

Universidad de Alcalá  
Escuela Politécnica Superior  
Departamento de Electrónica



**MODELADO DE SISTEMAS DE  
TRANSMISIÓN Y RECONSTRUCCIÓN DE  
IMÁGENES BASADOS EN MAZOS DE FIBRA  
ÓPTICA NO COHERENTES**

**Autor: Pedro Rafael Fernández Barbosa**  
**Directores: Dr. José Luis Lázaro Galilea**  
**Dr. Alfredo Gardel Vicente**

2011  
Tesis Doctoral



A mi familia y muy especialmente a Raquel por recibir su amor y confianza infinita



# Agradecimientos

Agradezco a mis tutores Dr. José Luis Lázaro y Dr. Alfredo Gardel por su apoyo incondicional, sus ideas y su paciencia durante toda la investigación.

A los amigos que me prestaron su ayuda y además aportaron ideas, en especial a los doctores Ángel Cano y Carlos Luna.

A todo el personal del Departamento de Electrónica de la Universidad de Alcalá que ha tenido que ver con esta tesis, en especial, a Óscar Esteban, Pedro Revenga e Ignacio Bravo.

A todos, gracias.



# Resumen

La presente tesis doctoral se enmarca en el ámbito científico de los sistemas de inspección visual utilizando técnicas de visión e inteligencia artificial. Dentro de los posibles escenarios de aplicación de dichos sistemas, el trabajo se ha centrado en la temática de la supervisión remota de entornos. Este tema resulta de un gran interés en múltiples sectores industriales y de investigación.

La finalidad de esta tesis es proponer un nuevo modelo global de calibración y transmisión de imágenes utilizando mazos incoherentes de fibras ópticas. El modelo que se presenta incluye toda la problemática a resolver para calcular la función de transferencia necesaria en la transmisión de imágenes, y también, aspectos generales para diseñar dispositivos de este tipo.

Se ha desarrollado toda una metodología de calibración y de formación de imágenes que ha sido comprobada mediante una instalación experimental que es capaz de caracterizar diferentes mazos incoherentes y, además, evaluar diferentes metodologías de calibración espacial y de formación de imágenes.

Para llevar acabo los diferentes experimentos mostrados, se ha desarrollado una aplicación que facilita la evaluación empírica del modelo referenciado ante un amplio abanico de condiciones. Los resultados que se exponen demuestran las ventajas que un sistema de estas características puede aportar a la inspección de entornos remotos con difícil acceso, y/o donde resulta arriesgado el uso de cámaras electrónicas convencionales.



# Abstract

This thesis belongs to the scientific field of visual inspection systems using computer vision and artificial intelligence. Among the possible scenarios for implementing these systems, the work has been focused on the issue of remote monitoring of environments. This issue is of great interest in many industrial and research sectors.

The purpose of this thesis is to propose a new global model calibration and image transmission using incoherent optical fiber bundles. The model presented includes the problems to be solved to calculate the transfer function needed in the transmission of images, and also some general aspects for designing.

It has been developed a methodology for calibration and imaging transmission which has been tested by an experimental setup capable of characterizing different incoherent bundles and also evaluate different spatial calibration and imaging strategies.

To carry out the experiments shown, has been developed an application that facilitates the empirical evaluation of the model referenced to a wide range of conditions. The results presented demonstrate the advantages that a system like this can bring out to the inspection of remote environments with difficult access, or where it is risky to use conventional electronic cameras.



# Índice

<b>1. INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>1</b>
1.1 GENERALIDADES DE LAS FIBRAS ÓPTICAS Y SUS PRINCIPALES APLICACIONES .....	1
1.2 LOS MAZOS DE FIBRA ÓPTICA EN LOS SISTEMAS DE INSPECCIÓN VISUAL Y EN LA TRANSMISIÓN DE IMÁGENES. ....	3
1.3 ENTORNO DE DESARROLLO .....	8
1.4 ESTRUCTURA DE LA TESIS .....	9
<b>2. ESTADO DEL ARTE.....</b>	<b>11</b>
2.1 DISPOSITIVOS PARA LA TRANSMISIÓN DE IMÁGENES BASADOS EN MAZOS DE FIBRAS ÓPTICAS .	12
2.1.1 Conclusiones.....	16
2.2 MÉTODOS DE CALIBRACIÓN DE MAZOS DE FIBRAS INCOHERENTES.....	17
2.2.1 Calibración monofibra.....	18
2.2.2 Calibración multifibra .....	19
2.2.3 Conclusiones.....	26
2.3 LOCALIZACIÓN DE PATRONES CIRCULARES DE FIBRAS .....	27
2.3.1 Métodos basados en operaciones morfológicas y correlación. ....	27
2.3.2 Métodos basados en la Transformada de Hough Circular.....	28
2.3.3 Técnicas basadas en el gradiente .....	32
2.3.4 Conclusiones.....	33
2.4 CORRESPONDENCIA DE PUNTOS ENTRE IMÁGENES .....	33
2.4.1 Técnicas de correspondencia por correlación de plantillas .....	35
2.4.2 Técnicas basadas en la transformada de Fourier.....	35
2.4.3 Técnicas que utilizan correspondencia de patrones de puntos.....	36
Correspondencia utilizando coherencia de escena.....	37
Correspondencia de regiones.....	38
2.4.4 Conclusiones.....	39
2.5 RESTAURACIÓN DE IMÁGENES CON DEFECTOS (INPAINTING) .....	39
2.5.1 Métodos rápidos de inpainting .....	46
2.5.2 Conclusiones.....	49
2.6 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO.....	49
2.7 OBJETIVOS DE LA TESIS .....	51
<b>3. MODELO PROPUESTO PARA LA TRANSMISIÓN Y CONDICIONES GENERALES PARA LA INVESTIGACIÓN.....</b>	<b>53</b>
3.1 DESCRIPCIÓN DEL MODELO GLOBAL PROPUESTO.....	54
3.1.1 Condiciones para la calibración y la transmisión de imágenes .....	57
3.2 ESTADO DE LA TECNOLOGÍA DE LOS ELEMENTOS FUNDAMENTALES DEL MODELO PROPUESTO .	58
3.2.1 La pantalla de calibración y las imágenes patrones.....	58
3.2.2 El mazo de fibras Incoherente .....	62
3.2.3 Subsistema óptico.....	66
Interfaz óptica de entrada .....	67
Interfaz óptica mazo-sensor y el sensor matricial .....	71
3.2.4 Respuesta de la interfaz mazo-sensor y su efecto en la calibración .....	74
3.3 CONCLUSIONES Y APORTACIONES .....	77
<b>4. MÉTODOS DE CALIBRACIÓN PROPUESTOS PARA LOS SISTEMAS DE TRANSMISIÓN DE IMÁGENES CON IOFB<sub>s</sub>.....</b>	<b>79</b>
4.1 INTRODUCCIÓN A LA CALIBRACIÓN ESPACIAL.....	79
4.2 ESTRUCTURA PROPUESTA PARA LA TR Y CONSTRUCCIÓN .....	83
4.3 LOCALIZACIÓN DE LAS FIBRAS .....	84

4.3.1	<i>Método propuesto para la Localización de fibras</i> .....	86
4.4	CALCULO DE LOS FACTORES DE ECUALIZACIÓN DE INTENSIDAD .....	93
4.5	ENFOQUE DEL SISTEMA DE ENTRADA .....	95
4.5.1	<i>Modelo propuestos para el enfoque</i> .....	96
4.5.2	<i>Metodología y métrica de enfoque</i> .....	98
4.6	CALIBRACIÓN ESPACIAL DEL IOFB: ALTERNATIVAS PROPUESTAS PARA LA CALIBRACIÓN MULTIFIBRA .....	105
4.6.1	<i>Barrido bidimensional mediante franjas luminosas</i> .....	106
	Cálculo de la TR para un barrido con franjas .....	109
4.6.2	<i>Barrido bidimensional mediante codificación de espacios binaria</i> .....	113
	Calibración por Codificación de Espacios Binaria Diferencial (CEBD) .....	115
	Calibración por Codificación de Espacios Binaria Diferencial por Código Gray (CEBDG).....	118
	Depuración de la TR en los Métodos CEBD y CEBDG.....	119
4.7	CONCLUSIONES Y APORTACIONES .....	121
<b>5. CORRECCIÓN AUTOMÁTICA DE LA CALIBRACIÓN EN SISTEMAS DE TRANSMISIÓN DE IMÁGENES CON IOFBS</b> .....		<b>123</b>
5.1	MODELO DE TRANSFORMACIÓN GEOMÉTRICA DE LA INTERFASE SENSOR-MAZO.....	125
5.1.1	<i>Puntos de control basados en centroides de regiones</i> .....	131
	Descriptores de regiones.....	133
5.1.2	<i>Correspondencia y corrección automática de la calibración</i> .....	138
5.2	CONCLUSIONES Y APORTACIONES .....	142
<b>6. RESTAURACIÓN DE LA IMAGEN FINAL</b> .....		<b>145</b>
6.1	CARACTERÍSTICAS DE LAS IMÁGENES A RECONSTRUIR Y POSIBLES SOLUCIONES .....	146
6.2	INPAINTING MEDIANTE LA MODIFICACIÓN DEL MÉTODO SIMPLE DE OLIVEIRA.....	148
6.3	PROCEDIMIENTO DE INPAINTING POR PRIORIDAD DE VECINDAD (IPV) .....	152
6.4	VALORACIÓN DE LOS MÉTODOS DE INPAINTING IMPLEMENTADOS .....	155
6.5	CONCLUSIONES Y APORTACIONES .....	160
<b>7. SISTEMA Y VALIDACIÓN EXPERIMENTAL DEL MODELO</b> .....		<b>163</b>
7.1	INSTALACIÓN EXPERIMENTAL Y MATERIAL UTILIZADO .....	164
7.2	ESTRUCTURA DE LA APLICACIÓN SOFTWARE DESARROLLADA PARA LOS EXPERIMENTOS.....	169
7.3	DEMOSTRACIONES EXPERIMENTALES Y VALIDACIÓN DEL MODELO .....	171
7.3.1	<i>Localización de fibras mediante FDDT</i> .....	172
7.3.2	<i>Comparativas entre los métodos propuestos de calibración</i> .....	173
7.3.3	<i>Influencia del enfoque en las alternativas de calibración</i> .....	175
7.3.4	<i>Análisis de calidad del inpainting en imágenes reales</i> .....	177
7.3.5	<i>Calibración de intensidades. Análisis de rugosidad en la compensación</i> .....	179
7.3.6	<i>Efecto del desajuste en el acoplamiento en la interfaz mazo-sensor</i> .....	181
7.4	CONCLUSIONES .....	182
<b>8. CONCLUSIONES Y APORTACIONES DE LA TESIS</b> .....		<b>185</b>
8.1	APORTACIONES DE LA TESIS .....	188
8.2	TRABAJOS FUTUROS.....	189
8.3	PUBLICACIONES DERIVADAS DE LA INVESTIGACIÓN.....	190

# Índice de Figuras

Figura 1.1. Gráfico que ejemplifica la transmisión de una imagen (triángulo) por dos mazos de fibras coherentes pero con diferente tamaño y número de fibras.	6
Figura 1.2. Ejemplo real de transmisión de imágenes por mazos de fibras coherentes.	6
Figura 1.3. La disposición de las fibras en un IOFB provoca la transmisión no coherente de la imagen hacia la salida.	7
Figura 2.1. Ejemplo de aplicación médica de un mazo de fibras (fibroscopio).	12
Figura 2.2. Ejemplos que muestran algunas aplicaciones de los mazos de fibras en la transmisión de imágenes.	13
Figura 2.3 Disminución de los espacios intersticiales en un mazo de fibras utilizando la fusión (SCHOTT Ibérica, '07, '09). a) Mazo sin aplicar fusión. b) Mazo fusionado. c) Detalle de mazo fusionado.	14
Figura 2.4. Dispositivos de transmisión de imágenes basados en mazos coherentes. Imágenes tomadas de (SCHOTT Ibérica, '09). a) Barras de transmisión de imágenes. b) Conducto múltiple para cámara. c) Placas de fibras. d) Tapers. e) Taper acoplado a CCD. f) Inversor.	16
Figura 2.5. Instalación genérica para la calibración.	18
Figura 2.6. El Impacto de un punto de luz puede ocurrir sobre múltiples fibras según (Revell, '80; Siegmund, '82; Dujon, G. F., '91; McGowan, '03).	19
Figura 2.7. Imágenes utilizadas en (Tsai, M. J. et al., '93). Las líneas en rojo representan los límites de los cuadrantes. a) Calibración monofibra b) Multifibra con 2 cuadrantes	20
Figura 2.8. Calibración según (Rokunohe, '84; Roberts, '03).	21
Figura 2.9. Una rotación del mazo desplaza la posición de los centros reales de las fibras respecto a las posiciones iniciales.	21
Figura 2.10. Imágenes patrones según (Dujon, G. et al., '94).	22
Figura 2.11. Barrido por área variable según (Alfaro, '05).	23
Figura 2.12. Resultados de la reconstrucción de imágenes en (Demuyne et al., '05b) y (Gamo et al., '05). a) Reconstrucción tras calibración monofibra.	24
Figura 2.13. Segmentación por binarización aplicado a un segmento de un IOFB real.	28
Figura 2.14. Contribuciones de los puntos de borde al espacio acumulador en la CHT.	29
Figura 2.15. Detección de círculos por el método de las 2 cuerdas	30
Figura 2.16. Comportamiento del gradiente en una imagen de un círculo. a) Vectores gradiente. b) Vectores $V_1$ y $V_2$ .	32
Figura 2.17. Ejemplos de inpainting sobre imágenes reales. a) Imagenes objeto.	41
Figura 2.18. Diagrama general del dominio donde aplicar inpainting.	42
Figura 2.19. Continuación de líneas de nivel en el método de (Masnou et al., '98).	42
Figura 2.20. Método de (Bertalmio, M. et al., '00).	43
Figura 2.21. Representación del recorrido de la máscara en la región a tratar según (Oliveira et al., '01).	47
Figura 2.22. Método de (Telea, '04)	48
Figura 3.1 Modelo global del sistema experimental.	55
Figura 3.2. Representación del principio de excitación de las fibras en la entrada para la calibración.	56
Figura 3.3 Gráfica que muestra la dependencia del nivel de gris promedio que aporta la fibra, con el aumento del área iluminada de pantalla.	60
Figura 3.4 Cambio de la geometría mazo-pantalla al girar la pantalla sobre su eje óptico.	60
Figura 3.5. Simulación de la variación del área de impacto de la imagen de la pantalla sobre el IOFB según se varía el ángulo de giro.	62
Figura 3.6 Atenuación de algunos materiales utilizados en fibras ópticas.	63
Figura 3.7. Eficiencia de transmisión en IOFBs en dependencia de si las fibras están fusionadas o pegadas (SCHOTT Ibérica, '09).	64
Figura 3.8. Variación del cono de aceptación según el ángulo de corte/pulido.	64
Figura 3.9 Sección de un IOFB estimulado por luz homogénea.	66
Figura 3.10 Gráfica que muestra la interfaz óptica de entrada. En el caso representado, El diámetro de la lente es adecuado para el cono de aceptación del mazo (en amarillo).	68

Figura 3.11 Mazo de fibras iluminado homogéneamente.	68
Figura 3.12 Esquema de la óptica de entrada mostrando un caso límite cuando coincide el cono de aceptación del mazo con el diámetro de la lente con la focal $f$ .	69
Figura 3.13. Lente de gradiente del índice de refracción (GRIN).	70
Figura 3.14. Lente GRIN como óptica de entrada para endoscopio. La lente objetivo es fusionada con una de acople para formar la imagen. Si se quiere cambiar el ángulo de visión $90^\circ$ se puede adicionar un prisma.	70
Figura 3.15 Respuesta espectral del sensor IBIS4-6600 para un sensor blanco y negro.	72
Figura 3.16 Respuestas espectrales del sensor IBIS4-6600 al utilizarse una máscara o filtro de Bayer.	73
Figura 3.17 Respuesta de una fibra. Perfil de intensidad en dirección horizontal y vertical para una fibra.	74
Figura 3.18. Muestra de la respuesta de 10 fibras de un mazo real que ejemplifica las diferentes respuestas que pueden existir en las fibras ante un mismo estímulo.	75
Figura 3.19 Iluminancia que recibe el mazo para cada nivel de gris (normalizado) representado en pantalla. Los parámetros primarios de operación del monitor, como el brillo y contraste, son constantes.	76
Figura 3.20. Respuestas de 10 fibras escogidas aleatoriamente frente a la iluminancia recibida desde el monitor.	76
Figura 4.1. Gráfica que muestra la relación entre las celdas de la rejilla imaginaria y su efecto sobre el sensor. Las celdas son aproximadamente del tamaño de una fibra.	81
Figura 4.2 Progresión de imágenes utilizando FDDT en un segmento del mazo.	88
Figura 4.3 Diagrama de flujo del procesamiento en FDDT.	90
Figura 4.4. Resultados de la FDDT sobre una muestra del mazo.	91
Figura 4.5. Fibra falsa detectada en CHT. Nótese que el contorno de las fibras se asemeja a un círculo y provoca una falsa detección.	92
Figura 4.6. Evolución de la velocidad de procesamiento para CHT y FDDT utilizando imágenes ficticias de diferentes dimensiones.	93
Figura 4.7 Efecto de la ecualización de la respuesta de un IOFB. En azul se representa el nivel medio y en rojo la desviación en las respuestas. a) Dispersión de las respuestas en las fibras sin ecualización de intensidades. b) Dispersión de las respuestas con ecualización de intensidades.	94
Figura 4.8. La imagen original (Lena) aparece en el sensor desordenada por lo que es imposible un enfoque visual.	95
Figura 4.9 Formación de la imagen en diferentes puntos de enfoque	96
Figura 4.10 Resultado de reconstrucción de imágenes con errores en la TR producto de un mal enfoque en la calibración que afecta a las imágenes patrones. a) Imagen original captada en el sensor b) Imagen reconstruida	97
Figura 4.11 Simulación del efecto del enfoque sobre una imagen de una franja que impacta sobre una fibra. a) Caso enfocado. Casos b) y c) desenfocado. d) Perfil de irradiancia en la fibra.	99
Figura 4.12 Curvas de enfoque con dos grados de discriminación de potencia.	101
Figura 4.13. Medidas de foco para diferentes posiciones de la óptica.	102
Figura 4.14. Reconstrucción real usando una óptica de 19-35mm para diferentes posiciones de enfoque. Las imágenes centrales (0.7) corresponden con la mejor posición de enfoque.	103
Figura 4.15 Medida de foco para diferentes imágenes y posiciones de la lente.	104
Figura 4.16 Patrón de franja afectando la entrada y la salida del IOFB.	106
Figura 4.17 Efecto del ancho de la línea en la energía de las fibras durante el barrido.	108
Figura 4.18 Asignación de las coordenadas de entrada según un determinado espacio de barrido.	108
Figura 4.19.	111
Figura 4.20. Formación de una imagen primitiva real obtenida por el reordenamiento de la información extraída de las fibras y la ecualización de sus niveles de excitación. a) Imagen original. b) Imagen primitiva.	112
Figura 4.21 Procedimiento de cálculo de la TR (barrido de franjas).	112
Figura 4.22. Imágenes patrones utilizada en (Dujon, G. et al., '94).	113
Figura 4.23 Representación del espacio de barrido para una codificación binaria.	114
Figura 4.24. Patrones para el barrido CCEBD con $n_{bit}=3$ . Nótese que la última imagen de cada dimensión puede ser subdividida en dos imágenes para mejorar la resolución.	116
Figura 4.25. La subdivisión de la imagen patrón LSB permite una mejor resolución de la óptica.	116
Figura 4.26. Diferencias entre el código Gray y el binario para 16 combinaciones posibles. $b_0$ representa el primer bit de cada representación binaria. Nótese el cambio de frecuencia en cada código para $b_0$ .	118
Figura 4.27. Posiciones de confianza y valores atípicos (outliers) en una primitiva.	119

Figura 5.1 Ejemplo que demuestra la sensibilidad del sistema ante pequeñas rotaciones.	124
Figura 5.2 Efectos del movimiento relativo sensor-mazo sobre los centroides de las fibras.	127
Figura 5.3 Modelos de transformaciones que pueden utilizarse en la corrección de la calibración.	128
Figura 5.4 Ángulo entre autovectores entre dos conjuntos de puntos dispersos.	130
Figura 5.5 Firma de una región vacía (laguna)	135
Figura 5.6 Ejemplo que muestra las diferentes variaciones del contorno de una región según el umbral.	137
Figura 5.7 Variación que sufre la firma por distancias contorno-centroide según el ejemplo de la Figura 5.6.	137
Figura 5.8 Errores de la densidad de área ( $\text{Perímetro}^2/\text{Área}$ ) y de DF ( $E_d$ en [ 5.20]).	138
Figura 5.9 Diagrama del procedimiento general de corrección automático de la calibración	139
Figura 5.10 Error total teniendo en cuenta todas las regiones de interés (6 en total) a cada paso de barrido de umbral	140
Figura 5.11 Representación de la correspondencia entre dos imágenes rotadas 20°. Obsérvese que el orden del etiquetado se mantiene y las áreas asociadas son aproximadas	141
Figura 5.12 Correspondencia entre centroides originales(en rojo) proyectados sobre los actuales(en verde)	141
Figura 6.1. Efecto de difuminado en la restauración utilizando el método de (Oliveira et al., '01)	148
Figura 6.2 Diagrama de Flujo del Método Simple de Oliveira Modificado.	149
Figura 6.3. Mapa de regiones para el método simple de Oliveira modificado.	150
Figura 6.4. Mapa e histograma de vecindades.	152
Figura 6.5 Evolución del número de casos tratados en cada etapa del procedimiento IPV	154
Figura 6.6 Diagrama de flujo del método IPV	155
Figura 6.7 Experimento con la imagen “Palas Atenea”	157
Figura 6.8 Experimento con la imagen “Mariposa”	158
Figura 6.9 Experimento con la imagen “Lena”	158
Figura 6.10 Secuencia de restauración del algoritmo IPV aplicada a imágenes reales.	160
Figura 7.1 Esquema del sistema experimental.	165
Figura 7.2 Fotografía de la instalación experimental mostrando los diferentes componentes que la integran	166
Figura 7.3 Detalles del subsistema mazo-cámara.	169
Figura 7.4. Aplicación software desarrollada para las pruebas prácticas.	170
Figura 7.5. Estructura de la aplicación de experimentación.	171
Figura 7.6 Resultado de la localización en un mazo mostrando en rojo las fibras localizadas y en verde las posiciones eliminadas.	172
Figura 7.7 Influencia del enfoque en la entrada sobre una misma imagen captada por el sensor. La imagen de entrada está formada por franjas blancas y negras alternadas a) Imagen enfocada b) Imagen desenfocada.	174
Figura 7.8. Primitiva antes y después de la corrección de las redundancias en la TR	175
Figura 7.9. Imagen primitiva (logo de Matlab) obtenida por el método de barrido de franjas	176
Figura 7.10 Primitivas e imagen reconstruida (Lena) para una TR construida con desenfoco en la óptica de entrada utilizando CEBDG	177
Figura 7.11. Ejemplos de imágenes patrones y reconstruidas	178
Figura 7.12. Imágenes reales capturadas con el sistema experimental.	179
Figura 7.13. Secuencia de imágenes reconstruidas que permite apreciar el efecto de la corrección de intensidades en imágenes homogéneas.	180
Figura 7.14. Secuencia de imágenes reconstruidas que permite apreciar el efecto de la corrección de intensidades en imágenes reales.	180
Figura 7.15 Efecto del desajuste en la interfaz mazo-sensor sobre la imagen formada.	181
Figura 7.16. Efecto real de rotación del mazo en la interfaz mazo-sensor.	182



# Índice de Tablas

<i>Tabla 3.1. Ejemplos de transmisión interna total.</i>	65
<i>Tabla 4.1. Estructura General de la TR.</i>	84
<i>Tabla 4.2. Algunas métricas que pueden utilizarse en la DT.</i>	88
<i>Tabla 4.3. Resultados de localización en la Figura 4.4</i>	91
<i>Tabla 4.4. Factores Q de la simulación mostrada en la Figura 4.13.</i>	103
<i>Tabla 4.5. Resultados de la correlación entre imagen patrón</i>	104
<i>Tabla 6.1. Estructura de la TPV</i>	154
<i>Tabla 6.2. Resumen de las imágenes artificiales del experimento</i>	156
<i>Tabla 6.3. Resumen de los experimentos</i>	159
<i>Tabla 7.1 Características generales del mazo utilizado en los experimentos.</i>	167
<i>Tabla 7.2 Características de la pantalla de calibración.</i>	168
<i>Tabla 7.3. Características generales de la cámara.</i>	168
<i>Tabla 7.4 Resultados de experimento de localización de fibras.</i>	173
<i>Tabla 7.5 Comparación entre diferentes métodos de calibración.</i>	173
<i>Tabla 7.6. Resultados entre los métodos de barrido por franjas y CEBD con desenfoque</i>	176
<i>Tabla 7.7. Calidad de las reconstrucciones en la Figura 7.11.</i>	178



# Capítulo I

## 1. INTRODUCCIÓN

### 1.1 GENERALIDADES DE LAS FIBRAS ÓPTICAS Y SUS PRINCIPALES APLICACIONES

A medida que los sistemas de telecomunicación y computacionales crecen en prestaciones se hacen más evidentes algunas limitaciones de la electrónica en determinadas áreas técnicas, especialmente en cuanto a nivel de integración y conectividad se refiere. El uso de la fibra óptica como una alternativa tecnológica en algunas áreas de las comunicaciones, las mediciones, y en especial la inspección visual, ha ido alcanzando notable desarrollo desde hace algún tiempo y cada día crece el número de aplicaciones vinculadas a estos entornos.

No se pretende en esta sección realizar un análisis detallado de los fenómenos físico-ópticos que aparecen en estas guías de luz ni valorar los diferentes materiales que se pueden ver involucrados en su fabricación, sino simplemente introducir al lector en el campo de aplicaciones de este elemento con especial énfasis en su uso para la transmisión de imágenes.

Una fibra óptica es básicamente un conductor óptico (o guía de ondas luminosas) que consta de un núcleo transparente, que puede estar construido con algún tipo de vidrio o plástico, y un recubrimiento que posee propiedades ópticas diferentes de las del núcleo. Son filamentos de alta pureza, compactos, y su proceso de elaboración persigue que el índice de refracción de su núcleo, que es la guía de la onda luminosa, sea uniforme para minimizar pérdidas.

La reflexión total es el principio físico en el cual se basa la transmisión de la luz en las fibras. La luz viaja por el núcleo de la fibra, incidiendo en la cubierta con un ángulo mayor que el ángulo crítico, de manera que la luz se refleje de nuevo hacia el interior del núcleo, transmitiéndose a largas distancias y con muy bajas pérdidas de energía luminosa. Para garantizar este mecanismo el núcleo de la fibra óptica posee un alto índice de refracción y se encuentra

rodeado de una capa de un material similar pero con un índice de refracción ligeramente menor.

La historia de la fibra óptica es relativamente corta y está paralelamente asociada al desarrollo del láser como un medio portador de información, así como de los dispositivos optoelectrónicos basados en semiconductores. Este novedoso elemento vino a revolucionar los procesos de las telecomunicaciones en muchos sentidos: desde lograr una mayor velocidad en la transmisión y disminuir los ruidos y las interferencias hasta multiplicar las formas de envío y recepción en comunicaciones por vía telefónica. Entre las principales características de las fibras ópticas se pueden mencionar:

- ❖ Son compactas, muy ligeras y con bajas pérdidas de señal respecto al cable de oro.
- ❖ En dependencia del material se pueden construir con buenas prestaciones frente a líquidos corrosivos, gases y variaciones de temperatura.
- ❖ Son inmunes a las interferencias electromagnéticas de radiofrecuencia y radiaciones.
- ❖ No conducen señales eléctricas, por lo tanto son ideales en la fabricación de sondas sin ningún componente conductivo, pudiéndose usar en condiciones peligrosas de alta tensión o con riesgo de explosión. Tienen la capacidad de tolerar altas diferencias de potencial sin requerir de ningún circuito de protección y garantizando un magnífico aislamiento galvánico sin riesgo de arco voltaico debido a cortos circuitos o a fuga de corrientes hacia el entorno remoto.
- ❖ Resultan un canal de gran ancho de banda que puede ser utilizado para incrementar la capacidad de transmisión y permitiendo una reducción del coste por canal lo cual la hace muy competitiva frente a los cables de cobre.
- ❖ Aventajan a los sistemas convencionales de transmisión basado en cables de cobre en cuanto a la atenuación de sus señales. En un sistema de comunicaciones por fibras ópticas se pueden instalar tramos de hasta cientos de kilómetros sin necesidad de recurrir a repetidores lo que también lo hace más económico y de fácil mantenimiento, aunque su alcance depende del material empleado en su fabricación.

Las prestaciones de las fibras ópticas no se circunscriben únicamente a ofrecer un canal con grandes velocidades de transmisión y escasas pérdidas, sino que, cada día surgen en el mercado nuevas aplicaciones tales como: guías de luz, sondas de imágenes y sensores de diversos tipos. Se han desarrollado diversos sensores para medir la temperatura y la presión en diversos entornos. Las magnitudes físicas de medida como la temperatura o las fuerzas de compresión y tracción pueden influir en las fibras de vidrio y modificar localmente las propiedades de conducción de luz. Como resultado del grado de la atenuación de la luz en las fibras, producido por la dispersión, se puede determinar una influencia física externa, de

manera que la guía de luz se puede utilizar como un sensor lineal. Estos sensores pueden trabajar a mayores temperaturas que los sensores basados en semiconductores.

El diámetro pequeño y el hecho de que por las fibras no circula corriente eléctrica le da ciertas ventajas respecto a ciertos sensores eléctricos en aplicaciones vinculadas, por ejemplo, al estudio de pozos petroleros y en la industria química, en donde puede existir la necesidad de transportar la información a través de medios explosivos. Se pueden encontrar también en hidrófonos dedicados a la investigación de seísmos, en la industria de petróleo, así como en barcos en aplicaciones vinculadas al sónar. Otro uso de la fibra óptica se encuentra también en giróscopos ópticos en la aviación capaces de detectar rotaciones mecánicas mediante la interferencia de varios haces de luz.

Las fibras ópticas son muy usadas también en el campo de la iluminación. La luz puede ser recogida desde un punto determinado y ser transportada mediante mazos de fibras a cualquier destino de interés. Entre las ventajas de la iluminación por fibra podemos mencionar la ausencia de transmisión de electricidad o de calor. Esto se debe a que la fibra sólo tiene la capacidad de transmitir los haces de luz, y a que la lámpara que la ilumina no está en contacto directo con ella. También, se puede controlar el rango espectral de la luz transmitida sin necesidad de cambiar la lámpara.

Otro de los usos más comunes de la fibra óptica es en la inspección médica por medio de endoscopios. Los endoscopios se usan en medicina para visualizar el interior del cuerpo humano a través de una pequeña incisión. Usando fibras ópticas, se consiguió un fibroscopio semiflexible (o endoscopio de fibras), el cual fue patentado por la Universidad de Michigan en 1956. Estos aparatos significaron un salto en el diagnóstico de diferentes patologías y hoy día son imprescindibles en la cirugía de invasión mínima. También, en esta misma época se utilizaron filamentos tan delgados como el pelo que transportaban luz a distancias cortas, de forma que la luz podía llegar a lugares que de otra forma serían inaccesibles o asumiendo ciertos riesgos. Hoy día, con el perfeccionamiento de la tecnología de fabricación de las fibras, de los dispositivos de captura y la consecución de una disminución importante de la atenuación del canal de luz, se han alcanzado resultados notables en los sistemas de inspección visual y su uso se ha extendido en la actualidad a otros entornos con especial interés en el industrial.

### **1.2 LOS MAZOS DE FIBRA ÓPTICA EN LOS SISTEMAS DE INSPECCIÓN VISUAL Y EN LA TRANSMISIÓN DE IMÁGENES.**

La mayor parte de la información que reciben los seres humanos, procedente del mundo exterior, llega a través del canal visual. Los cambios en las propiedades de la luz, después que entra en contacto con el objeto inspeccionado, pueden ser detectados por el ojo humano o por un Sistema de Inspección Visual (SIV). Una ventaja de la inspección visual, es que puede proporcionar datos cuantitativos más confiables que cualquier otra prueba no destructiva. La inspección visual es el ensayo no destructivo por excelencia, ya que su agente físico, la luz, no produce daño alguno a la inmensa mayoría de los materiales. Los SIV mediante cámaras

## Capítulo I

electrónicas son ampliamente utilizados en la actualidad en el control de calidad de diversos procesos industriales, sistemas de vigilancia, posicionamiento e identificación de objetos móviles, robótica, etc.

Este tipo de esquema de trabajo se engloba dentro de la temática denominada como Visión por Ordenador o Visión Artificial y proporciona soluciones innovadoras que mejoran considerablemente la gestión de la productividad, la calidad, y la seguridad. Un gran número de actividades industriales y científicas se han beneficiado de estas tecnologías de visión artificial en múltiples áreas. Algunos de sus campos de acción mantienen relación con:

- ❖ Automatización y control de procesos.
- ❖ Aplicaciones de análisis y diagnóstico médico.
- ❖ Control de calidad en procesos productivos.
- ❖ Reconocimiento biométrico.
- ❖ Análisis remoto de entornos.
- ❖ Robótica móvil.
- ❖ Videovigilancia y aplicaciones militares vinculadas a seguimiento de blancos, visión nocturna, etc.
- ❖ Reconocimiento de patrones.
- ❖ Aplicaciones de domótica.

Las características distintivas de las aplicaciones de los SIV pueden simplificar la realización y disminuir el coste operativo, aunque se requiere una técnica afinada con requisitos básicos sólidos, que deben ser correctamente aplicados. El ser humano, posee una gran capacidad de reconocimiento y adaptación a situaciones imprevistas, sin embargo se puede ver superado fundamentalmente en cuanto a la precisión en la evaluación de magnitudes físicas reales y el desempeño de tareas rutinarias.

La mayoría de los sistemas que utilizan visión artificial han sido diseñados para una aplicación específica, careciendo de la flexibilidad necesaria para su utilización en otros dominios donde puede que no sea posible o conveniente el uso de señales eléctricas y aparatos electrónicos. Ejemplos de esta situación lo encontramos en:

- ❖ Sitios de difícil acceso, entornos cerrados y/o estrechos, etc. (Ej. tuberías de gas, conductos de ventilación, rotores de maquinarias, etc.)
- ❖ Determinadas aplicaciones médicas vinculadas a la endoscopia que permiten la inspección del interior del cuerpo, arterias, etc.

- ❖ Inspección de ambientes hostiles expuestos a altas temperaturas y/o presión, radiaciones de rayos X o nucleares, etc.
  
- ❖ Recintos con riesgo de explosiones o corrosión.

Para la transmisión de imágenes bajo estas condiciones sería muy conveniente poder utilizar mazos de fibras ópticas donde las fibras se encuentran agrupadas a lo largo del mazo manteniendo siempre la misma relación espacial entre ellas (coherencia). En general el mazo sólo se comporta como un dispositivo óptico de transporte de imágenes, no de enfoque. A estos dispositivos se les puede acoplar en su terminal de salida una cámara digital que se encontraría aislada del medio de interés logrando así un aislamiento adecuado del sensor. Además, se podría lograr un acomodamiento e incluso movimiento del extremo captor, más efectivo por ejemplo en entornos estrechos y sinuosos.

La idea de utilizar las fibras ópticas como medio para transmitir imágenes no es nueva. Aunque inicialmente fueron pensadas para la transmisión y distribución de luz, a lo largo del siglo XX aparecieron diversas aplicaciones que hoy día han ido ganando en complejidad y perfección a medida que se ha desarrollado la tecnología de producción de estos elementos, especialmente en la fibroscopia asociada a ramas de la salud y la industria, existiendo una gran variedad de dispositivos de inspección que tienen como elemento común la fibra óptica.

Un mazo de fibras ópticas para aplicaciones de iluminación o transmisión de imágenes, está compuesto generalmente por decenas de miles de fibras ópticas, dispuestas de una manera compacta de modo que los extremos del mazo pueden modelarse como planos finitos, compuestos por varios puntos o diminutas regiones de la imagen, cuyo número es tan alto como el número de fibras. Esto quiere decir que el núcleo de cada fibra capta una porción de la imagen y la entrega al otro extremo del mazo.

Con esta disposición cualquier imagen proyectada en el plano de entrada del mazo se descompone en distintos puntos relacionados con dicho plano imagen. Éste aparece en la salida como un conjunto de puntos luminosos transmitidos por cada una de las fibras individuales mediante el conocido mecanismo de reflexión total interna de las fibras.

Los mazos en cuanto a la disposición entrada-salida de sus fibras pueden ser clasificados en *coherentes* cuando hay una correspondencia (coherencia) en la distribución y posición de las fibras entre los extremos del mazo, e *incoherentes*, cuando en su interior las fibras están distribuidas de forma no ordenada entre el plano de entrada y el de salida.

Si la posición relativa de las fibras es idéntica en los dos extremos, la imagen formada en el primer extremo se propaga hacia el final del sistema de forma coherente (Figura 1.1). La longitud habitual de estos conjuntos ordenados de haces, oscila entre unos 50 cm y varios metros de longitud aunque típicamente no superan los 4.5 m.

Una imagen proyectada a la entrada es transmitida directamente a la salida en forma de múltiples puntos luminosos, pero como mantiene su coherencia espacial de las fibras a todo lo largo del mazo, la imagen es obtenida directamente en la salida (Figura 1.2).

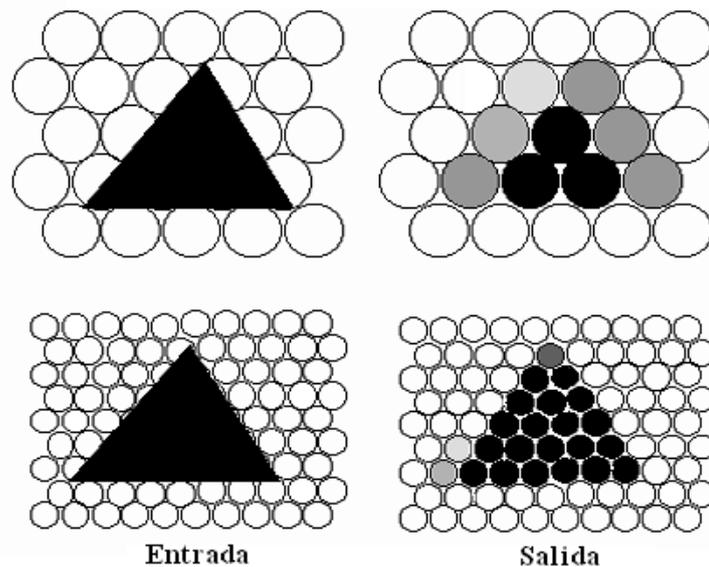


Figura 1.1. Gráfico que ejemplifica la transmisión de una imagen (triángulo) por dos mazos de fibras coherentes pero con diferente tamaño y número de fibras.



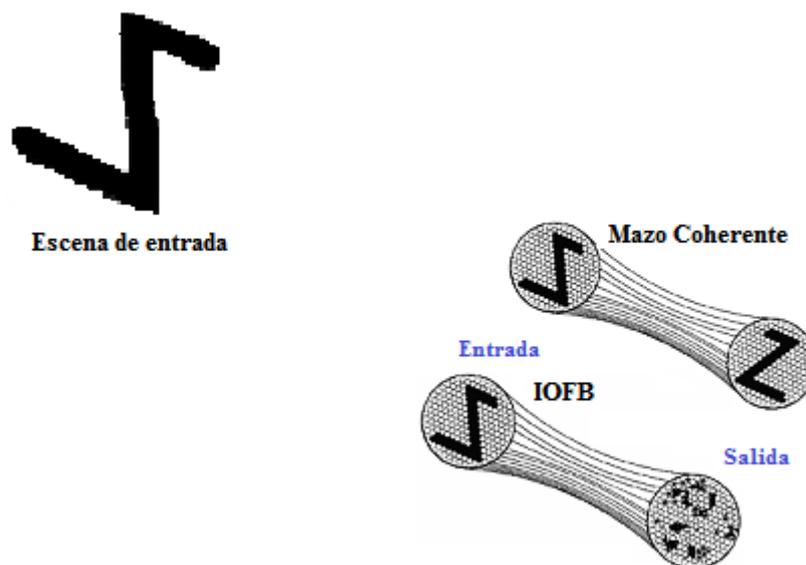
Figura 1.2. Ejemplo real de transmisión de imágenes por mazos de fibras coherentes.

Por el contrario, los *mazos incoherentes* (*Incoherent Optical Fiber Bundles- IOFBs*) se suelen utilizar generalmente como guías de luz aunque bajo determinadas condiciones podrían ser utilizados para transmitir imágenes constituyendo un medio menos costoso y que puede transmitir a mayor distancia. Al ser un dispositivo donde la distribución de las fibras es menos exigente desde el punto de vista constructivo, su coste es inferior. Además las fibras, por regla general, son más gruesas y generalmente no reciben un proceso de fusión, o si lo reciben es solamente en los extremos del mazo garantizando, además, una buena flexibilidad. Por tanto, el problema de la diafonía entre fibras aledañas resulta menor que en los mazos coherentes. De hecho ésta última característica puede producir un efecto de pérdida de contraste en la imagen transmitida.

Un sistema de estas características requiere de un sistema en el cual ineludiblemente debe existir un sensor o cámara acoplado a una unidad de procesamiento, para “traducir” la

información recibida en la salida del mazo pues ésta se encuentra enmascarada. Esto significa que para transmitir y reconstruir imágenes a través de mazos incoherentes de forma “directa” es necesaria, previa a la transmisión, realizar una *calibración* del mazo que estime la función de transferencia entre entrada y salida, y reorganice la información captada por el sensor. La Figura 1.3 muestra cómo una imagen en la entrada de un mazo incoherente se distribuye de forma desordenada en la salida, a diferencia de un mazo coherente.

Con un sistema así se podría utilizar un mazo de menor coste, mayor longitud, menor complejidad tecnológica de fabricación y mayor robustez y flexibilidad para la transmisión de imágenes con una calidad de imagen similar a la proporcionada por uno coherente de igual número de fibras. La calidad de la imagen se puede ver afectada por la distribución no uniforme de las fibras que obligaría a un post-procesado de la imagen obtenida de la reconstrucción, los movimientos de rotación-traslación del mazo respecto al sensor, etc., que provocan que un sistema de este tipo aunque más barato, resulta de una complejidad algorítmica superior.



**Figura 1.3. La disposición de las fibras en un IOFB provoca la transmisión no coherente de la imagen hacia la salida.**

La mayor parte de las aplicaciones actuales donde se utilizan los mazos de fibras para el transporte directo de imágenes están basadas en mazos de fibra coherentes y generalmente esto se realiza para distancias relativamente cortas y con un coste alto por metro de alcance de la transmisión, lo que limita su rango de aplicación en entornos remotos. Aunque existen diversas patentes y en menor grado algunos artículos, en las cuales se describen sistemas de transmisión de imágenes mediante *IOFBs*, no se han reportado aplicaciones reales en las cuales un sistema de este tipo pueda destacar. Tampoco se han publicado resultados palpables que permitan ser criticados o comparados con cualquier resultado ya que no detallan claramente la calidad de la calibración ni de la formación de imágenes.

