity using the empirical mode decomposition method. *Elsevier Science*, 2006.

- [FNY<sup>+</sup>87] Hitoshi Fujii, Kunihiko Nohira, Yuhei Yamamoto, Hiroharu Ikawa, and Takehiko Ohura. Evaluation of blood flow by laser speckle image sensing. part 1. *Appl. Opt.*, 26(24):5321, 1987.
- [Gab70] D. Gabor. Laser speckle and its elimination. *IBM J. Res. Dev.*, 14:509–514, 1970.
- [GAE74] H. W. Gausman, W.A. Allen, and D.E. Escobar. Refractive index of plant cell walls. *Appl. Opt.*, 13:109, 1974.
- [Goo75] J. W. Goodman. *Statistical properties of laser speckle patterns, in Laser Speckle and related phenomena.* (Springer-Verlag, Heidelberg), first edition, 1975.
- [Goo76] J. W. Goodman. Some fundamental properties of speckle. *Journal of the Optical Society of America A*, 66(11):1145–1150, 1976.
- [Goo07] J. W. Goodman. *Speckle Phenomena in Optics: theory and applications.* Roberts & Co., Englewood, Colorado, 2007.
- [HB98] X.-W. He and J.D. Briers. Laser speckle contrast analysis (lasca): a real-time solution for monitoring capillary blood flow and velocity. In E. A. Hoffman, editor, *Proc. SPIE Vol. 3337, p. 98-107, Medical Imaging 1998: Physiology and Function from Multidimensional Images, Eric A. Hoffman; Ed.*, volume 3337 of *Presented at the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference*, pages 98–107, July 1998.
- [HMS67] A. Haas, G. Matheron, and J. Serra. Morphologie mathématique et granulométries en place. *Ann Mines*, 11/ 12:11: 736–753 / 12: 768–782, 1967.
- [HS93] M. S. Howarth and P. C. Stanwood. Tetrazolium staining viability seed test using colour image processing. *Transactions of the ASAE*, 36:1937–1940, 1993.
- [HSD73] Robert M. Haralick, K. Shanmugam, and Its'hak Dinstein. Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 3(6):610–621, 1973.
- [HSZ87] R. M. Haralick, S. R. Sternberg, and X. Zhuang. Image analysis using mathematical morphology. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 9(4):532–550, 1987.
- [Jay92] J. M. Jay. *Modern Food Microbiology. 4th ed.* New York: Van Nostrand Reinhold, 1992.

- [KF95] N. Konishi and H. Fujii. Real-time visualization of retinal microcirculation by laser flowgraphy. *Optical Engineering*, 34:753–757, March 1995.
- [LB84] E. Boemo; G. Sutter; E. Todorovich; S. López-Buedo. *FPGAs Based Systems*. School of Computer Engineering, UAM, 2006. ISBN 8460989984.
- [Mar89] P. Maragos. Pattern spectrum and multiscale shape representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7):701–716, 1989.
- [OA76] J. Ohtsubo and T. Asakura. Velocity measurement of a diffuse object by using time-varying speckles. *Optical Quantum Electronics*, 8:523–529, November 1976.
- [OA95] T. Okamoto and T. Asakura. *Progress in Optics*, volume Vol. XXIV. Elsevier Science, 1995.
- [OL98] Tjetland B.G. Esbensen K.H. Solberg R.-Scheie A. Oyno, L. and T. Larsen. Prediction of petrophysical parameters based on digital core analysis. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 1:82–87, 1998.
- [OTD89] A. Oulamara, G. Tribillon, and J. Duvernoy. Biological activity measurements on botanical specimen surfaces using a temporal decorrelation effect of laser speckle. *Journal of Modern Optics*, 36:165–179, 1989.
- [PBR<sup>+</sup>03] M. Pajuelo, G. Baldwin, H. Rabal, N. Cap, R. Arizaga, and M. Trivi. Bio-speckle assessment of bruising in fruits. *Optics and Lasers in Engineering*, 40:13–24, 2003.
- [PRA04] L. I. Passoni, H. Rabal, and C. M. Arizmendi. Characterizing dynamic speckle time series with the hurst coefficient concept. *Fractals*, Vol. 12 N°.3, 2004.
- [RAC<sup>+</sup>96] Héctor J. Rabal, Ricardo A. Arizaga, Nelly Lucía Cap, Marcelo Trivi, Graciela Romero, and Elvio Alanís. Transient phenomena analysis using dynamic speckle patterns. *Optical Engineering*, 35(1):57–62, 1996.
- [RB97] G.J. Richards and J.D. Briers. Laser speckle contrast analysis (lasca): a technique for measuring capillary blood flow using the first order statistics of laser speckle patterns. In *Biomedical Applications of Photonics (Digest No. 1997/124)*, IEE Colloquium on, pages 11/1–11/6, 2 April 1997.