### 1.3 ENTORNO DE DESARROLLO

En los últimos años se han desarrollado múltiples aparatos para la exploración de espacios estrechos y que incluso pueden soportar características extremas de temperatura, humedad y corrosión lo cual viene a demostrar el interés sobre la temática. Son conocidas también, las diversas posibilidades que ofrecen aparatos basados en mazos de fibras para el transporte de imágenes. Dichos aparatos están fundamentalmente contruidos a base de mazos de fibras coherentes y apenas existe información acerca de alternativas utilizando IOFBs. Las instalaciones conocidas que utilizan este tipo de dispositivos, no se salen del marco de la experimentación a pesar de las ventajas que podrían tener los IOFBs frente a los coherentes sobre todo en materia de costes. Inclusive, tampoco se ha establecido una metodología completa que permita, independientemente de las características de la instalación, realizar una calibración y posterior reconstrucción de las imágenes transmitidas con una calidad palpable.

Los trabajos previos muestran soluciones particulares atendiendo a un determinado modelo físico de calibración y de transmisión. No obstante, de todos ellos se desprende una filosofía común que analizaremos en sus diferentes etapas y que será enriquecida a lo largo de esta tesis, sobre todo en cuanto a métodos alternativos de calibración, reconstrucción e interpolado de imágenes se refiere.

Para comprobar toda la metodología que se propone en este trabajo y validar de manera global el modelo que se fundamenta, se ha desarrollado una instalación experimental que es capaz de calibrar un sistema de transmisión de imágenes utilizando IOFBs y, también, reconstruir imágenes siguiendo una metodología propia tal como la haría un sistema de propósito real.

Para cumplir los objetivos anteriores, también se ha desarrollado una aplicación que contiene a todos los procedimientos que se plasman en este texto y que ha servido como una herramienta eficaz de evaluación del modelo concebido ante un amplio abanico de condiciones. En general, sobre este soporte se pueden realizar las siguientes operaciones:

- ❖ Localización de fibras en un IOFB y cálculo de parámetros de compensación de intensidad en cada fibra.
- ❖ Enfoque y encuadre del subsistema óptico de entrada
- ❖ Calibración espacial del mazo mediante diferentes técnicas.
- ❖ Corrección de la calibración del sistema cuando cambian las condiciones del entorno.
- ❖ Reconstrucción de imágenes fijas y en tiempo real.
- ❖ Análisis general para múltiples mazos de fibras y bajo diferentes condiciones de calibración.

La presente tesis se enmarca en el ámbito científico de la inspección visual mediante el empleo de técnicas de visión e inteligencia artificial con especial interés en la temática de la supervisión

remota de entornos de difícil acceso y/o bajo condiciones hostiles. Todo el trabajo desarrollado ha sido posible gracias a la participación en los siguientes proyectos financiados por el Ministerio de Educación:

- ❖ “Sistema de localización y posicionamiento absoluto de robots. Desarrollo de un espacio inteligente. SILPAR” (DPI 2003-05067)
- ❖ “Desarrollo de un espacio inteligente integral, mediante técnicas de Optoelectrónica y Fotónica y Arquitecturas de procesadores avanzadas para localización absoluta de robots (SILPAR II)” ( DGI DPI 2006-5835)

Gracias a esta participación se ha podido disponer del material necesario para realizar toda la investigación que incluye componentes, accesorios, equipos de cómputo, etc.

#### 1.4 ESTRUCTURA DE LA TESIS

En la memoria de esta tesis se exponen los diferentes estudios teóricos, y las aportaciones realizadas en cada uno de los temas que se han propuesto para su desarrollo. La memoria está estructurada en 8 capítulos que contienen 105 figuras, 19 tablas y más de 100 referencias bibliográficas.

En el capítulo 2, se hace una descripción general de los principales sistemas de transmisión de imágenes mediante mazos de fibras. También se expone una síntesis del estado del arte, relativo a la calibración y transmisión de imágenes mediante IOFBs, así como una serie de temáticas de procesamiento de imágenes que nos permitirán desarrollar una propuesta para la calibración del mazo y modelar todo el proceso de formación de la imagen. Entre estas temáticas en las que basamos la investigación, se han analizado diferentes métodos de detección de patrones circulares, correspondencias y reconstrucción (*inpainting*) de imágenes. A partir del análisis de estas líneas de investigación se pudo también definir los objetivos concretos a alcanzar en la tesis.

En el capítulo 3 se analiza el modelo general de transmisión por IOFBs que se propone en la tesis y las condiciones de entorno que limitan o favorecen el desarrollo real de un sistema de esta naturaleza. Partiendo de este modelo se realiza un análisis del estado actual de la tecnología enfocado a los diferentes elementos que son parte indisoluble del sistema de calibración (Ej.: sensores matriciales, sistema óptico y sistema de control).

En el capítulo 4 se describen las diferentes etapas que intervienen en la calibración del sistema. Se analizan detalladamente todos los métodos y algoritmos propuestos para mejorar la calidad de las imágenes obtenidas así como las diferentes aportaciones a esta temática que se han introducido a través del modelo global propuesto.

En el capítulo 5 se aborda la posibilidad de reajuste de la calibración del mazo mediante técnicas de correspondencia de imágenes. Se propone una metodología basada en las

## Capítulo I

características particulares del mazo que permitirán readaptar el sistema a diferentes condiciones de trabajo y corregir desajustes mecánicos que pueden afectar a la calibración.

En el capítulo 6 se describe fundamentalmente una técnica propuesta para la reconstrucción de imágenes (inpainting) que se desarrolló para mejorar la calidad de la imagen transmitida y corregir imperfecciones producto de la distribución aleatoria de las fibras en el mazo o por errores en calibración.

El capítulo 7 está dedicado a la presentación de los principales resultados prácticos obtenidos en la tesis que demuestran la validez del modelo que se propone. También se describe la instalación utilizada para validar toda la metodología que se describe en el texto.

Finalmente, en el capítulo 8, se muestran las conclusiones generales de la tesis, un resumen de las principales aportaciones realizadas y se plantean futuras líneas de investigación relacionadas con el trabajo desarrollado. Además, se indican las diferentes publicaciones que se han logrado a lo largo de la investigación.

# CAPÍTULO II

## 2. ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se presenta el estado actual sobre las áreas fundamentales que han servido de base en la investigación emprendida y que detallamos a continuación:

- ❖ Dispositivos para la transmisión de imágenes basados en mazos de fibras: Inicialmente el interés estuvo encaminado a conocer el estado de la tecnología en materia de estos dispositivos y conocer así, su universo de aplicaciones, limitaciones y ventajas.
- ❖ Métodos de calibración de IOFBs: Se han analizado diferentes técnicas de calibración de IOFBs a partir de las cuales poder analizar diferentes soluciones para definir así la propuesta de un modelo general. Este modelo abarca varias áreas de investigación que deben serán analizadas en este capítulo.
- ❖ Detección de patrones de fibras circulares: Este tema guarda relación con la necesidad de reconocer, dentro de la imagen del mazo, las diferentes fibras que lo componen. Con esta información se puede caracterizar el mazo y extraer información útil durante los procesos de calibración y transmisión.
- ❖ Correspondencia de puntos en imágenes: Mediante estas técnicas se buscan estrategias de reajuste de la calibración (recalibrado) del mazo, especialmente cuando no se dispone del banco de calibración, permitiendo readaptar el sistema de transmisión a nuevas condiciones sin realizar de nuevo la calibración en un laboratorio.
- ❖ Restauración de imágenes (inpainting): Debido a la forma no homogénea del empaquetado de las fibras en el IOFB y a la existencia de espacios vacíos por toda la cara de entrada del mazo, el muestreo realizado sobre las imágenes será irregular. Por

esta razón es necesario interpolar cualquier información ausente en la imagen conformada.

A continuación analizaremos cada uno de estos temas de los cuales extraeremos conclusiones que ayudaron a definir los objetivos a alcanzar en la tesis.

## 2.1 DISPOSITIVOS PARA LA TRANSMISIÓN DE IMÁGENES BASADOS EN MAZOS DE FIBRAS ÓPTICAS

Por medio de las fibras ópticas se ha abierto una ventana para visualizar los tejidos del cuerpo humano. Insertando mazos de fibras ópticas a través de aberturas naturales o pequeñas incisiones, y canalizándolas a lo largo de arterias u otros conductos, los médicos pueden observar, sin una intervención quirúrgica invasiva, el intestino, las cámaras del corazón, el tórax y muchas otras regiones de otra manera inaccesibles. En la Figura 2.1 se observa un ejemplo de utilización de un mazo de fibras (sonda) en la cirugía vascular.

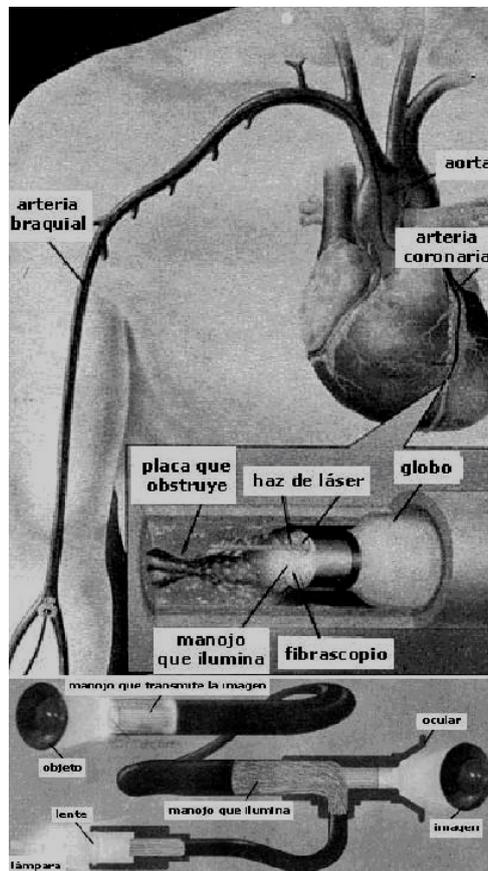


Figura 2.1. Ejemplo de aplicación médica de un mazo de fibras (fibroscopio).

La primera aplicación médica de las fibras ópticas para imágenes fue el llamado fibroscopio, patentado en 1957 por Basil L. Hirschowitz y Lawrence Curtis, de la Universidad de Michigan (*Hirschowitz*, '61) con el interés de observar el estómago y el esófago. Los endoscopios médicos generalmente transmiten luz hacia la cavidad de interés y poseen un sistema óptico que permite la visualización del interior.

Generalmente estos aparatos poseen dos mazos de fibras, uno para proyectar luz sobre la escena y otro para su visualización. El mazo que ilumina recibe la luz de una fuente de alta intensidad y a la salida ilumina el tejido de interés. Esta posibilidad aunque no la analizaremos en este trabajo, resulta interesante en aplicaciones específicas donde el área de interés posea poca o ninguna iluminación o cuando se requiera emitir energía luminosa de cierto tipo, como la que produce un emisor láser. La luz reflejada se recoge por otro mazo, que la transmite a algún medio que la transforma en una secuencia de imágenes o en una imagen fija.

Los endoscopios médicos típicamente varían su diámetro entre 2 mm para inspección de arterias (cardioscopio), hasta 15 mm para el examen del colon (colonoscopia). Otros de tamaño intermedio pueden explorar los bronquios (broncoscopia), los riñones (nefrosocopia), la vejiga (citoscopia), la garganta (laringoscopia), y el estómago (gastroscopia).

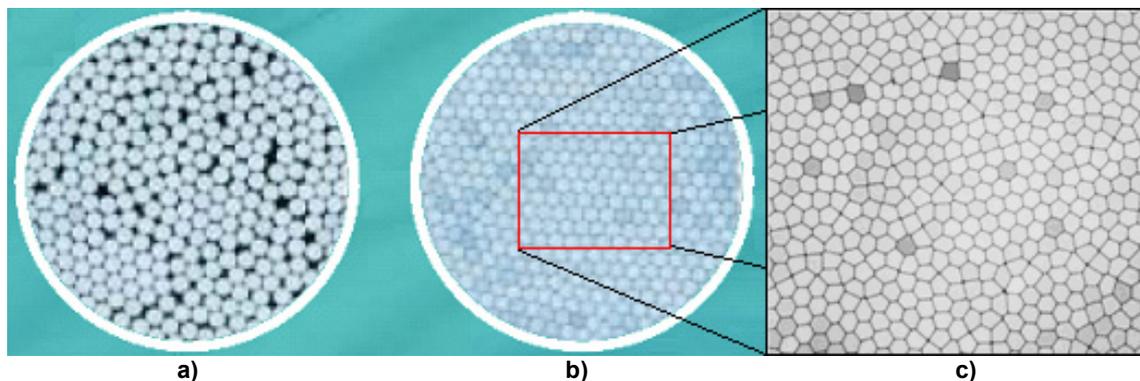
También existen endoscopios industriales que ofrecen nuevas perspectivas del interior de máquinas, instalaciones, interiores de estructuras y cada día alcanzan mayor importancia en el ámbito militar (Figura 2.2). Se fabrican con longitudes de hasta 4.5 metros y resultan la herramienta ideal para zonas de difícil acceso como por ejemplo cuando se requiere inspeccionar en los rotores de estaciones de generación eléctrica, motores automovilísticos, turbinas de motor de reacción de avión, equipos de construcción, reactores nucleares, tuberías o intercambiadores de calor de plantas farmacéuticas y químicas, cilindros hidráulicos de grúas gigantes, etc.



**Figura 2.2. Ejemplos que muestran algunas aplicaciones de los mazos de fibras en la transmisión de imágenes.**

Cada fibra se comporta como un sensor que recibe los rayos de luz que inciden en un determinado rango de incidencia (cono de aceptación), y así esta información es transmitida por reflexión interna hasta el extremo opuesto del mazo.

Los mazos coherentes pueden ser semiflexibles o rígidos (barras rígidas). Las barras de fibras rígidas pueden utilizarse como conductores de luz, imágenes o señales sobre distancias muy cortas, donde no se requiera flexibilidad. La producción de estos dispositivos es complicada y costosa constituyendo una limitación importante. Las fibras deben estar organizadas de forma paralela y la distribución de fibras (agrupamiento) en cada mazo debe ser uniforme de forma que la separación entre fibras sea lo menor posible para evitar zonas de pérdidas. Esto se logra mediante un mecanismo de fusión a altas temperaturas que disminuye en gran medida las regiones intersticiales no cubiertas (Figura 2.3), sin embargo, esto trae consigo una disminución de la flexibilidad del mazo (Dujon, G. et al., '94; Roberts, '03; Ferguson et al., '04; SCHOTT Ibérica, '09).



**Figura 2.3** Disminución de los espacios intersticiales en un mazo de fibras utilizando la fusión (SCHOTT Ibérica, '07, '09). a) Mazo sin aplicar fusión. b) Mazo fusionado. c) Detalle de mazo fusionado.

En (Ono et al., '00; SCHOTT Ibérica, '07) se pueden encontrar algunas de las características que necesita un mazo coherente de fibras para lograr una máxima calidad de transmisión de imagen. Las fibras deben estar optimizadas para aumentar su eficiencia en el rango de luz de interés. Para garantizar una reflexión interna total la capa exterior de la fibra (*cladding*) debe disponer de un espesor mínimo de  $2\mu\text{m}$  para el rango del espectro visible. Para aumentar la eficiencia óptica se debe aumentar el diámetro de la fibra sin incrementar el ancho de la capa exterior aún cuando esto repercuta en una pérdida de flexibilidad y en la diafonía entre fibras.

La distribución (agrupamiento) de las fibras debe ser uniforme y la separación entre ellas debe ser lo menor posible para evitar zonas de pérdidas. Mediante fusión se logra disminuir el espacio interfibras tal que, para una misma sección, se puede contener aproximadamente un 15 % más de fibras.

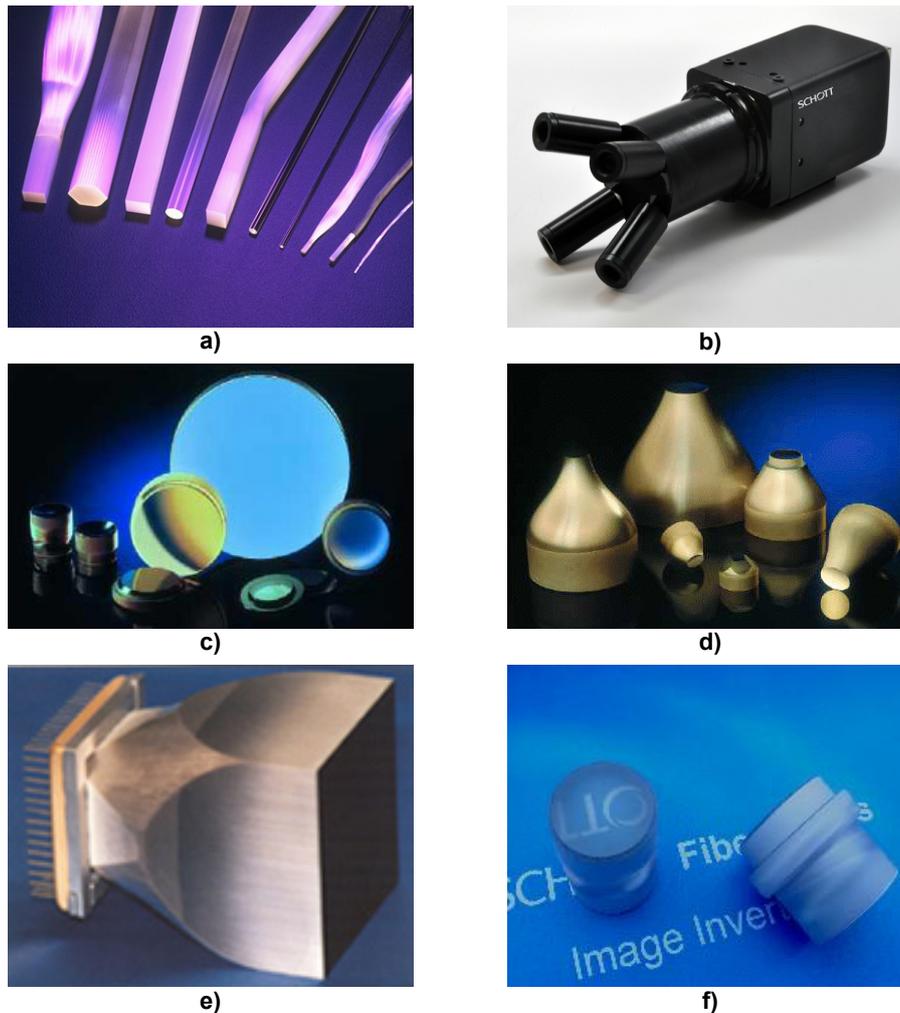
Aunque este proceso da mayor rigidez al mazo, existen soluciones donde se aplica la fusión solo en los extremos para lograr así mayor flexibilidad y libertad de movimiento. Los extremos del mazo deben estar muy pulidos y suelen estar protegidos mediante un casquillo metálico. Algunos aparatos incluyen adaptaciones en el terminal lejano para facilitar el desplazamiento en medios estrechos utilizando vibraciones o simplemente algunos mecanismos que permiten

doblar la punta. En el mercado existen diversos componentes de alta calidad para visión basados en fibras coherentes, que podemos ver descritos en (SCHOTT Ibérica, '09). Estos componentes pueden ser agrupados en (Véase la Figura 2.4):

- ❖ Conductos o barras. Mazo compuesto por fibras de aproximadamente 10  $\mu\text{m}$  fusionadas (multifibras), cuyos diámetros determinan si son semiflexibles o rígidas. Suelen ser utilizadas para transmitir a una distancia menor de 1m.
- ❖ Placas (faceplates). Es un mosaico de fibras muy cortas y fusionadas (2.4cm aproximadamente) que forman una placa de vidrio. Se utilizan generalmente como elementos de acople a sensores con una mínima pérdida de luz.
- ❖ Tapers. Componente en forma de huso que se fabrica en formatos redondos, cuadrados y poligonales utilizados para aumentar o reducir imágenes y como acople con otros dispositivos como por ejemplo en aplicaciones con rayos X donde se necesite proteger de esta radiación a un CCD mediante una capa de absorción. Estos dispositivos permiten combinar varios tapers con varios sensores para formar una gran área de visión.
- ❖ Inversores de imágenes. Dispositivos en los que una imagen a la entrada es rotada a un cierto ángulo.
- ❖ Combinador/Duplicador. Permiten mezclar/duplicar imágenes sin necesidad de otros dispositivos ópticos tales como lentes y espejos los cuales en ocasiones son fuente importante de aberraciones y reducción de brillo de la imagen.

Un documento que permite entender a grosso modo la construcción de estos elementos es la patente (Ono et al., '00). En este trabajo se describe las características de un mazo coherente de uso médico de pequeño diámetro. Al dispositivo se le ha realizado un proceso de fusión en ambos extremos dejando libres las fibras en su parte intermedia para así lograr una máxima flexibilidad y disminuir la diafonía (cross talk) entre las fibras.

Existen algunos trabajos donde se utiliza solamente una fibra aislada “atada” a una unidad piezoeléctrica controlada por una señal de forma específica y que la hace vibrar de forma tal que realiza un movimiento en forma espiral, alrededor de un extremo fijo, recorriendo así una superficie cónica. De esta forma se puede reconstruir una imagen con muy pocos recursos, aunque con cierta complejidad tecnológica donde la distorsión de la imagen final y el tratamiento a la que se debe someter hacen el proceso más complicado (Seibel et al., '02). Esta vía de transmisión de imágenes mediante fibras resulta interesante pero se aparta de la idea de utilizar mazos de fibras.



**Figura 2.4.** Dispositivos de transmisión de imágenes basados en mazos coherentes. Imágenes tomadas de (SCHOTT Ibérica, '09). a) Barras de transmisión de imágenes. b) Conducto múltiple para cámara. c) Placas de fibras. d) Tapers. e) Taper acoplado a CCD. f) Inversor.

### **2.1.1 CONCLUSIONES**

Hasta ahora se han descrito aplicaciones y dispositivos basados en mazos de fibras coherentes. Estos dispositivos constituyen una solución ideal en sondas médicas o industriales que garantizan el acceso e inspección de entornos de difícil acceso. También, se utilizan con éxito en algunas aplicaciones de inspección visual sustituyendo a grupos de lentes, o como simple elemento de acoplamiento.

Estos dispositivos comparten características similares con los IOFBs. Dado que en los IOFBs no se mantiene el orden espacial de las fibras, su construcción no requiere una gran precisión y se pueden fabricar de mayor longitud siendo su coste menor. Sin embargo, para transmitir imágenes se requiere de un montaje diferente que necesita ser calibrado especialmente para poder decodificar y reconstruir cualquier imagen transmitida. Desde esta perspectiva, un IOFB es un dispositivo de transmisión directa de imágenes porque físicamente la transporta de

extremo a extremo; sin embargo, es indirecto desde el punto de vista de la representación de la imagen en el terminal de salida ya que la imagen requiere decodificarse de cara al observador.

El rango de aplicaciones actual de los IOFBs, prácticamente está situado en la distribución de luz “fría” a múltiples puntos desde una fuente única. Esto los hace idóneos en sistemas de iluminación especializados en microscopía, comercios y museos, donde se requiere minimizar el efecto térmico de las lámparas y la radiación ultravioleta (SCHOTT Ibérica, '07).

Durante esta investigación, aunque se han encontrado algunas patentes de dispositivos basados en IOFBs, existen pocas fuentes de información sobre dispositivos reales para propósitos de transmisión de imágenes resultando dicha información poco actualizada y, de hecho, poco contrastable. Por tanto, no existen apenas fuentes o referencias bibliográficas para comparar resultados y valorar aspectos tales como: detalles de los aparatos y especificaciones de los elementos que lo forman, calidad de imagen entregada, velocidad de procesamiento, etc. A continuación se hará una valoración de las diferentes técnicas encontradas para calibrar los IOFBs.

## 2.2 MÉTODOS DE CALIBRACIÓN DE MAZOS DE FIBRAS INCOHERENTES

En general, todos los sistemas que analizaremos en esta sección están constituidos por los siguientes elementos (Figura 2.5):

- ❖ Un elemento de iluminación controlado (Monitor, láser de barrido, etc.)
- ❖ Ópticas de acoplamiento que garanticen el enfoque sobre el mazo y el sensor.
- ❖ Un elemento de captura de imagen (sensor o cámara)
- ❖ Una unidad de procesamiento para controlar el procedimiento, almacenar información y calcular las correspondencias.

Para ejecutar esta tarea se usa un dispositivo que emita imágenes (luz) de forma controlada por algún hardware, como por ejemplo desde una pantalla CRT, LCD o desde un láser de barrido. Las pantallas tienen la ventaja de que pueden ser manipuladas como un array de píxeles desde una unidad de control y se puede, de forma selectiva, iluminar una cierta región con una intensidad configurable.

Conociendo de antemano cómo se excita la entrada del mazo se puede inferir, según la respuesta a la salida (procesada por un sensor que podría ser una cámara CCD o CMOS), cómo es la función de transferencia que permitirá reconstruir cualquier imagen.

En cuanto a la manera de llevar a cabo la calibración, en la literatura consultada es común encontrar dos variantes fundamentales. La primera es la calibración mono-fibra que consiste en iluminar el mazo con puntos luminosos, de tamaño cercano al de una fibra estándar del

mazo, resultando una solución muy lenta (Revell, '80; Brearley, '90; Dujon, G. F., '91; Tsai, M. J. et al., '93; McGowan, '03; Gamo et al., '05).

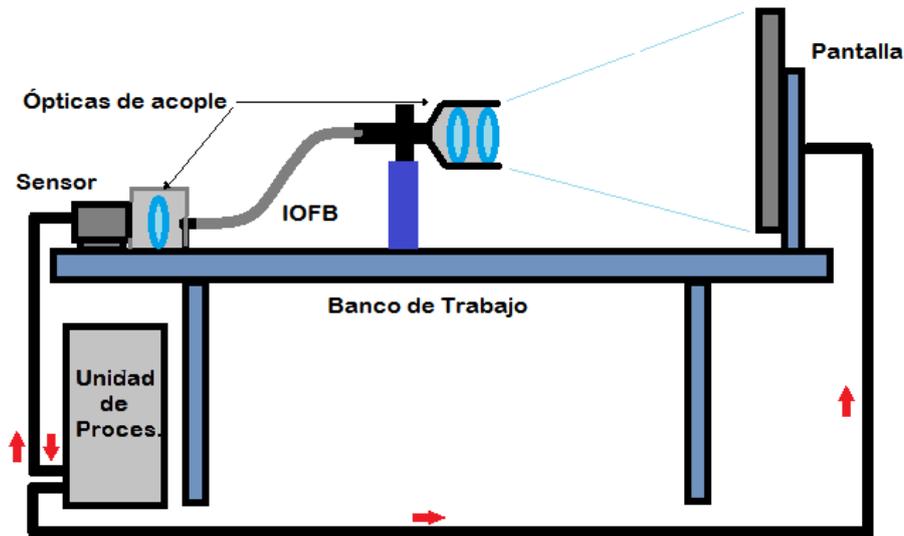


Figura 2.5. Instalación genérica para la calibración.

La segunda alternativa con técnicas multifibra, plantea la posibilidad de hacer la operación de manera más eficiente y eficaz. Para ello se utilizan varios puntos de luz o simplemente áreas de determinado tamaño y forma, con el objetivo de iluminar múltiples fibras del mazo a la vez (Dujon, G. et al., '94; Roberts, '03; Alfaro, '05; Fernández, P. et al., '07).

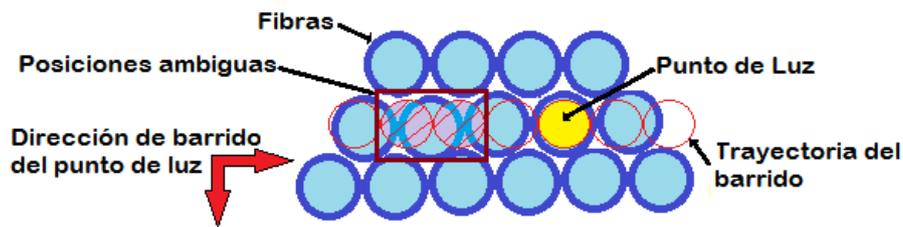
### 2.2.1 CALIBRACIÓN MONOFIBRA

En los trabajos (Revell, '80; Siegmund, '82; Dujon, G. F., '91; McGowan, '03; Demuyne et al., '05b) se muestra un sistema decodificador de IOFBs que permite también la transmisión de imágenes. Las posiciones relativas entrada-salida de las fibras se determinan iluminando secuencialmente cada fibra con un punto luminoso. El punto es emitido desde una pantalla o desde un láser montado en un sistema electromecánico. Para la decodificación se verifican, en la salida del mazo, las coordenadas que se iluminan en un sensor CCD. El punto es expuesto mediante un subsistema óptico a la entrada del mazo y se hace recorrer de derecha a izquierda y de arriba abajo por toda la pantalla.

Para cada imagen captada se almacena la relación entrada-salida (posición del punto - posición de la fibra excitada en el sensor) en una tabla de reordenamiento TR con una estructura de LUT (look-up table). La TR está compuesta por un conjunto de pares de posiciones, entrada - salida, mediante las cuales se puede rápidamente recomponer la imagen presente en la entrada del mazo una vez realizada la calibración.

El tamaño del punto que realiza el barrido es ligeramente menor al diámetro de las fibras para garantizar una mejor diferenciación de su posición y su forma es cuadrada (un bloque de píxeles de una pantalla) o redonda (punto de un láser) (Figura 2.6). De esta forma, cuando la imagen formada en la entrada recorre el núcleo de una fibra en una posición cercana al centro,

sólo se ilumina la salida correspondiente y no más de una fibra pues su luz no impacta sobre las fibras adyacentes.



**Figura 2.6. El Impacto de un punto de luz puede ocurrir sobre múltiples fibras según (Revell, '80; Siegmund, '82; Dujon, G. F., '91; McGowan, '03).**

Como el número de fibras necesario para producir una imagen de calidad razonable debe ser grande, típicamente decenas de miles, esta filosofía de trabajo trae como consecuencia que se deban procesar una gran cantidad de imágenes con el consiguiente uso masivo de tiempo de procesamiento y memoria.

Es fácil deducir que si por cada imagen o punto, hay que capturar una imagen, filtrarla, localizar las zonas iluminadas en el sensor y determinar si es una posición a almacenar en la TR, el tiempo de calibración puede tomar varias horas. El algoritmo almacena en la TR aquellas posiciones donde sólo una fibra se ilumina, y por consiguiente, donde se obtenga la máxima respuesta. Nótese que existirán posiciones donde varias fibras son excitadas a la vez o una fibra puede ser excitada desde varias posiciones aledañas (Véase la Figura 2.6 donde se han representado dos casos ambiguos con sombreado) y que la irradiancia obtenida a la salida de cada fibra, dependerá del área de impacto del punto.

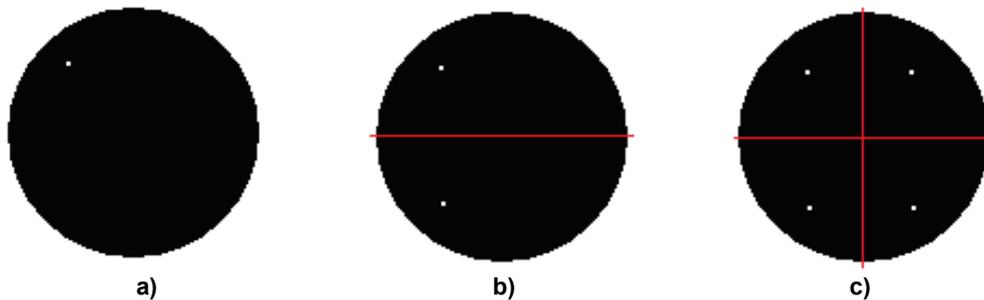
Ninguno de estos trabajos ofrece una descripción lo suficientemente detallada de los resultados obtenidos. Además, los métodos monofibra resultan excesivamente lentos y costosos en operaciones y almacenamiento, por lo que es lógico entender que fueron prematuramente abandonados y sólo se han utilizado con mazos con un número relativamente bajo de fibras.

### **2.2.2 CALIBRACIÓN MULTIFIBRA**

En (Tsai, M. J. et al., '93) se presenta un sistema de calibración consistente en un ordenador, una tarjeta externa T414 Transputer, dedicada para la calibración utilizada también en (Dujon, G. F., '91), una cámara CCD, 2 monitores y un IOFB. En este trabajo se realizan experimentos con métodos de calibración monofibra y multifibra. La técnica monofibra utilizada es análoga a las anteriormente descritas, sin embargo, se introduce por primera vez la posibilidad de hacer la calibración más eficiente mediante una técnica multifibra. Los autores generan puntos de luz (regiones cuadradas) en uno de los monitores, que iluminan a su vez múltiples fibras de la entrada del mazo sin que intervenga ningún sistema electro-mecánico como en el trabajo de (Dujon, G. F., '91). La pantalla del monitor se subdivide en 2 o 4 zonas de barrido independientes. En cada cuadrante de barrido existe un punto que recorre la región de izquierda a derecha y de arriba abajo (Figura 2.7). Esto acarrea dos problemas:

Para cada cuadrante, se deben identificar qué fibras le pertenecen en la imagen de salida del mazo. Para la identificación, se iluminan independientemente los cuadrantes y se localizan las regiones que se iluminan en la salida. A través de un adecuado umbral, cada píxel de salida es definido como 0 ó 1. Con esto se construye una tabla de clasificación para todos los píxeles de la imagen de salida definiendo cuales pertenecen a una zona u otra.

Las fibras que existen en la vecindad de los límites de los cuadrantes, son difíciles de clasificar a la hora de definir a cuál región corresponden debido a la distribución gradual de la intensidad. Para solventar esta situación se proyectan unas líneas delgadas en los límites de los cuadrantes antes de realizar el barrido.



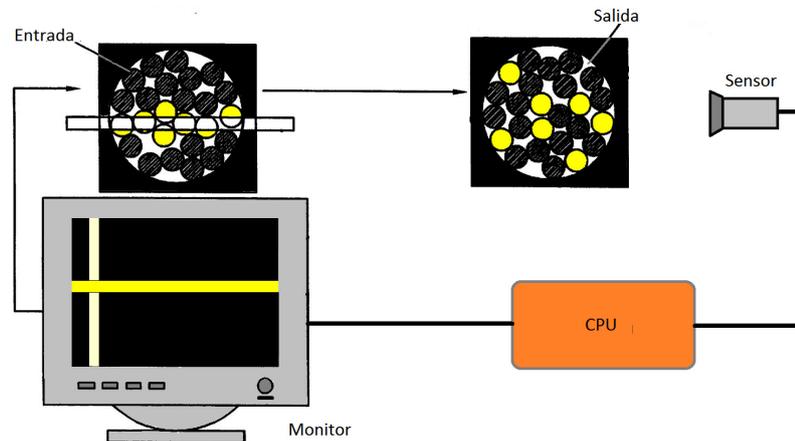
**Figura 2.7. Imágenes utilizadas en (Tsai, M. J. et al., '93). Las líneas en rojo representan los límites de los cuadrantes. a) Calibración monofibra b) Multifibra con 2 cuadrantes c) Multifibra con 4 cuadrantes.**

La imagen reconstruida por la tarjeta dedicada, tiene un tiempo de procesamiento cercano a los 20ms, aunque aún se requiere de un gran tiempo de calibración. El mejor tiempo de calibración que registran los autores con un mazo de 2200 fibras, es de 39 minutos considerando que los puntos cambian su posición en 2 píxeles cada vez. Si se utiliza el mismo paso pero sólo un punto, este tiempo se ve dilatado hasta 158 minutos. Los autores solo muestran resultados de reconstrucción de imágenes con textos. Este trabajo demuestra que para mejorar la velocidad de calibración, la excitación multifibra es una vía mejor aún cuando el método utilizado es mejorable. Este modelo permite ir desvelando las fibras paso a paso por lo que no se requiere conocer las posiciones de las fibras con anterioridad. Sin embargo se requieren imágenes de alto contraste, para localizar que regiones del sensor pertenecen a un cuadrante u otro.

En (Rokunohe, '84), el sistema de calibración está compuesto por un sistema externo de procesamiento y se utilizó como sensor una cámara de televisión de baja resolución. La función de transferencia se determina barriendo desde la pantalla con franjas luminosas, la entrada del mazo. El ancho del impacto de la franja es cercano al diámetro de una fibra. En este trabajo no se indica ninguna operación de localización de fibras, por lo que suponemos que se deducen las posiciones del análisis de cada imagen haciendo el procedimiento de calibración más lento.

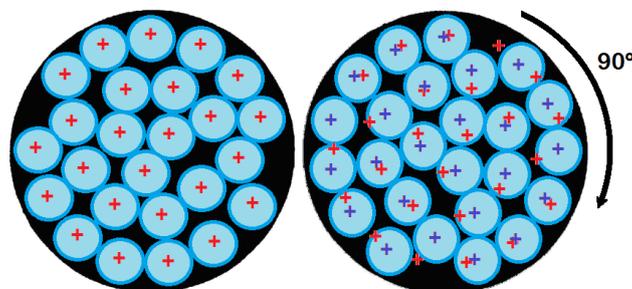
Un trabajo similar, en cuanto al procedimiento, es la patente (Roberts, '03). En él se describe un dispositivo para la transmisión de imágenes adaptable tanto al espectro visible como para el infrarrojo y un método de calibración del sistema. El barrido se realiza de forma similar a (Rokunohe, '84) pero se perfecciona la instalación física utilizando un ordenador en vez de una unidad externa de procesamiento y una cámara CCD de mayor resolución.

La Figura 2.8 muestra que una fibra puede ser excitada desde múltiples posiciones contiguas y en dos dimensiones. Por esta razón el proceso de calibración/decodificación debe ser capaz de encontrar las coordenadas óptimas para cada fibra. La combinación de la información aportada por los dos recorridos (dimensiones) de la franja luminosa en la parte frontal del mazo, permite calibrar el sistema en un menor tiempo, aunque el procesamiento para la decodificación resulta más complejo.



**Figura 2.8. Calibración según (Rokunohe, '84; Roberts, '03).**

Para buscar la correspondencia entrada/salida, se necesita que el barrido se realice en dos direcciones: horizontal y vertical. De esta manera, una fibra iluminada desde la posición  $f_k$  (o imagen número  $k$ ) durante el barrido vertical (filas), y en la posición  $c_k$  en la dimensión horizontal (columnas), significa que la información de la fibra debe ser trasladada a la posición  $(f_k, c_k)$  si en dicha posición la fibra obtuvo su mejor excitación en cada dimensión. Este barrido resulta mucho más eficiente que el utilizado en (Tsai, M. J. et al., '93) pues no se subdivide el área de barrido en cuadrantes y se requiere de un número notablemente inferior de imágenes para calcular la TR, reduciéndose así el gasto en memoria de almacenamiento y el tiempo de procesamiento de imágenes. Un aspecto interesante que señala este trabajo es la necesidad de recalcular la TR cuando hay una alteración de la posición relativa entre el sensor y el mazo, un cambio de sensor, o cuando se altera la óptica de entrada, por ejemplo si se le adiciona un filtro al variar el enfoque (Figura 2.9).



**Figura 2.9. Una rotación del mazo desplaza la posición de los centros reales de las fibras respecto a las posiciones iniciales.**

Para lograrlo se requiere localizar las fibras antes de calibrar. Los autores señalan que este procedimiento evita re-calibrar todo el sistema para lo cual se precisa de un banco de trabajo y condiciones muy controladas. En esta operación no se utiliza ningún método automático, sino que simplemente corrige manualmente a pesar de que dicha cuestión podría solventarse con técnicas de correspondencia de imágenes, tal como se propone en esta tesis.

En (Dujon, G. et al., '94) se presenta otro método de calibración en el que se utilizan una serie de imágenes patrón codificadas. Los autores indican también la necesidad de localizar las fibras previamente. En la calibración, cada una de las imágenes patrón está compuesta por áreas de alto contraste (blanco y negro) conformadas por franjas verticales u horizontales, tal que se iluminen aproximadamente la mitad de las fibras del mazo cada vez. Esto representa una forma más eficiente de escanear el IOFB pues se generan siguiendo un código binario. Esta técnica es conocida como codificación de espacios y son muy empleadas en reconstrucción de entornos 3D (Morano et al., '98; Park et al., '01).

En la Figura 2.10 hemos representado solamente 3 imágenes patrón para cada dimensión por simplicidad. En dicha figura se señala con la etiqueta LSB la imagen correspondiente al bit menos significativo del código que la genera y con MSB el más significativo. Conociendo el comportamiento de cada fibra ante cada una de las imágenes patrón, se pueden calcular las posiciones de entrada a almacenar en la TR. Esto es posible utilizando la ley de formación de números binarios ponderados y considerando como 1 el estado de la fibra cuando está iluminada, y como 0 para cuando está apagada.

La relación entrada/salida se logra con una disminución notable de tiempo de procesamiento porque se disminuye notablemente el número de imágenes, aunque no se cuantifica ni compara esta característica con ninguna otra de las técnicas anteriormente comentadas.

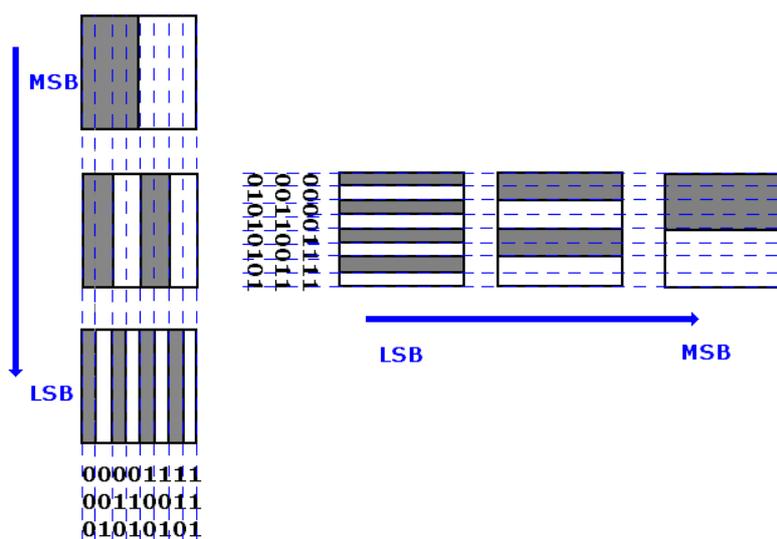
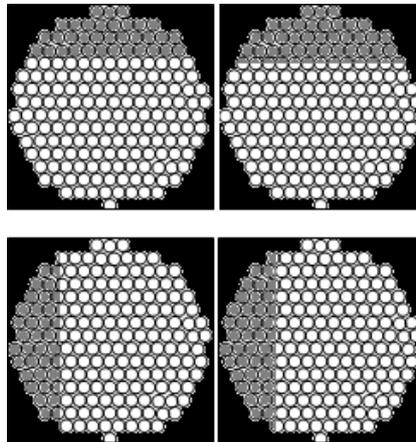


Figura 2.10. Imágenes patrones según (Dujon, G. et al., '94).

Es fácil llegar a la conclusión de que en el método de (Rokunohe, '84) se necesitarán como mínimo  $2n$  imágenes, siendo  $n$  el número máximo de posiciones a explorar por dimensión. Sin embargo con esta técnica se utilizaría sólo  $2 \log_2(n)$  imágenes por dimensión. En esta patente

se utiliza un mazo de aproximadamente 256 x 256 fibras requiriéndose al menos un total de 16 imágenes codificadas en total; 8 en la dimensión horizontal y 8 en la vertical.

En (Alfaro, '05) se describe un programa desarrollado en el entorno Matlab ® que permite simular una calibración mediante imágenes conformadas por un área rectangular que incrementa su anchura de forma escalonada en dos dimensiones (Figura 2.11).



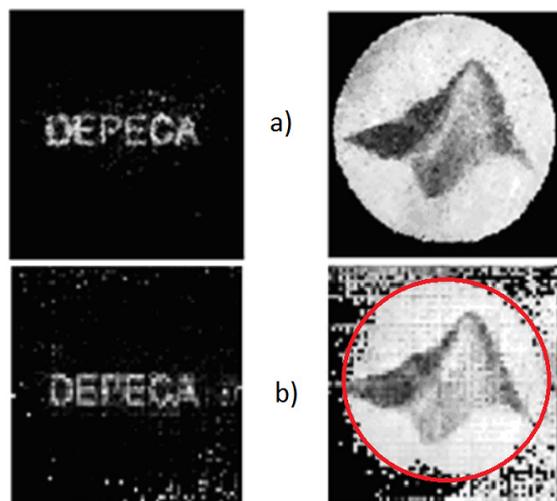
**Figura 2.11. Barrido por área variable según (Alfaro, '05).**

Este barrido aumenta el número de fibras iluminadas a cada incremento de área y la información útil radica en las nuevas fibras iluminadas a cada paso, por lo que, analizando dos imágenes consecutivas y verificando sus diferencias se puede conformar la TR.

Debido a que más de una imagen puede afectar el nivel de gris de una fibra específica, en la TR se debe registrar el rango de posiciones en las que una fibra incrementa su nivel de gris en el sensor. Como existe una lista de posiciones por cada fibra excitada, se tomará la intermedia para cada dimensión de barrido. En este trabajo no se realiza ninguna localización de fibras, por lo que, en la TR se almacenan todos los píxeles que sufren cambios de intensidad. Esto tiene el inconveniente de que se insertan en la TR un gran número de datos que posteriormente hay que depurar. El píxel central de cada fibra no se determina hasta después de una serie de análisis lo cual no es eficiente y probablemente aumente el número de errores aunque no se requiera ese paso inicial. También se realizan algunas simulaciones en las que se consideran algunos factores tales como la atenuación dispar en las fibras y algunos tipos de ruido sobre la imagen captada en el sensor, cuestión esta no señalada por ningún trabajo anterior. Sin embargo, no se tiene en cuenta la necesidad de igualar las funciones de transferencia de las fibras y se considera una distribución regular de las mismas.

En (Demuyne et al., '05b) y (Gamo et al., '05) se describe un sistema real de calibración sobre el cual se experimentan dos métodos. En el primero de ellos se sigue un procedimiento monofibra similar al descrito en (Tsai, M. J. et al., '93). El segundo utiliza la técnica de codificación de espacios similar a (Dujon, G. et al., '94) para mejorar el mejor tiempo de calibración. Para definir un píxel como iluminado se utiliza un umbral igual al valor medio de los niveles de gris de cada imagen. No se tienen en cuenta las diferentes funciones de

transferencia de las fibras que pueden existir, ni los efectos que produce la óptica sobre el mazo, especialmente en los extremos más lejanos de su centro donde los rayos de luz suelen incidir con más inclinación. Un ejemplo del resultado de la reconstrucción de imágenes se muestra en la Figura 2.12 para ambos métodos de calibración. En el caso de la Figura 2.12.a el método utilizado es la calibración monofibra de Tsai y en la Figura 2.12.b. se utiliza la técnica de codificación de espacios. En este último caso se logra un tiempo de calibración menor. Sin embargo, la calidad de la imagen es mejorable.



**Figura 2.12. Resultados de la reconstrucción de imágenes en (Demuynck et al., '05b) y (Gamo et al., '05). a) Reconstrucción tras calibración monofibra. b) Reconstrucción tras calibración con la técnica de codificación de espacios.**

En este trabajo tampoco se localizan las fibras antes de la calibración. La TR se construye verificando el cambio de estado de los píxeles en cada fase del barrido. La resolución de la cámara CMOS utilizada (1.3 Megapíxeles) no es suficiente para realizar esta operación, puesto que el número de fibras es elevado (aproximadamente 51.000) y la forma circular de las fibras difícil de detectar por falta de resolución. De hecho podemos verificar en la Figura 2.12.b, que existe un gran número de posiciones erróneas en la TR, distribuidas en zonas fuera del círculo (forma del mazo). Esta situación puede ocurrir como consecuencia de una mala asignación de códigos debido a la manera en que se valora el estado de las fibras ante cada imagen binaria o a la resolución real obtenida según la longitud del código utilizado.

Una característica importante de este método es que el mazo inicialmente debe tener un enfoque y encuadre perfecto con el área activa de la pantalla que proyecta los patrones; de lo contrario, se perderían combinaciones de códigos en la LUT. Esta pérdida de combinaciones (resolución) corresponde a las áreas fuera del círculo. El autor no analiza cómo se garantiza el enfoque de la entrada del mazo antes de la calibración aún cuando resulta particularmente crítico para el desarrollo de la calibración. Todo esto, como se puede comprobar en la Figura 2.12.b, afecta la calidad de la imagen. El enfoque y el encuadre son aspectos importantes que afectan en general a todos los métodos que se describen.

En (Demuynck et al., '05a) se propone un método denominado “corrección de la iluminación no-homogénea” para lograr homogenizar las respuestas individuales de las fibras. Este problema

no se había señalado con anterioridad en la literatura. Cuando el mazo es iluminado por una imagen homogénea (Ej. pantalla blanca), la respuesta a la salida no lo es. Este fenómeno genera ruido en la imagen reconstruida y es una fuente importante de distorsión. Además, su corrección permitiría compensar cualquier efecto asociado con la óptica de entrada, respecto a la distribución de la energía radiante que proyecta sobre la cara de entrada del IOFB. Los autores proponen dos métodos de mejora:

- ❖ **Corrección mediante factor multiplicativo:** Se proyecta una imagen blanca en la entrada y se calcula, para cada componente de color, un factor multiplicativo  $\alpha_i$  que corrige el nivel de intensidad de ese píxel llevándolo al valor máximo de gris posible.
- ❖ **Corrección asistida por una calibración en iluminación:** Se proyecta a la entrada un grupo de imágenes homogéneas en escala de grises crecientes desde 0 a 255. Con esto se construye para cada píxel una función de transferencia a la que se le hace una aproximación polinómica y se almacenan los valores de los coeficientes en una matriz de corrección. Así se puede calcular un valor corregido para cada componente de color de un píxel específico.

Este último método presenta el problema de no tener en cuenta los efectos del monitor de calibración, el cuál no tiene necesariamente una respuesta lineal. Por otro lado, los autores consideran que la compensación en intensidad de las respuestas es un análisis posterior a la calibración por lo cual estas respuestas no se tienen en cuenta a la hora de construir la TR. Este aspecto es importante en la calibración y justifica en cierta medida la mala calidad de las imágenes mostradas en (Demuynck et al., '05b) y (Gamo et al., '05).

El método de calibración descrito en (Alfaro, '05) se utiliza en (Demuynck et al., '08) aplicado a un sistema real. Sin embargo, no se indica claramente cómo se construye la TR. Además, en un esquema de calibración de este tipo, a medida que el ancho de la franja se hace mayor se produce un efecto de saturación en la imagen captada del mazo, provocando a cada paso una mayor interdependencia entre fibras adyacentes en la entrada y una dispersión de la luz mayor. La principal desventaja de este método de barrido de la entrada es que la iluminación que recibe el mazo va cambiando paulatinamente (se incrementa) lo cual puede influir negativamente en la construcción de la TR. Es decir, las primeras líneas de exploración, al ser más delgadas, influyen menos en el resto de las fibras que cuando se tiene prácticamente terminado el barrido. Aunque los autores mencionan el uso de la detección de fibras, no lo plasman claramente ni realizan análisis de efectividad; ya que en un área con tan densa población de fibras detectarlas no es una tarea trivial.

### 2.2.3 CONCLUSIONES

En este apartado se han revisado de forma general los métodos utilizados para la calibración de sistemas de transmisión de imágenes basados en IOFBs. Esto nos ha permitido llegar a las conclusiones siguientes:

- ❖ Los métodos multifibra representan una alternativa más adecuada en la calibración, respecto a los métodos monofibras, por el menor uso de memoria, menor número de operaciones y mejores tiempos de calibración. Generalmente requieren un proceso de localización de fibras previo a la calibración a diferencia de los métodos monofibra.
- ❖ Para disminuir los tiempos de calibración, el uso de la memoria y los tiempos de reconstrucción, es necesario localizar las fibras en la cara de salida del mazo siendo éstos los primeros parámetros a incluir en la TR. Por ello necesitamos investigar en la detección de patrones relacionados con la forma real de las fibras.
- ❖ La nube de puntos de los centroides es inalterable dado que las fibras están unidas generalmente por una resina y por ello, cada mazo tiene su propia distribución o plantilla. Al cambiar la posición del mazo respecto al sensor, todas las fibras se moverán solidariamente por lo que si se conoce la ley de dicho movimiento se podría adaptar la calibración a las nuevas condiciones. Esto nos lleva a investigar algunos métodos de correspondencia de imágenes que se puedan adaptar a nuestra aplicación.
- ❖ Cada fibra posee su propia respuesta por lo que es necesario tenerlas en cuenta tanto en la calibración como en la formación de las imágenes porque ésta influirá en la formación de la imagen.
- ❖ Generalmente la literatura encontrada sobrepasa los diez años y los pocos resultados mostrados carecen de calidad en la reconstrucción de las imágenes transmitidas. Además, no se proporcionan demasiados detalles acerca de la instalación necesaria para desarrollar un sistema de este tipo.
- ❖ En ninguno de los trabajos analizados anteriormente, se indica el procedimiento de enfoque de la óptica de entrada del mazo. Si bien se pueden utilizar ópticas previamente calculadas para una distancia de trabajo y un campo visual determinado, siempre se requiere de ajustes y comprobaciones antes de cualquier calibración.
- ❖ Un IOFB que no se le ha realizado un proceso de fusión en sus extremos es muy probable que genere regiones vacías en la imagen final. Ninguno de los trabajos estudiados ha tenido en cuenta esta cuestión. Para mejorar la calidad de las imágenes reconstruidas necesitamos investigar alguna metodología de interpolación que permita corregir, con el menor error posible, la imagen final.

### 2.3 LOCALIZACIÓN DE PATRONES CIRCULARES DE FIBRAS

Se han señalado en la sección anterior las ventajas que tiene la localización de fibras en la imagen que se capta por el sensor, antes de realizar la calibración. A continuación vamos a comentar algunos de los métodos más significativos para la detección de patrones circulares que se han encontrado. En este caso consideramos solamente fibras cuyos extremos resultan circulares. Las referencias son muchas por lo que haremos énfasis solamente en la detección y localización de patrones circulares de radio único, donde las coordenadas del centro de las fibras será el parámetro más importante si se considera que los radios de las fibras de un IOFB se pueden considerar regulares. Para la detección de las fibras solo se necesita iluminar (al unísono) todas las fibras con una fuente de luz difusa y homogénea y trabajar sobre la imagen resultante captada por el sensor. Como fuente difusa puede utilizarse un monitor LCD/LED. La imagen captada por el sensor está compuesta por miles de fibras ocupando, cada una, un determinado grupo de píxeles. En este sentido, para caracterizar el comportamiento de una fibra específica, se requiere buscar una referencia posicional y ésta será su centroide. Aunque siempre es deseable una velocidad de detección alta, no será un aspecto a tener en cuenta pues ésta no es necesario realizarla en tiempo real.

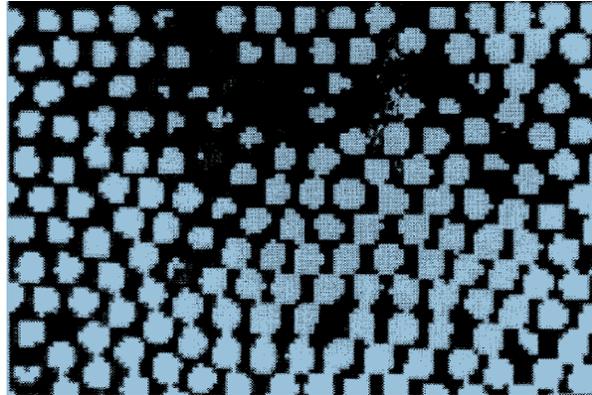
#### 2.3.1 MÉTODOS BASADOS EN OPERACIONES MORFOLÓGICAS Y CORRELACIÓN.

La primera idea intuitiva que puede aplicarse para detectar las posiciones de cada fibra circular, consiste en utilizar mecanismos de binarización en la imagen del mazo (thresholding). Esta segmentación fue utilizada en las patentes (Eikelman et al., '96) y (Dujon, G. et al., '94) para localizar fibras en un mazo de fibras (Figura 2.13). La imagen binaria resultante tiene regiones circulares blancas sobre un fondo oscuro en función del umbral aplicado. Aunque esta operación es simple, el cálculo del umbral óptimo para realizar la binarización no siempre garantiza una buena segmentación. Las posiciones de las fibras se asocian a los centroides de cada región cerrada que cumpla con un determinado requerimiento de área. Previo a la binarización se recomienda someter a la imagen a un filtrado con una máscara de realce con el objetivo de resaltar los bordes de las fibras ópticas y mejorar el éxito de la localización.

Para mejorar los resultados anteriores, en (Dujon, G. et al., '94) se someten estas coordenadas a un proceso de optimización que consiste en correlacionar en la vecindad de cada punto una máscara en forma de círculo con un diámetro similar al de las fibras alrededor de cada centroide. De las posiciones analizadas, el píxel donde se obtenga la mayor correlación se asume como la coordenada de centroide optimizada.

Este método de localización es el más sencillo, sin embargo no siempre resulta adecuado cuando la respuesta de las fibras del mazo no es uniforme y el número de fibras es elevado. Además, suele ocurrir que el nivel de gris presente en los espacios intersticiales no solo está contaminado de ruido y dispersión luminosa, sino que puede ser comparable con los de fibras aledañas. De ser así, en unos casos los contornos de las fibras podrían separarse, en otros se

fusionarán con los aledaños y en otros casos simplemente desaparecerán. Para contrarrestar esta situación una evaluación con múltiples niveles de umbral podría ofrecer mejores resultados, aunque definir los umbrales adecuados no resulte trivial de acuerdo a la diversidad de casos que se pueden presentar.



**Figura 2.13. Segmentación por binarización aplicado a un segmento de un IOFB real.**

En (Roberts, '03) se aplica una secuencia para conocer las posiciones de las fibras de un mazo basada en operaciones morfológicas clásicas tales como binarización, erosión y dilatación. Sus mayores inconvenientes radican en determinar el tamaño de las máscaras para las operaciones morfológicas de manera que no degraden demasiado la imagen resultante. Otra posibilidad, sugerida en dicho trabajo, es realizar una correlación entre la imagen a la salida del mazo y una imagen patrón (máscara) correspondiente a una fibra. Para ello se puede construir una máscara de tamaño cercano al diámetro del círculo.

Una alternativa similar a la anteriormente comentada se expone en (Atherton et al., '99) para la localización de círculos de radio único o variable (en un determinado rango). En este trabajo, se expresa la transformada de Hough como una operación de convolución lo cual no es una forma clásica de aplicarla como veremos más adelante; más bien, es una operación de convolución de máscaras especiales que tienen reflejo en un espacio bidimensional tal como lo haría la transformada de Hough clásica. Este algoritmo permite trabajar con diferentes diámetros de fibra pero presenta el inconveniente que al poseer el mazo una respuesta dispar, los niveles de correlación varían en función de la diferencia de iluminación provocando que algunos picos se vean solapados entre sí dificultando la detección.

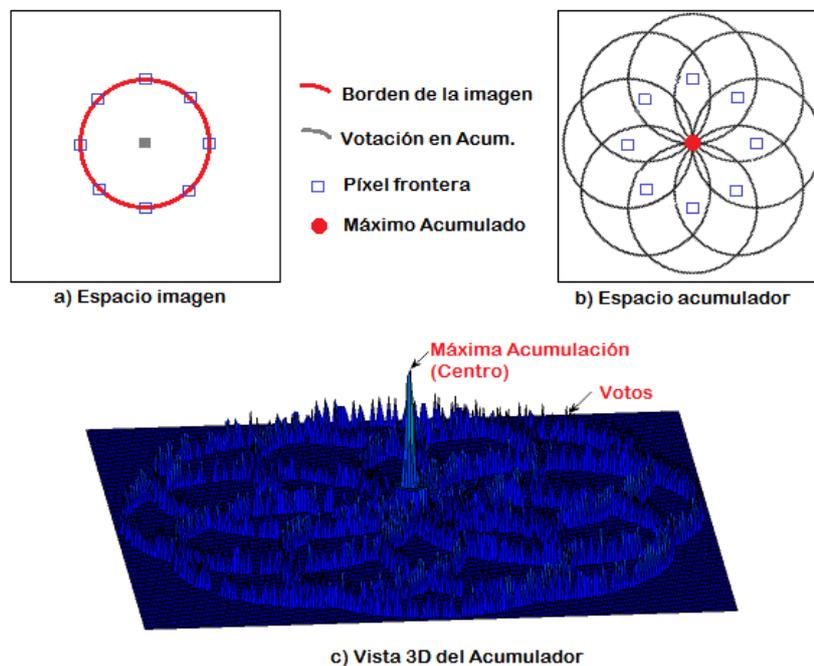
### ***2.3.2 MÉTODOS BASADOS EN LA TRANSFORMADA DE HOUGH CIRCULAR***

La transformada de Hough (*Hough Transform*, HT) fue introducida por Paul V.C. Hough en la patente norteamericana (*Hough et al.*, '62), y fue utilizada inicialmente para localizar trazas de partículas en imágenes de una cámara de burbujas. La HT estándar es un método para detectar curvas paramétricas en imágenes mediante una representación de los puntos que conforman el borde (fronteras) en un espacio de parámetros. Debido a esta razón ha sido muy utilizada para extraer características analíticas en rectas, círculos o elipses resultando una

técnica robusta frente a ruidos, dispersión, defecto de objetos, distorsiones, e incluso oclusiones parciales de objetos.

Esta herramienta matemática utiliza la información de los bordes (imagen binaria) y la información procedente del modelo de la curva o forma específica a localizar. Con dicha información, y mediante deducciones geométricas y matemáticas se puede conocer en qué lugares se localizan las curvas, incluso utilizando solo segmentos de ellas (Ej. oclusiones de figuras). De hecho la transformada de Hough circular estándar (CHT) y sus múltiples variantes son posiblemente los algoritmos más utilizados para encontrar formas circulares en imágenes. En (Illingworth et al., '88) y (Molina, '99) se muestra una revisión exhaustiva acerca del tema.

En la Figura 2.14 a, se muestran un conjunto de puntos de borde pertenecientes a un círculo. Supongamos que existe un espacio de acumulación que tiene la misma dimensión que la imagen a procesar. Entonces, si representamos para cada punto de borde en el acumulador un círculo de radio igual al analizado, aquel punto donde coincidan todas las curvas circulares será el centro buscado. Si cada punto de las curvas anteriores aporta un voto en el espacio de parámetros (proceso de acumulación), aquella posición (o región) con mayor acumulación de votos, coincidirá con el centro del círculo. Al espacio donde se acumulan los votos le llamaremos a partir de ahora Espacio de parámetros o simplemente Acumulador (Véase Figura 2.14 b y c).



**Figura 2.14. Contribuciones de los puntos de borde al espacio acumulador en la CHT.**

En el caso de figuras circulares, el algoritmo genérico se puede reducir a recorrer todos los puntos de borde y para cada uno de ellos se incrementa la votación en el *acumulador* (Molina, '99). Consideremos el proceso de votación como aquel mediante el cual se incrementa en 1 (un voto) determinada posición del espacio de parámetros o acumulador, por medio de aquellos puntos que son posibles centros geométricos del círculo. El centro del círculo se corresponde

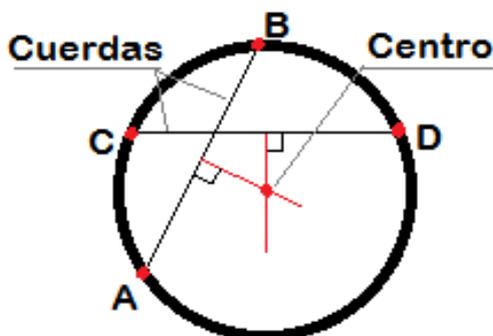
con el área del acumulador que posee mayor densidad de votos. Tal como veremos posteriormente, el espacio de parámetros puede ser simplificado.

Para la extracción de los puntos de mayor acumulación es necesario encontrar un algoritmo eficiente de detección de picos que analice el espacio de parámetros. Aunque en principio esta operación parece simple, no lo es. Esto se debe principalmente a los ruidos de digitalización y de imagen que provocan una dispersión de los votos, así como imprecisiones de los operadores de bordes, etc.

En (Davies, '92; Ioannou et al., '99) se utiliza una operación de filtrado para que el algoritmo sea más robusto respecto a la dispersión de votos. Una vez seleccionado un punto de máxima acumulación es conveniente eliminarlo junto con los valores vecinos (en una vecindad limitada), para seleccionar un próximo candidato si procede.

La HT estándar suele ser un algoritmo robusto de detección pero tiene como inconveniente un uso importante de memoria y altos tiempos de ejecución. Es por ello que en las últimas décadas se han sugerido un sinnúmero de variantes al método estándar con el objetivo de mejorar estos inconvenientes. Algunas hipótesis buscan disminuir la dimensión del espacio de parámetros o disminuir el número de puntos fronteras a representar, acudiendo a propiedades geométricas de los círculos (Kultanen et al., '90; Kim et al., '00; Ajdari et al., '03). También estas variantes pueden considerar la presencia de múltiples círculos con diferentes radios o incluso la posible existencia de círculos concéntricos. En nuestro caso solo nos interesa la detección de círculos brillantes que poseen aproximadamente un radio único situados sobre un fondo ligeramente ruidoso.

En (Kim et al., '00), los autores definen un método en dos pasos mediante pares de cuerdas. Se aprovecha la propiedad en la que una recta perpendicular a una cuerda, cuya intersección ocurre en la mitad del tramo, ineludiblemente pasa por el centro del círculo. Esta situación se muestra en la Figura 2.15. Si se trazan dos rectas que pasan por el centro de las cuerdas AB y CD, entonces dichas rectas se intersectan idealmente en el centro. En imágenes reales, el efecto de digitalización de las imágenes puede afectar en mayor o menor medida la precisión del cálculo.



**Figura 2.15. Detección de círculos por el método de las 2 cuerdas**

Así, en el primer paso, se utiliza una transformada de Hough en un espacio de votación 2D. Sin embargo, el proceso de votación no se realiza para cada punto del borde sino utilizando pares

de cuerdas cada vez. En un segundo paso se determinan los radios de los círculos mediante un histograma de radios de 1D. Esto consiste en acumular los valores de radio más frecuentes sobre un array unidimensional. Estos radios se miden entre los puntos de las cuerdas y los centroides calculados. Los autores realizan una minuciosa demostración de las ecuaciones que utilizan para calcular los parámetros.

En (Ioannou et al., '99) se presenta un método en dos fases para la detección y localización de círculos. La primera fase utiliza una idea similar a (Kim et al., '00). La diferencia fundamental es que la selección de los puntos frontera se realiza sólo sobre componentes interconectados (cadenas). Las cuerdas utilizadas en la votación se establecen entre puntos de una misma cadena. El algoritmo también es capaz de determinar el radio del círculo analizando las distancias borde-centroide. Los métodos de (Ioannou et al., '99) y (Kim et al., '00) resultan algo complicados de implementar en imágenes como la que se obtiene del IOFB, pues está formada por miles de fibras (círculos) de reducido tamaño y muy cercanas por lo que existen una gran población de puntos de bordes a evaluar.

En (Xu et al., '90) y (Kultanen et al., '90), los autores describen un método basado en el hecho de que un punto del espacio de parámetros puede ser determinado desde la imagen original de bordes mediante  $n$ -tuplas de puntos, donde  $n$  es el número de parámetros. Estos puntos pueden ser elegidos aleatoriamente en la imagen de bordes por lo que el método fue denominado Transformada de Hough Aleatorizada (RHT). Esta solución permite disminuir el tiempo de cálculo y mejorar el uso de la memoria con respecto a la HT estándar.

La HT estándar determina una curva paramétrica en el espacio acumulador para cada píxel de borde. En RHT solamente se obtiene un punto del espacio paramétrico mediante un grupo determinado de puntos logrando que el consumo de memoria disminuya. Otra variación consiste en particularizar la RHT en función de si se conoce de antemano el radio de los círculos o no, pues se puede disminuir el número de puntos requerido en la votación. Con solo dos puntos se pueden buscar dos círculos concéntricos a cada punto cuya intersección corresponde con el punto central. Dicha intersección puede ser determinada analíticamente mediante las ecuaciones de dichas representaciones. Esta posición incrementa en uno el valor de la celda en el acumulador, logrando así una menor dispersión y población de votos, cuestión esta que puede facilitar la detección de los picos.

Si el radio fuese variable, entonces hay que incluir el radio como un parámetro. Por ello, para tener un valor de acumulación en el espacio de parámetros son necesarios al menos tres puntos de borde con suficiente proximidad como para considerarse perteneciente a un mismo círculo. En (Kälviäinen et al., '95) se realiza un estudio general de las diferentes variantes que hasta ese momento se habían propuesto de la HT. Se parte de clasificar los diferentes métodos en probabilísticos y no probabilísticos. Si bien, la RHT resuelve algunas de las dificultades previstas en la HT estándar, los autores señalan algunas deficiencias del método frente a imágenes complejas y ruidosas. Se realiza una valoración de las diferentes alternativas

aplicadas definiendo, en mayor o menor detalle, la metodología a seguir así como las ventajas y desventajas de cada una.

### 2.3.3 TÉCNICAS BASADAS EN EL GRADIENTE

El uso de la orientación del gradiente de borde o frontera fue sugerida en (Kimme *et al.*, '75). Este trabajo demostró que la dirección del gradiente de borde, en la frontera del círculo, está en dirección al centro del círculo y el sentido está en función del cambio de intensidad de la imagen en dichos puntos. En (Ajdari *et al.*, '03) se retoma esta idea y se diseña un algoritmo para detectar formas circulares de radio invariante, que sean brillantes u oscuras con respecto a su fondo.

Este método, llamado FCD (*Fast Circle Detection*), resulta un algoritmo rápido de búsqueda de círculos de tamaño fijo con un elevado contraste respecto al color del fondo. Suponiendo que se tiene un círculo blanco en un fondo oscuro, el primer paso será calcular el gradiente de la imagen. Los vectores gradientes tienen dirección entrante al centro del círculo (Figura 2.16). Para cada vector  $V_1$  correspondiente a un punto de borde existirá otro vector  $V_2$  en sentido opuesto. Entre ellos se puede verificar que el ángulo  $\alpha$ , definido como la diferencia absoluta entre dos direcciones  $V_1$  y  $V_2$ , debe ser cercano a  $180^\circ$ . El ángulo  $\beta$  entre la línea que conecta ambos puntos y el vector  $V_1$  debe ser cercana a  $0^\circ$ .

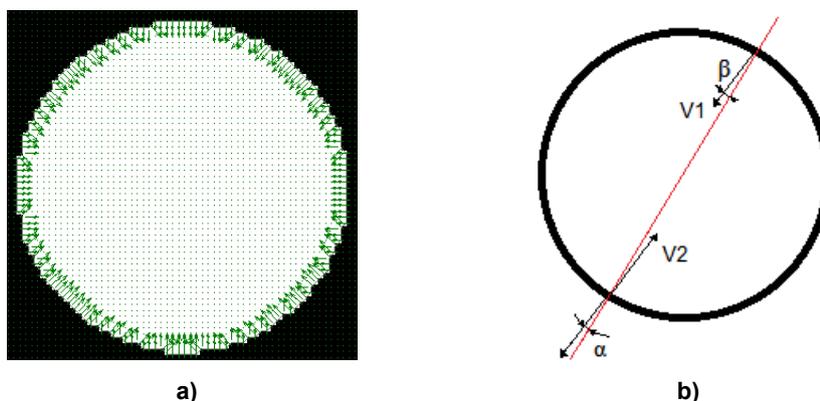


Figura 2.16. Comportamiento del gradiente en una imagen de un círculo. a) Vectores gradiente. b) Vectores  $V_1$  y  $V_2$ .

El segundo paso del algoritmo está orientado a buscar todos los pares de vectores que se ajustan a estas condiciones en el espacio del gradiente de la imagen. En un tercer paso se considera un círculo candidato para cada par de vectores. Dicho círculo, posee su centro en el punto medio entre los puntos frontera que cumplen las condiciones indicadas. Dado que el rango del radio de los círculos es conocido, puede ser utilizado para filtrar pares de vectores candidatos teniendo en cuenta la distancia euclídea entre ellos. El rendimiento puede ser mucho mayor si se tiene en cuenta este aspecto definiendo, al menos, un rango de radios. Este método trabaja bien para entornos con alta relación señal a ruido, que de no ser así, la precisión se puede ver comprometida.

### 2.3.4 CONCLUSIONES

Hemos analizado diferentes métodos utilizados en la detección de patrones circulares, en diferentes situaciones. Las soluciones basadas en análisis morfológicos y correlación suelen ser rápidos porque afectan a la vez, a todas las estructuras de la imagen. Como en la imagen que se puede capturar del IOFB se repite miles de veces la misma estructura circular, el número de operaciones necesarias podría ser bajo respecto a técnicas enfocadas a bordes o gradientes. También disminuiría la complejidad del procesamiento, aunque todo el procedimiento se pueda ver afectado por las respuestas dispares de las fibras a localizar.

La transformada de Hough y sus múltiples variantes resultan válidas para la localización de estructuras circulares. El hecho de que los radios de las fibras sean prácticamente iguales, hace más sencillo el procedimiento porque se reduce la dimensión requerida del espacio de parámetros. El problema fundamental radica en que la imagen objeto es compleja y posee una gran cantidad de puntos de bordes a evaluar, por lo que el tiempo de ejecución será grande aún cuando se utilice alguna de las variantes mencionadas para mejorar el rendimiento. Los métodos basados en gradientes, aunque pueden ser rápidos, no resultan viables porque las dimensiones de las fibras son pequeñas y la cercanía entre ellas es tan alta que resulta compleja la selección adecuada de los puntos de bordes. Además, los métodos basados en gradientes se pueden ver muy afectados por los cambios de iluminación y el ruido.

### 2.4 CORRESPONDENCIA DE PUNTOS ENTRE IMÁGENES

El problema la correspondencia de puntos entre imágenes (*image registering*) es un tema importante en el procesamiento de imágenes y es utilizado para hacer corresponder dos o más imágenes tomadas de la misma escena, ya sea, en diferentes instantes de tiempo, desde diferentes puntos de vista y/o por diferentes sensores. Es un procedimiento de búsqueda de la mejor transformación geométrica que logre poner dos imágenes en concordancia espacial (Zitová *et al.*, '03). Ejemplos de sistemas donde es necesario este proceso de correspondencia se pueden mencionar aquellos donde se necesite la integración de imágenes geográficas, seguimiento evolutivo mediante imágenes satelitales de los cambios ambientales en la tierra, correspondencia estéreo, alineación de imágenes médicas (tomografía, radiografías, etc.), en el reconocimiento de objetos basados en modelos, etc.

En los trabajos de (Gottesfeld, '92; Zitová *et al.*, '03), se realiza un resumen exhaustivo de las bases teóricas del problema así como de las técnicas más representativas. Dado que el registro de imágenes está relacionado con la eliminación de distorsiones y la detección de cambios relativos entre imágenes, conocer los tipos de variaciones que se pueden presentar entre las imágenes es muy importante a la hora de elegir la técnica adecuada a aplicar. En nuestro caso solamente interesan aquellas variaciones en las imágenes que puedan ser modeladas; y no necesariamente debe ser una solución robusta ante cambios de iluminación externas y/o oclusiones. Asumimos que las variaciones serán geométricas y debidas a simples cambios de la posición del mazo frente al sensor. Como se puede disponer de una imagen

patrón de la escena, cualquier otra modificada difiere solamente de ella en sus geometrías de vista por lo que sus diferencias relativas pueden ser asociadas a transformaciones geométricas (traslación, rotación y escalado).

Una correspondencia de imágenes consta generalmente de los siguientes pasos (Zitová et al., '03; Goshtasby, '05):

- ❖ Preprocesado. Esta etapa prepara las imágenes para la selección de características y la correspondencia. Puede suponer ajustes de escala, filtrado de ruidos y segmentación.
- ❖ Selección/Detección de puntos de control o característicos (features). Para hacer corresponder dos imágenes, se selecciona un determinado número de puntos de control en las imágenes. Conociendo estos puntos de control en las dos imágenes, se puede determinar una función de transformación para lograr la correspondencia. Los puntos de control más comunes en estas técnicas se pueden extraer de esquinas, intersecciones de rectas, plantillas de áreas, regiones cerradas, esquinas o salientes, etc. Los puntos de control pueden ser elegidos manualmente o mediante algoritmos de búsqueda automáticas en las imágenes a corresponder.
- ❖ Correspondencia de puntos de control (*matching*). Se hacen corresponder los puntos de control detectados en el paso anterior, verificando la asignación y eliminando aquellos que no tengan equivalentes en ambas imágenes.
- ❖ Estimación del modelo de transformación. Determinar los parámetros de la transformación (función de transformación): componentes de traslación, rotación y escalado.
- ❖ Transformación de la imagen. La imagen es transformada mediante funciones de transformación utilizando técnicas de interpolación.

Los dos primeros pasos establecen las principales diferencias entre los diferentes métodos existentes de correspondencia de imágenes, dado que optimizan las características que definen los puntos seleccionados para la correspondencia y generalmente están muy ligados a la naturaleza de las imágenes bajo estudio. En (Stockman et al., '82; Goshtasby et al., '85; Goshtasby et al., '86; Goshtasby, '05) se pueden conocer diversas técnicas para la obtención de dichos puntos las cuales se pueden agrupar en: basadas en áreas o plantillas, basadas en la transformada de Fourier y basadas en puntos característicos. Dichas características deben ser localizadas en ambas imágenes y deben permanecer estables ante cambios de la escena de fondo.

### 2.4.1 *TÉCNICAS DE CORRESPONDENCIA POR CORRELACIÓN DE PLANTILLAS*

Los métodos de correspondencia de plantilla (subimagen de la imagen de referencia), también llamados de correlación o basados en área, fusionan el paso de detección de características con la correspondencia (Zitová *et al.*, '03). La correspondencia de plantillas es el proceso de localizar una plantilla en la imagen captada para establecer dicha correspondencia. La correlación cruzada es la solución más básica e intuitiva del problema. En sí mismo no es un método de correspondencia, pero puede servir como medida del grado de similitud entre una imagen y un patrón en cada posición de la imagen. Soluciones de este tipo son descritas de manera general en (Gottesfeld, '92) y (Zitová *et al.*, '03). La correlación es importante que sea normalizada dado que la intensidad local de la imagen puede influir en la medida. Otra medida relativa es el coeficiente de correlación. Bajo ciertas suposiciones estadísticas el valor obtenido por los coeficientes de correlación puede indicar la similitud entre imágenes, lo cual es útil para medir el grado de exactitud de una correspondencia (Gottesfeld, '92).

Los centros de las plantillas patrones con correspondencia en la imagen objeto son utilizados como puntos de control, y el proceso de correspondencia depende de si las plantillas seleccionadas son localmente únicas y con gran información. En (Goshtasby, '85, '05) se describe el uso de plantillas circulares en vez de ventanas rectangulares. Esto se justifica dado que dos plantillas con el mismo centro contienen las mismas áreas de imágenes independientemente del grado de diferencia entre imágenes. Estas plantillas pueden ser utilizadas combinadas con un análisis de momentos invariantes para producir puntos invariantes a la rotación que puedan alinear imágenes con diferencias rotacionales. Por otra parte, si la imagen es ruidosa, el pico de la correlación puede no ser fácilmente detectado por lo que presupone que la imagen debe ser pre-filtrada antes de la correlación cruzada. Este filtro y el filtro de correlación cruzada pueden combinarse para producir un único filtro que realice ambas operaciones de filtrado en una sola (Zitová *et al.*, '03).

### 2.4.2 *TÉCNICAS BASADAS EN LA TRANSFORMADA DE FOURIER*

Las bases de este modelo de correspondencia se centran en la definición básica de la Transformada de Fourier. Estos métodos son aplicables a imágenes con ruidos de baja frecuencia o dependientes de la frecuencia. Sin embargo no trabaja bien en presencia de ruido blanco. El método más básico es conocido como correlación de fase propuesto en (Kuglin, '75) y analizado también en (De Castro *et al.*, '87; Gottesfeld, '92; Chen *et al.*, '94; Zitová *et al.*, '03). La Transformada de Fourier puede ser fácilmente calculada por algoritmos rápidos como la transformada rápida de Fourier (FFT), por lo que se utiliza para determinar la correlación en problemas de correspondencia entre imágenes. La correlación de fase se apoya en la propiedad de la traslación de la transformada de Fourier.

Dadas dos imágenes las cuales se diferencian solo en un desplazamiento, sus correspondientes transformadas de Fourier tendrán la misma magnitud, pero una diferencia de

fase directamente proporcional a su desplazamiento. Si se calcula el espectro de potencia cruzado de las dos imágenes, el teorema del desplazamiento de la transformada de Fourier garantiza que la fase del espectro de potencia cruzado es equivalente a la diferencia de fase entre las imágenes. Representando la transformada de Fourier inversa de dicho espectro de potencia cruzado se obtiene una función que es un pico en el lugar del desplazamiento. La localización del pico no cambiará si existe algún ruido limitado en un ancho de banda estrecho; por eso este método es adecuado para imágenes obtenidas bajo diferentes condiciones de iluminación las cuales suelen comportarse como variaciones lentas (bajas frecuencias).

Una extensión de la técnica de correlación de fase para imágenes trasladadas y rotadas aparece en (*De Castro et al.*, '87; *Reddy et al.*, '96). El movimiento rotacional puede ser deducido de forma similar a la traslación utilizando correlación de fase mediante la representación de la rotación como un movimiento de traslación mediante coordenadas polares. Sin embargo, en imágenes donde existe rotación y traslación al unísono, resulta una transformación más complicada. En (*Zitová et al.*, '03) se propone un proceso en dos pasos donde primero se determina el ángulo de rotación y posteriormente se determina la traslación. Si el cambio de escala está presente, las imágenes pueden hacerse corresponder utilizando una combinación de representación *polar-log* de la magnitud espectral, que corresponde con la transformada Fourier-Mellin, y la correlación de fase (*Chen et al.*, '94; *Reddy et al.*, '96). Los autores se basan en la propiedad de escala de la transformada de Fourier. Para ello se transforman los ejes a una escala logarítmica con lo que el cambio de escala puede ser reflejado en un movimiento de traslación.

### **2.4.3 TÉCNICAS QUE UTILIZAN CORRESPONDENCIA DE PATRONES DE PUNTOS**

Estas técnicas se aplican cuando los puntos de control son conocidos y representan una estructura rígida existente en ambas imágenes. Estos pueden ser determinados generalmente de forma automática utilizando por ejemplo centroides de regiones cerradas, detectores de esquina, etc. Cuando hablamos de correspondencia entre imágenes de una misma escena, normalmente nos referimos a que existen dos conjuntos de puntos P y Q, con los que podemos calcular los parámetros de la transformación necesaria para colocarlas en idéntica posición y orientación. Debido al ruido, la cuantificación y a otros factores diversos, es posible que algunos puntos solo pertenezcan a uno de los conjuntos. Puede ocurrir también que estén desplazados de sus posiciones reales debido a la cuantificación y/o el ruido. La tarea fundamental está en identificar y desechar los puntos sobrantes para el análisis y, con los puntos que restan, determinar la correspondencia.

Después de la fase de correspondencia los puntos de control sirven para interpolar o aproximar las imágenes, por lo que la precisión de sus coordenadas, es importante en la calidad del proceso. Para calcular una adecuada transformación geométrica se debe determinar un número adecuado de ellos, sin llegar a un número elevado, tal que se garantice una relación

precisión-eficiencia adecuada. Dado que solo se dispone de la información posicional de los puntos, pueden ser utilizadas algunas restricciones para la correspondencia. Estas pueden ser, por ejemplo, la distancia relativa entre puntos o la dirección relativa de las líneas que conectan los puntos (*Goshtasby*, '05).

### **CORRESPONDENCIA UTILIZANDO COHERENCIA DE ESCENA**

En (*Goshtasby*, '05) se detalla esta técnica de correspondencia. A causa de la coherencia de la escena, se puede suponer que si se conoce la correspondencia entre tres puntos no colineales en dos imágenes (grupos de puntos P y Q), la correspondencia puede ser verificada entre los restantes puntos de las imágenes. Esto requiere que los tres puntos correspondan exactamente con sus homólogos de la imagen de referencia. Si la correspondencia es aproximada, el resto de los puntos también se alinearán de forma aproximada (gruesa). Para cuantificar la precisión de la correspondencia se determinan los parámetros de transformación para los tres puntos con una correspondencia supuesta. La transformación obtenida se utiliza para representar el resto de los puntos de un conjunto en el otro. Si utilizamos alguna medida de correspondencia y su valor resulta adecuado, los tres puntos se consideran correspondientes.

La medida o *match-rating* entre los dos conjuntos de puntos se puede determinar utilizando la distancia de Hausdorff (*Rucklidge*, '97). Ésta se define como la mayor de las distancias mínimas entre los puntos de P y Q, e indica que a menor distancia, mejor correspondencia. Cuando el número de puntos es menor o igual que 10, pueden ser utilizadas todas las combinaciones de puntos. Sin embargo, si el número de puntos es mucho más grande el algoritmo se vuelve muy lento. Para mejorar la eficiencia del algoritmo, en (*Goshtasby et al.*, '85) tomaron solamente los puntos de un grupo: los vértices del cierre convexo. El cierre convexo es la forma más pequeña que incluye a todos los puntos del conjunto. Aunque los conjuntos de puntos en las imágenes a corresponder no tengan igual distribución, es muy probable que existan puntos comunes.

Los cierres convexos no son afectados por el ruido de los puntos internos del cierre y cada punto ruidoso exterior solo afecta a su vecindad. Por tanto, constituye una interesante vía de reducción del número de puntos de control al que diversos trabajos han recurrido para aligerar la carga computacional (*Goshtasby et al.*, '85; *Yang et al.*, '99; *Yu et al.*, '05; *Yu et al.*, '05b).