- [RG62] J. D. Rigden and E. I. Gordon. The granularity of scattered optical maser light. *Proc. IRE*, 50:2367–2368, 1962.
- [RJ09] Hector J. Rabal and Roberto A. Braga Jr., editors. *Dynamic Laser Speckle and Applications*. CRC Press, 2009.
- [RP74] W. Richards and A. Polit. Texture matching. *Kybernetic*, 16, 1974.
- [Rut87] B Ruth. Superposition of two dynamic speckle patterns. an application to non-contact blood flow measurements. *Journal of Modern Optics*, 34(2):257–273, 1987.
- [SART05] G. H. Sendra, R. Arizaga, H. Rabal, and M. Trivi. Decomposition of biospeckle images in temporary spectral bands. *Opt. Lett.*, 30(13):1641–1643, 2005.
- [Ser82] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology, Vol I*. Academic Press, 1982.
- [Ser88] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology, Vol II*. Academic Press, 1988.
- [Six96] Sixth World Congress for Microcirculation, Munich, Germany. *A new, fast, high resolution laser Doppler imager for clinical and research use*, 1996.
- [Smi21] M. J. S. Smith. *Application-Specific Integrated Circuits*. Addison-Wesley, 1999. ISBN 0201500221.
- [SPI06] SPIE. *Activity speckle measurements comparison using R.O.C. (receiver operating characteristic) methods*, number 6341 63411B-1, 2006.
- [TIUA79] N. Takai, T. Iwai, T. Ushizaka, and T. Asakura. Velocity measurement of the diffuse object based on time-differentiated speckle intensity fluctuations. *Opt. Commun.*, 30:287–292, 1979.
- [TJL88] M. Tuceryan, A.K. Jain, and Y. Lee. Texture segmentation using voronoi polygons. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1988. Proceedings CVPR '88., Computer Society Conference on*, pages 94–99, 5-9 June 1988.
- [TTY94] S. Tanaka, I. Takenaka, and Ohtsuka Y. Statistical evaluation of phase fluctuations of light scattered from apple peel. *Optical Methods in Biomedical Medicine and Environmental Sciences*, 15, 1994.
- [Tuc93] V. V. Tuchin. Laser and fiber optics in biomedicine. *Laser Phys.*, 3:767, 1993.

- [Uns86] Michael Unser. Sum and difference histograms for textuyre classification. *IEEE Transaction on Patter Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8. N°1:119–125, 1986.
- [Vos86] R. Voss. *Random fractals: Characterization and measurement, In Scaling Phenomena in Disordered Systems*. Plenum, New York, 1986.
- [WB94] S. Webster and J. Briers. Time-integrated speckle for the examination of movement in biological systems. In L. J. Cerullo, K. S. Heiferman, H. Liu, H. Podbielska, A. O. Wist, and L. J. Zamorano, editors, *Proc. SPIE Vol. 2132, p. 444-452, Clinical Applications of Modern Imaging Technology II, Leonard J. Cerullo; Kenneth S. Heiferman; Hong Liu; Halina Podbielska; Abund O. Wist; Lucia J. Zamorano; Eds.*, volume 2132 of *Presented at the Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference*, pages 444–452, May 1994.
- [wwwa] [www.actel.com](http://www.actel.com). *On Line*.
- [wwwb] [www.altera.com](http://www.altera.com). *On Line*.
- [wwwc] [www.quicklogic.com](http://www.quicklogic.com). *On Line*.
- [wwwd] [www.xilinx.com](http://www.xilinx.com). *On Line*.
- [XJK95] Z. Xu, C. Joenathan, and B. M. Khorana. Temporal and spatial properties of the time-varying speckles of botanical specimens. *Optical Engineering*, 34:1487–1502, May 1995.
- [YDBD05] Shuai Yuan, Anna Devor, David A. Boas, and Andrew K. Dunn. Determination of optimal exposure time for imaging of blood flow changes with laser speckle contrast imaging. *Appl. Opt.*, 44(10):1823–1830, 2005.
- [YPM<sup>+</sup>04] P. Yu, L. Peng, M. Mustata, J. J. Turek, M. R. Melloch, and D. D. Nolte. Time-dependent speckle in holographic optical coherence imaging and the health of tumor tissue. *Opt. Lett.*, 29(1):68–70, 2004.