Otra técnica reseñable es la denominada técnica de *clustering* o acumulación. Se basa en un mecanismo de “votación” parecido al de la transformada de Hough, donde el número de parámetros a evaluar por *votación* depende del tipo de transformación geométrica experimentada. Por ejemplo, para un modelo de transformación afín se requieren seis acumuladores (incógnitas) para estimar los parámetros de la transformación. Los valores de acumulación mayores, para cada parámetro tenido en cuenta, definen la transformación experimentada entre las imágenes. Uno de los primeros trabajos fue (*Stockman et al.*, '82) y expuesto en más detalle en (*Goshtasby*, '05).

Esta técnica admite variaciones locales siendo la complejidad alta; en general es un método de ajuste grueso. Para cada combinación de tres pares de puntos se calculan estos parámetros y cada una de las entradas correspondientes en los acumuladores se incrementa en 1. Después de comprobar un gran número de combinaciones las entradas de los acumuladores más votadas se asumen como los parámetros de transformación.

Un trabajo interesante se expone en (Yu *et al.*, '05; Yu *et al.*, '05b) derivados de (Yang *et al.*, '99), donde se presenta un método en dos etapas, una que realiza una correspondencia “gruesa” y otra complementaria que realiza un reajuste “fino” de la correspondencia. Los autores utilizan una técnica de acumulación para determinar los parámetros de escala y rotación. El primero se obtiene calculando la razón entre todos los segmentos que unen los puntos de control de cada imagen y acumulando cada valor obtenido. El ángulo se determina teniendo en cuenta la diferencia de orientación de los segmentos. Con los pares de puntos correspondientes, y estos parámetros ya determinados, se determinan los parámetros de transformación (correspondencia aproximada o análisis grueso).

Para alcanzar una mayor precisión se describe un algoritmo de correspondencia de los vértices de los cierres convexos (correspondencia fina), que utiliza como parámetros iniciales, los obtenidos en el análisis *grueso*. Ambos conjuntos de puntos se utilizan como referencia uno del otro, de forma alternada hasta lograr una buena convergencia de resultados.

### **CORRESPONDENCIA DE REGIONES**

Esta forma de correspondencia tiene cierto parecido a la de correspondencia de puntos. Aquí, los centros de gravedad o centroides de las regiones cerradas más significativas son utilizados como puntos de control. Además de la información posicional se puede utilizar información acerca del tamaño y forma de las regiones que puede servir para identificar las regiones de forma más segura. Los puntos de control basados en regiones tienen algunas ventajas cuando, en una imagen dada, no hay suficientes puntos candidatos o sean muy difíciles de decidir. Utilizar el centroide de una región como punto de control puede ser una buena opción logrando incluso una detección de coordenadas con precisión sub-pixélica. Esto se debe fundamentalmente a que el borde de una región puede cambiar ligeramente de imagen a imagen, pero su centroide cambiará poco su posición (Goshtasby, '05).

En (Goshtasby *et al.*, '86) se realiza una correspondencia automática de imágenes con diferencias de traslación, rotación y escala. Los autores utilizan el centro de gravedad de regiones cerradas como puntos de control que son iterativamente actualizados basándose en una búsqueda de transformaciones optimizadas, unidas a técnicas de *clustering*. Mediante un esquema de segmentación que realiza una binarización iterativa de la imagen, se obtienen las regiones cerradas de interés.

Las correspondencias se utilizan para encontrar la mejor transformación basándose en un análisis de error cuadrático mínimo. Esta transformación es utilizada también, para mejorar la segmentación de cada región hasta que sea lo más parecida a su región correspondiente en la

imagen patrón (basados en su forma, independientemente de su posición, orientación y escala). En el caso de (*Goshtasby et al.*, '86), la similitud entre los distintos perímetros de las regiones comprobada mediante matrices de formas. Esta técnica produce una matriz única para cualquier forma independientemente de su posición, orientación y escala. Una de las características más notables es que para obtener similitud entre dos formas, solo es necesario hacer una operación de *or-exclusivo* entre las matrices. A menor número de unos en la matriz obtenida, más similares son.

#### 2.4.4 CONCLUSIONES

En este apartado hemos analizado diferentes métodos que nos pueden servir para determinar la transformación geométrica que pueden existir entre dos imágenes de una misma escena y de esta forma corregirlo. Las técnicas basadas en áreas no son recomendables para imágenes donde pueden existir grandes variaciones geométricas puesto que conlleva una carga computacional importante al tener que realizar una búsqueda en la totalidad de la imagen comparando toda la información contenida en ella.

Los métodos basados en la correlación constituyen una solución estándar en sistemas donde las transformaciones se encuentren en un pequeño rango de variaciones geométricas; el patrón es trasladado, rotado y escalado para cada transformación posible. A medida que el número de transformaciones posibles crece (mayor número de grados de libertad), la carga computacional crece notablemente y puede ser prohibitiva siendo solo atractiva para pequeñas transformaciones rígidas o afines.

Los métodos basados en la transformada de Fourier presentan mejores posibilidades que los anteriores, pero esta transformada conlleva transformaciones algo más complejas. Mediante ellos, generalmente se obtienen ventajas en cuanto a la sensibilidad, inmunidad a ruidos localizados espectralmente y a cambios de iluminación. Sin embargo, debido a que los métodos de Fourier se basan en propiedades invariantes, sólo son aplicables a ciertas transformaciones bien definidas como la rotación y la traslación. Además, aún en los casos de transformaciones rígidas pequeñas, no siempre es posible lograr suficiente precisión en la correspondencia.

Conociendo que la distribución de fibras dentro de un mazo es única para cada mazo se podría extraer puntos de control lo cuál podría facilitar mucho el trabajo. Tal como veremos posteriormente, se pueden aprovechar las diversas regiones vacías de fibras (lagunas) como regiones de control, pues son perfectamente distinguibles e identificables por algoritmos de reconocimiento y caracterización de formas.

## 2.5 RESTAURACIÓN DE IMÁGENES CON DEFECTOS (INPAINTING)

Una vez calibrado el sistema se puede reordenar la información transmitida. En adelante, toda imagen que se obtiene directamente del reordenamiento de la información transportada por las

fibras la llamaremos *imagen primitiva*. La obtención de dicha imagen será aclarado a lo largo de la tesis, sin embargo, adelantamos este concepto para ganar claridad en las ideas que se quieren exponer.

Un IOFB al que no se le ha realizado el proceso de fusión, independientemente de la calidad del empaquetado, posee regiones en las que no hay fibras. Desde un punto de vista del muestreo de la información, estas regiones representan un vacío o discontinuidad en la imagen primitiva. Para “rellenar” estas regiones, a las que podemos llamar “indefinida”, es necesario hacer una especie de interpolación que tenga en cuenta la información alojada en la vecindad. El adjetivo “indefinida” se asocia a un error sistemático en la imagen que es independiente del sensor y que puede interferir en la interpretación de las imágenes.

Una primera idea es “rellenar” cada región vacía, con el promedio de los valores de gris existentes en su vecindad. Esta operación sería lógica si existiese suficiente información en la periferia, y además, el tamaño de la región fuese pequeño. Sin embargo, la vecindad no siempre resulta lo suficientemente poblada de información como para garantizar que esta operación sea adecuada. Puede haber puntos vecinos que tengan el mismo estado de indefinición. En dependencia del paso de barrido y de la distribución de las fibras, la imagen primitiva dispondrá tanto de regiones cerradas tan pequeñas como un píxel, como regiones mayores. Por esta razón nuestra solución no se debe reducir únicamente a esta solución.

Existe un área dentro del procesamiento de imágenes llamada restauración de imágenes (*inpainting*) que puede dar solución al problema. De ahora en adelante, por satisfacer la terminología que se utiliza en la literatura, nos referiremos a ella mediante el anglicismo *inpainting*. Esta técnica está basada en los procedimientos utilizados para restaurar partes dañadas en cuadros y que fue posteriormente extrapolada al mundo de la fotografía y el cine. En la Figura 2.17 se muestran dos ejemplos de imágenes a las que se le han aplicado estas técnicas para recuperar, de la mejor forma posible, la imagen original o para eliminar determinados elementos. En los dos ejemplos que se muestran, los trazos o letras en la imagen, son considerados regiones vacías o indefinidas que deben reconstruirse.

Gracias a esta técnica se han podido recuperar imágenes que han sufrido desperfectos por el uso y la degradación de los materiales originales. Por otra parte estas técnicas también pueden ser aplicadas en la síntesis de texturas para completar imágenes, o eliminar objetos de la escena (*Bertalmio, M. et al.*, '00; *Fidaner*, '08).

Podemos clasificar las técnicas de *inpainting* de imágenes digitales en tres grandes grupos. El primer grupo reúne a las técnicas relativas a la restauración de películas, el segundo abarcaría los trabajos relativos a la síntesis de texturas en imágenes fijas, y el tercero los relativos a la restauración de imágenes fijas con estructuras geométricas bien establecidas. En la actualidad se puede hablar de un subgrupo especial que contiene técnicas mixtas de reconstrucción geométrica y de textura (*Criminisi et al.*, '04; *Baris*, '06). La información utilizada en todos estos métodos, debe ser extraída de las áreas que rodean la región afectada e inclusive utilizando cuadros (*frames*) vecinos como es en el caso de la restauración de películas.



a) b)  
**Figura 2.17. Ejemplos de inpainting sobre imágenes reales. a) Imágenes objeto. b) Imágenes recuperadas por inpainting.**

En el caso que se pueda presentar esta situación en la tesis, las regiones a restaurar generalmente serán pequeñas debido a que se deben a los espacios vacíos y, por tanto, no se tendrá en cuenta la textura que circunda el área a reparar. Además, las regiones a reconstruir serán siempre fijas, siendo imposible aplicar técnicas de reparación de películas. Por todas estas razones nos centraremos solamente en los métodos que permitan tratar regiones pequeñas y que propaguen las variaciones de los niveles de gris hacia el interior de las regiones.

El problema puede ser descrito de forma general como sigue: dado un dominio de imagen  $I$ , un hueco (o conjunto de regiones vacías y cerradas)  $\Omega \subset I$ , y un mapa de intensidad  $u_0$  conocido sobre  $I - \Omega$ ; se busca una imagen  $u$ , que será una imagen reconstruida progresivamente a partir de  $u_0$ , tal que corresponda con  $u_0$  fuera de la región a restaurar. En  $\Omega$  la información será interpolada teniendo en cuenta el comportamiento de la imagen en los bordes  $\partial\Omega$  de  $\Omega$  o en la banda  $B$  que le rodea (Figura 2.18).

La forma más intuitiva de solucionar el problema es imitar las técnicas manuales que desde siglos utilizan los restauradores de obras de arte pictóricas (de ahí su nombre). En general éstas consisten en extender los bordes desde la región  $\Omega$ , interconectarlas entre sí, y entonces rellenar de una manera coherente las regiones internas (Bertalmio, M. et al., '00).

Uno de los trabajos pioneros fue el de (Masnou et al., '98). Este procedimiento consiste en recuperar las partes ocultas de los objetos mediante interpolación, utilizando la información del gradiente  $\nabla u_0$  de la vecindad del área afectada. Los autores propusieron un modelo

variacional para interpolar las curvas de isonivel de una imagen. El procedimiento, al que llamaron “desocultación”, parte de unir pares de uniones T (T-uniones) mediante líneas con mínima curvatura. Las uniones T son aquellos puntos donde la frontera  $\partial\Omega$  intersecta las líneas de nivel de  $u_0$ .

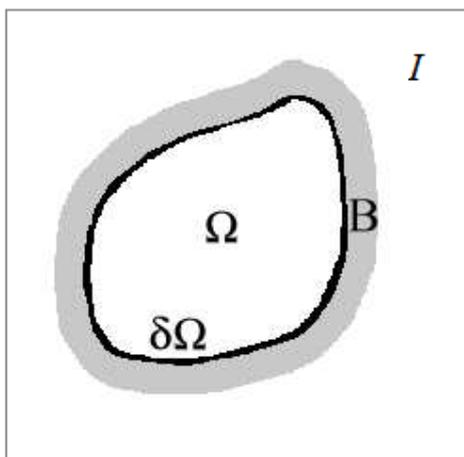


Figura 2.18. Diagrama general del dominio donde aplicar inpainting.

Dos uniones son compatibles si están asociadas con el mismo conjunto de niveles de gris y están acordes a la orientación del gradiente de la imagen. De las posibles curvas que confluyen en la región se escoge la de menor curvatura que garantice una suave continuación del contorno utilizando elásticas de Euler. Es por ello que la continuación de los bordes entre estas T-uniones siguen una forma casi recta, lo cual sería adecuado en regiones pequeñas donde la tendencia de las líneas no siga grandes cambios de curvatura. (Figura 2.19).

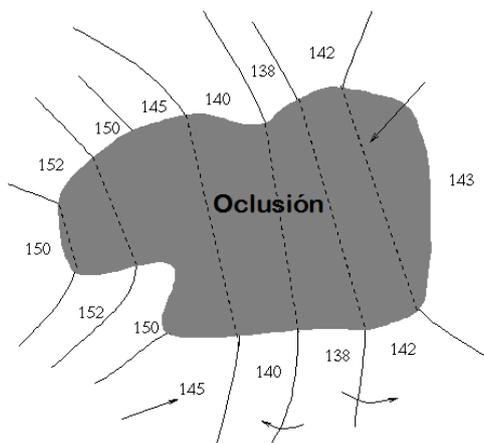


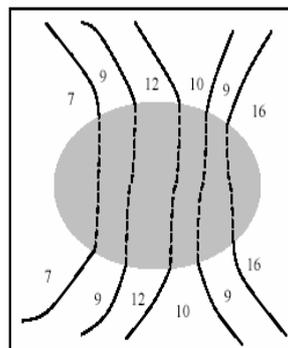
Figura 2.19. Continuación de líneas de nivel en el método de (Masnou et al., '98).

El algoritmo puede ser computacionalmente costoso debido fundamentalmente a que debe ser calculada una configuración óptima de la interconexión entre los puntos T del dominio a recuperar, así como el conjunto de líneas de nivel óptimas que las une. Este trabajo sirvió de base a varios trabajos posteriores, de los que fundamentalmente se diferencia en la forma en que se propagan las líneas de nivel hacia el interior de la región [(Bertalmio, M. et al., '00; Ballester, C. et al., '01; Ballester, C. et al., '01; Bertalmio, M. et al., '01; Ballester et al., '03;

*Bertalmio, M.*, '06a)]. Las técnicas basadas en ecuaciones de derivadas parciales (Partial Differential Equations, *PDEs*) tienen la ventaja que la interpolación se realiza automáticamente y no se necesita una detección de uniones T y verificar sus interconexiones.

Las técnicas basadas en *PDEs* suelen usar dos mecanismos principales para infiltrar la información en la región de interés: transporte y difusión. El transporte permite que la información en escala de grises se propague hacia el interior del dominio de reconstrucción mientras que, la difusión estabiliza la propagación y regulariza la geometría de los isoniveles. Estos mecanismos se suelen fusionar para mejorar los resultados. En los trabajos (*Chan, T. et al.*, '01b; *Baris*, '06) se puede encontrar un análisis detallado de estos temas.

En (*Bertalmio, M. et al.*, '00) se introduce una técnica basada en *PDEs* donde el contorno de las regiones dañadas son rellenadas progresivamente como “capas de cebolla” (de afuera hacia adentro). Para conseguirlo se tiene en cuenta la correspondencia con los niveles de gris de los bordes y sin tener en cuenta la textura. El modelo intenta propagar suavemente la información desde fuera hacia adentro, teniendo en cuenta una medida de “suavidad” del entorno exterior a la región, pero respetando la dirección de propagación de los isoniveles (*smoothness transportation*). Los isoniveles siguen una dirección normal al gradiente ( $\nabla^{\perp}u$ ), a lo largo del borde de la región a restaurar, y pueden ser expresados matemáticamente como  $\nabla^{\perp} = (-\partial_y, \partial_x)$ . Esta normal coincide con la dirección del menor cambio de intensidad. El algoritmo intenta prolongar los isoniveles preservando el “ángulo de llegada”, problema que se puede señalar al método utilizado en (*Masnou et al.*, '98) por su tendencia a ser rectas y limita su uso a regiones pequeñas (Figura 2.20).



**Figura 2.20. Método de (Bertalmio, M. et al., '00).**

No obstante, debido al inconveniente de la continuidad entre isoniveles, el transporte puede provocar algunos cambios no deseados dentro de la región a tratar. Para evitarlo los autores aconsejan realizar un proceso de difusión anisotrópica como un paso intermedio que se ejecuta cada 2 o 3 iteraciones. De esta forma se asegura una mejor continuidad de los bordes y el curvado necesario de las líneas. El principal inconveniente de esta técnica radica en la velocidad de cálculo y en la presencia de algunas oscilaciones en la imagen reconstruida y fundamentalmente en el alto grado de difuminación (*blurring*) cuando las regiones a reconstruir son ricas en bordes o relativamente anchas (*Baris*, '06). Otro inconveniente radica en que los

resultados dependen de los cambios de contraste debidos, por ejemplo, a la iluminación. Este aspecto fue señalado en (*Chan, T. et al.*, '01b; *Chan, T. et al.*, '05).

En (*Bertalmio, M. et al.*, '01) se aprovecha una analogía entre las magnitudes del inpainting variacional de imágenes con la magnitudes que intervienen en el análisis de la dinámica de fluidos utilizando las ecuaciones Navier-Stokes. Estas ecuaciones en derivadas parciales no lineales describen el comportamiento de un fluido incompresible newtoniano y son muy utilizadas en modelos de la atmósfera terrestre, corrientes oceánicas y el flujo alrededor de vehículos, aviones o proyectiles.

El procedimiento es equivalente a determinar la dirección de flujo de un fluido en una región de un determinado volumen. La solución es similar a (*Bertalmio, M. et al.*, '00) en el sentido de las equivalencias entre los modelos utilizados y en que es un proceso automático una vez conocidas las regiones a rellenar. Por otra parte, existen métodos numéricos muy eficientes para calcularlo (*Holm*, '05). En (*Baris*, '06) se señala que la calidad de las reconstrucciones puede no ser diferente a la de (*Bertalmio, M. et al.*, '00). Sin embargo este algoritmo lo supera en velocidad de cálculo.

Los modelos variacionales han sido muy exitosos en una amplia variedad de problemas de restauración de imágenes y aún es una de las áreas más activas en problemas matemáticos de procesamiento de imágenes tales como: *denoising*, *deblurring* e *inpainting*. Permiten el filtrado de imágenes preservando los bordes de una manera optimizada. Esto es muy difícil de lograr con técnicas de filtrado por máscaras debido a la propagación multidireccional de la información que suele producir difuminación en regiones relativamente extensas. Los modelos variacionales elegidos adecuadamente representan una solución a estos problemas como minimizadores de funcionales de la imagen. Las técnicas de minimización también conllevan a la solución de ecuaciones diferenciales obtenidas de las propias condiciones necesarias para la optimización.

Las técnicas variacionales consideran a la imagen, como una colección de estructuras, formas u objetos separados unos de otros por bordes notables pero sin tener una textura pronunciada. Algunos trabajos aplican estas técnicas utilizando un modelo de variación total (TV), donde

$$TV = \int_{\Omega} |\nabla u| dx \quad [2.1]$$

y  $dx$  es un elemento bidimensional. La variación total de forma general da idea de la suavidad de la variación del nivel de gris de la imagen lo que, en cierta forma, indica una analogía con la medida de suavidad de (*Bertalmio, M. et al.*, '00). Ejemplo de uso de esta técnica lo encontramos en (*Chan, T. F., Shen, J.H.*, '01; *Chan, T. et al.*, '02; *Chan, T. F., Shen, J.*, '02; *Chan, T. et al.*, '05)

La imagen restaurada está compuesta por una función estacionaria en el dominio a restaurar y por la imagen inicial  $u_0$  (conocida) en el exterior a dicha región. Por lo tanto, dentro del dominio de inpainting, el modelo realiza un proceso simple de difusión anisotrópica. Nótese que esta difusión fue utilizada en (*Bertalmio, M. et al.*, '00) como un proceso intermedio en la

reconstrucción de la imagen que se aplicaba cada 2 o 3 ciclos y no formaba parte del proceso. El modelo es sólo un interpolador lineal, y por tanto las curvas de isoniveles tienden a ser rectas. Esto puede generar esquinas a lo largo del borde de la región. Además, tiende a no ser satisfactoria en regiones grandes.

En (*Chan, T. et al.*, '01a) se presenta un estudio de las elásticas de Euler y los fundamentos matemáticos de los modelos de inpainting variacional basados en elásticas y curvaturas. En este trabajo la ecuación de Euler-Lagrange unifica todos los trabajos anteriores de inpainting mediante PDEs. Se define un funcional de energía, basado en inpainting variacional, que incluye elásticas de Euler y ofrece una visión unificada del modelo de transporte de (*Bertalmio, M. et al.*, '00) y el modelo de (*Chan, T. F., Shen, J.H.*, '01) anteriormente comentados. Sin embargo, este *inpainting* por elásticas está basado en PDEs de cuarto orden y por tanto es más complicada su implementación que los modelos anteriormente vistos, y resulta lento si el dominio a restaurar es grande.

En varios trabajos similares (*Ballester, C. et al.*, '01; *Ballester, C. et al.*, '01; *Ballester et al.*, '03), se toman algunas ideas de (*Bertalmio, M. et al.*, '00) pero cambiando el modelo de trabajo basado en PDE, por una solución basada en un modelo variacional mediante el flujo del gradiente decreciente. La información que se introduce en la región de interés se extrae de una banda o contorno  $B$  alrededor de  $\Omega$  (Véase Figura 2.18). La solución se basa en una interpolación conjunta de los niveles de gris de la imagen y las direcciones del gradiente/isoniveles. La solución está basada en el modelo de elásticas y están muy relacionadas con el trabajo de (*Masnou et al.*, '98).

Los autores proponen una restauración utilizando tanto el nivel de gris como las tangentes (o las normales) a las curvas de nivel conocidas en  $B$ , intentando prolongar las curvas de nivel de  $u_0$  hacia el interior de la región indefinida buscando una buena continuación. En este modelo hay dos incógnitas: la dirección ortogonal de las líneas de nivel  $\theta_0$  en  $B$ , y los niveles de gris de la imagen  $u_0$ . El problema del *inpainting* se resuelve definiendo un funcional de energía que debe minimizarse y que contiene el campo vectorial  $\theta$  y los niveles de gris de  $u$ .

Posteriormente, en (*Bertalmio, M.*, '06b), se reformula el problema expresándolo como un caso particular de interpolación de imágenes en el que se intenta propagar las líneas de nivel, teniendo en cuenta la vecindad y utilizando una expansión de Taylor para derivar una PDE óptima de tercer orden que cumple con el principio de la buena continuidad. Esta ecuación ofrece la mejor precisión entre todas las de tercer orden y asegura una fuerte continuidad restaurando estructuras delgadas y gruesas. En (*Baris*, '06) se asegura que la calidad de este artículo es muy superior que otros trabajos previos dado que los algoritmos anteriormente mencionados tienden a desconectar estructuras que son más delgadas que el ancho de la región a reconstruir.

En (*Rares et al.*, '05) se propone un algoritmo de *inpainting* que se basa en la información implícita de los bordes. Esta información es usada tanto para la reconstrucción de un esqueleto estructural de la imagen en las áreas vacías, como para guiar la interpolación que le

prosigue. La reconstrucción de la estructura utiliza diferentes propiedades de los bordes tales como: el color de los objetos que ellos separan, estimación de la continuidad de un borde hacia otro y el orden espacial de los bordes de unos con respecto a otros.

Para preservar los bordes, las áreas delimitadas por la estructura recuperada se interpolan independientemente y el proceso se guía en la dirección de los bordes vecinos. Primero, se realiza una detección de bordes y una extracción de características de borde. Para ello se utiliza la segmentación de *watershed* (línea limítrofe) para encontrar los contornos que rodean la región a rehabilitar y se extraen características tales como los valores de luminancia de los objetos, el gradiente local alrededor del borde, y también se eliminan aquellos bordes de menor importancia.

Posteriormente los bordes que entran o salen de la región de interés son unidos basándose en un modelo circular local. Para ello se tiene en cuenta en la continuidad (grupo de bordes que se ajustan a un segmento de círculo) y secuencialmente se busca, de todas las posibilidades de unión, la que menor posibilidad de cruce tenga. Por último, cada píxel es rellenado basándose en la estructura de la información obtenida en los pasos anteriores. Los colores se interpolan en las regiones vacías en función de la distancia ponderada.

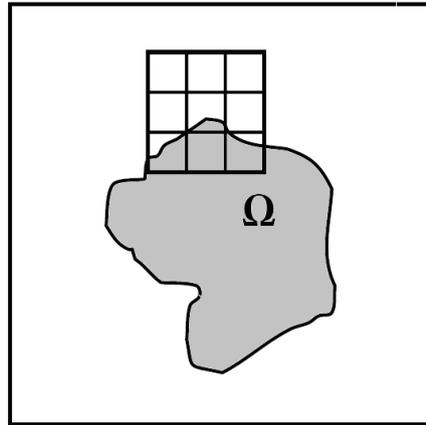
Esta técnica solo es aplicable a regiones con estructuras topológicas sencillas y con comportamientos suaves (no muy texturizados). La novedad de este artículo radica en la imposición de restricciones mediante el orden secuencial de los bordes, que permite determinar qué objeto está delante del otro y la introducción de un método de relleno que toma en cuenta la dirección de los bordes y la proximidad de las estructuras.

### **2.5.1 MÉTODOS RÁPIDOS DE INPAINTING**

Si bien los métodos anteriormente comentados tratan de incorporar la información de la imagen que rodea la región o regiones de una manera gradual en busca de la mejor continuidad posible de las líneas de nivel de la imagen, resultan métodos complejos y computacionalmente costosos en dependencia del dominio que se requiera tratar. Un método que trata de priorizar más la rapidez que la calidad se presenta en (*Oliveira et al.*, '01).

El algoritmo de reconstrucción es muy simple y sólo es aplicable para tratar pequeñas regiones. Si la región  $\Omega$  posee un área pequeña y  $\partial\Omega$  es su contorno, el procedimiento se puede aproximar a una difusión isotrópica que propaga la información desde  $\partial\Omega$  hacia el interior de  $\Omega$ . Un algoritmo mejor sería aquel que primero reconecte los bordes que arriban a la frontera  $\partial\Omega$ , dividiendo así la región en varias subregiones para realizar la difusión. En este caso las líneas adicionales se comportarían como un efecto barrera que limita la difusión.

Los autores muestran también una versión simplificada. Se basa en que convolucionar una imagen con un pequeño núcleo (*kernel*), es equivalente a una difusión isotrópica. El algoritmo consiste en convolucionar repetidamente la región a ser rellenada con un kernel de difusión de 3x3 píxeles con peso 0 en el centro.

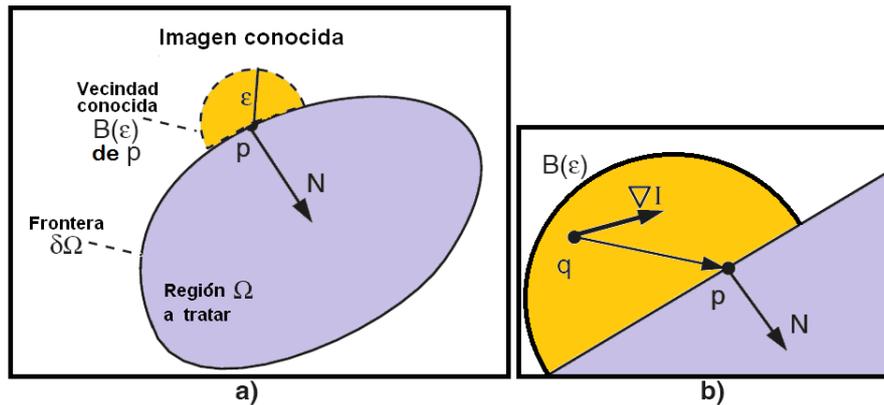


**Figura 2.21. Representación del recorrido de la máscara en la región a tratar según (Oliveira et al., '01).**

Esta versión puede causar un difuminado que en dependencia de la región puede resultar notable. Mientras menor sean las regiones a reconstruir más simple será el modelo que se puede aplicar de manera local, sin afectar demasiado la calidad del proceso. Además, es conocido que la visión humana tolera cierto grado de desenfoque en áreas no asociadas a los bordes. Se puede fijar un número de iteraciones para cada región teniendo en cuenta que el grado de cambio que se experimenta en los píxeles no sobrepase un determinado umbral.

En (Telea, '04) se propone un método rápido basado en FMM (*Fast Marching Method*) que garantiza una menor carga computacional con respecto a los basados en PDE. FMM es un método conocido en el ámbito de la propagación de frentes de ondas. Este método de *inpainting* es considerablemente rápido, y sencillo de implementar con respecto a los métodos conocidos basados en PDE. El algoritmo propaga hacia la región vacía un promedio ponderado de los niveles de gris presentes en la vecindad de cada punto de borde y siguiendo un orden definido en la estructura de la región. Es decir, para definir el nivel de gris en un punto  $p$  desconocido de  $\Omega$  se tienen en cuenta los niveles de gris de varios puntos  $q$  dentro de una vecindad  $B(\epsilon)$  de la imagen conocida, el gradiente asociado y la distancia que los separa de  $p$  (Figura 2.22).

Los autores brindan las ecuaciones adecuadas para la determinación de las intensidades en cada punto. La función de ponderación intenta garantizar la agudeza de la imagen. Sin embargo, este algoritmo aún produce resultados con cierto grado de difuminación en regiones relativamente anchas. La idea es rellenar empezando desde el borde más externo hacia adentro, y en un orden específico, determinado por la geometría de la región y no por la información contenida en la parte conocida de la imagen  $u_0$ . Esto quiere decir que el rellenado es progresivo hacia el interior y el orden depende de la distancias euclídeas de cada píxel de  $B(\epsilon)$  hasta el punto de borde  $p$ . Esto permite definir una cola de prioridades a cada iteración y conlleva obtener un mapa de distancias, definido por la geometría de la región con una métrica adecuada.



**Figura 2.22. Método de (Telea, '04)**  
**a) Dominio de inpainting b) Variables de la ponderación para el punto p.**

La limitación de este método es que produce cierto grado de difuminado a pesar de que tiene en cuenta el gradiente de la imagen en cada punto  $p$  a calcular, pero el nivel de gris restaurado no deja de ser un promedio ponderado. Además, puede producir algunos patrones particulares de transporte por lo que no es muy adecuado en regiones extensas. Un análisis profundo al método puede encontrarse en (Bornemann et al., '07).

En (Wang et al., '06) se expone otra técnica que sigue el principio de interpolación progresiva (por “capas de cebolla”), donde para cada punto se busca una recta que siga la dirección de los isoniveles y en esa dirección se busca la información a inyectar. De esta manera se convierte el transporte de información en un problema unidimensional. La dirección de la recta se calcula en función de los autovectores de menor dimensión extraídos de la vecindad de cada punto. Sin embargo, este método tiene un inconveniente para lo que se pretende lograr. Para evitar errores de borde en las regiones a las que se les quiere calcular el gradiente, se utiliza una máscara (3x3) para erosionar la región y mediante una operación de resta, obtener el contorno. Esto exige que las áreas que rodean a las regiones de interés tengan al menos 2 píxeles de margen y en nuestro caso no se puede asegurar que la banda del contorno alcance dicho grosor mínimo.

En (Bornemann et al., '07) se presenta un método no iterativo utilizando FMM que propaga hacia el dominio de trabajo los valores de imagen, en una dirección de coherencia estimada por un tensor de estructura de manera robusta. Los autores muestran un algoritmo híbrido que intenta garantizar el rendimiento y la velocidad del método de FMM de Telea pero modificando el mecanismo de ponderación tal que se disminuya el efecto de difuminado. Se reemplaza el mecanismo de transporte orientado a bordes de (Bertalmio, M. et al., '00) por la dirección de coherencia. En dependencia de una medida de la fortaleza de la coherencia, el método cambia continuamente la forma de infiltración que puede ser por difusión o por un mecanismo de transporte de Bertalmio siendo un algoritmo rápido

### 2.5.2 CONCLUSIONES

Los IOFBs poseen una distribución irregular de las fibras en ambos terminales y como consecuencia, existirán zonas donde el muestreo de la imagen en la entrada, realizado por las fibras, es no uniforme. Esto trae como consecuencia que la imagen final debe ser reconstruida en determinadas zonas que se corresponden en la entrada con determinados espacios intersticiales. No obstante los espacios vacíos no suelen ser muy grandes por lo que las técnicas de *inpainting* analizadas aquí pueden ser aplicadas en su totalidad en imágenes fijas. Sin embargo, no todas garantizan una velocidad de cálculo lo suficientemente rápida como para permitir la transmisión de vídeo. Además, la implementación de algoritmos con derivadas parciales, y elásticas no resulta tarea fácil de implementar en un sistema de procesamiento hardware (FPGAs), que permitirían al sistema de captura independizarse del banco de mediciones. Por ejemplo: las técnicas basadas en máscaras resultan adecuadas teniendo en cuenta que el efecto de difuminación que se le señala apenas se notará debido fundamentalmente al pequeño tamaño de la región.

Aunque en las imágenes que presumiblemente se reconstruirán en la tesis las regiones resultan pequeñas, en ocasiones su vecindad aparece diezmada por otras indefiniciones de la imagen por lo que pueden fracasar los métodos que utilizan algún tipo de ponderación de los píxeles vecinos si esto no se tiene en cuenta. No tiene mucho sentido aplicar las técnicas tipo FMM puesto que las regiones por lo general tienen un perímetro muy limitado aunque sí es interesante el punto de vista de interpolar siguiendo un orden de prioridad que en nuestro caso siempre será igual para cualquier imagen. Tiene más sentido la aplicación de las técnicas variacionales o el método de Oliveira siendo esta última un caso particular de la primera siempre que se aplique sobre regiones pequeñas.

## 2.6 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

Una vez analizado el estado actual sobre las diferentes temáticas que han servido de base en la investigación emprendida podemos extraer de este estudio algunas conclusiones que detallaremos a continuación.

Con relación a la transmisión de imágenes utilizando mazos de fibras:

- ❖ Los inconvenientes de los mazos coherentes radican fundamentalmente en el coste relativamente alto respecto a los incoherentes y en que su fabricación está limitada a unos pocos metros. Sin embargo, en el caso de utilizar IOFBs para transmitir imágenes se requerirá de un modelo de transmisión diferente puesto que se necesita extraer, procesar y reordenar la información mediante técnicas de procesamiento de imágenes.
- ❖ Para la inspección visual mediante IOFBs se requiere la presencia de una cámara y de una unidad de cálculo que procesará la información. Antes de cualquier transmisión se necesita que el sistema se encuentre calibrado; proceso del cual se obtiene una tabla de reordenamiento que sirve para reordenar la información que transmite el IOFB.

Con relación a los métodos de realizar la calibración espacial de IOFBS:

- ❖ De los métodos de calibración analizados, los multifibras representan la alternativa más adecuada por procesar un menor número de imágenes y alcanzar menores tiempos de calibración.
- ❖ Para disminuir los tiempos de calibración, el uso de la memoria y finalmente los tiempos de reconstrucción es necesario localizar las fibras en la cara de salida del mazo antes de realizar la calibración espacial. Además, esto facilitaría la ecualización de los niveles de gris en la imagen final.
- ❖ Los métodos de calibración por codificación de espacios resultan los métodos más rápidos de calibración y requieren una cantidad de imágenes a procesar mucho menor que el resto de los métodos analizados. Sin embargo se requiere un enfoque de las imágenes de entrada sobre el mazo más preciso.
- ❖ En ninguno de los trabajos analizados anteriormente se indica el procedimiento de enfoque de la óptica de entrada del mazo máxime cuando la imagen formada en el terminal de salida aparece desordenada y visualmente no es posible enfocarla con técnicas conocidas.
- ❖ Cada fibra posee su propia función de transferencia por lo que es necesario ecualizarlas tanto en el procedimiento de calibración como en el procedimiento de formación de las imágenes.

Las fibras que consideramos en esta tesis tendrán forma circular. Teniendo en cuenta las ventajas comentadas acerca de la localización de las fibras, se han analizado diferentes formas de dar solución al problema. Respecto a la detección y localización de patrones circulares se debe señalar:

- ❖ Las soluciones basadas en análisis morfológicos y correlación suelen ser rápidos porque afectan a la vez, a todas las estructuras de la imagen y sencillos de aplicar. Como en una imagen real de un IOFB se repite la misma estructura circular, el número de operaciones necesarias podría ser bajo respecto a técnicas que utilizan la información de los bordes o el gradiente.
- ❖ La transformada de Hough y sus múltiples variantes pueden resultar válidas para este fin pero los requerimientos de memoria y de operaciones resultan grandes.

De las técnicas analizadas para conseguir la correspondencia entre imágenes diferentes de una misma escena:

- ❖ Cada IOFB tiene su propia distribución de fibras y por tanto los espacios intersticiales tendrán una configuración única. Al cambiar la posición del mazo respecto al sensor,

todas las fibras se mueven solidariamente pero cualquier calibración anterior quedaría sin efecto. Esto obliga a desarrollar algún método de correspondencia de imágenes que sirva para recalcular la tabla de reconstrucción sin necesidad de volver a calibrar el sistema.

- ❖ Las técnicas que utilizan las regiones como puntos de control resultan las más interesantes pues se podrían aprovechar los espacios vacíos como puntos de control debido a sus características propias en cada IOFB pudiendo facilitar el trabajo.

A los mazos incoherentes no siempre se les aplica el proceso de fusión en sus extremos. En tal caso, en los terminales del mazo existirán regiones vacías en la imagen final lo cual redundará en pérdidas de información. Ninguno de los trabajos estudiados ha tenido en cuenta esta cuestión por lo que se considera necesario desarrollar un método de reconstrucción de imágenes. Sobre este aspecto se debe señalar, en particular, que:

- ❖ Las técnicas de *inpainting* analizadas en este capítulo pueden ser aplicadas en su totalidad sobre imágenes fijas, sin embargo, no todas garantizan una velocidad de cálculo lo suficientemente rápida como para permitir la transmisión de vídeo. Este aspecto nos limita a aplicar técnicas rápidas de reconstrucción sobre todo cuando los artefactos resultan generalmente pequeños.
- ❖ No tiene mucho sentido aplicar las técnicas tipo FMM puesto que las regiones por lo general tienen un perímetro muy limitado aunque resultan interesantes desde el punto de vista de la interpolación siguiendo un orden de prioridad que en nuestro caso siempre será igual para cualquier imagen.

## 2.7 OBJETIVOS DE LA TESIS

Una vez analizadas las diferentes temáticas que hemos considerado que pueden intervenir en todo el proceso de transmisión y formación de imágenes a través de fibras ópticas, podemos definir el alcance de esta tesis predefiniendo unos objetivos concretos y alcanzables según el estado actual de la técnica. Esta tesis tiene como objetivos fundamentales el estudio y modelado de un sistema de inspección visual remoto utilizando mazos de fibras ópticas incoherentes como canal de transmisión imágenes. De este objetivo global debemos señalar diversos aspectos más específicos que pretendemos alcanzar. Estos son:

- ❖ Definir un modelo de transmisión global que comprenda todos los elementos que intervienen en la transmisión, así como todas aquellas técnicas que nos permitan dar solución al problema de la calibración.

## Capítulo II

- ❖ Diseñar y construir un sistema de visión experimental basado en nuestro modelo de transmisión capaz de caracterizar diferentes mazos incoherentes y calcular las funciones de transferencias necesarias para transmitir imágenes remotas.
- ❖ Desarrollar algún método de localización de fibras adaptado a las condiciones del entorno que garantice un alto grado de detección de fibras.
- ❖ Desarrollar algún método que permita determinar el mejor punto de enfoque de la escena sobre el mazo para garantizar siempre un buen desarrollo de la calibración.
- ❖ Proponer las técnicas necesarias que permitan resolver la problemática de calibración espacial del mazo experimentando con las técnicas de calibración multifibras. Comprobar la validez de la metodología en el sistema experimental.
- ❖ Estudiar la forma de dotar al sistema de inspección con la posibilidad de recalibrar nuestro modelo mediante técnicas de correspondencias de imágenes de forma que cualquier calibración previa de un IOFB específico sea ajustada a nuevas condiciones de trabajo sin necesidad de requerir un sistema experimental.
- ❖ Proponer alguna alternativa de reconstrucción de imágenes que permita corregir la ausencia de información en las regiones correspondientes a los espacios intersticiales de fibras que afecten la imagen final
- ❖ Validar cada una de las propuestas en el sistema experimental de manera que se puedan comprobar diferentes configuraciones, posibles errores, calidad de la imagen transmitida, efectos de las componentes ópticas, etc.

# CAPÍTULO III

## 3. MODELO PROPUESTO PARA LA TRANSMISIÓN Y CONDICIONES GENERALES PARA LA INVESTIGACIÓN

En este capítulo analizaremos de forma general el modelo global de un sistema de calibración y transmisión basado en IOFBs así como también sus limitaciones actuales en materia de tecnología. Este modelo debe contemplar los diferentes elementos que componen la parte física, así como todos los aspectos que intervienen y condicionan los procedimientos que pueden intervenir, tanto en la calibración del sistema como en el proceso de transmisión y formación de las imágenes. Destacaremos las condiciones generales de trabajo a cumplir en la instalación, tanto en el modo de calibración como en el de transmisión, y las principales fuentes de error en la formación de la imagen que acotan nuestra investigación. Los resultados derivados de este modelo permitirán implementar un prototipo experimental sobre el cual realizar los diferentes experimentos que se mostrarán en la presente tesis.

El modelo que se propone en esta tesis tiene un carácter dual debido a que puede comportarse tanto como un sistema de calibración de IOFBs, como un sistema de transmisión de imágenes remotas. Tanto en un modo de trabajo como en el otro el sistema prácticamente emplea los mismos elementos físicos, por lo que los modelos físico y funcional serán similares en ambas condiciones de trabajo.

Existe una amplia gama de componentes ópticos para la transmisión de imágenes basados en mazos de fibras coherentes. Sin embargo, a estos elementos se le señalan algunos inconvenientes como son un coste de producción elevado y una distancia máxima de transmisión relativamente reducida. En el caso de los IOFBs, aunque se pueden fabricar con características similares a los mazos coherentes, no son capaces de transmitir el plano imagen de forma coherente hacia el otro extremo del mazo. La posibilidad de garantizar una transmisión a mayores distancias lo convierte en una alternativa interesante en aplicaciones de

vigilancia remota. De forma general un sistema de transmisión de imágenes mediante IOFBs posee como desventajas las siguientes:

- ❖ Es mucho más compleja la transmisión de la imagen puesto que requiere la introducción de un sensor de alta resolución, al menos para la calibración, para calcular la función de transferencia del IOFB y de una unidad de procesamiento para recomponer e interpolar la información original transmitida.
- ❖ La calidad de la imagen obtenida estará afectada directamente por diferentes condicionantes tales como el muestreo no uniforme de la imagen de entrada y la distribución aleatoria de las fibras en la salida, que entre otros aspectos, provocan que el proceso de formación de la imagen final resulte mucho más complejo en comparación con una transmisión por mazos coherentes.

Hasta la fecha, no existe una aplicación real con mazos incoherentes para la transmisión de imágenes, por lo que estos dispositivos no están optimizados para la transmisión directa de imágenes y su uso, en este sentido, es básicamente experimental. El modelo que aquí se presenta tiene un carácter global y está pensado para cumplir con el uso de diferentes metodologías de calibración y diferentes configuraciones desde un punto de vista físico. Se pretende en todo caso demostrar las posibilidades que ofrecen los IOFBs como elemento de transporte de imágenes y proponer una arquitectura genérica que sirva de base a un futuro dispositivo más depurado tecnológicamente. A continuación definiremos el modelo general del sistema, así como las características generales de los componentes necesarios para su calibración y utilización.

### **3.1 DESCRIPCIÓN DEL MODELO GLOBAL PROPUESTO**

La Figura 3.1 muestra el modelo que se propone para un sistema genérico de calibración de mazos incoherentes para poder transmitir imágenes remotas. La imagen de la escena se proyecta sobre el IOFB mediante una óptica de entrada. La imagen de la escena es controlada desde una unidad de proceso en el proceso de calibración. El plano imagen es captado por las diferentes fibras y distribuido hacia el otro extremo (salida) del mazo, según una función de distribución espacial  $D$  particular de cada mazo. La imagen desordenada es enfocada, mediante un conjunto de lentes, sobre un sensor que convertirá la información luminosa en una imagen digital. La imagen es analizada por una unidad de procesamiento mediante determinados algoritmos de tratamiento de imágenes. Para calibrar un sistema que cumple con este modelo, la escena estará formada por un monitor que emite una serie de imágenes patrón que cambia según se decida desde la unidad de procesamiento. La escena cambiará secuencialmente según un método de calibración determinado, y cada uno de estos cambios se registra en un elemento de almacenamiento en forma de imagen.

La imagen de la escena  $I_0$  es captada mediante un subsistema óptico en la entrada del IOFB. Esta imagen necesita ser enfocada en el IOFB antes de la calibración utilizando algún método indirecto (no visual) dado que la imagen transmitida se recibe desordenada en el sensor. La pantalla es un elemento que solamente se necesita en el proceso de calibración aunque puede ser utilizado en pruebas de reconstrucción. La unidad de procesamiento es la encargada de todo el control del barrido y de generar, depurar y almacenar la LUT.

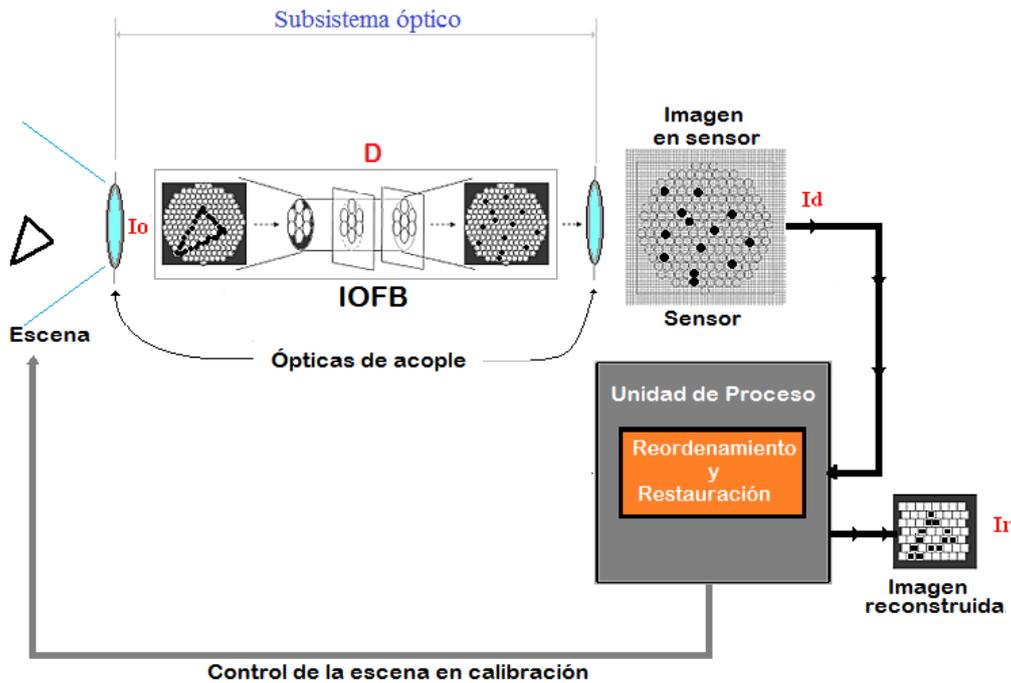
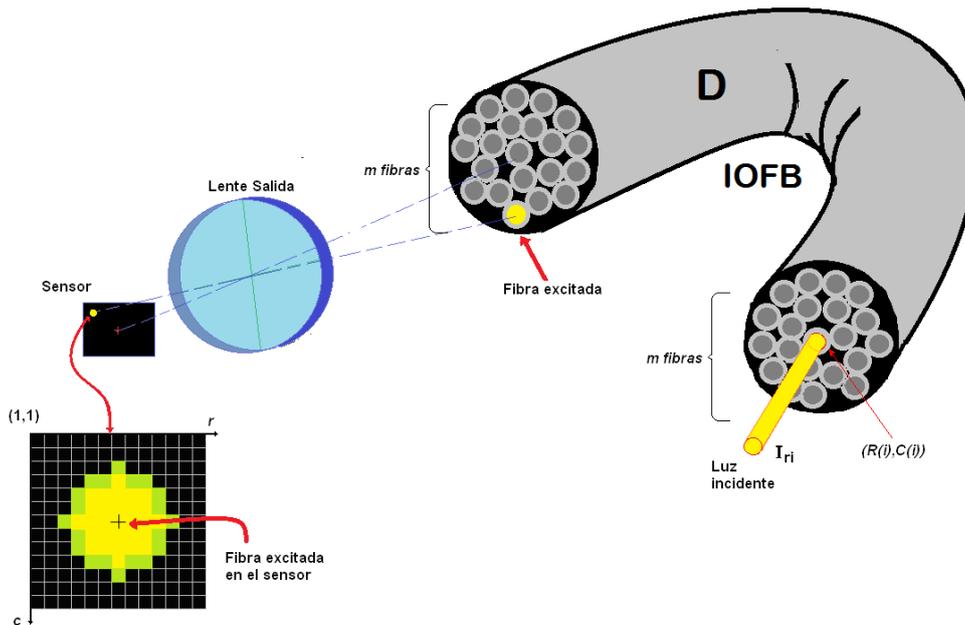


Figura 3.1 Modelo global del sistema experimental.

Una vez calibrado el sistema se conocerá la ley de distribución de la información en la salida del IOFB. Esta función de distribución  $D$ , se almacenará en una tabla de reordenamiento (TR) propia para cada mazo. Esta tabla, no sólo contendrá las posiciones relativas de las fibras (entrada-salida), sino que puede incluir un parámetro no geométrico vinculado a la función de transferencia luminosa de cada fibra y otra información adicional en caso de ser necesaria. Esto se puede expresar así:

*El mazo está compuesto por  $m$  fibras. Cada fibra  $i$  de la entrada, con coordenadas de su centro  $(R(i), C(i))$ , recibe una irradiancia promedio  $I_{ri}$  de la escena. En el sensor, la intensidad promedio  $Im_i$  de cada fibra  $i$  representada, es proporcional a  $I_{ri}$  tal que se verifica  $Im_i \cong \hat{f}_i * I_{ri}$ , donde  $\hat{f}_i$  es la función de transferencia de intensidad (Figura 3.2).*

Cada función de transferencia  $\hat{f}_i$  es particular de cada fibra y depende tanto de sus características físicas (Ej.: calidad del pulido, diámetro, longitud, etc.), como de la influencia que puede ejercer la óptica de entrada en la distribución de energía.



**Figura 3.2. Representación del principio de excitación de las fibras en la entrada para la calibración.**

Esta distribución de energía no sólo tiene que ver con el grado de enfoque sobre el terminal de entrada sino también con el ángulo de incidencia de los rayos sobre las fibras, el cual no debe superar el valor de ángulo crítico asociado al mazo. Sobre el mazo se debe enfocar las imágenes de interés mediante algún elemento óptico (lentes, lentes GRIN, tripletes, etc.). El plano imagen de entrada puede considerarse que está “imaginariamente” subdividido en una especie de rejilla compuesta por celdas que no es más que la subdivisión del espacio a explorar en zonas de influencias discretas. Esto implica que la decodificación se hará asignando coordenadas discretas de entrada (celdas) a coordenadas discretas en el sensor (salida) asociadas al centroide de cada fibra.

La imagen es transmitida de forma desordenada y debe ser enfocada sobre el sensor en la salida mediante algún elemento de acoplamiento óptico. La energía que recibe el sensor por cada fibra se distribuye en un área determinada que depende del diámetro de la fibra. Sin embargo, se comprobará en este capítulo que la energía se distribuye con más intensidad en el área más cercana al centro de la fibra.

En el estado del arte se señalaron los diferentes elementos físicos que forman parte de una instalación empírica para la calibración de IOFBs que resultan comunes a todos los trabajos referenciados en dicha temática. Nuestro sistema experimental, tal como veremos en posteriores apartados, no es una excepción y por tanto estará compuesto por los siguientes componentes básicos: *IOFB*, *interfaz óptica de entrada*, *sensor*, *interfaz óptica mazo-sensor*, *pantalla de calibración* y un *ordenador* que realizará las tareas de control de procesos de calibración y post procesamiento de las imágenes transmitidas. Estos elementos, como es de esperar, deben ser cuidadosamente escogidos debido a su influencia en la calidad de las imágenes finales a obtener, en la velocidad de procesamiento, etc. Analizaremos a

continuación las condiciones generales que intervienen y afectan a nuestra propuesta donde se remarcarán diferentes aspectos a cumplir y las limitaciones actuales en materia tecnológica.

### ***3.1.1 CONDICIONES PARA LA CALIBRACIÓN Y LA TRANSMISIÓN DE IMÁGENES***

Para una calibración adecuada, el sistema debe cumplir algunos aspectos generales. El sistema debe estar aislado mediante un recinto cerrado de la presencia de interferencias luminosas tales como el sol, reflejos sobre la pantalla de calibración, etc. Independientemente de que la pantalla emita la energía suficiente, la imagen que se captura en el sensor podría contener componentes provenientes de elementos externos a la escena de interés. Ejemplo de esto lo encontramos en la iluminación del local que puede provocar fluctuaciones en la imagen o provocar reflejos sobre la pantalla de calibración en el área activa de la misma, etc.

Se debe garantizar un enfoque perfecto de la imagen que impacta sobre el mazo. Esta operación no se puede realizar de manera visual puesto que la imagen no puede ser conformada aún. Esto es vital puesto que se debe garantizar una correspondencia lo más exacta posible de la energía de determinadas áreas de la pantalla sobre el mazo y así minimizar los errores de calibración por esta causa. Se debe garantizar, además, que toda el área que capta el mazo corresponda con el área activa de la pantalla para así maximizar la resolución de barrido. Por estas razones se requerirá el desarrollo de un método de enfoque y encuadre previo mientras el sistema no esté calibrado.

Como se indicó en el capítulo anterior, la localización previa a la calibración de las fibras juega un importante papel en todo el procedimiento de calibración. Es por ello que los primeros parámetros a introducir en la TR serán las posiciones de la fibra representadas en el sensor y algún parámetro que indique el grado de respuesta de cada fibra cuando la excitación de todas sea la misma.

La velocidad de calibración no es un parámetro a tener en cuenta aunque ciertamente es deseable siempre que se garantice una adecuada resolución de barrido. Los dispositivos deben estar dispuestos sobre un banco de medidas que reduzca al mínimo las vibraciones y que permita, con facilidad y seguridad, evaluar diferentes configuraciones.

La óptica de entrada debe ser capaz de distribuir homogéneamente la energía que proviene de la escena. Sabemos que cada fibra transmite razonablemente bien cualquier rayo de luz que incida en un determinado rango de ángulos de incidencia. Este cono de aceptación condiciona la óptica de entrada e influye en las funciones de transferencia de cada fibra. En caso de necesitar diferentes ópticas es recomendable que para cada óptica se determine su propia TR. Aunque la correspondencia entrada-salida de las fibras entre dos mazos sea igual (distorsión despreciable), los parámetros no geométricos, vinculados con la respuesta de las fibras, pueden ser diferentes.

Una vez realizada la calibración, el mazo tendrá asignada una tabla de reconstrucción única e inalterable. Esta característica hace posible el uso de un mismo mazo en diferentes aparatos de similares características, o por el contrario, múltiples mazos en un mismo equipo. La única forma de decodificar una imagen transmitida por un IOFB, es disponiendo de dicha tabla y algunas características que indiquen la posición relativa del mazo frente al sensor.

La transmisión de imágenes es posible siempre que se haya realizado la calibración la cual tiene asociada una TR. En este modo de trabajo, un sistema basado en este modelo ya no dependerá físicamente de un banco de medidas, ni de una protección para interferencias luminosas. En consecuencia, se podría pensar que volcando la TR en la memoria de una unidad de procesamiento independiente y compacta (Ej. un sistema basado en FPGAs), el sistema sería más compacto y podría operar de manera similar. En esta tesis no es una prioridad garantizar la velocidad de procesamiento óptima. Nuestro esfuerzo está encaminado más bien en modelar todos los procedimientos involucrados en la formación de las imágenes y en transmitirlos.

A diferencia del modo de calibración, la velocidad de reconstrucción es muy importante. Nótese que en cada cuadro de imagen se debe capturar la imagen del mazo, extraer la información de los niveles de grises en las fibras, ecualizar dichos valores y reordenarlos para conformar la imagen. Además, tal como quedó reflejado en el capítulo dedicado al análisis del estado del arte, el muestreo no uniforme que se hace de la escena, obliga a realizar un interpolado (inpainting) de la imagen final. Por todas estas razones se necesitan algoritmos muy eficientes que permitan obtener una cadencia de imágenes adecuada para tener un funcionamiento en tiempo real. Para lograrlo se necesita una elección minuciosa del sensor, y de la interfaz cámara-procesador. Mientras más efectivo sea el flujo de información y el procesamiento, más nos acercaremos a una solución ideal.

### **3.2 ESTADO DE LA TECNOLOGÍA DE LOS ELEMENTOS FUNDAMENTALES DEL MODELO PROPUESTO**

A continuación analizaremos el estado tecnológico actual de algunos de los elementos fundamentales del modelo propuesto. Particularizaremos en aquellas características deseables y en aquellos aspectos aún no resueltos por la tecnología y, que de lograrse, podrían mejorar los resultados en trabajos futuros.

#### ***3.2.1 LA PANTALLA DE CALIBRACIÓN Y LAS IMÁGENES PATRONES***

Este elemento es fundamental durante el proceso de calibración. Varios aspectos son importantes en su selección.

- ❖ Debe ser capaz de emitir la energía suficiente para excitar a las fibras de manera efectiva.

- ❖ Es preferible que sea plana para minimizar los errores geométricos que estarían presentes durante la calibración (Ej. monitor de rayos catódicos).
- ❖ La resolución debe ser lo suficientemente alta en el área activa. El área activa es aquella desde la que se puede influir sobre las fibras. Sin embargo hay que tener presente que a cada fibra del mazo es conveniente hacerle corresponder varios píxeles de la pantalla. De esta manera se proporciona un mayor grado de excitación sobre la fibra sin tener que aumentar demasiado el tiempo de exposición de la cámara o el brillo de la pantalla.
- ❖ Es preferible que la pantalla permita proyectar imágenes de color puesto que la calibración espacial podría requerir incorporar una calibración de intensidades para cada canal de color (RGB) para que el mazo se pueda utilizar tanto con sensores de color, como monocromáticos.

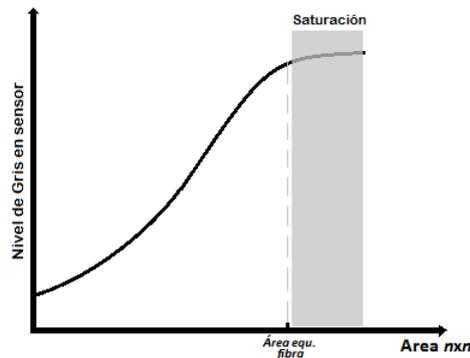
Hoy día estos aspectos están prácticamente resueltos en cualquier pantalla comercial de tecnología TFT, Plasma, LCD o Led. Cada día se fabrican dispositivos de mayor precisión, contraste y luminosidad.

Otras soluciones podrían realizarse en el futuro sustituyendo el monitor por dispositivos proyectores o por elementos LCD activos de proyección o DLP (*Digital Light Processing*) de menores tamaños que una pantalla de monitor. Esta última alternativa podría traer numerosas ventajas que van desde el tamaño menor del aparato y bajo consumo, hasta una mejor precisión de la excitación. Sin embargo, el diseño debe garantizar la no saturación del sensor y un buen enfoque de las imágenes sobre el mazo a muy corta distancia.

Como es lógico, en un sistema como el nuestro donde no existe una relación geométrica directa entre las fibras y los píxeles de la pantalla (en número y posición) debe sobredimensionarse su resolución. Esto posee la ventaja de que el sistema se pueda adaptar a diferentes mazos. Dado que la resolución de la pantalla está dada en dos dimensiones, el número de píxeles  $N_{pix}$  que debe poseer el monitor en la menor dimensión (comúnmente la vertical), debe cumplir  $N_{pix} \geq nN_{fibH/V}$  siendo  $n$  un número entero mayor que uno y  $N_{fibH/V}$  el mayor número de fibras alineadas que puede existir en el diámetro del mazo. El parámetro  $n$  define un área en la pantalla cuyo tamaño  $n \times n$  (en píxeles), equivale a una fibra en el mazo. Mientras más igualadas sean las áreas del bloque de píxeles  $n \times n$  y el área real de una fibra, mayor irradiancia recibirá cada fibra. A partir de dicha condición, no se podrá verificar un incremento apreciable de la excitación de la fibra en el sensor. Dicho punto límite determina el valor de  $n$  óptimo el cual puede ser ligeramente inferior al del área equivalente de fibra (Figura 3.3).

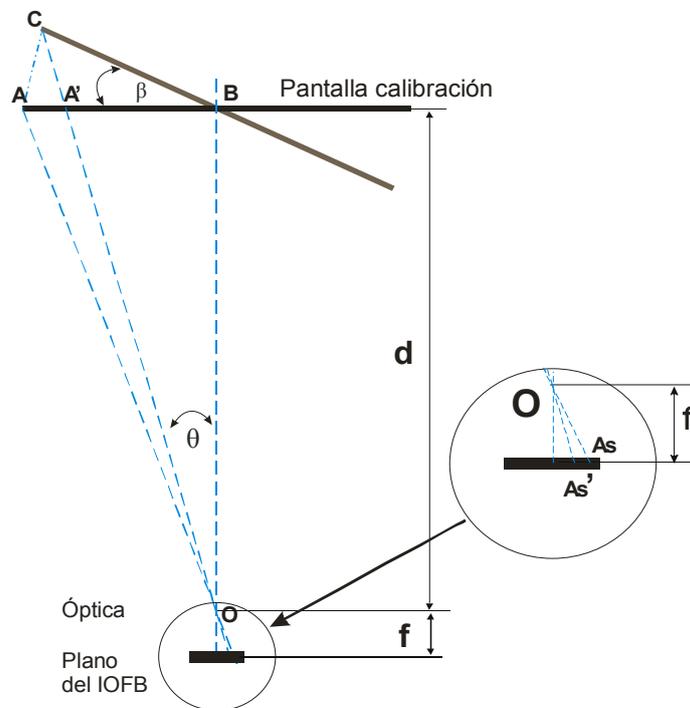
Entre la entrada del IOFB y la pantalla debe garantizarse una coplanaridad lo más correcta posible. El plano de entrada del IOFB, es aquel donde se forma la imagen proveniente de la pantalla y debe coincidir con la cara de entrada del mazo. El eje óptico del conjunto mazo-

óptica de entrada, debe ser lo más perpendicular posible a la pantalla y pasa por su centro. La pantalla, al ser plana, define también un plano que llamaremos plano de pantalla.



**Figura 3.3** Gráfica que muestra la dependencia del nivel de gris promedio que aporta la fibra, con el aumento del área iluminada de pantalla.

Si en la instalación no se tiene en cuenta esta condición, se pueden capturar imágenes con una perspectiva oblicua que introducirá errores en la calibración espacial. Esto es, si la óptica de entrada del mazo está desalineada con la normal que cruza por el centro de la pantalla, el área captada sería asimétrica y la ventaja de tener un plano de imagen para la calibración se pierde, puesto que se introducen además de las aberraciones propias de la óptica (curvatura y efectos de borde), los efectos vinculados a un barrido no simétrico desde la pantalla. En la Figura 3.4 se representa geoméricamente este problema exagerando el efecto a conveniencia y considerando que la energía que emite la pantalla se distribuye con igual intensidad en todos los casos considerados.



**Figura 3.4** Cambio de la geometría mazo-pantalla al girar la pantalla sobre su eje óptico.

Para dar una idea de la influencia que tiene, supongamos que tenemos un área activa de pantalla de 200mm que coincide con el campo visual del sistema captor del IOFB a una distancia conocida  $d=800\text{mm}$ ; supongamos también, que la pantalla está iluminada con una imagen en blanco desde el eje óptico ( $OB$ ) hasta el límite izquierdo A.

El resto de la pantalla está en negro (sin luz). Evidentemente la mitad del mazo se iluminará y el resto no. Entonces cabe la pregunta: ¿Aproximadamente cuántos grados se debe girar la pantalla para que al menos una de las fibras iluminadas, con un radio típico de  $50\ \mu\text{m}$ , deje de alumbrarse? Una valoración simple puede realizarse utilizando elementos de trigonometría y geometría.

Como  $AB=BC=100\ \text{mm}$ , si se aplica la ley del coseno se pueden verificar las siguientes expresiones:

$$\overline{OC}^2 = \overline{BC}^2 + d^2 - 2 \cdot d \cdot \overline{BC} \cdot \cos(\beta + 90^\circ) \quad [3.1]$$

$$\theta = \arccos\left(\frac{\overline{OC}^2 + d^2 - \overline{BC}^2}{2 \cdot \overline{OC} \cdot d}\right) \quad [3.2]$$

Por trigonometría:

$$\overline{A'B} = \tan(\theta) \cdot d \quad [3.3]$$

$$\therefore \overline{AA'} = \overline{AB} - \overline{A'B} \quad [3.4]$$

Esta última expresión sería el error absoluto en el plano de la pantalla. Para una focal  $f$  determinada se puede verificar utilizando una aproximación paraxial:

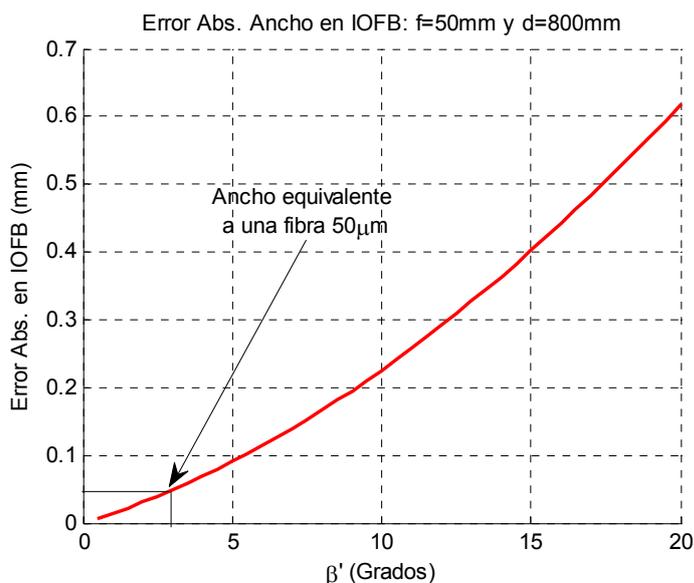
$$\overline{OAs} = \frac{f \cdot \overline{AB}}{d} \quad [3.5]$$

$$\overline{OAs'} = \frac{f \cdot \overline{A'B}}{d} \quad [3.6]$$

$$\therefore \overline{As'As} = \overline{OAs} - \overline{OAs'} \quad [3.7]$$

Esta última expresión es precisamente la medida a verificar en el mazo. Simulando la variación del ángulo  $\beta$  de la pantalla se puede calcular el error absoluto en el sensor dado en  $\overline{As'As}$ . La

Figura 3.5 muestra el error absoluto  $\overline{OAs} - \overline{OAs'}$  representado por el segmento  $\overline{As'As}$ . Como el ancho equivalente de una fibra es  $50\ \mu\text{m}$ , podemos decir que para estas condiciones, no se deben superar los  $3^\circ$ .



**Figura 3.5.** Simulación de la variación del área de impacto de la imagen de la pantalla sobre el IOFB según se varía el ángulo de giro.

### 3.2.2 EL MAZO DE FIBRAS INCOHERENTE

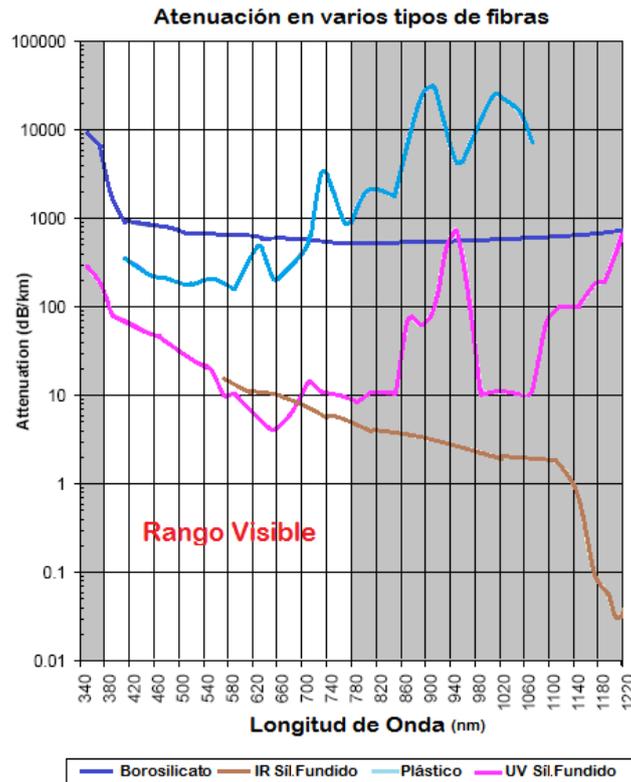
Es conocido que la mayoría de las fibras ópticas constan de dos capas con índices de refracción diferentes. El núcleo, abarca típicamente entre el 75 y el 90% del área de la fibra y tiene un índice de refracción mayor que la cubierta (*SCHOTT Ibérica*, '09). Esta diferencia de índices crea una barrera que mantiene la luz dentro del núcleo mediante el mecanismo de reflexión total. Los materiales más utilizados en el núcleo son básicamente vidrio, plástico o sílice fundida (cuarzo). La cubierta se hace generalmente de los mismos materiales que el núcleo pero con aditivos para garantizar variar el índice de refracción de forma que se garantice el guiado de las ondas ópticas por el núcleo.

Cada material utilizado en la fabricación de las fibras tiene sus propias ventajas y desventajas. Las de sílice fundida de gran pureza pueden garantizar muy baja atenuación y por tanto resultan muy utilizadas en comunicaciones. Sin embargo el vidrio sigue siendo la mejor opción para aplicaciones de iluminación y en sensores por la adecuada relación calidad coste. También estas fibras se usan en la mayoría de los endoscopios y generalmente tienen una estructura de salto de índice. Las fibras de Borosilicato es el vidrio más común en fibras para iluminación y generalmente poseen 50  $\mu\text{m}$  de diámetro y responden bien a las longitudes de ondas entre 390 nm y 1500 nm.

El plástico se usa algunas veces, en lugar del vidrio, para la fabricación de fibras ópticas por su bajo coste y ser más liviano. Las fibras de plástico han sido utilizadas tradicionalmente en distancias relativamente cortas que no superan los 100 metros pues poseen una gran atenuación en comparación a las de vidrio de alta pureza. Generalmente son fibras de salto de índice y poseen un ancho de banda reducido, aunque transmite bien para las longitudes de onda entre 400 nm y 700 nm resultando aptas para el espectro visible. Otra limitación que poseen es que el plástico sólo se puede utilizar en un determinado rango de temperatura pues

comienza a derretirse cerca de los 100° C. Por esta razón los fabricantes no recomiendan su uso en entornos con temperaturas superiores a 80 °C. Sin embargo, ofrecen como ventaja un manejo e instalación sencilla así como una mayor robustez.

La flexibilidad mecánica del plástico le permite a estas fibras tener núcleos grandes alcanzando un 96% de la sección total. Típicamente usa núcleo de Polimetilmetacrilato de gran pureza con un recubrimiento de polímeros fluorados como cubierta. La Figura 3.6 muestra una comparativa del comportamiento espectral de algunos de los materiales más utilizados en la fabricación de fibras(SCHOTT Ibérica, '09).



**Figura 3.6 Atenuación de algunos materiales utilizados en fibras ópticas.**

Aunque la información específica sobre el rendimiento de una fibra es valiosa, es importante comprender los aspectos que afectan fundamentalmente la transmisión en los mazos de fibras. Debido a la reflexión total, una parte de la luz se reflejará en la superficie pulida de la entrada así como también en la salida.

Por otra parte, los espacios entre las fibras, generalmente llenos de pegamento epóxico en los mazos no fusionados, no transmiten la luz. Las pérdidas debidas a estos dos efectos, se pueden estimar aproximadamente entre un 25% y un 30% y depende fundamentalmente de la calidad del pulido y el empaquetamiento de las fibras alcanzado por el fabricante(SCHOTT Ibérica, '09). Las pérdidas en los espacios intersticiales puede reducirse mediante la fusión de las fibras en la entrada del mazo pudiéndose lograr una recuperación de hasta un 15% de dichas pérdidas (Figura 3.7).

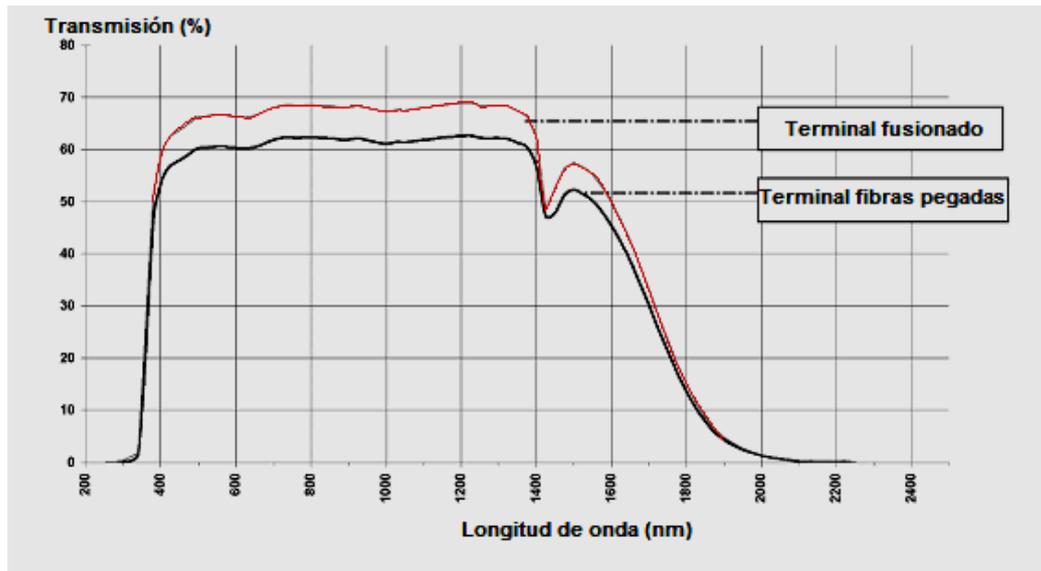


Figura 3.7. Eficiencia de transmisión en IOFBs en dependencia de si las fibras están fusionadas o pegadas (SCHOTT Ibérica, '09).

El pulido final de los extremos es también muy importante. Si un rayo incide en una fibra con un ángulo  $\theta$ , idealmente debe abandonar la fibra en el ángulo  $\theta$ . En la práctica, el ángulo puede variar por ejemplo con la longitud, el curvado y las variaciones del diámetro de la fibra de forma que, el rayo emergente formará un anillo sobre el cono de ángulo  $\theta$ , como se muestra en la (Figura 3.8). Sin embargo, el extremo de salida de una fibra actúa como un prisma si no está cortada perpendicularmente a su eje. Un corte no perpendicular inclina el cono de salida.

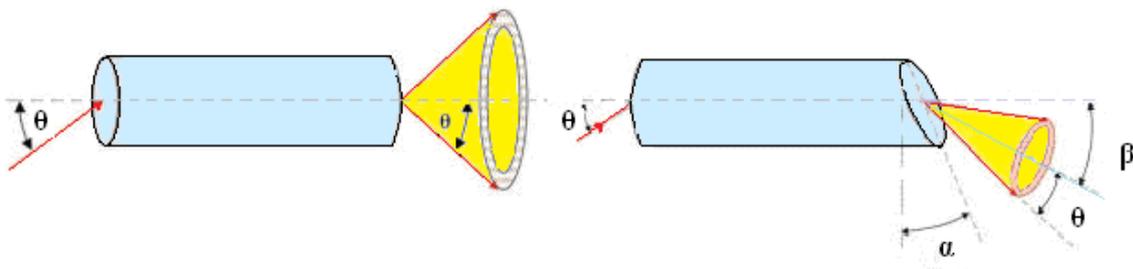


Figura 3.8. Variación del cono de aceptación según el ángulo de corte/pulido.

Esta característica es aprovechada en algunas sondas médicas para dirigir luz hacia un área de interés (Boppart *et al.*, '99). Sin embargo esto también nos indica que un pulido deficiente afecta el cono de aceptación y con ello su capacidad de transferir en mayor o menor medida la energía incidente. Por esta razón en un mazo para transmisión de imágenes, donde existe una población de fibras elevada, las funciones de transferencia de las fibras puede verse afectada de forma individual.

Otro aspecto que afecta la transmisión es la atenuación que se experimenta con el aumento de la longitud. Por ejemplo, un mazo de aproximadamente 1m de longitud transmite aproximadamente el 85.7% de la luz emitida por una fuente en el ángulo de aceptación. Otro mazo de 3m, pero con las mismas características, transmitirá alrededor del 62.95% de la luz. Estas pérdidas son señaladas por los fabricantes en  $dB/m$ ,  $dB/km$  (Véase la Tabla 3.1).

Tabla 3.1. Ejemplos de transmisión interna total.

Longitud ( <i>metros</i> )	Atenuación ( <i>dB / m</i> )	Atenuación ( <i>dB</i> )	Transmisión interna total
1	0.67	0.67	85.70 %
2	0.67	1.34	73.45 %
3	0.67	2.01	62.95 %

Las fibras tienen asociado un parámetro que depende de los índices de refracción del núcleo y la cubierta, la apertura numérica (*NA*). La *NA* define cual es el rango de trayectorias posibles que pueden seguir los rayos incidentes y que las fibras son capaces de transmitir por reflexión. Por tanto cualquier elemento que utilicemos para interactuar, tanto en la entrada como en la salida, debe garantizar un buen acople a fin de impedir pérdidas de energía. Este aspecto se tratará en las temáticas vinculadas a las interfaces ópticas en este capítulo.

Es necesario definir el tipo de guía de luz que se puede utilizar bajo el modelo propuesto. Para la transmisión de imágenes existe un grupo bien definido compuesto por componentes rígidos y flexibles. Los componentes rígidos generalmente están pensados para transmitir imágenes de alta calidad pero a corta distancia. Sin embargo los flexibles resultan una magnífica solución que, entre sus ventajas, se puede destacar la disposición de las fibras en formatos rectangulares y cuadrados para facilitar el acople con cámaras y la transmisión a mayores distancias (SCHOTT *Ibérica*, '09). Los IOFBs están comúnmente destinados a la transmisión de luz y son conocidos como guías de luz. Veamos algunas características físicas de este elemento. La Figura 3.9 muestra una pequeña sección de un IOFB real iluminado por una fuente de luz homogénea y difusa donde se puede apreciar determinadas características del mazo como son:

- ❖ Las fibras tienen forma circular y están poco distanciadas entre sí y no siguen una estructura regular. En algunas regiones existe ausencia parcial de fibras (lagunas) o la distribución simplemente no es homogénea.
- ❖ Las fibras poseen diferentes funciones de transferencia entrada-salida. Al excitar la entrada con luz difusa, se puede apreciar que no todas las fibras responden de igual manera lo cual es un problema a tener en cuenta puesto que la información que aporta cada fibra puede cambiar el nivel de gris esperado a la salida.
- ❖ Existen fibras deformadas por deficiencia en el pulido del mazo. Si el pulido no es el adecuado, puede experimentarse un cambio en la geometría del cono de aceptación de determinadas fibras influyendo generalmente de manera negativa sobre las funciones de transferencia de cada elemento.

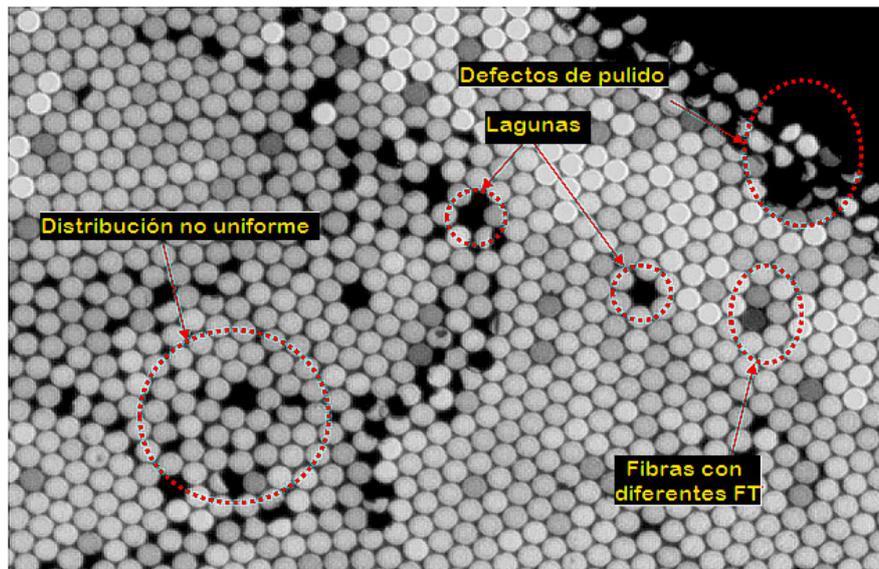


Figura 3.9 Sección de un IOFB estimulado por luz homogénea\*.

Tal como se había comentado en la introducción de este capítulo, estas características influyen negativamente en la formación de la imagen final y son los principales problemas a afrontar. Como consecuencia directa, el procesamiento de la imagen final no solamente consiste en un simple reordenamiento de la información sino que, además, se debe corregir los niveles de gris captados en el sensor e interpolar regiones que puedan quedar vacías debido a la estructura irregular que tiene el IOFB. Evidentemente estas características pueden ser mejoradas desde el punto de vista tecnológico, sin embargo, este aspecto se escapa de los objetivos de esta tesis.

### 3.2.3 SUBSISTEMA ÓPTICO

Un aspecto importante es la selección de las ópticas apropiadas para que el mazo pueda captar en su totalidad la escena sin pérdidas importantes de información. El modelo requiere de dos interfaces ópticas, una a cada extremo del mazo para lograr enfocar la escena sobre la entrada del mazo y la salida del IOFB sobre el sensor. El sistema de acople con la cámara es fijo puesto que la disposición mazo-cámara también lo es. Sin embargo la óptica de entrada puede requerir un enfoque variable, o que sea intercambiable en función de la escena o el mazo utilizado.

La selección de la óptica está ligada a la ubicación geométrica tanto del elemento sensor como de la escena respecto al mazo. Dicha ubicación tiene que estar en concordancia con la apertura numérica ( $NA$ ) del IOFB, para evitar pérdidas que puedan provocar errores en la imagen formada lo cual tiene especial relevancia en la calibración. Por otra parte, la distancia focal del sistema óptico determina la linealidad entre la imagen captada y la escena. Los sistemas ópticos con distancia focal pequeña, conocidos como sistemas de gran angular,

\* FT- Función de transferencia

provocan grandes distorsiones en las imágenes captadas. Para el caso analizado en esta tesis, donde la distancia focal se aleja de estos modelos, se podrá hacer un modelado del sistema óptico por medio de modelos lineales.

### **INTERFAZ ÓPTICA DE ENTRADA**

Conociendo el área aproximada ( $n \times n$ ) de la pantalla de calibración que corresponde con el área de una fibra del mazo, así como el número máximo de fibras que podrían estar alineadas en el mazo (a partir de ahora  $N_{\text{fibH/V}}$ ), se puede elegir una óptica de entrada para una distancia aproximada  $d$  entre el mazo y la pantalla. Una primera aproximación se puede obtener partiendo de un análisis óptico *paraxial* simple. El valor de  $N_{\text{fibH/V}}$  no es ofrecido por el fabricante de manera directa y su estimación siempre es aproximada dada la característica de aleatoriedad en la distribución de las fibras en los IOFBs.

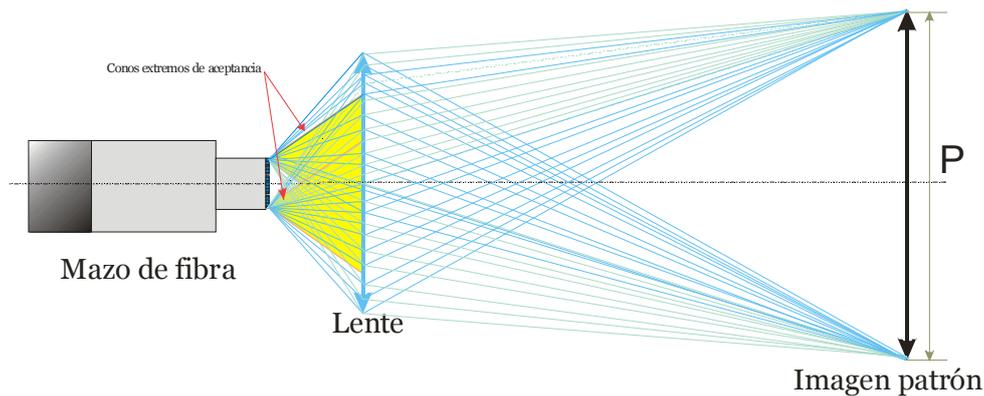
$$N_{\text{fibH/V}} = \frac{\text{Diámetro del mazo}}{\text{Diámetro de fibras}} \quad [\text{fibras}] \quad [3.5]$$

Lo primero que se debe conocer es el tamaño del objeto a capturar (durante la calibración)  $P$  pues el tamaño  $m$  de la imagen sobre el mazo es conocido y corresponde con su diámetro. Si la resolución en la dimensión menor de la pantalla es de 1024 píxeles, y el  $N_{\text{fibH/V}} = 256$ ; entonces, a una fibra le corresponderá como máximo un área de  $4 \times 4$  píxeles.