# Apéndice A

## Entropía de Permutación

Esta medida de complejidad natural, desarrollada para evaluar series temporales [BP02], se basa en la comparación de valores vecinos, cuantificando la diversidad de las posibles secuencias de valores que un sistema aleatorio o determinístico pueden tomar, así como la entropía de Shannon cuantifica la diversidad de los valores en sí mismos. Para algunos sistemas dinámicos caóticos bien conocidos, esta medida se comporta en forma similar a los exponentes de Lyapunov<sup>1</sup>, siendo particularmente útil en presencia de ruido.

Se han desarrollado varias medidas de complejidad para comparar series temporales y poder distinguir entre comportamientos regulares, caóticos y aleatorios. Por ejemplo, se ha reportado que de los datos de complejidad de señales cardíacas o cerebrales pueden distinguirse sujetos sanos de enfermos y a veces, hasta predecir enfermedades.

---

<sup>1</sup>El *Exponente Lyapunov* de un sistema dinámico es una cantidad que caracteriza el grado de separación de dos trayectorias infinitesimalmente cercanas.



Los principales tipos de parámetros de complejidad son las *entropías*, las *dimensiones fractales* y los *exponentes de Lyapunov*. Todos ellos son definidos para orbitas típicas de sistemas dinámicos que se presumen ergódicos, existiendo profundas relaciones entre ellos.

*Bandt* y *Pompe* propusieron estimar la complejidad calculando la entropía de la distribución de permutaciones de grupos, en series temporales, de la siguiente manera:

- Se toma cada miembro del grupo y se le asigna un número de secuencia (en la serie) de 1 a  $n$ .
- Se reordenan los  $n$  miembros de cada grupo en orden ascendente y se registra el nuevo orden de los números de la secuencia para cada grupo.
- El nuevo orden sirve como intervalo en el cual se acumula la cuenta de todos los grupos con una dada secuencia.
- El resultado es el histograma del número de ocurrencias de cada orden de secuencia.
- Se normaliza el histograma (para obtener una distribución de probabilidad) y se calcula su entropía.

Esta medida se define de la siguiente manera:

Dada una serie temporal  $\{x_t\}_t = 1, \dots, T$ , se estudian las  $n!$  permutaciones  $\pi$  de orden  $n$ , las cuales son consideradas como tipos de orden posibles de  $n$  números diferentes. Para cada  $\pi$  se determina la frecuencia relativa, donde  $\#$  significa número:

$$p(\pi) = \frac{\#\{t | t \leq T - n, (x_t + 1, \dots, x_t + n) \text{ tiene tipo } \pi\}}{T - n + 1} \quad (\text{A.1})$$

La Ec. A.1 estima la frecuencia de  $\pi$  para una serie finita. Pero, para determinar  $p(\pi)$  exactamente, se debe suponer que la serie temporal  $\{x_1, x_2, \dots\}$  es infinita y hacer que  $T \rightarrow \infty$  en dicha fórmula. Dicho límite existe con probabilidad 1 cuando el proceso estocástico subyacente cumple con la siguiente condición de estacionariedad muy débil, es decir: para  $k \leq n$ , la probabilidad de que  $x_t < x_{t+k}$  no depende de  $t$ .

La *entropía de permutación* de orden  $n \geq 2$  se define como:

$$H(n) = - \sum p(\pi) \log p(\pi), \quad (\text{A.2})$$

donde la suma abarca todas las  $n!$  permutaciones  $\pi$  posibles de orden  $n$ . Esta es la información que se obtiene al comparar los  $n$  valores consecutivos de la serie temporal. La Ec. A.2 queda acotada,  $0 \leq H(n) \leq \log n!$ , donde el límite inferior se alcanza para una secuencia de valores creciente o decreciente y el límite superior para un sistema completamente aleatorio (secuencia i.i.d.<sup>2</sup>) donde todas las  $n!$  permutaciones posibles son igualmente probables.

---

<sup>2</sup>Las siglas i.i.d. se refieren a que las muestras de la secuencia son independientes e idénticamente distribuidas.