El área en la que se representa un píxel en la pantalla es conocida por “pitch” (punto). Si por ejemplo el punto tiene un tamaño  $t_{\text{pitch}} = 0.264$  mm, entonces el área máxima que captará el sistema (área activa), será de  $P = t_{\text{pitch}} \times 4 \times 256 \approx 27$  cm.

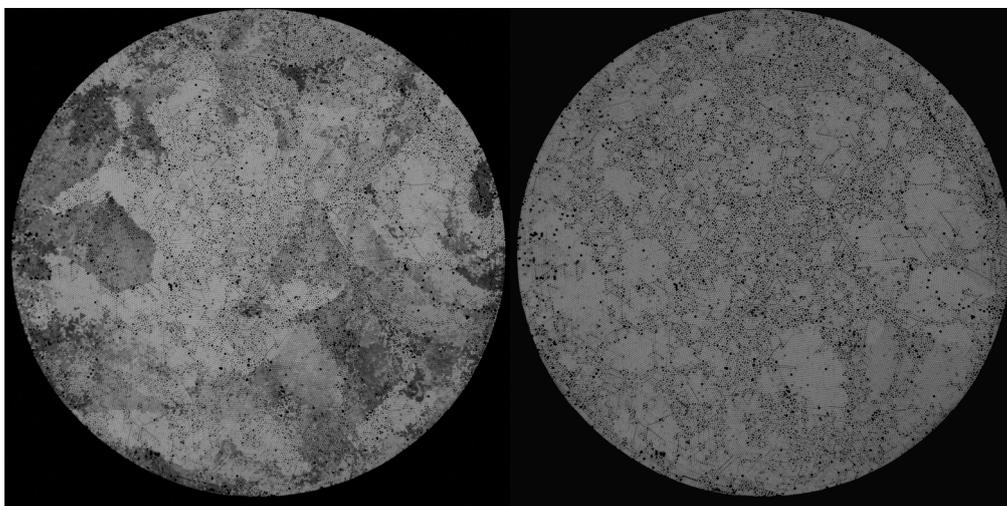
Es conocido que una fibra transporta todo rayo de luz que penetre hacia su núcleo y que dicho transporte se debe al fenómeno de la reflexión interna total. Los rayos deben poseer una inclinación entre  $0^\circ$  y un denominado ángulo de aceptación  $\theta_a$ . Por tanto los rayos aceptados pertenecen a un volumen cónico y fuera de éste serán rechazados.

En la Figura 3.10 se muestra un mazo de fibras captando una escena de tamaño  $P$ . Se ha dibujado a conveniencia los conos de aceptación de las fibras más extremas del mazo que son los casos más críticos (en amarillo). Como se puede observar la mayor parte de los rayos logran penetrar hacia el mazo siendo ésta situación deseable. Si se utiliza una lente con igual focal, pero con un diámetro menor que el del cono de aceptación a esa distancia focal, es lógico esperar que las fibras se iluminen de forma dispar aún cuando la fuente de luz sea extensa y homogénea. Las fibras más externas al centro del mazo serán, en ese caso, las más afectadas.



**Figura 3.10 Gráfica que muestra la interfaz óptica de entrada. En el caso representado, El diámetro de la lente es adecuado para el cono de aceptación del mazo (en amarillo).**

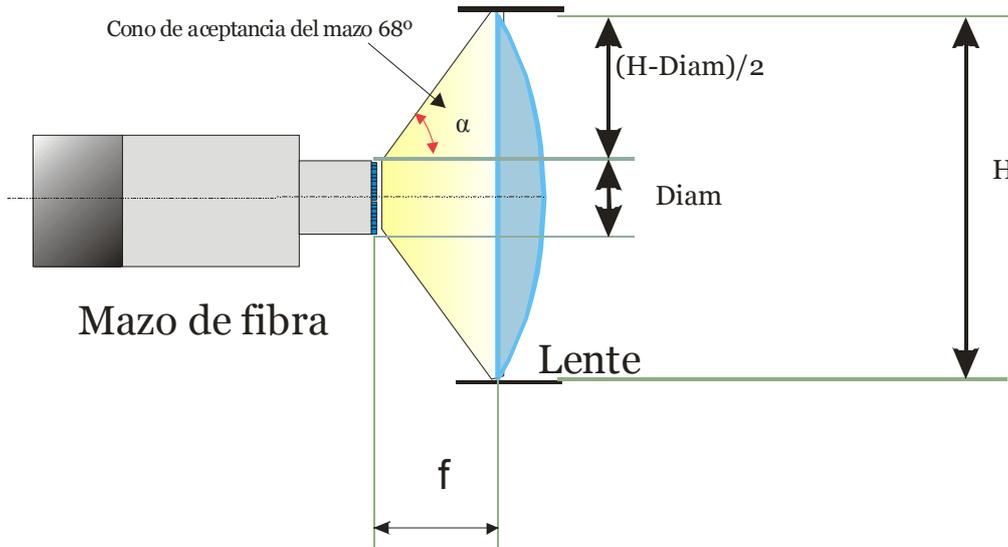
La Figura 3.11.a muestra el resultado obtenido para dos lentes de igual focal pero de diferentes diámetros. El primer caso coincide con el ilustrado en Figura 3.10, y corresponde a un iris moderadamente cerrado. Se ha comprobado que a medida que el iris se cierra más, pues aparecerán más manchas oscuras. Sin embargo en el segundo caso (Figura 3.11.b), el diafragma está completamente abierto de forma que, el cono del mazo a la distancia focal es menor respecto al diámetro de la lente. Si el cono de aceptación del mazo coincide con el diámetro de la lente (caso límite), en la distancia focal de la lente, entonces se garantiza que la escena pueda influir por igual en cada fibra. Por esta razón la *NA* de las fibras, y por ende el del mazo, imponen restricciones al diseño de la óptica.



**a) Efecto de un inadecuado acoplamiento entre la óptica de entrada y el IOFB.**  
**b) Problema corregido.**

Analicemos a continuación cómo se elige la óptica de entrada. En la Figura 3.12 se muestra un esquema del cono de aceptación del mazo enfrentado a una óptica simple la cuál posee un diámetro (caso extremo) que a la distancia focal coincide con el cono. Para lograr una buena calidad óptica se necesita de un grupo de lentes, pero en este caso sólo representamos una lente haciendo referencia a la última lente enfrentada al mazo. Este ejemplo analiza una

condición límite que indica el diámetro mínimo que se requiere en la lente para una focal  $f$  determinada cuando el cono de aceptación tiene  $68^\circ$ .



**Figura 3.12** Esquema de la óptica de entrada mostrando un caso límite cuando coincide el cono de aceptación del mazo con el diámetro de la lente con la focal  $f$ .

De la figura podemos extraer la siguiente expresión:

$$\tan(\alpha/2) = \frac{(H - \text{Diam})}{2f} \quad [3.6]$$

Donde "H" corresponde con el diámetro de la lente, "Diam" con el diámetro del mazo y "f" la focal de la lente. Despejando la focal mínima  $f_{\min}$  que cumple con el acople (back focal) "f":

$$f_{\min} = \frac{(H - \text{Diam})}{2 \tan(\alpha/2)} \quad [3.7]$$

De esta manera, definiendo el diámetro de la lente, determinamos la focal necesaria para la condición límite del ejemplo. Conocido el tamaño típico de la imagen patrón y el diámetro de la óptica en su lente más cercana al mazo, podemos determinar la distancia "d" (aproximada) a la cuál debemos enfrentar el mazo frente a la pantalla utilizando un modelo paraxial.

$$d = \frac{P \cdot f_{\min}}{m} \quad [3.8]$$

Las lentes GRIN (*Graded Index Lenses*) ofrecen una alternativa a las lentes convencionales. Al igual que las fibras de índice de gradiente, se varía el índice de refracción dentro del material de la lente (Figura 3.13). Así, se pueden redirigir los rayos de luz gradualmente hacia un punto de enfoque. Esta estructura puede reducir drásticamente la necesidad de lograr curvaturas más o menos perfectas por medio de una lente compacta.

La clave para la tecnología GRIN se encuentra en la variación controlada del índice de refracción. Son producidas por un intercambio de iones de plata a altas temperaturas sobre un vidrio especial. Pueden obtenerse varios diseños para aplicaciones de imágenes utilizando el mismo perfil de índice pero variando la longitud de la lente. Esto crea posibilidades únicas de

acoplamiento en fibras ópticas y en especial en endoscopios, donde conseguir un mínimo diámetro de la sonda es muy importante.

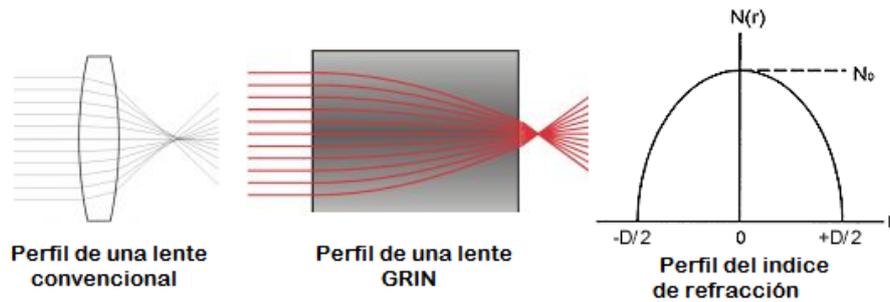


Figura 3.13. Lente de gradiente del índice de refracción (GRIN).

Existen dos tipos básicos de lentes GRIN según el perfil de variación del índice: radial (RGRIN) o axial (AGRIN). Las RGRINs se utilizan generalmente cuando se desea agregar más potencia óptica en el enfoque. Una lente RGRIN puede enfocar la luz como haría una lente convencional curva. Las RGRINs largas se pueden utilizar como un acoplador de imágenes de alta calidad para boroscopios industriales y endoscopio para aplicaciones médicas.

Las AGRINs son utilizadas cuando se quieren corregir aberraciones de las lentes, comportándose como una lente esférica lo cual las hace idóneas como lentes de reenfoque. Un sistema endoscópico estándar combina una lente objetivo con una de acople, fusionando las superficies de acople directamente y se pueden construir tan delgadas como 0.5 mm. De igual forma, combinando estas lentes con un prisma, se puede cambiar el ángulo de visión (Ver Figura 3.14).

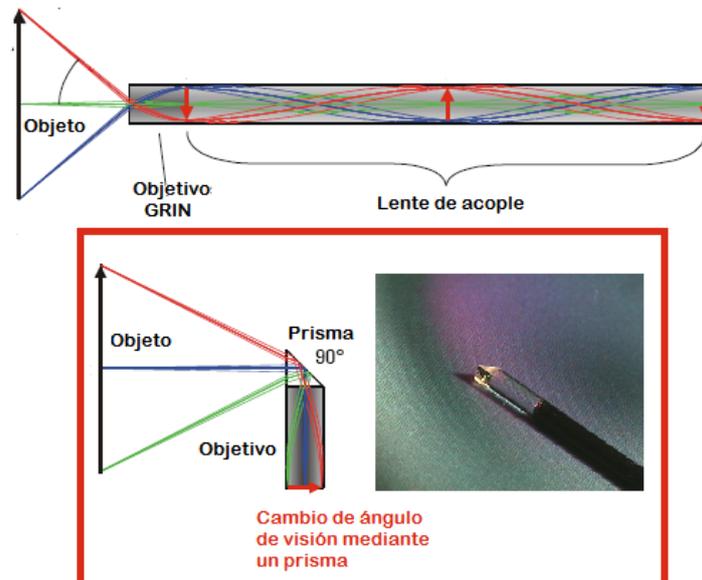


Figura 3.14. Lente GRIN como óptica de entrada para endoscopio. La lente objetivo es fusionada con una de acople para formar la imagen. Si se quiere cambiar el ángulo de visión 90° se puede adicionar un prisma.

En general la gran ventaja de esta estructura de enfoque radica en que garantiza el acceso a entornos tan estrechos como 0.5 mm por lo que se utiliza este modelo en los fibroscópios actuales (*Technology.GRINTECH*, '10). Por otra parte, permite de una manera sencilla y compacta una distribución homogénea de la energía sobre el mazo, cuestión que es relativamente difícil de lograr con ópticas estándares.

### **INTERFAZ ÓPTICA MAZO-SENSOR Y EL SENSOR MATRICIAL**

La interfaz óptica mazo-sensor debe ser capaz de dar un máximo aprovechamiento del área sensible del sensor con el fin de garantizar el máximo rendimiento de todo el conjunto. El análisis de la óptica a utilizar es similar al de la óptica de entrada. Se compone de tres partes bien diferenciadas: entrada del mazo, óptica de enfoque y sensor. Estos elementos deben estar aislados del entorno exterior mediante un recinto cerrado.

Esta interfaz no tiene la limitación de tener que garantizar un sistema de lentes adaptable ni con restricción de diámetro, en función de los objetivos de diseño que se persigue en una sonda determinada. En sí es una interfaz donde el área de enfoque y su profundidad de campo son prácticamente fijas. Esto no quiere decir que físicamente se construya con determinados elementos que garanticen las condiciones de medida óptimas. Por ejemplo, si por cuestiones de diseño se requiere trabajar con distintos tipos de mazos (diferentes diámetros, número de fibras, etc.) se le debe imponer una serie de dispositivos que permitan optimizar el campo de visión al sensor garantizando la mayor resolución posible en la calibración.

El enfoque de la óptica debe ser optimizado y fijado para obtener el mejor rendimiento del sistema. La imagen del mazo de fibras que se proyecta sobre el sensor debe cubrir al menos un 97% de su área activa. Esto se hace así para garantizar que el área que ocupa la imagen, nunca sobrepase el área activa del sensor debido a vibraciones y, además, las fibras estarán representadas con la máxima resolución posible lo cual resulta beneficioso para los algoritmos de localización de fibras.

Hace unos pocos años los dispositivos de carga acoplada (*CCD-charge coupled device*) eran los únicos sensores de imagen de estado sólido usados en cámaras digitales en sistemas de inspección. Actualmente estos dispositivos coexisten con un sensor que ha ganado un gran segmento del mercado: el sensor CMOS (*complementary metal oxide semiconductor*). Tanto los sensores CCD como los CMOS convierten la luz que incide sobre sus superficies en una señal eléctrica. Las diferencias fundamentales entre ellos radican en el proceso de fabricación y en la forma en que procesan las imágenes así como en el nivel de integración que logran.

La fabricación de sensores CCD se realiza con una tecnología específica que no puede ser utilizada para fabricar otro tipo de dispositivo, por lo que resultan ser procesos caros. Por el contrario, el proceso de fabricación CMOS es el proceso más común y de más alto rendimiento productivo en la fabricación de chips en el mundo. Como resultado, el coste de fabricar una oblea de CMOS es menor que fabricar una oblea similar para CCDs. Además, los costes bajan aún más porque los sensores CMOS pueden tener otros circuitos de procesamiento dentro del

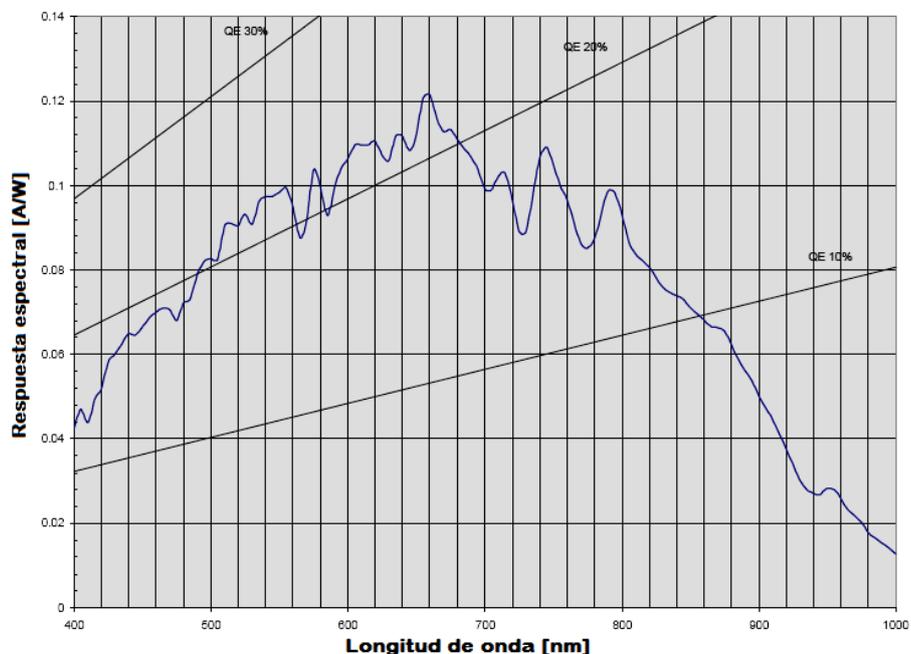
mismo chip. Para el caso de los CCDs, estos circuitos de proceso deben estar en chips separados.

Actualmente los sensores CCD y CMOS tienen prestaciones similares. No obstante la estructura interna de los CMOS permite que sobrepasen a los CCD ya que permite un acceso controlado a determinadas áreas de los píxeles que lo conforman (*WOI Window of interest*), binning, etc. En el CMOS, a diferencia del CCD se incorpora un amplificador en cada elemento de la matriz y es común incluir el conversor digital en el propio chip. En un CCD se tiene que enviar la señal eléctrica producida por cada elemento al exterior y desde allí se amplifica. Otras ventajas de estos sensores son: un mayor rango dinámico, tienen un bajo *blooming* o contaminación entre píxeles vecinos cuando hay situaciones de sobre exposición y su consumo es menor. Como desventaja se le señala su menor sensibilidad a la luz respecto a los CCD.

Las primeras cámaras matriciales (CCD ó CMOS) normalmente se fabricaban con una relación de aspecto 4 a 3. Esta relación viene de los tiempos de las cámaras *Vidicón* y de los formatos de cine y televisión. Actualmente existen en menor grado algunos sensores que ya no mantienen esta relación.

En cuanto a tamaño del sensor, los tamaños más comunes son de 1/4", 1/3", 1/2", 2/3" y 1", aunque en el mercado pueden existir un número determinado de sensores específicos que no cumplen estos formatos. Tanto los sensores CCD, como los CMOS tienen un comportamiento espectral muy similar al silicio, por ser este el material con el que se fabrican.

En la Figura 3.15 , se muestra la curva de la eficiencia espectral proporcionada por el fabricante C-Cam Technologies para un sensor IBIS4-6600.



**Figura 3.15 Respuesta espectral del sensor IBIS4-6600 para un sensor blanco y negro.**

En este ejemplo se puede observar que tiene una buena respuesta en el espectro visible y que ésta se atenúa rápidamente a partir del infrarrojo cercano. Muchos fabricantes añaden un filtro

óptico de color a los sensores blanco y negro, utilizando un patrón de Bayer, para comercializarlo como un sensor de color. Este filtro disminuye la eficiencia espectral del sensor. En la Figura 3.16 se muestra la curva de eficiencia espectral para los colores básicos utilizando el mismo sensor del ejemplo anterior. También se muestra el patrón de Bayer que utiliza.

Para que las fibras queden claramente representadas en el sensor se requiere que al menos sus áreas estén contenidas en un área de al menos 7x7, para garantizar que algoritmos de búsqueda de patrones circulares las localice eficientemente. Si el área equivalente de las fibras es de 7x7, entonces una fibra ocupará 49 píxeles del sensor. Si el número máximo de las fibras en las dimensiones horizontal y vertical es, por ejemplo, de 254 fibras entonces la resolución que se debe garantizar en el sensor en su menor dimensión será de  $254 \times 7 = 1778$  píxeles. Para elegir el sensor adecuado en cuanto a resolución se deben considerar resoluciones estándares. En este ejemplo se podría elegir uno con una resolución mínima  $Res_{min} = 2\ 000$  píxeles en su menor dimensión, lo cual impondría elegir cámaras con resolución mayor o igual a 4 Megapíxeles (2000x2000).

Es conveniente indicar que muchos sensores CMOS actuales permiten elegir ventanas de interés cuadradas. En nuestro caso si garantizamos que la dimensión menor del sensor abarque todo al diámetro del mazo, entonces podríamos ajustar la ventana de interés en la dimensión mayor del sensor con gran facilidad, tal como si de un sensor cuadrado se tratase.

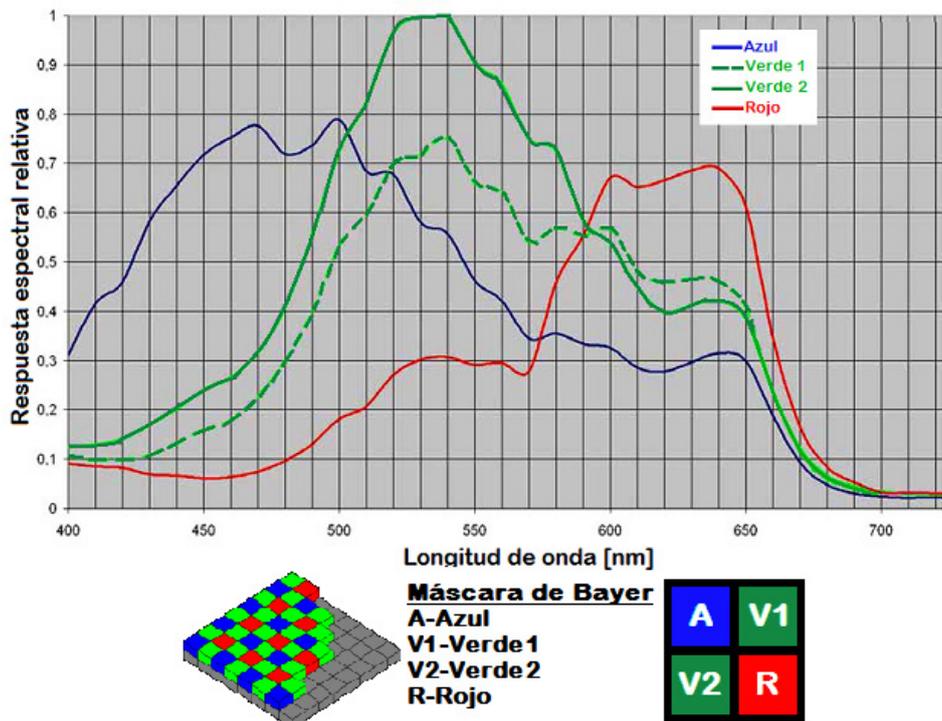


Figura 3.16 Respuestas espectrales del sensor IBIS4-6600 al utilizarse una máscara o filtro de Bayer.

El tamaño de los píxeles debe ser lo más grande posible, especialmente si se decide trabajar con imágenes poco luminosas, tal y como ocurre si las imágenes patrones de calibración están formadas por líneas delgadas o puntos sobre un fondo oscuro. De no ser así, se impondría al

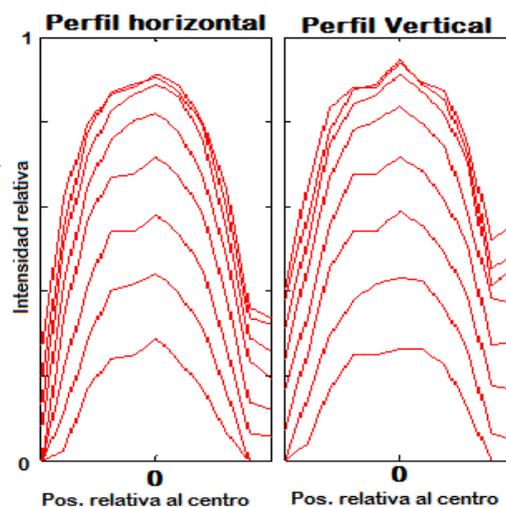
sensor trabajar con tiempos de integración muy elevados. Esto también provocaría un incremento en la aparición de los denominados *hot pixels* que pueden afectar a las imágenes obtenidas e influir negativamente en la calibración.

### 3.2.4 RESPUESTA DE LA INTERFAZ MAZO-SENSOR Y SU EFECTO EN LA CALIBRACIÓN

Es necesario investigar qué tipo de respuesta total podría proporcionar nuestro modelo ante diferentes estímulos utilizando como sensor una cámara matricial. Esto es, se quiere saber el tipo de respuesta del sistema (por ejemplo si se comporta linealmente o no) frente a diferentes estímulos entrantes. Esto es fundamental para conocer si es necesario realizar algún tipo de equalización en los niveles de gris aportados por las fibras. Sabemos que:

- ❖ La interfaz óptica de entrada puede afectar la irradiancia sobre el mazo cuando no existe un acoplamiento adecuado con la *NA* de las fibras. Este problema puede afectar más a las fibras situadas en los bordes en la entrada del mazo.
- ❖ La calidad de la terminación y en especial el pulido final de las caras del mazo pueden afectar las funciones de transferencias particulares de cada fibra
- ❖ Cuando se reconstruye una imagen, cada píxel que la compone debe ser compensado de forma que todas las fibras equalicen sus respuestas. De no tenerse en cuenta este aspecto, la imagen resultante puede verse contaminada por un ruido generado por los defectos físicos del mazo.

Analicemos esto más detalladamente mediante un ejemplo real (Figura 3.17 ).

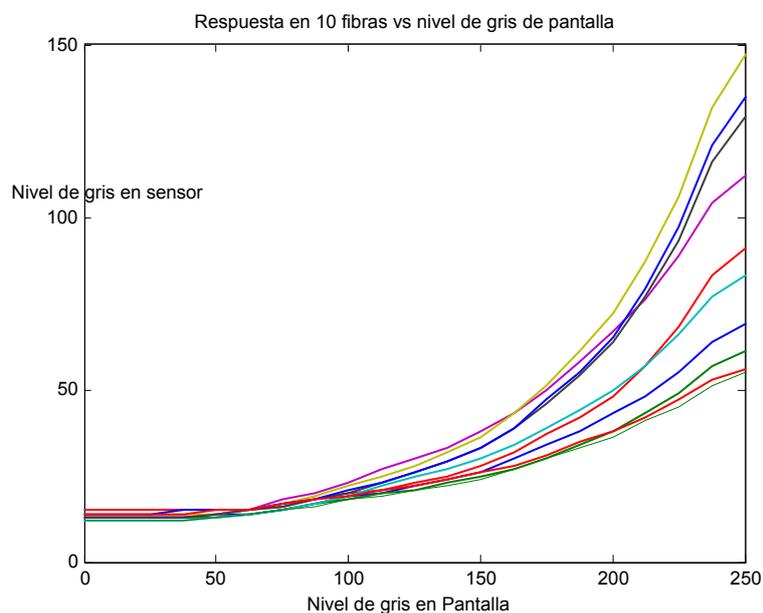


**Figura 3.17** Respuesta de una fibra. Perfil de intensidad en dirección horizontal y vertical para una fibra.

Tomemos varias imágenes secuenciales de una misma porción de un mazo de fibras iluminado con luz homogénea, pero variando en cada imagen la intensidad incidente de forma creciente. Si nos fijamos en los perfiles de intensidad de gris (horizontal y vertical) de una fibra tomada

por el sensor, cada perfil mantiene una forma de campana con un máximo en la zona correspondiente con el centro. Esta forma de campana de la gráfica se debe a que es una fibra multimodo y el modo fundamental presenta una máxima energía en la región central. Las múltiples trayectorias que siguen los rayos de luz provocan que el perfil de la fibra tenga esta forma. De estas gráficas podemos concluir que el centro de la fibra es el punto idóneo para extraer la información que aporta cada fibra puesto que en cierta forma pondera toda la información luminosa que es capaz de recibir en su entrada.

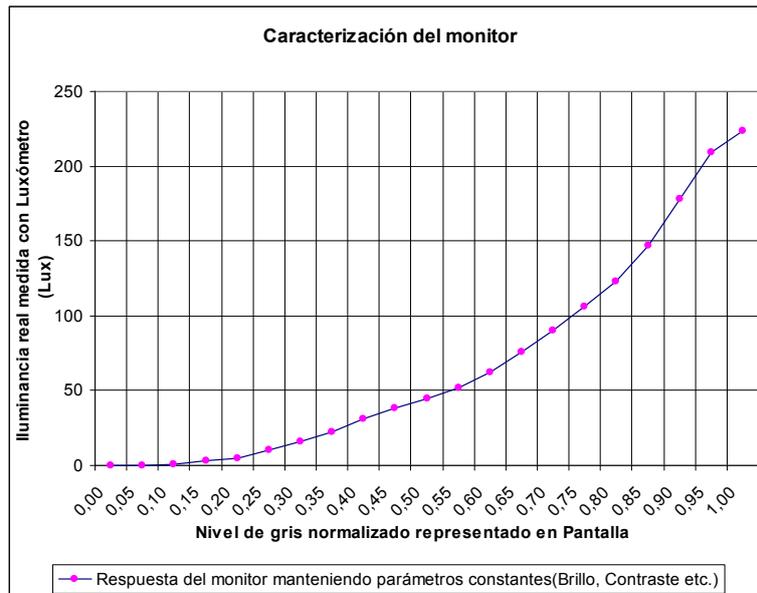
Por otra parte, en la Figura 3.18 se muestra lo dispares que pueden llegar a ser las respuestas de las fibras en un mazo. Se muestra una representación real de diez respuestas de fibras donde el nivel de gris se refiere al promedio obtenido en una ventana de 3x3 situada en el centro estimado de cada fibra a cada estado de la pantalla.



**Figura 3.18. Muestra de la respuesta de 10 fibras de un mazo real que ejemplifica las diferentes respuestas que pueden existir en las fibras ante un mismo estímulo.**

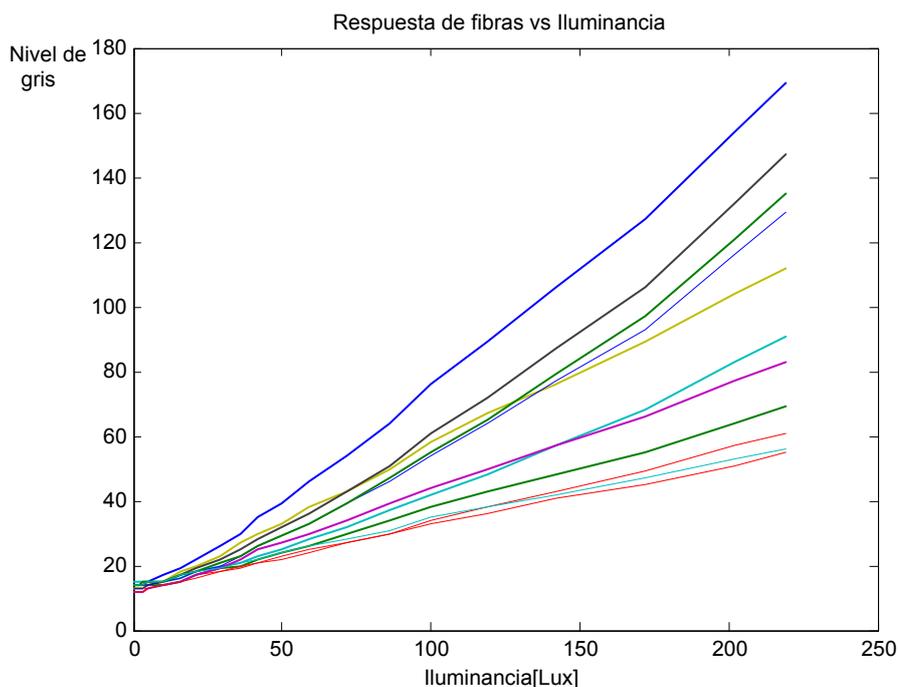
Aunque la intensidad representada se ha ido incrementando de forma constante, las respuestas no son lineales, indicando que existe algún tipo de alinealidad en el sistema. Es evidente que estos problemas hay que solucionarlos ante de reconstruir cualquier imagen. Al proceso de igualación de las respuestas le llamaremos indistintamente compensación o ecuación en intensidad y consiste en determinar para cada fibra un factor que corrija el nivel de gris aportado por cada fibra a un nivel de gris correcto.

Estos factores se pueden almacenar en la tabla de reconstrucción, de forma que permita realizar una calibración en intensidad de las imágenes capturadas tanto en la calibración como en la reconstrucción de cualquier imagen. Ahora bien, cabe realizarse dos preguntas ¿El parámetro de compensación de cada fibra será constante para cualquier intensidad en la entrada? ¿Qué elementos del sistema influyen en su comportamiento? Se puede demostrar que la pantalla de calibración puede ser una causa importante de no linealidad. La Figura 3.19 ilustra un caso particular de la pantalla con la que se hizo el experimento anterior.



**Figura 3.19 Iluminancia que recibe el mazo para cada nivel de gris (normalizado) representado en pantalla. Los parámetros primarios de operación del monitor, como el brillo y contraste, son constantes.**

Mediante un luxómetro, situado en el centro del eje óptico que pasa por el centro de la pantalla, se realiza la medida de iluminancia presentando diferentes tonos de gris de forma creciente. Como se puede apreciar, el monitor no presenta un comportamiento lineal entre la intensidad deseada y la entregada. Si se representan las respuestas de las fibras utilizando la medida de iluminancia obtenida anteriormente podemos comprobar que, en efecto, el comportamiento obtenido se puede modelar aproximadamente como lineal y que la fuente de la no linealidad radica prácticamente en el monitor y debe ser corregida (Figura 3.20).



**Figura 3.20. Respuestas de 10 fibras escogidas aleatoriamente frente a la iluminancia recibida desde el monitor.**

Como se puede apreciar, el mazo de fibra no recibirá del monitor un rango de variación de gris con un comportamiento lineal. Esta situación se puede modelar y corregir a la hora de procesar imágenes mediante una calibración del monitor y así garantizar que realmente el sistema se comporte linealmente.

### 3.3 CONCLUSIONES Y APORTACIONES

En este capítulo se ha propuesto un modelo general para la calibración y la transmisión de imágenes utilizando mazos IOFBs. De este modelo se han investigado las diferentes condiciones que deben cumplir los diferentes elementos a integrar el modelo, así como los diferentes problemas que se deben solucionar para garantizar el éxito de la calibración y la formación de las imágenes. Hemos analizado el estado tecnológico cada una de los elementos que intervienen en el proceso de calibración y de transmisión deduciendo qué hay que tener en cuenta para la elección correcta de los componentes, los parámetros de operación, limitaciones y ventajas de su uso respecto a otros similares existentes en el mercado, etc.

El modelo propuesto integra todas aquellas problemáticas que intervienen o podrían afectar al proceso de formación de la imagen. Estos son:

- ❖ La imagen es transportada a la salida del mazo mostrando una distribución aleatoria en los puntos que la componen.
- ❖ El espacio de búsqueda en la entrada se asocia a una rejilla imaginaria conformada por celdas que definen discretamente posiciones a las que se deben asignar localizaciones reales en la salida las cuales resultan ser los centros de las fibras.
- ❖ La información útil se encuentra en la parte central de cada fibra, por lo que el modelo requiere la localización de las fibras.
- ❖ La información útil de intensidad registrada en el sensor, por cada fibra, debe ser corregida dado que las fibras poseen diferentes funciones de transferencia. Las respuestas de las fibras pueden ser fácilmente modeladas y ecualizadas para garantizar una respuesta homogénea lo cual influirá directamente en la calidad de la imagen a reconstruir.
- ❖ El modelo asume que existe pérdida de información en los espacios intersticiales que no estén cubiertos por fibras. Se propone que dicha información sea interpolada.
- ❖ Se considera que la respuesta de la interfaz mazo-sensor es lineal para sensores matriciales CMOS. Esto, aunque no es del todo cierto, permite una corrección sencilla al problema de las variaciones en las respuestas de las fibras.

- ❖ El modelo considera que para llevar a buen término la ecualización de las respuestas de las fibras se debe tener en cuenta la no linealidad que puede presentar la respuesta de la pantalla que genera los patrones.
- ❖ El enfoque de la imagen que impacta en el mazo no se puede realizar por simple inspección visual ni por métodos clásicos de medida de enfoque dada la no coherencia de la imagen obtenida en el sensor.
- ❖ La unidad de procesamiento puede de distinta naturaleza. Quiere decir esto que una vez calibrado el sistema, puede ser utilizada dicha información en otro sistema diferente al de calibración. El modelo contempla la posibilidad de que la información extraída de la calibración sea procesada desde otro sensor puesto que considera que el mazo posee unas características geométricas inalterables con el paso del tiempo

En especial hay que señalar algunas particularidades derivadas del análisis de los elementos que integran el modelo propuesto.

- ❖ La elección adecuada de las ópticas resulta fundamental no solo para garantizar un enfoque sino para evitar pérdidas de información. Se debe tener especial cuidado con la relación de la apertura numérica de las fibras frente a la focal de las ópticas y el diámetro de las lentes a utilizar.
- ❖ Las lentes GRIN permitirían un acople óptico en casos de sondas muy delgadas.
- ❖ La cámara elegida para la calibración debe poseer una resolución suficiente de forma que a cada fibra se le deba asignar un área cercana a una matriz de 7x7 píxeles. Esto garantizará que en el proceso de calibración, las fibras puedan ser fácilmente localizadas y de ellas se pueda extraer toda la información necesaria para dicho fin.
- ❖ La pantalla de calibración es una fuente importante de no linealidades en la respuesta del sistema en modo de calibración y debe ser controlada su posición, con cierto grado de precisión, en el banco de medida.

# Capítulo IV

## 4. MÉTODOS DE CALIBRACIÓN PROPUESTOS PARA LOS SISTEMAS DE TRANSMISIÓN DE IMÁGENES CON IOFB<sub>s</sub>

### 4.1 INTRODUCCIÓN A LA CALIBRACIÓN ESPACIAL

En el capítulo anterior se propuso un modelo general de un sistema de transmisión de imágenes que nos sirvió de base para comprender todas las operaciones que se requieren en un sistema basado en IOFBs, para garantizar la transmisión y decodificación de las imágenes remotas. Este modelo recoge todos los elementos que intervienen en las operaciones de calibración y de transmisión estableciendo de esta manera las condiciones a cumplir por un sistema real. En este capítulo se describen los métodos y técnicas de procesamiento requeridos para realizar la calibración del IOFB de manera que la información transmitida pueda ser recuperada de la forma más coherente y eficiente posible. Este conjunto de operaciones constituyen una “capa” dentro de nuestro modelo global. Esto es así porque se pueden aplicar diferentes metodologías sobre el mismo modelo global propuesto.

Es necesario, entonces, definir el concepto de “*calibración*” extrapolado a los sistemas que tratamos en esta tesis. Se denomina “*calibración espacial*” de un sistema de transmisión de imágenes basados en IOFBs, al conjunto de operaciones mediante las cuales se obtendrá la distribución  $D$  que establece la correspondencia entre los “*puntos de entrada*” captados por las fibras, y los “*puntos de salida*” registrados por el sensor. Estos puntos no mantienen una coherencia espacial entre sí por lo que estas operaciones tendrán como objetivo fundamental lograr la restauración de los puntos según la distribución original de la entrada.

En el tercer capítulo se definió un modelo del cual es necesario precisar (véase Figura 3.1 y Figura 3.2):

- ❖ El término “puntos de entrada” anteriormente utilizado se refiere realmente a una pequeña región de la imagen, formada en el plano de entrada del mazo, que es capaz de aportar energía a una fibra. La energía de dicha región o subimagen es la información transmitida por la fibra, hacia el terminal de salida.
- ❖ La información transportada por el interior de las fibras es distribuida en la salida del mazo como una imagen de forma particular desordenada y entregada al sensor formando una nube de “puntos de salida” diferente a la imagen de entrada. Cada fibra aporta solamente un píxel a la imagen final.
- ❖ La representación de una fibra en el sensor posee un valor máximo en la región central y guarda relación directa con la energía promedio captada y con la función de transferencia de la fibra.

Una vez realizada la calibración del sistema será posible reconformar cualquier imagen de la entrada. Esto se logra, entre otras operaciones, mediante el reordenamiento de la información contenida en los puntos característicos de las fibras, los centroides.

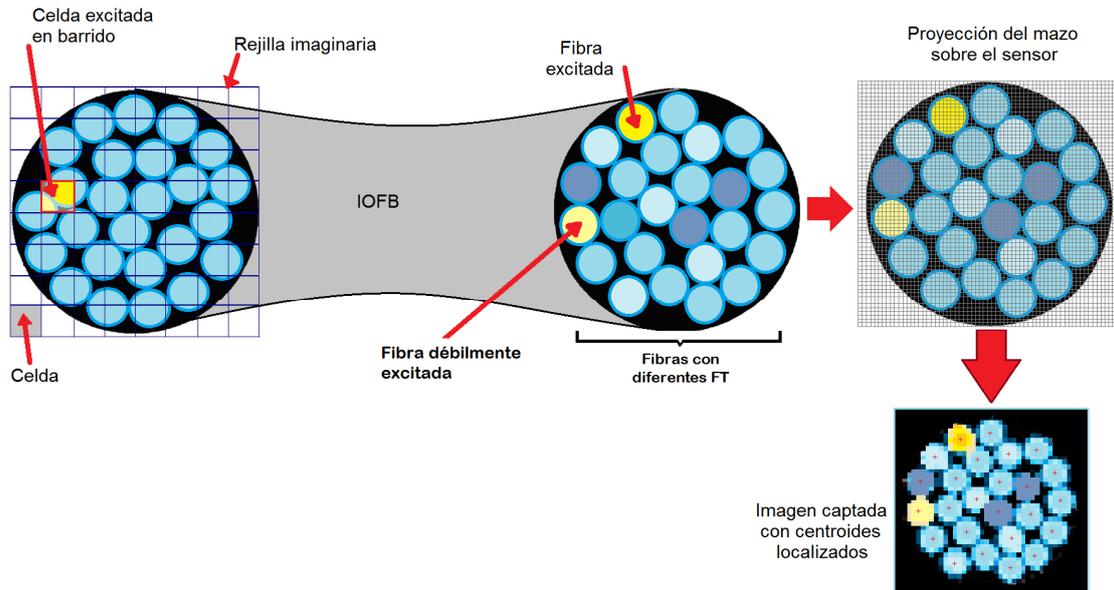
El procedimiento general de calibración que se propone consiste fundamentalmente en proyectar en la entrada del mazo una serie de imágenes conocidas, de manera que, analizando el comportamiento de las fibras en la salida del IOFB en cada caso, se obtenga la información buscada acerca de cómo el mazo realiza la codificación natural que introduce. Dicha información, procesada y depurada, será almacenada en una Tabla de Reordenamiento (TR) con un formato de LUT. Esto es, para cada imagen de entrada se analizan convenientemente los cambios que se producen en la imagen captada por el sensor en la salida del IOFB; si dichos cambios aportan información suficiente, entonces son registrados en la TR.

Cuando se dice “analizar los cambios”, se refiere a analizar las transiciones de estado de las fibras (de apagadas a suficientemente iluminadas o viceversa) como respuesta a los cambios que se producen entre imágenes patrones. Evidentemente, para analizar el estado de cada fibra hay que conocer su posición en la imagen del sensor, por lo que éstas deben estar previamente localizadas en la imagen captada por el sensor.

Para llevar a cabo la calibración es necesario que el conjunto de todas las imágenes sean capaces de excitar progresivamente a todas las fibras en la entrada de una manera única. Esto significa además que las imágenes deben ser selectivas respecto a las regiones que iluminan de manera que, conociendo la región excitada en la entrada y posteriormente verificando su efecto en las fibras, se pueda construir progresivamente una tabla de reconstrucción o reordenamiento (TR) propia para cada IOFB.

Dado que la distribución de las fibras en la entrada no es regular se requiere, entonces, subdividir la entrada en diferentes regiones a las que llamaremos *celdas*. Estas celdas deben tener un tamaño equivalente al de una fibra o incluso menor. Esto no quiere decir que exista una correspondencia exacta entre cada fibra y cada celda puesto que el área de influencia de

una celda puede abarcar a más de una fibra. Sin embargo, una celda sí se puede asociar a aquella fibra que reciba su mayor influencia. De esta forma el espacio de exploración de la entrada queda conformado por un número determinado de celdas conformando una especie de *rejilla imaginaria* (Véase Figura 4.1). Este procedimiento de exploración debe ser capaz de generar combinaciones de imágenes únicas que recorrerán a todas las celdas de la rejilla imaginaria.



**Figura 4.1. Gráfica que muestra la relación entre las celdas de la rejilla imaginaria y su efecto sobre el sensor. Las celdas son aproximadamente del tamaño de una fibra.**

El procedimiento de calibración es análogo a construir una tabla de la verdad en un circuito lógico digital donde los estados 1 ó 0 en una salida del circuito son equivalentes a los dos estados posibles de la fibra (iluminada o apagada), y la entrada es explorada por todas las combinaciones posibles de señal.

Las imágenes patrones deben estar formadas por regiones en blanco y negro. No se considera la posibilidad de trabajar con valores de grises intermedios puesto que harían más difícil cualquier análisis teniendo en cuenta que las respuestas de las fibras no son uniformes. Además, como no existe una correspondencia espacial exacta entre la rejilla y las posiciones físicas de las fibras en la entrada, entonces no se puede garantizar que la máxima excitación de una fibra durante la exploración, se logra cuando hay una correspondencia exacta entre una fibra y una celda. Esto indica que en la TR, la posición a la que se debe trasladar la información de una fibra será siempre a una posición aproximada u optimizada.

Así, el procedimiento de calibración espacial de un sistema basado en IOFBs se puede resumir en los siguientes pasos:

- ❖ Detección/Localización de fibras.
- ❖ Enfoque y ajuste de la región de exploración en la entrada del mazo.

## Capítulo IV

- ❖ Cálculo de las funciones de transferencia de cada fibra y de los factores de corrección o ecualización de intensidades.
- ❖ Exploración de la entrada mediante imágenes patrones para excitar todas las fibras de forma única.
- ❖ Cálculo de la tabla de reordenamiento (TR).
- ❖ Depuración de la TR.

Los tres primeros pasos son de preparación a la exploración mediante imágenes patrón. El primer paso permite localizar las posiciones de las fibras en la imagen captada por el sensor. Esta operación resulta importante a la hora de encuestar las respuestas de las fibras durante el la construcción de la TR, así como en la extracción de la información de las fibras en la reconstrucción de cualquier imagen. Además, debe ser capaz de localizar en la imagen tomada del mazo, la mayor cantidad posible de fibras reales con el menor error posible.

El procedimiento de enfoque garantizará que las imágenes patrones, generadas durante el barrido, incidan con la mejor precisión posible sobre las fibras de entrada para garantizar una calibración efectiva. Tal como se establecía en el capítulo anterior, este procedimiento no se podrá realizar a simple vista o siguiendo métodos clásicos puesto que la imagen no se puede formar aún. Esto es importante, además, dado que la existencia de desenfoque puede afectar a las imágenes capturadas y como consiguiente tendrá influencia negativa durante el cálculo de la TR al existir mayor dispersión de la energía recibida.

En el tercer paso se calculan los factores de corrección o ecualización intensidades los cuales permiten realzar las respuestas en las fibras más atenuadas. De esta manera, cuando el estímulo es homogéneo, la respuesta también lo debe ser. Tener en cuenta estos factores durante el proceso de construcción de la TR es obligatorio para poder conocer en cada fibra, su nivel de luminancia real. Además, cualquier influencia de la óptica de entrada sobre las respuestas de las fibras puede ser fácilmente corregida. Igualmente, estos factores permitirán que en el modo de transmisión se logre reconstruir imágenes con mayor calidad.

Una vez superada esta fase de acondicionamiento se realiza el barrido o exploración de imágenes. Mediante el análisis de las imágenes resultantes en el sensor se calculará la TR. Esta tabla de reordenamiento y alguna otra información adicional, es el objetivo final de la calibración espacial y, por tanto, la última etapa del procedimiento estará dirigida a confirmar que la construcción ha sido adecuada y corregir cualquier redundancia o error que se puedan producir.

A continuación se describirán cada uno de estos pasos asociados a la calibración, así como las metodologías propuestas usando un modelo de calibración multifibra. Si bien la TR se puede construir con métodos *monofibra*, éstos resultarían costosos en cuanto a número de imágenes y operaciones, y requiere de un almacenamiento excesivo de imágenes de alta resolución por lo que solamente se analizarán métodos de calibración multifibra.

## 4.2 ESTRUCTURA PROPUESTA PARA LA TR Y CONSTRUCCIÓN

Los resultados de la calibración se almacenan en una TR. Dicha TR debe permitir de una manera sencilla reubicar la información recibida en el sensor según los resultados derivados del procedimiento de calibración.

La calibración, aunque es fundamentalmente espacial, no solo tendrá en cuenta parámetros geométricos sino también debe tener implícita una calibración de las respuestas de las fibras porque la información que se extrae de las fibras viene afectada siempre por las funciones de transferencias propias o por la óptica de entrada. Por eso, siempre que se requiera analizar la información aportada por una fibra, la respuesta debe ser ecualizada antes de procesarse.

Como el modelo ha permitido definir los parámetros que se requieren conocer tanto para la calibración como para la formación de las imágenes, en este epígrafe se hará una propuesta de la estructura general de la TR. La TR tendrá un número máximo de registros que depende del número de fibras localizables en la imagen del mazo captada por el sensor. Esto es posible mediante un algoritmo de localización de patrones circulares aplicado a dicha imagen bajo determinadas condiciones controladas. Para resolver esta problemática se propone más adelante un método eficiente de conseguirlo.

En cada fila o registro de la TR se asociará el centroide de una fibra localizada con la posición de una celda en la entrada y también algún parámetro asociado a la función de transferencia propia de dicha fibra. El centroide de cada fibra  $i$  está referido al sistema de coordenadas 2D de la cámara  $(r(i), c(i))$ . Esta coordenada representa la posición discreta, en la imagen a formar, a la que se debe trasladar la información que se extrae de la región central de una determinada fibra. La celda asociada será aquella posición que con máxima probabilidad garantiza que una fibra alcanzará su mayor emitancia frente al sensor.

En la tabla también se debe introducir uno o varios coeficientes de ecualización de las respuestas. Tal como se expuso en el capítulo anterior, se debe considerar que la respuesta del sistema es prácticamente lineal por lo que solo se requiere uno o dos factores constantes por fibra. Estos factores, desde un punto de vista matemático, representan la pendiente y la intersección de la recta en el origen que mejor aproxime la respuesta de cada fibra.

Estos parámetros pueden ser obtenidos aplicando una regresión lineal por mínimos cuadrados. Si las respuestas de las fibras pasan por el origen (o muy cerca), este segundo término se puede omitir. Por simplicidad, en este texto se considerará un solo parámetro de corrección y considerando imágenes con tonos de grises.

Dicho esto, la estructura general que se propone para la TR se muestra en la Tabla 4.1. Esta estructura es la que necesitará nuestro sistema para poder decodificar cualquier imagen captada en el sensor. Si reacomodáramos cada uno de los puntos aportados por las fibras, respetando la TR, obtendríamos una imagen a la que llamaremos en adelante *imagen primitiva*. Dicha imagen, aunque inteligible, presentará un sinnúmero de regiones vacías que se

corresponden a las regiones sin fibras del mazo en la entrada y en menor medida a la omisión de algunas fibras reales por posibles fallos en la localización. Esto lo analizaremos con más detalle a lo largo del capítulo.

Tabla 4.1. Estructura General de la TR.

$r(i)$	$c(i)$	$\alpha_i$	$R(i)$	$C(i)$
donde:				
$(r(i), c(i)) \rightarrow$	Pares de coordenadas de las fibras localizadas en el sensor.			
$\alpha_i \rightarrow$	Factores de ecuación de intensidades.			
$(R(i), C(i)) \rightarrow$	Posición de la celda que mejor excita una fibra en $(r(i), c(i))$ .			

Los dos primeros elementos  $r(i)$  y  $c(i)$  se obtendrán mediante algún método de localización de patrones circulares, debido a la forma de las fibras, aplicado a una imagen del mazo totalmente iluminado. Los resultados de esa búsqueda son los primeros datos a incluir en la LUT junto al factor  $\alpha(i)$ . Los valores  $R(i)$  y  $C(i)$  se obtienen del procesamiento posterior de todas las imágenes captadas por el sensor durante el procedimiento de exploración de la entrada. Verificando el estado de todas las fibras en cada imagen resultante, se pueden determinar dichos valores. En dependencia del método de barrido, será uno u otro el procedimiento a aplicar para obtenerlas. Sabemos que a cada celda en la entrada se le puede hacer corresponder una determinada área. Esta es una representación no continua del dominio de exploración de la entrada, es decir, a cada fibra de la cara de entrada del IOFB se le asigna una y solo una celda de dicha rejilla según el grado de proximidad. El número de celdas a tener en cuenta depende del número máximo de fibras alineadas en las dos dimensiones, y su área tiene relación con el tamaño de las fibras.

Una vez establecida nuestra propuesta de TR describiremos a partir de ahora una serie de procedimientos para calcular cada uno de los parámetros de dicha tabla.

### 4.3 LOCALIZACIÓN DE LAS FIBRAS

Anteriormente habíamos señalado la necesidad de la detección y localización de las fibras como paso previo a la calibración espacial. Con este procedimiento se determinan los centroides de las fibras en la imagen que se obtiene en el sensor. A estos puntos les llamaremos indistintamente *puntos característicos* de la fibra o simplemente *centroides*. Algunas de las ventajas de realizar dicha operación se pueden constatar en los siguientes aspectos:

- ❖ En el procedimiento de calibración se utilizarán un número menor de puntos de la imagen de alta resolución obtenida desde el sensor, reduciendo notablemente el procesamiento y almacenamiento en memoria. Sólo un par de coordenadas por fibra se requerirán para construir la LUT.
- ❖ En el proceso de formación de la imagen se reduce el tiempo de procesamiento y aumenta la calidad de las imágenes transmitidas al tener solamente en cuenta un número menor de puntos (centroides) donde se concentra toda la información relativa a la entrada. Esto es, permite extraer de la región central de cada fibra, una información relacionada con la intensidad luminosa que se transmite. Dado que las fibras de estos mazos generalmente son multimodo, el comportamiento de la energía luminosa en la superficie del núcleo es variable y similar a una gaussiana siendo su centro el punto de mayor intensidad.
- ❖ El centroide es el punto que recibe menor influencia de la energía emitida por las fibras vecinas.
- ❖ Facilita la ecualización o igualación de las funciones de transferencia de cada fibra y mediante la información extraída de los centroides se puede valorar el grado de enfoque del mazo. Estos aspectos serán analizados más adelante en este capítulo.
- ❖ A partir de un conocimiento de las posiciones relativas entre las fibras, se puede recalibrar automáticamente el mazo con mayor facilidad si se produjese algún desajuste mecánico o se realizaran cambios de algún elemento (Ej.: cámara, óptica, etc.).

Debido a su importancia, a este último aspecto se le dedicará un capítulo en la tesis. Podemos adelantar que da gran flexibilidad al sistema a la hora de adaptarse a nuevas condiciones de trabajo sin necesidad de realizar una nueva calibración del sistema, la cual es costosa en tiempo y requiere de una infraestructura especializada para llevarla a cabo. Para una adecuada detección de las fibras podemos utilizar una pantalla de un monitor como fuente de luz difusa o cualquier elemento similar que garantice una iluminación difusa y homogénea en la entrada del IOFB (Ej. iluminadores de mazos). Todas las demostraciones prácticas que mostraremos en este capítulo se harán básicamente utilizando una pantalla LCD que ofrece la energía suficiente como para que todas las fibras se iluminen adecuadamente.

La forma circular de las fibras permite que la tarea de su localización se pueda llevar a cabo utilizando técnicas de localización de patrones circulares con radio único. En el Capítulo II se han analizado diferentes técnicas que pueden ser útiles para este fin. Las técnicas basadas en cambios morfológicos de la imagen binarizada y las de correlación, poseen como ventaja su rapidez. Como todas las fibras poseen las mismas características morfológicas se podría obtener una reducción importante en el número de operaciones y verificaciones que se requieren. Estas técnicas funcionan razonablemente bien si las imágenes del mazo presentan

un gran contraste entre el fondo y las fibras. Sin embargo en imágenes reales las fibras están muy próximas entre sí y poseen diferentes funciones de transferencia por lo que los espacios intermedios suelen alcanzar niveles de grises a veces comparables con los de algunos núcleos de fibras. Por esta razón, con un proceso así se podrán detectar bien un determinado grupo de fibras y no otros debido al solapamiento de las estructuras resultantes de tales análisis y al efecto de la digitalización, constituyendo una dificultad importante.

Las técnicas basadas en la Transformada de Hough Circular (CHT) suelen ser robustas y ofrecen mejores resultados ante un número grande de situaciones según la alternativa que se utilice. Pero, debido a la cantidad elevada de puntos frontera que debe procesar y la cantidad de condiciones que se deben verificar, generalmente resulta un procedimiento lento aunque más inmune al solapamiento de estructuras. La suavidad del contorno de una imagen de un círculo influye en la precisión de la detección. Por esta razón se requiere que exista una resolución adecuada en la representación de cada fibra del mazo, provocando que la resolución del sensor deba ser muy grande debido al número de fibras y al grado de empaquetamiento de las mismas. A continuación describiremos el procedimiento que se propone en esta tesis para la detección/localización de fibras, que utiliza una combinación de algunas transformaciones morfológicas, para obtener una representación binarizada y aproximada de las fibras del mazo, y algunas propiedades de la transformada de la distancia como analizaremos a continuación.

### **4.3.1 MÉTODO PROPUESTO PARA LA LOCALIZACIÓN DE FIBRAS**

La localización de las fibras mediante la transformada de la distancia (*Fiber Detection using the Distance Transform, FDDT*) es un procedimiento que hemos desarrollado para la localización de múltiples formas circulares con radio uniforme en una imagen con un fondo muy definido (Fernández, P. R. et al., '09) como la que se obtiene cuando se ilumina la pantalla con un tono homogéneo de gris. El método utiliza algunas transformaciones morfológicas clásicas en imágenes (Ej.: binarización, erosión y dilatación) y la transformada de la distancia (DT). Este método tiene como ventajas una gran velocidad de procesamiento sobre una imagen muy poblada de círculos de igual radio, y la posibilidad de trabajar con imágenes de menor resolución ( $k \times k$  píxeles por fibra) respecto a las que exige la aplicación de la CHT. Este detalle es muy importante pues si el número de píxeles del área que contiene a un círculo es muy bajo, entonces los votos se dispersarán más. Esto puede afectar a los resultados y por esta razón las diferentes variantes de CHT trabajarán bien a partir de una determinada resolución.

Sin embargo, FDDT no requerirá de una detección precisa de los puntos fronteras, lo cual sería un aspecto sensible en caso de utilizar cualquier variante de CHT, máxime cuando son aplicadas a imágenes superpobladas de fibras en las que es muy difícil obtener una correcta segmentación debido a la proximidad entre las fibras. El primer paso consiste en una binarización de la imagen utilizando un umbral donde se ponen a “cero” aquellos valores de intensidad que no superen un umbral  $\tau$  y que se corresponden a los espacios no ocupados por

fibras (fondo). Para una imagen  $I$  de tamaño  $M \times N$ , se puede obtener una imagen binaria  $BW$  de forma que, para cada píxel:

$$BW(x, y) = \begin{cases} 1 \rightarrow I(u, v) \geq \tau \\ 0 \rightarrow I(u, v) < \tau \end{cases} \quad [4.1]$$

El valor de  $\tau$  es un valor umbral que aquí se propone obtener mediante el método clásico de *Otsu* (*Otsu*, '79), el cual selecciona el umbral que optimiza la varianza interclase entre los píxeles del fondo y de las fibras iluminadas separando los objetos de la imagen que nos interesen del resto (fondo). El método de *Otsu* calcula el valor umbral de forma que la dispersión dentro de cada clase sea lo más pequeña posible, pero al mismo tiempo la dispersión sea lo más alta posible entre clases diferentes. Para ello se calcula el cociente entre ambas variancias y se busca un valor umbral para el que dicho cociente será máximo.

Mediante un mecanismo doble de erosión y dilatación de la imagen  $BW$  resultante, se obtiene una segmentación parcial de la escena. Para ello se utilizan dos estructuras de  $3 \times 3$  píxeles para la erosión ( $e_{er}$ ), y para la dilatación ( $e_{dil}$ ) evitando así eliminar regiones de interés.

$$BW_e = BW \ominus e_{er} = \{x \mid (e_{er})_x \subseteq BW\} \quad [4.2]$$

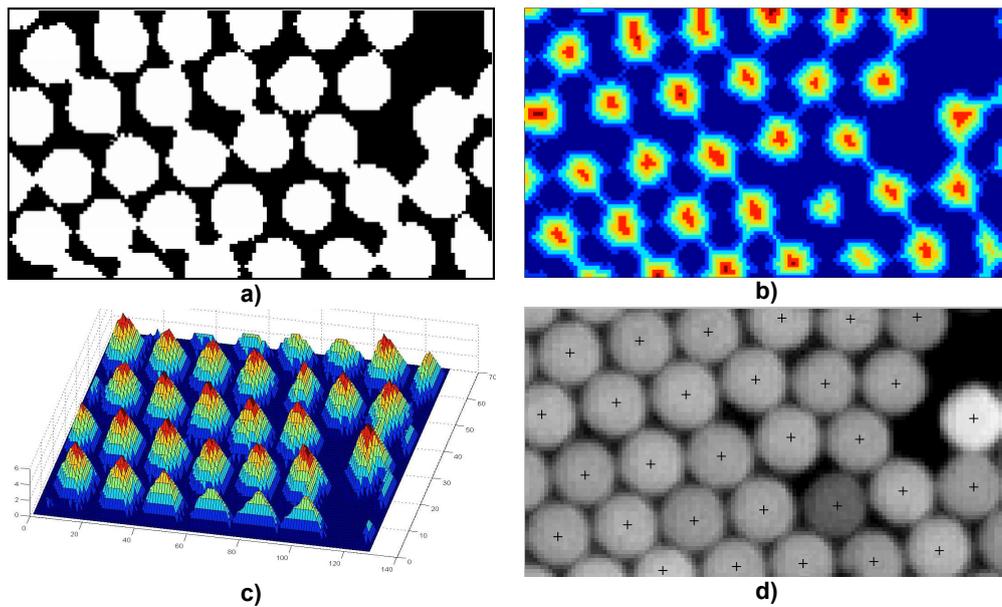
$$BW_{ed} = BW_e \oplus e_{dil} = \{x \mid (\hat{e}_{dil})_x \cap BW_e \neq \emptyset\} \quad [4.3]$$

Para  $e_{er}$  y  $e_{dil}$ , el elemento estructural depende del grado de segmentación que se obtenga en cada caso particular. Los resultados que se presentan se obtuvieron con la estructura siguiente:

$$e_{dil} = e_{er} = \begin{bmatrix} 010 \\ 111 \\ 010 \end{bmatrix} \quad [4.4]$$

Como consecuencia, los contornos de las fibras tenderán a mantenerse circulares aunque con algunas regiones remanentes interconectadas pero perfectamente diferenciables (

Figura 4.2 a). Posteriormente se aplica la Transformada de la Distancia (DT) a la imagen  $BW_{ed}$  anteriormente obtenida pero siendo esta negada ( $\overline{BW_{ed}}$ ). La DT calcula la distancia de cada punto del plano a un subconjunto dado de éste, es decir, en una imagen binaria ofrece una medida de la separación entre puntos de diferentes valores de intensidad (1 ó 0). El resultado es una conversión de la imagen binaria ( $\overline{BW_{ed}}$ ) en otra imagen en la cual el valor de intensidad de cada píxel que antes era nulo, es la distancia mínima a uno que no lo era (**Figura 4.2. a y b**). La distancia mínima es representada, en la imagen resultante, como un nivel de gris cuyo valor se estima según una métrica o función de distancia. Para dos puntos  $p(x_1, y_1)$  y  $q(x_2, y_2)$  cuyas intensidades sean diferentes en la imagen  $\overline{BW_{ed}}$ , la función de la distancia(o *métrica*) puede ser calculada de diferentes maneras.



**Figura 4.2** Progresión de imágenes utilizando FDDT en un segmento del mazo.  
**a)** Resultado de la erosión y dilatación ( $BW_{ed}$ ) **b)** Resultado de la aplicación de la DT en la imagen  $\overline{BW_{ed}}$  **c)** Vista 3D de la aplicación de DT sobre  $\overline{BW_{ed}}$  **d)** Centroides localizados (signo "+") en una imagen real del mazo. Resultado optimizado

Algunas de estas métricas se presentan en la Tabla 4.2, aunque pueden existir algunas variaciones (Shih et al., '04; Fabbri et al., '08).

Tabla 4.2. Algunas métricas que pueden utilizarse en la DT.

a)	<p>Métrica Euclideana</p>	$d_{Euc}(p, q) = \sqrt{(u_1 - u_2)^2 + (v_1 - v_2)^2}$	[ 4.5]
b)	<p>Métrica City Block</p>	$d_{CB} =  u_1 - u_2  +  v_1 - v_2 $	[ 4.6]
c)	<p>Métrica Tablero de Ajedrez (Chessboard)</p>	$d_{Ch}(p, q) = \max( u_1 - u_2 ,  v_1 - v_2 )$	[ 4.7]

Como se puede observar en dicha tabla, los píxeles  $q$  con una distancia de  $d_{CB}=1$  corresponden sólo a 4 píxeles vecinos de  $p$ , de ocho posibles. Si se aplica la métrica de tablero de ajedrez, aquellos con una distancia  $d_{Ch}=1$  corresponden a todos los vecinos de  $p$  e

identifica mejor el centroide si la región es circular siendo la más adecuada para nuestro propósito.

Supongamos una imagen binaria  $I$  que representa un objeto circular de tamaño  $k \times k$ , tal que  $I(u, v) \in (0, 1)$ ,  $0 \leq u, v \leq k - 1$ , donde los valores nulos representan los píxeles pertenecientes al objeto  $O = \{(u, v) | I(u, v) = 0\}$ , y el fondo  $B = \{(u, v) | I(u, v) = 1\}$ . Se puede verificar que el centro geométrico del círculo corresponde a la mayor distancia a cualquier otro punto de borde utilizando la métrica  $d_{ch}$  (

Figura 4.2 .b y c) debido a la simetría de los patrones circulares.

En general, la DT afecta a la imagen completa y podría ser un proceso costoso para un dominio de imagen grande. Sin embargo, en nuestro caso el procedimiento será aplicado sobre una imagen binaria con áreas muy pequeñas y cerradas, lo cual hace que el tiempo de procesamiento se reduzca notablemente.

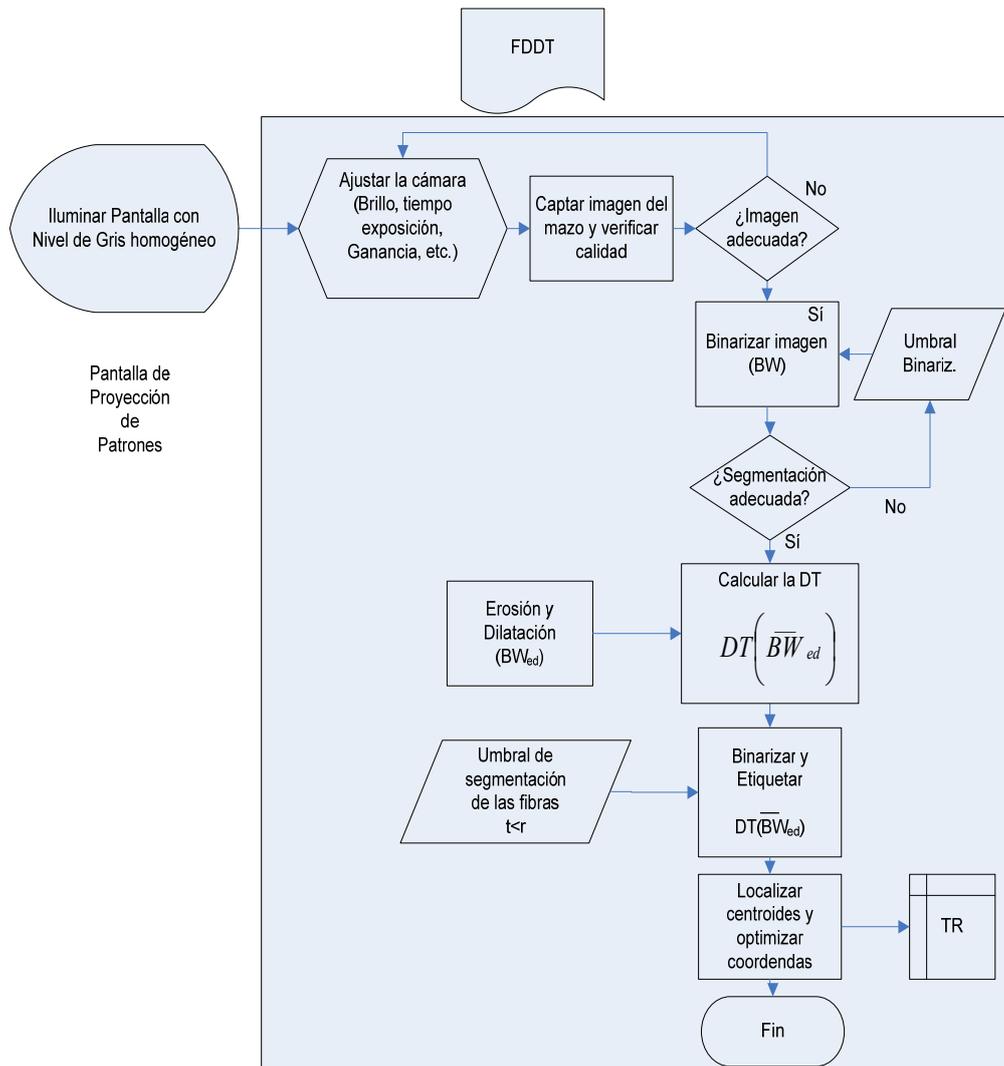
Dado que el radio de las fibras es uniforme y conocido (se puede obtener empíricamente desde la imagen), las posiciones en la imagen transformada correspondientes a los centroides de las fibras tendrán picos más o menos regulares, lo cual facilita mucho la localización de dichas regiones; por ejemplo mediante una binarización o por un algoritmo de detección de valores máximos. Es decir, la varianza de los niveles de gris entre todos los centroides es mínima. Además, el valor pico esperado en dichas posiciones tiene una relación directa con el radio de las regiones correspondientes a las fibras (**Figura 4.2**). Teniendo en cuenta esto, el valor del umbral  $\tau$  utilizado en la binarización se debe elegir menor que el valor numérico del radio promedio de las fibras ( $r$ ), tal que  $\tau < r$ . En este caso, hay que hacer notar que esta umbralización se puede realizar así porque la DT convierte valores de distancia en niveles de gris.

Como resultado de este proceso, la imagen binaria resultante puede ser etiquetada de manera que se facilite la diferenciación de las regiones resultantes cuyos centroides representan aproximadamente los centros de fibras. Los resultados pueden ser mejorados buscando en cuál región cercana a dicho centroide, el nivel de gris promedio es más alto. Es decir, se define un área de búsqueda que rodee al centroide a optimizar. Se busca entonces qué subárea inscrita (por ejemplo  $3 \times 3$  píxeles) tiene mayor intensidad promedio. Aquella subárea donde se logre el mayor promedio de valores de gris, y que además posea la menor distancia al centroide anterior, será la posición optimizada. Esto es equivalente a determinar el centroide ponderado por intensidad, que es aquel centroide de una región con igual masa de gris en todas direcciones.

Durante la corrección de centroides puede ocurrir que un determinado número de ellos correspondan a una misma fibra lo cual supondría una redundancia en la TR. Es por ello que finalmente se añade un algoritmo que calcula las distancias euclídeas entre cada centroide calculado y el resto de ellos. En aquellos casos donde dicha distancia esté por debajo de una determinada distancia umbral, lo cual indicaría una mayor probabilidad de pertenencia a la

misma fibra, se elige aquella que garantiza una mayor respuesta. El valor de distancia umbral puede considerarse ligeramente menor al diámetro de una fibra. Los resultados mostrados en la **Figura 4.2.d** se corresponden a esta corrección.

El algoritmo FDDT trabaja bien con un pequeño número de píxeles por área de fibra, en comparación con CHT, y no requiere del uso de operadores de bordes. Esto facilita en general la automatización del proceso bajo determinadas condiciones aunque sí requiere que el rango dinámico de la imagen sea adecuado, cuestión de fácil solución bajo condiciones controladas. A continuación mostramos un diagrama de flujo del método FDDT.



**Figura 4.3** Diagrama de flujo del procesamiento en FDDT.

La Tabla 4.3 muestra unos resultados parciales obtenidos aplicando la FDDT a una pequeña porción del mazo representada en la Figura 4.4.

Tabla 4.3. Resultados de localización en la Figura 4.4<sup>†</sup>

	FDDT	CHT
Tiempo de procesamiento	1.8 seg.	5.6 seg.
Fibras falsas	0.2%	7.37%
Fibras no detectadas	1.67%	5.31%
Porcentaje de detección	98.33%	94.69%

Se puede apreciar el alto grado de localización y precisión que alcanza FDDT. Además se puede comprobar la capacidad de rechazar aquellos centroides redundantes permitiendo elegir aquellos con mejor comportamiento. En dicha imagen los elementos señalados con el símbolo “+” en rojo son los centroides localizados y los símbolos “\*” en verde los rechazados.

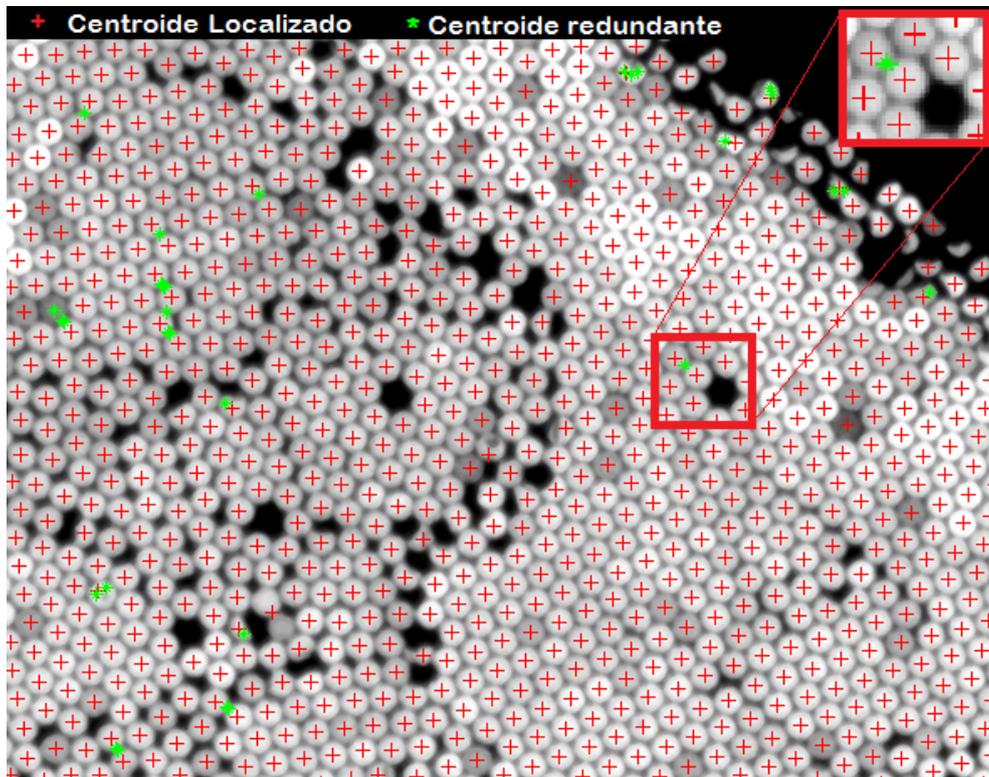
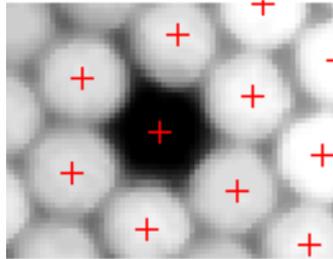


Figura 4.4. Resultados de la FDDT sobre una muestra del mazo.

Si se aplicase a la muestra anterior una variante de la CHT como la mostrada en (Ajdari *et al.*, '03), los resultados serían similares en cuanto al número de fibras reales detectadas pero se consumiría un tiempo de cálculo mucho mayor (Véase la Tabla 4.3). Además, CHT detecta un cierto número de fibras falsas como una consecuencia de la proximidad real entre fibras. Esto puede provocar ciertos casos como el que se muestra en la Figura 4.5. No obstante, el número de fibras falsas y de no detectadas es muy bajo teniendo en cuenta la población de fibras.

<sup>†</sup> Las pruebas fueron hechas en un procesador Intel Core Duo 1.66 Ghz con 2 Gigabytes de RAM. Los algoritmos fueron desarrollados en MATLAB ® 7.1.

Además, los casos como los mostrados en la Figura 4.5 son fácilmente descartables al no poderse verificar en el proceso de calibración ninguna evolución en la respuesta de las fibras.



**Figura 4.5. Fibra falsa detectada en CHT. Nótese que el contorno de las fibras se asemeja a un círculo y provoca una falsa detección.**

Para la misma muestra de la Figura 4.4, el método FDDT es casi 3 veces más rápido que CHT siendo esta una de sus principales ventajas frente a este tipo específico de localización aún cuando en el procedimiento se incluye la optimización de los centroides y la exclusión de fibras redundantes. Este último aspecto es una aportación importante que proponemos en el trabajo (Fernández, P. R. et al., '09) que aunque aumenta ligeramente el tiempo de procesamiento se garantiza una mejor depuración de los valores iniciales que contendrá la TR.

En una imagen completa del mazo, se impondrían mayores requerimientos de memoria a la FDDT. Aún así, bajo las condiciones anteriores solo se emplean aproximadamente unos 2.5 minutos en procesar toda la imagen que contiene entre 50,000 y 51,000 fibras aproximadamente. Sin embargo CHT consume casi media hora. El número exacto de fibras es difícil de precisar con exactitud en un mazo real por eso los ejemplos anteriores fueron realizados bajo condiciones controladas. Sin embargo, prácticamente se puede determinar que el número de coordenadas redundantes no alcanza el 1% respecto al número total de fibras localizadas.

Para valorar con mayor certeza el rendimiento de la FDDT frente a CHT se implementó un algoritmo que generaba imágenes ficticias compuestas por círculos de radios iguales cuyo nivel de gris variaba entre unos y otros. Esto permitie experimentar con diferentes tamaños de imágenes y mazos. La Figura 4.6 muestra dos gráficas que demuestran la relación “*Tamaño de Imagen*” frente al “*Tiempo de Procesamiento*” para ambos métodos de localización.

Como se tratan de imágenes ideales, con fibras de 10x10 píxeles distribuidas dentro de un área circular, no se tuvo en cuenta el procedimiento de optimización de centroides ni de eliminación de redundancias. El tamaño de las imágenes se incrementó a razón de 500 píxeles. Se puede comprobar que el tiempo de procesamiento crece notablemente con el tamaño de la imagen. En imágenes reales los resultados para CHT pueden ser superiores pues el ruido puede afectar al procedimiento de detección de bordes. Se puede constatar el mejor rendimiento de la técnica de FDDT para nuestras condiciones de trabajo.

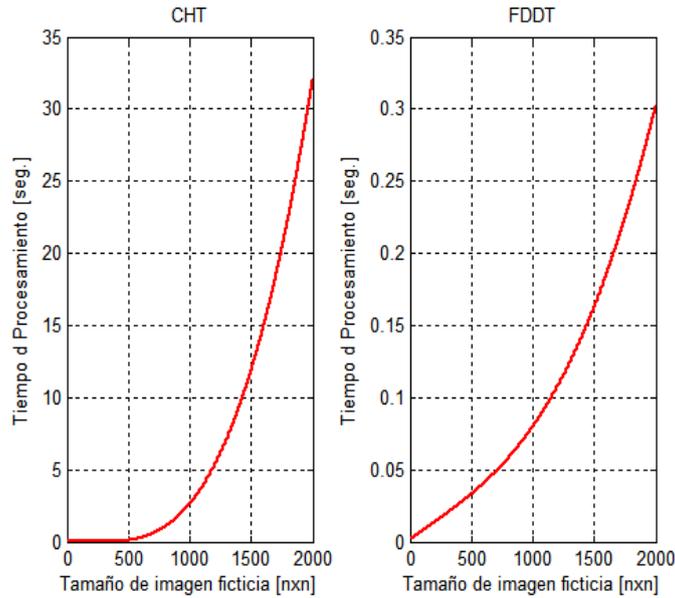


Figura 4.6. Evolución de la velocidad de procesamiento para CHT y FDDT utilizando imágenes ficticias de diferentes dimensiones.

#### 4.4 CALCULO DE LOS FACTORES DE ECUALIZACIÓN DE INTENSIDAD

Se han señalado anteriormente las causas que provocan las diferentes respuestas de las fibras. Teniendo en cuenta lo expuesto en el modelo propuesto acerca de la linealidad del sistema, se debe calcular uno o varios factores de compensación. También se había señalado que, en general, con un solo factor por fibra bastaría para lograr el efecto deseado sin afectarse la calidad de la compensación y en ese caso se había convenido que se incluirá en la TR con la denominación  $\alpha_i$ . Para calcular los factores en cada fibra  $i$  se utilizarán las siguientes expresiones para un sensor de  $n$  bits que capta una imagen  $I$ :

$$\alpha_i = \frac{2^n - 1}{\tilde{I}_{i\max}(N_9(u_{ci}, v_{ci}))} \quad [4.8]$$

$$\tilde{I}_{i\max}(N_9(u_{ci}, v_{ci})) = M_{ed}(I(u, v)) \quad [4.9]$$

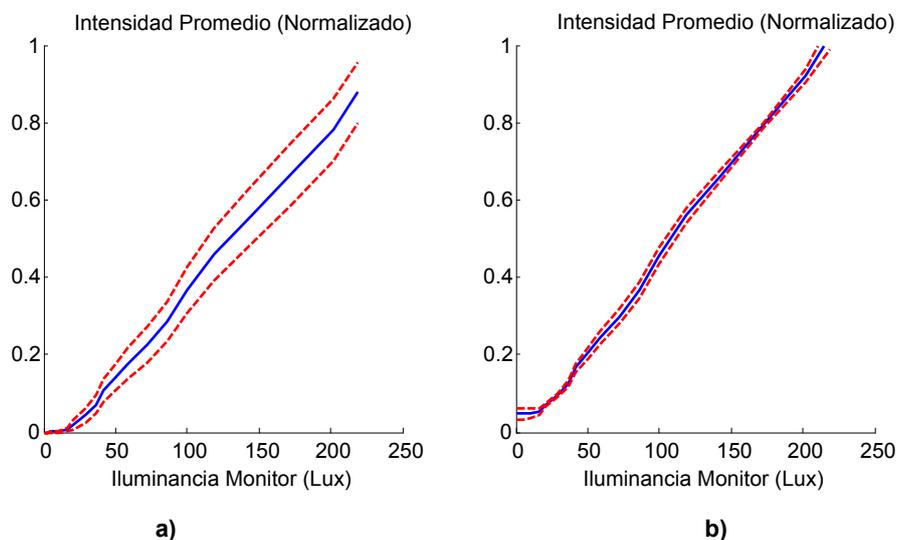
$$\forall(u, v) : \{u_{ci} - 1 \leq u \leq u_{ci} + 1, v_{ci} + 1 \leq v \leq v_{ci} + 1\}$$

donde:  $\tilde{I}_{i\max}(N_9(u, v))$  es el valor de mediana ( $M_{ed}$ ) de las intensidades en una ventana de tamaño 3x3 centrada en el centroide de coordenadas  $(u_{ci}, v_{ci})$ . Los 9 píxeles de la ventana son indicados mediante  $N_9(u, v)$ . El valor de  $\tilde{I}_{i\max}$  es estimado sobre la región central de una fibra  $i$  para una imagen  $I$  homogénea que se tomará como referencia. La imagen de referencia es el mayor nivel de gris (blanco) que se pueda representar en la pantalla. Se utiliza la mediana en vez de la media aritmética puesto que es indicador en el que los valores

extremos no tienen efectos importantes (asociados por ejemplo, al ruido o a hot-pixels en el sensor).

Cada valor  $\alpha_i$ , es almacenado en la posición  $i$  de la TR para ser utilizada posteriormente en la ecualización de cualquier imagen a reconstruir. El conjunto de valores  $\alpha_i$  garantiza que si la entrada se ilumina con un tono de gris homogéneo, la imagen reconstruida lo será también o mostrará una dispersión mínima de los niveles de gris extraídos. También es recomendable calcular los parámetros de ecualización de intensidades para cada óptica que se utilice pues puede influir en las respuestas de las fibras más cercanas al borde exterior (Véase el capítulo III).

La Figura 4.7 muestra el efecto que tiene la ecualización de las intensidades sobre las fibras en la imagen final. Las dos gráficas describen la intensidad promedio de las respuestas de las fibras de un mazo real a medida que la intensidad de las imágenes homogéneas en la pantalla crece linealmente. Las graficas representan dichas respuestas para, primeramente, una imagen sin ecualización y posteriormente para otra a la que se le aplicado dicha corrección. Para cada imagen se registra el nivel medio de gris extraído de todas las fibras así como su desviación estándar. Como es conocido, la desviación estándar es una medida del grado de dispersión de los datos respecto al valor promedio. En nuestro caso, nos da idea del grado de variación real de las funciones de transferencia de las fibras así como del grado de uniformidad alcanzado en las respuestas aplicando la ecualización de las intensidades.



**Figura 4.7 Efecto de la ecualización de la respuesta de un IOFB. En azul se representa el nivel medio y en rojo la desviación en las respuestas. a) Dispersión de las respuestas en las fibras sin ecualización de intensidades. b) Dispersión de las respuestas con ecualización de intensidades.**

Según nuestro modelo sabemos que las fibras tienen diferentes funciones de transferencia lo cual justifica la gran dispersión de los niveles de gris ante estímulos estables (Figura 4.7.a). A este inconveniente se suma el posible efecto de la óptica que puede afectar la distribución de la radiación luminosa en la entrada. Al incrementarse el estímulo gradualmente, la desviación estándar crece en forma de cono (líneas discontinuas rojas). Sin embargo, realizando una ecualización en intensidad este problema es minimizado. Ejemplo de esto es la imagen que se muestra en la Figura 4.7.b donde, para el mismo subsistema óptico de entrada se obtiene una

disminución notable de la varianza que presentan las respuestas compensadas. Evidentemente, los valores de gris aportados por aquellas fibras del mazo que antes estaban más atenuadas, ahora se realzan lográndose un mejor equilibrio de los niveles de gris.

#### 4.5 ENFOQUE DEL SISTEMA DE ENTRADA

Una de las primeras dificultades a solventar en el procedimiento de calibración es garantizar un enfoque correcto de las imágenes, procedentes de la pantalla, de manera que la construcción de la TR pueda ser correcta. El enfoque de la óptica no se puede realizar de forma manual o automática como haríamos en una cámara estándar debido a que la imagen está desordenada. Como no existe información visual acerca de la escena, ni se pueden extraer de la imagen parámetros comúnmente utilizados en cámaras comerciales que permitan valorar el grado de enfoque (Figura 4.8) el tratamiento del enfoque requiere de otros procedimientos nunca antes tratados en la literatura encontrada vinculada a la calibración de sistemas de visión con IOFBs.



**Figura 4.8.** La imagen original (Lena) aparece en el sensor desordenada por lo que es imposible un enfoque visual.

En nuestro modelo de sistema, el terminal de salida del IOFB siempre está enfocado en el sensor (Figura 4.8); sin embargo esto no ocurre en la entrada del mazo. Las imágenes en el terminal de salida no tiene información correspondiente a bordes de la imagen real o del gradiente, cambios de color, o del espectro, etc., que son datos importantes en muchas técnicas de medida de foco descrita en la literatura (*Ibrahim Sezan et al.*, '91; *Subbarao et al.*, '95, '98; *Tsai, M. et al.*, '03; *Yap et al.*, '04; *Wu et al.*, '05; *Shen, C. et al.*, '06; *Tsai, T. et al.*, '08). Sin embargo, en las imágenes transmitidas por IOFBs es imposible determinar la medida de enfoque utilizando los parámetros anteriormente mencionados debido al desorden o codificación de la imagen transmitida.

Es por eso en esta investigación se tuvo que estudiar la posibilidad de obtener una métrica que ayudase, durante las primeras etapas del procedimiento de calibración, al enfoque de la imagen de entrada. Esta magnitud debe poseer un máximo global cuando la imagen esté

perfectamente enfocada, y con tendencia monótona decreciente a medida que nos alejamos de dicho punto de enfoque (*Yap et al.*, '04).

#### 4.5.1 MODELO PROPUESTOS PARA EL ENFOQUE

La Figura 4.9 muestra un esquema básico de formación de la imagen. Todos los rayos provenientes de A, pasan a través de la lente para que converjan en un punto en el plano imagen. Sin embargo, en el plano del sensor el punto aparece en una región desenfocada con un determinado diámetro.

La posición  $S_o$  indica el punto de enfoque y depende de la distancia  $S_i$  del objeto a enfocar, y la focal  $f$  de la lente. Esto puede ser expresado como:

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{S_o} + \frac{1}{S_i} \quad [4.10]$$

Cuando un punto A está desenfocado en un sensor CMOS, este es representado como un punto borroso de determinado radio.

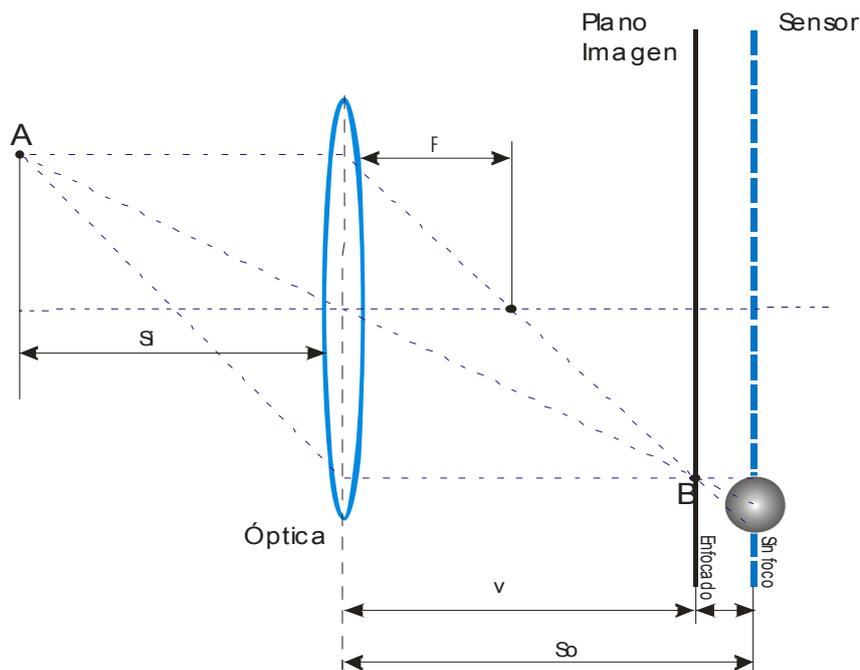


Figura 4.9 Formación de la imagen en diferentes puntos de enfoque

Esta imagen borrosa  $h$  constituye una función de dispersión del punto. En general, el desenfoco del sistema es modelado (*Wu et al.*, '05) como un sistema invariante espacialmente y lineal, tal que:

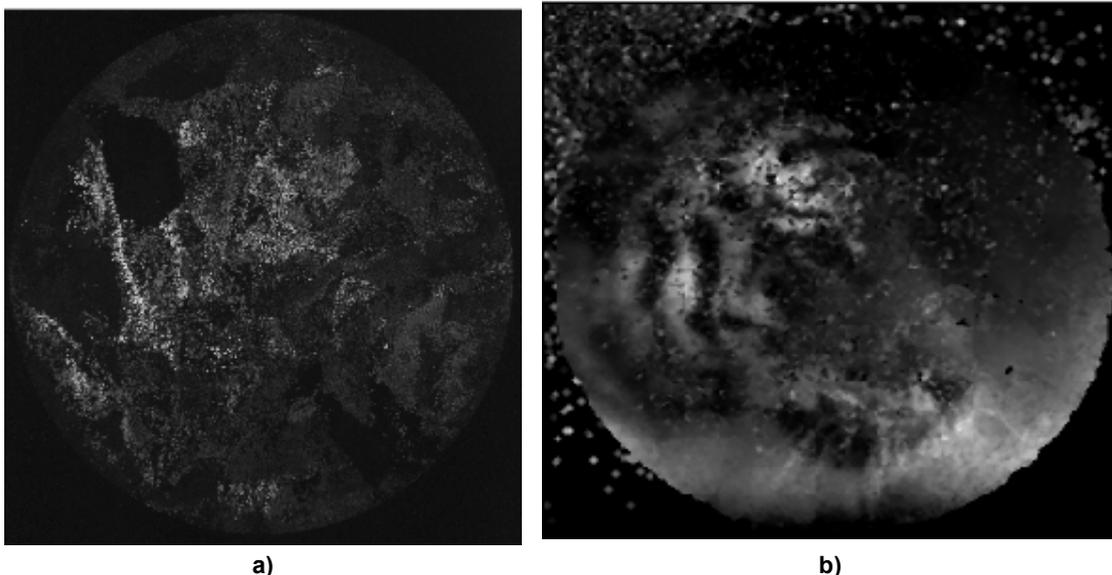
$$g(u, v) = h(u, v) * f(u, v) + n(u, v) \quad [4.11]$$

donde la imagen borrosa  $g$  es igual a la convolución de la imagen original  $f$  y la función de dispersión  $h$  del sistema desenfocado. El parámetro  $n$  incluye algún efecto de ruido con media

cero. En la mayoría de los casos, el desenfoque en un sistema con apertura circular, puede ser modelado como un disco uniforme de radio  $R$ .

Ignorando el efecto del ruido y considerando que  $G$ ,  $H$  y  $F$  son la transformada de Fourier de  $g$ ,  $h$  y  $f$  respectivamente (Véase la expresión [ 4.11]), entonces  $G = HF$ . La función de transferencia óptica en el espacio transformado  $H(w,v)$  corresponde con  $h(x,y)$  que es simétrica y circular. Por eso su forma es similar a una función *sinc* en la cual el primer cero espectral depende del grado de enfoque (Subbarao et al., '95). Este comportamiento pertenece a un filtro paso bajo. Entonces para una imagen enfocada el primer cero estará más lejano del origen y para una imagen desenfocada, las componentes de frecuencias más altas se reducen con la consiguiente pérdida de detalles en la imagen. Este comportamiento puede provocar una pérdida de energía sobre cada fibra de entrada y puede influir en la calibración máxima cuando la imagen de entrada puede estar formada por líneas muy delgadas. La energía aportada por estas líneas o franjas se puede dispersar en la entrada por el efecto del desenfoque y también puede influir en la estimación correcta de la respuesta de las fibras.

En nuestro caso, el proceso de enfoque debe realizarse antes de la construcción de la LUT para evitar correspondencias erróneas en la TR y en la minimización de redundancias que pueden ocurrir cuando se asigna más de una coordenada de entrada a una posición de salida. La Figura 4.10 muestra una reconstrucción real en un sistema cuya calibración fue afectada por el desenfoque. Por el momento no es nuestro interés mostrar cómo se puede reconstruir la imagen, pero sin embargo, es imprescindible mostrarlo para dar una idea del grado de influencia que el desenfoque puede provocar en los errores de la TR.



**Figura 4.10 Resultado de reconstrucción de imágenes con errores en la TR producto de un mal enfoque en la calibración que afecta a las imágenes patrones. a) Imagen original captada en el sensor b) Imagen reconstruida**

### 4.5.2 METODOLOGÍA Y MÉTRICA DE ENFOQUE

En la operación de enfoque, es necesario utilizar una métrica que describa el nivel de enfoque cuando se regula la óptica. Esta medida debe cumplir los siguientes aspectos (Shen, C. et al., '06):

- ❖ Independiente del contenido: no debe ser influenciado por ninguna estructura particular en la imagen, tal como puntos luminosos, cambios de iluminación, etc.
- ❖ Monotonicidad: esta debe decrecer monótonamente fuera de la posición de enfoque.
- ❖ Buena potencia de discriminación y precisión: debe ser capaz de dar una respuesta acusada en la región cercana al foco. En la medida que esto es así, es más sencillo de enfocar con precisión la óptica. El valor del foco debe ser capaz de combatir el efecto del ruido y las condiciones de bajo contraste.
- ❖ Aplicabilidad: debe trabajar razonablemente bien para cualquier imagen o condición.
- ❖ Implementación: debe ser fácil de implementar y eficiente.

Dado que el algoritmo de FDDT nos da como resultado los centroides de las fibras de donde se extrae la información útil de la imagen a formar, de estas coordenadas puede extraerse también la información para el enfoque. El problema real se reduce a cómo verificar que la óptica de entrada está enfocada en la escena correctamente. La Figura 4.11 muestra una simulación donde una franja de luz es proyectada sobre una fibra, tal como sucedería cuando una línea proyectada desde la pantalla incide sobre ella.

Según el modelo de enfoque anteriormente descrito, la distribución de energía en la fibra depende del enfoque. Nótese que en las figuras Figura 4.11 (a, b y c) se representan tres grados diferentes de enfoque y que el ancho de la franja real es ligeramente inferior al diámetro de la fibra.

En la Figura 4.11. d hemos representado el perfil de la fibra y la distribución de energía normalizada sobre ella para cada caso de enfoque. Se ha representado el ancho de la franja menor que el diámetro de la fibra, para indicar la relación que tiene el área de impacto sobre la respuesta de la fibra. Mientras menor es dicha área, menor es la energía que penetra en la fibra. En el caso a) (enfoque perfecto) se obtiene la mayor respuesta (Figura 4.11 d. en rojo). Sin embargo, si se modela el desenfoco para una posición específica con una determinada función de dispersión de punto, la respuesta de la fibra se desvanece puesto que la irradiancia recibida se ve afectada por dicha función.

La irradiancia  $E(x, y)$  en la fibra puede ser modelada como nula en la región externa al núcleo de la fibra con radio  $r_f$ , mientras que la que penetra hacia el interior de la fibra depende de la región R donde la luz incide con una potencia óptica  $P_E$ .

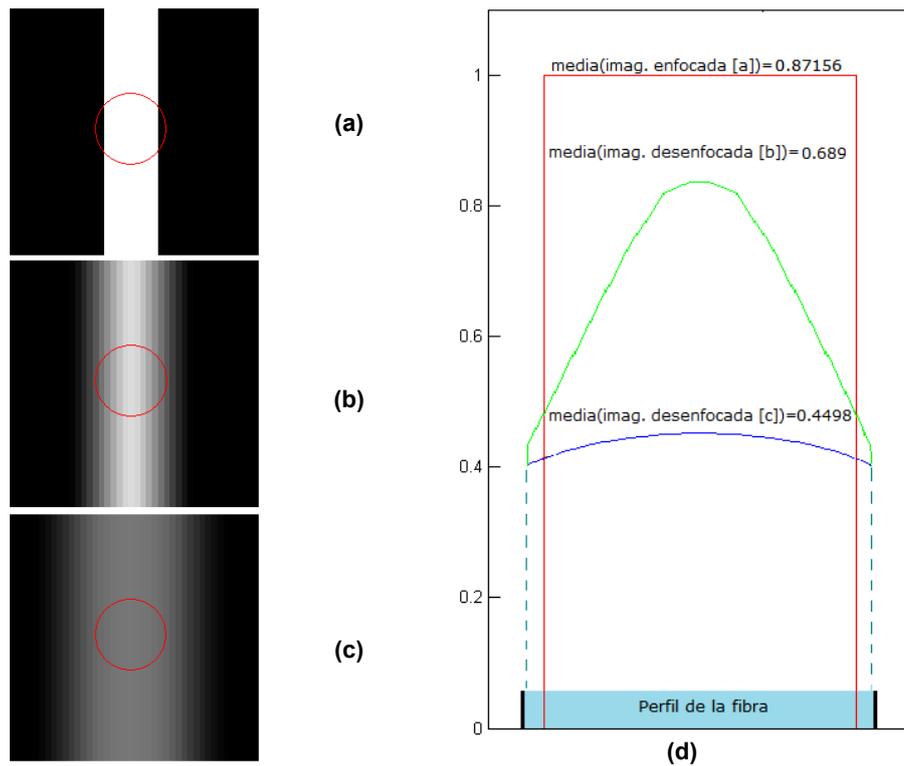


Figura 4.11 Simulación del efecto del enfoque sobre una imagen de una franja que impacta sobre una fibra. a) Caso enfocado. Casos b) y c) desenfocado. d) Perfil de irradiancia en la fibra.

La potencia óptica recibida por la fibra es obtenida evaluando el área superpuesta de un círculo (la fibra) y un rectángulo (la franja) tal que:

$$E(x, y) = \begin{cases} 0 & \longrightarrow \sqrt{x^2 + y^2} > r_f \\ \frac{P_E}{\pi \cdot r_f^2} R & \longrightarrow \sqrt{x^2 + y^2} \leq r_f \end{cases} \quad [4.12]$$

En la salida de la fibra el nivel de gris máximo  $gl_{max}$ , en el centroide de la fibra, obtenido por el sensor, es proporcional al valor de  $E$  y consecuentemente depende del grado de enfoque:

$$gl_{max} \equiv E(x, y) \quad [4.13]$$

Teniendo en cuenta la simulación anterior, es posible establecer que una forma directa de obtener una medida de foco es evaluar los niveles de gris obtenidos en los centroides de un grupo de fibras estimuladas mediante una franja de luz proyectada en el patrón. Verificar un grupo de fibras es una idea atractiva dado que los casos de superposición simulados anteriormente son ideales. Realmente es difícil garantizar que una línea o un punto estén centrados sobre una fibra, especialmente cuando se trata de hacer incidir magnitudes milimétricas (pocos pixeles) sobre áreas micrométricas (fibras).

Para resolver esta situación las fibras mejor iluminadas en la imagen pueden ser separadas del fondo mediante un posterizado, es decir, los valores que no superen determinado umbral

$gl_{f\_umb}$  son forzados a un valor nulo. De esta manera separamos la información útil de las fibras excitadas con relación al fondo. Una métrica sencilla puede ser calculada sobre dicha imagen posterizada  $I_p$  mediante la media de todos los  $K$  valores de gris ( $gl_f$ ) obtenidos de este número limitado de píxeles.

Una medida mejor consiste en calcular la energía total de la imagen pasterizada que igualmente alcanzará un máximo en la posición de mejor enfoque. Para ello el término  $gl_f$  se eleva al cuadrado y así se logra aumentar la potencia de discriminación. De esta forma:

$$gl^2 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K gl_f^2(i) \quad \forall gl_f \geq gl_{f\_umb} \quad [4.14]$$

Usando las coordenadas obtenidas del procedimiento de localización de fibras en la imagen (Ej. usando FDDT), los niveles de gris promedio exhibidos por las fibras excitadas pueden ser extraídos rápidamente y con ello una métrica similar a la anterior puede utilizarse. De esta forma la cantidad de píxeles necesarios para el cálculo de la métrica puede reducirse. Los niveles de gris promedio aportados por aquellas fibras iluminadas pueden ser obtenidos utilizando una vecindad de  $k \times k$  píxeles ( $k=1, 3$  ó  $5$ ). Las  $K$  muestras extraídas de la vecindad de los centroides  $(r, c)$  en la imagen posterizada  $I_p$  permiten obtener:

$$gl^2 = \frac{1}{Kk^2} \sum_{i=1}^K \left( \sum_{u=u_c(i)-\frac{k-1}{2}}^{u_c(i)+\frac{k-1}{2}} \sum_{v=v_c(i)-\frac{k-1}{2}}^{v_c(i)+\frac{k-1}{2}} I_p(u, v) \right)^2 \quad k \geq 1 \text{ impar} \quad [4.15]$$

La varianza de la intensidad en las fibras iluminadas también se podría usar como métrica de enfoque. Esta medida ha sido utilizada en procedimientos estándares de enfoque y su robustez al ruido ha sido señalada anteriormente en (*Subbarao et al.*, '95, '98; *Shen, C. et al.*, '06). La variancia debe alcanzar un máximo en la posición óptima de enfoque dado que la variación en la imagen en la entrada será mayor que en los casos donde hay desenfoque. En el caso que nos ocupa la información puede ser extraída de los centroides de las fibras que ha sido obtenidos por FDDT y matemáticamente se expresa como:

$$f_{\text{var}} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K [gl(i) - gl_f]^2 \quad \forall gl_f \geq gl_{f\_umb}. \quad [4.16]$$

donde  $gl$  es el valor de intensidad promedio extraído de las fibras utilizando la expresión [4.15], y  $gl_f$  es el valor promedio de gris extraído de cada uno de los  $K$  núcleos suficientemente excitados. Como la distribución de los niveles de gris en la ventana central de cada fibra representada en el sensor es prácticamente regular, debido a su reducido tamaño, la ecuación anterior puede ser reescrita para una imagen  $M \times N$  como:

$$f_{\text{var}} = \frac{1}{MN} \sum_{u=1}^N \sum_{v=1}^M [I_p(u, v) - I_{\text{mean}}]^2 \quad [4.17]$$

donde  $I_p$  es el nivel de gris en una determinada posición e  $I_{mean}$  es el nivel promedio de gris en la imagen posterizada pero sin considerar los valores forzados a ser nulos. En ambos casos las medidas son válidas. Las métricas de [ 4.14] a [4.17] pueden utilizarse exponiendo una franja en la pantalla con un ancho tal que, proyectada sobre la entrada del mazo, ocupará un tamaño cercano al diámetro nominal de una fibra. Para evaluar cualesquiera de los métodos en cuanto a potencia de discriminación y precisión podemos analizar la desviación estándar que se experimenta en la métrica alrededor del punto óptimo de enfoque  $f_0$ . Podemos plantear entonces que: sea  $F$ , una función que relaciona la métrica con la posición de la lente y cuyo valor máximo se alcanza en  $f_0$ . Si  $F$  es conocida, mediante la desviación estándar  $\sigma$  puede ser obtenido un factor de calidad  $Q$  como una medida de la discriminación de potencia, tal que:

$$Q = |f_2 - f_1| \quad [ 4.18]$$

En esta expresión  $f_1 < f_0 < f_2$  son las posiciones de la lente que corresponden con  $|F(f_0) - F(f_1)| = |F(f_0) - F(f_2)| = \sigma$ . El parámetro  $Q$  da información concerniente a la discriminación de potencia y la agudeza o singularidad de  $F$  en la proximidad de  $f_0$ . Mientras menor es  $Q$ , más adecuada la medida elegida. En la Figura 4.12 supongamos que se representan dos curvas para dos medidas diferentes y una misma óptica y que, además, cumplen con los criterios de calidad de la medida pero con diferentes factores  $Q$ .

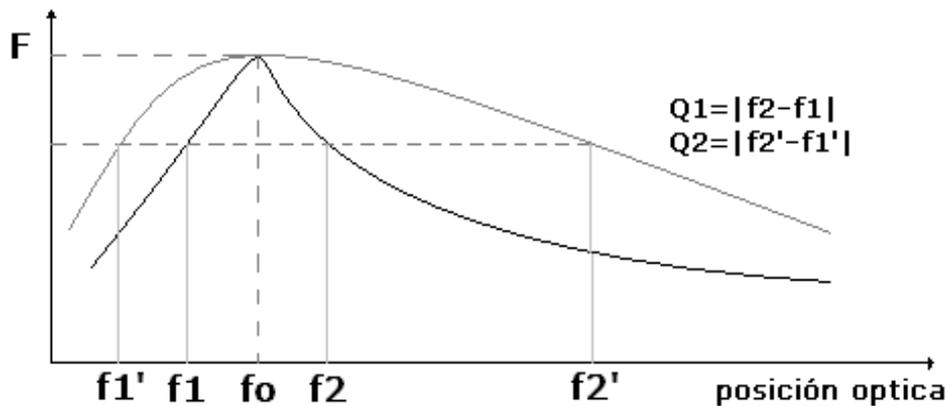
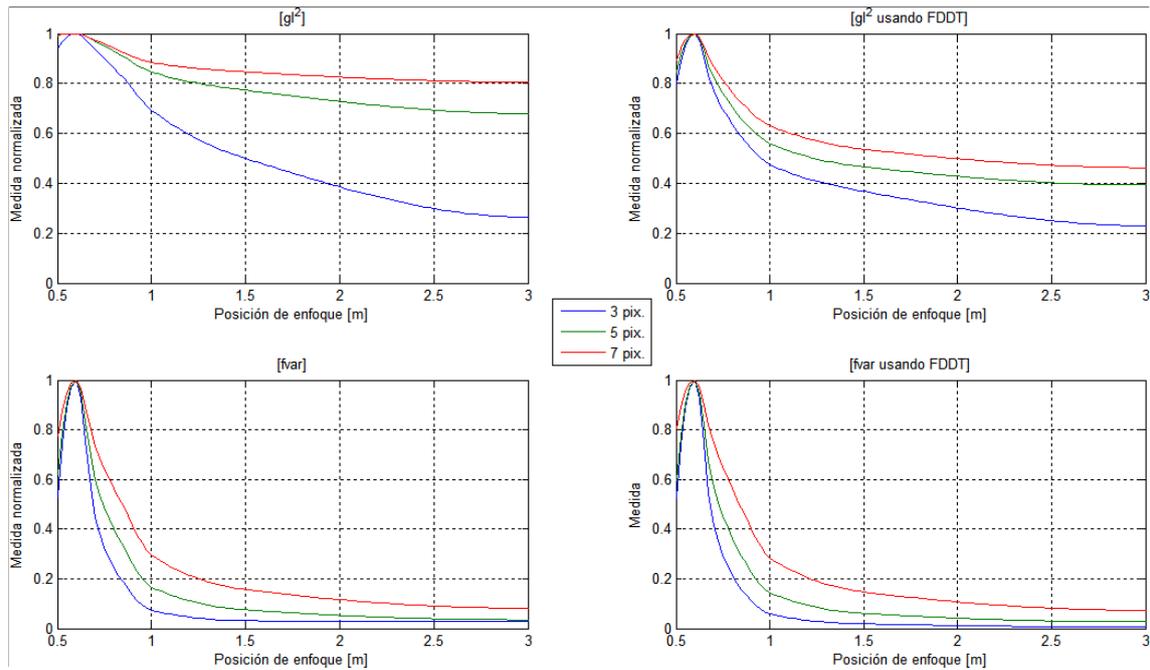


Figura 4.12 Curvas de enfoque con dos grados de discriminación de potencia.

Evidentemente el caso con función más abrupta es la métrica más adecuada que será en este ejemplo la gráfica correspondiente a  $Q_1$ . Nótese que solo existe un máximo local (sin ambigüedad) y las variaciones suelen ser relativamente suaves, aunque en la curva más suave ( $Q_2$ ) existe un intervalo cercano al máximo local en el que puede ser más difícil decidir la posición óptima de enfoque por tener menor discriminación de potencia.

La Figura 4.13 muestra algunos resultados reales obtenidos en nuestro sistema experimental para algunas de las técnicas propuestas usando diferentes anchos de la franja y trabajando a una distancia fija.



**Figura 4.13. Medidas de foco para diferentes posiciones de la óptica.**  
**(a)  $g_{lmean}$  y (b)  $f_{var}$  sin detección previa de las fibras.**  
**(c)  $g_{lmean}$  y (d)  $f_{var}$  utilizando la detección de fibras.**

Las variaciones de enfoque se realizaron utilizando un zoom de 19-35 mm y una apertura fija. Se puede observar que los máximos locales siempre son obtenidos en la misma posición y la respuesta normalizada está de acuerdo con la reglas de las métricas para medir el enfoque especialmente en los términos que se refieren a: monotonicidad, discriminación de potencia y precisión.

Las gráficas se obtuvieron utilizando diferentes imágenes patrones formadas por franjas de diferentes anchuras que abarcan 3, 5 y 7 píxeles. Previo a la simulación se estimó de forma empírica que una fibra equivalía a un área de aproximadamente 3 x 3 píxeles en la pantalla para definir, a partir de dicho valor, un rango de variación.

De las gráficas se puede concluir que las métricas basadas en la varianza ( $f_{var}$ ) ofrecen los mejores resultados (menor Q) y que para un ancho de franja equivalente al de una fibra (3 píxeles) se obtienen las respuestas con mejor discriminación porque al ser la franja más estrecha, la energía que penetra en la fibra es más sensible al efecto de difuminado.

En la Tabla 4.4 se muestran algunos resultados cuantitativos acerca del experimento que confirman lo anterior. Se puede apreciar también que los métodos que aprovechan los resultados obtenidos de la localización de fibras, permiten realizar el cálculo de la métrica con mayor velocidad. Algunos ejemplos reales se muestran en la Figura 4.14 donde se utiliza una secuencia de diferentes imágenes reconstruidas y con diferentes enfoques de la entrada. Las imágenes fueron obtenida desde un sistema calibrado. Para cuantificar el mejor foco, se utiliza la técnica de correlación de imágenes calculada entre la imagen original, tomada como referencia, y la reconstruida.

Tabla 4.4. Factores Q de la simulación mostrada en la Figura 4.13<sup>‡</sup>.

Métrica	Tiempo de procesamiento [seg.]	Q
$gl^2$	0.4822	0.4000
$gl^2$ con FDDT	0.0179	0.1500
$f_{\text{var}}$	2.6811	0.0750
$f_{\text{var}}$ con FDDT	0.0404	0.0750

La Tabla 4.5 muestra los resultados para cada posición de la óptica. Los valores resaltados representan el mejor resultado de enfoque los cuales confirman los resultados obtenidos en las imágenes del ejemplo.

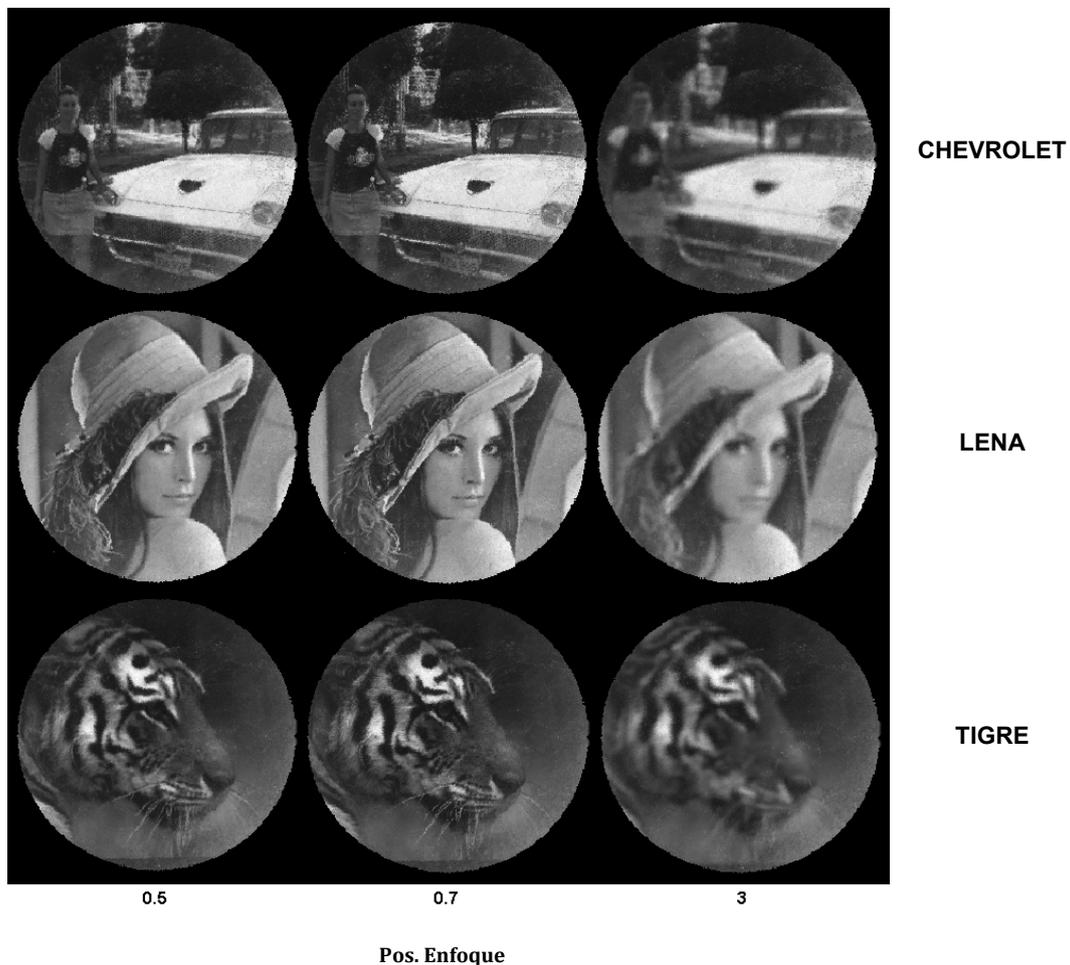


Figura 4.14. Reconstrucción real usando una óptica de 19-35mm para diferentes posiciones de enfoque. Las imágenes centrales (0.7) corresponden con la mejor posición de enfoque.

<sup>‡</sup> Los valores de Q representados en la tabla se han determinado para una franja con un ancho de 4 píxeles

Tabla 4.5. Resultados de la correlación entre imagen patrón y reconstruida de la Figura 4.14.

Imagen Pos. Lente	Chevrolet	Lena	Tigre
0.5	0.87809	0.90179	0.79068
0.6	0.89811	0.9265	0.84814
0.7	0.92416	0.94232	0.86918
0.85	0.91523	0.93729	0.85346
1.0	0.90773	0.93455	0.838
1.5	0.89771	0.93013	0.81185
3.0	0.89549	0.92973	0.80978

Esta situación se demuestra en la Figura 4.15 utilizando los resultados para las muestras anteriormente representadas y utilizando como métrica la medida  $f_{var}$  dado que muestra una mejor Q. Aunque el máximo local se sigue alcanzando en la posición del enfoque de la óptica 0.7 m, en todas las imágenes la variación de la medida es baja.

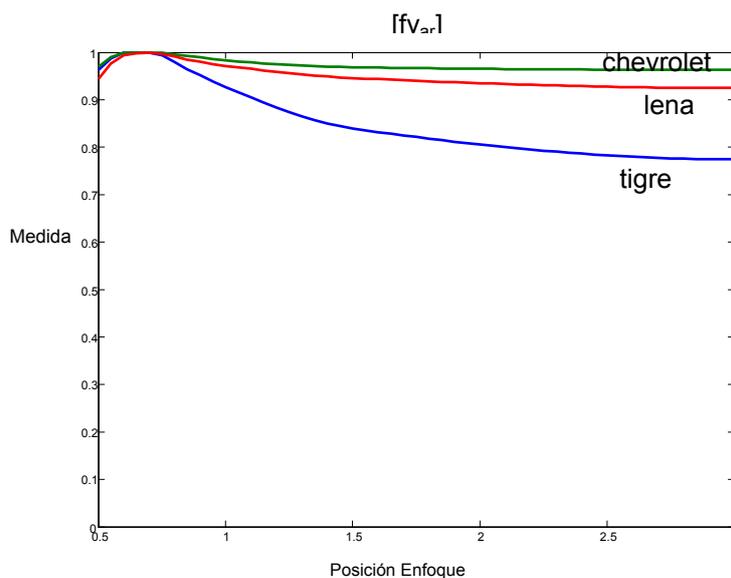


Figura 4.15 Medida de foco para diferentes imágenes y posiciones de la lente.

Es por ello que para implementar el enfoque real se propone utilizar una franja blanca con fondo negro cuyo impacto sobre una fibra con diámetro igual al valor nominal, ocupase  $\frac{3}{4}$  del área de la fibra o su totalidad. Esta franja delgada permite una diferenciación mejor entre medidas consecutivas cuando se ajusta el foco dado que la energía es fácilmente dispersada a medida que se cambia el foco de forma manual o automática y por tanto el análisis resulta más preciso.

#### 4.6 CALIBRACIÓN ESPACIAL DEL IOFB: ALTERNATIVAS PROPUESTAS PARA LA CALIBRACIÓN MULTIFIBRA

Una vez realizados los primeros pasos de preparación propuestos en la metodología y en el modelo para la calibración, la construcción de la TR será nuestro principal objetivo. En el punto de partida de esta fase, la tabla sugerida en este capítulo debe contener información sobre las posiciones de las fibras según el sistema de referencia de la cámara, que nos indicarán las puntos que hay que verificar (centroides) durante el proceso de calibración. El proceso de calibración consiste en rellenar la TR utilizando la información extraída del análisis o de las imágenes captadas por el sensor, cuando la entrada del mazo sea barrida progresivamente por un número determinado de imágenes conocidas (patrones). Para llevar a cabo esta tarea, el barrido debe ser capaz de excitar cada celda en la rejilla de entrada de forma diferenciable respecto al resto. Mediante el barrido o exploración, se deben verificar las localizaciones de cada fibra en la salida a cada paso mediante técnicas de procesamiento de imágenes.

El procedimiento puede ser subdividido en tres pasos básicos:

- ❖ Barrido o exploración bidimensional.
- ❖ Cálculo de tabla de reordenamiento TR.
- ❖ Depuración y corrección de las correspondencias en la TR.

El barrido bidimensional se puede realizar utilizando múltiples técnicas. En esta tesis se proponen tres técnicas de exploración: el primer método es un barrido mediante una franja luminosa (o línea) basado en la patente (*Roberts*, '03) pero con algunas diferencias de procedimiento puesto que se ha enriquecido con los métodos descritos de enfoque, ecualización y localización de fibras; el segundo método está basado en el trabajo de (*Dujon, G. et al.*, '94) utilizando la técnica de codificación de espacios con códigos binarios al cual se le ha incorporado algunas mejoras sustanciales con las que se mejora notablemente la velocidad de procesamiento y el número de imágenes requeridas; finalmente se propone otra alternativa de codificación de espacios utilizando el código Gray para minimizar los errores.

Las imágenes patrones que se utilizan en todos estos procedimientos tienen como característica común que están formadas por franjas de alto contraste (blancas y negras) y cuya orientación depende de la dimensión que se quiera explorar. Las imágenes son proyectadas desde la pantalla de calibración en un orden determinado y para cada cambio de patrón se almacenará la imagen resultante en el sensor.

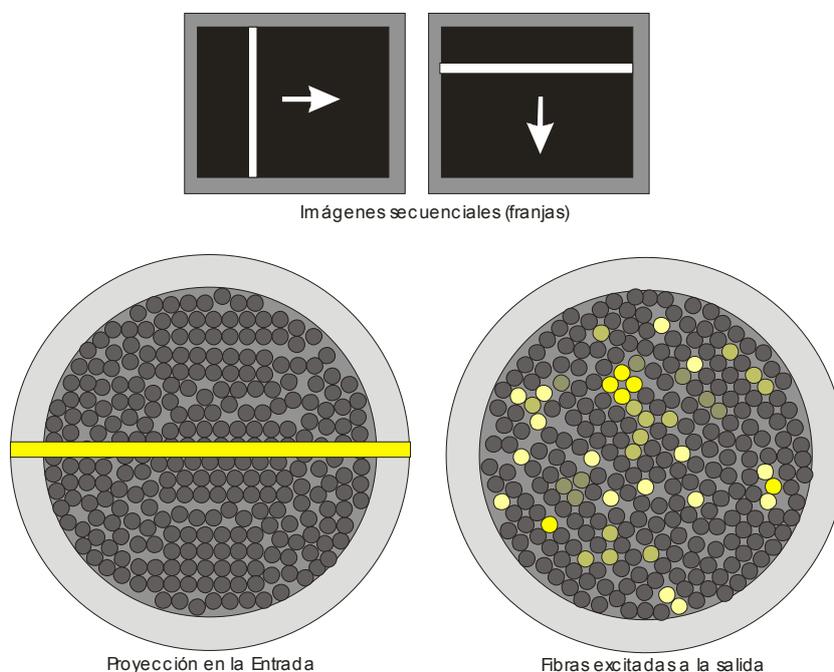
La técnica de exploración elegida condicionará tanto los métodos de cálculo de la TR como los de depuración de los resultados inicialmente obtenidos. Sin embargo, durante el procedimiento de cálculo de la TR hay que diferenciar al menos tres estados posibles que pueden alcanzar las fibras. Estos casos son generales e independientes del método que se utilice para la calibración. El primero se refiere a las fibras que están apagadas porque no reciben la suficiente luz. El segundo caso es típico de aquellas fibras bien iluminadas donde la luz

recibida cubre un alto porcentaje del núcleo en la entrada. El último caso se refiere a aquellas fibras pobremente iluminadas o cuya función de transferencia atenúa mucho la transmisión.

A continuación analizaremos en detalle cada una de las diferentes propuestas de barrido así como el procedimiento de cálculo de la TR.

#### 4.6.1 BARRIDO BIDIMENSIONAL MEDIANTE FRANJAS LUMINOSAS

En este método se proyectan sobre la entrada del IOFB imágenes patrón constituidas por una única franja blanca de un determinado ancho y orientación sobre un fondo oscuro. Dicha franja recorre la cara de entrada del mazo, primero en dirección horizontal y posteriormente en dirección vertical (Figura 4.16). En cada paso del barrido, el número de fibras que se iluminan (o modifican su iluminación) en la salida depende del grado de solapamiento entre la franja proyectada y las fibras de la entrada, así como de la función de transferencia de cada fibra en particular. Nótese que las fibras en la salida pueden poseer diferentes estados de excitación.



**Figura 4.16 Patrón de franja afectando la entrada y la salida del IOFB.**

En cada paso del barrido, las imágenes captadas por el sensor son almacenadas y nombradas teniendo en cuenta la secuencia y la dimensión de barrido (horizontal y vertical). Por medio de estas imágenes es posible formular una relación de correspondencia entre cualquier posición de la franja en la entrada (número de la posición de fila/columna), y cualquier localización de fibra de la salida referida al sensor que ha sido suficientemente excitada<sup>§</sup>.

El ancho  $w$  de una línea de barrido debe satisfacer la condición siguiente<sup>\*\*</sup>:

<sup>§</sup> Posiciones localizadas mediante FDDT ya registradas en la LUT

<sup>\*\*</sup> Consideramos el área del núcleo típico en mazos de imágenes es entre un 75 y 80% del tamaño nominal de fibra.

$$d_{\text{fib}} \geq w \geq w_{\text{min}} \quad [4.19]$$

donde  $d_{\text{fib}}$  es el diámetro nominal para una fibra y  $w_{\text{min}}$  se refiere al menor ancho de la franja que garantice suficiente energía de excitación sobre una fibra estándar de manera que el sensor pueda registrar algún cambio importante de estado. Este rango de trabajo garantiza que la representación de una fibra iluminada en el sensor se pueda diferenciar del fondo y a la vez mantenga dicho estado solamente en muy pocas posiciones contiguas de la franja. Un ancho de línea mayor que  $d_{\text{fib}}$  no garantiza una mayor excitación dado que la radiancia  $R_i$  que una fibra puede emitir depende directamente del grado de superposición de la proyección de la franja sobre la fibra, más que de su ancho total. Esto es:

$$R_i \Leftrightarrow A_{\text{fib}_i} \cap W_{f_k} \quad [4.20]$$

donde  $A_{\text{fib}_i}$  representa el área de la fibra y  $W_{f_k}$  es el área de impacto de la franja proyectada en la fibra para un ancho determinado en el paso  $k$ . Algunas situaciones posibles se representan en la Figura 4.17. Cada porción de fibra expuesta a una franja es representada por un tono de gris denotando el nivel de energía que puede ser transmitida en toda la fibra a cada paso. Cuando una franja es muy estrecha, el sensor registra una baja excitación o simplemente ninguna (Figura 4.17 a). En la Figura 4.17 b, se usa un paso intermedio con un ancho de franja ligeramente superior a la mitad del diámetro de una fibra. En este caso se logra excitar con más energía a las fibras pero pueden producirse diferentes grados de excitación en las mismas. El último caso mostrado (Figura 4.17.c) es similar al segundo, pero para un ancho de la franja igual al diámetro de las fibras. En este ejemplo, la energía en las fibras es mayor y el número de pasos de barrido se reduce. Sin embargo, en estas dos últimas situaciones es probable que en más de una posición de la franja las fibras reciban una excitación similar, por lo que se pueden producir situaciones ambiguas a la hora de conformar la TR. En la Figura 4.17.c se representa esta situación (señalada por un círculo) donde una misma fibra es impactada con igual energía desde dos posiciones contiguas por lo que habría que decidir qué posición es la idónea en esta dimensión de barrido.

Estos ejemplos demuestran que se pueden producir ambigüedades en la TR y es difícil predecir de forma analítica qué ancho de franja minimiza dichas redundancias debido a la distribución no regular de las fibras en el IOFB. No obstante sabemos que el límite superior lo impone la geometría de la fibra (su diámetro) por lo que el ancho de la franja no debe superar este valor. Además, un ancho de franja demasiado pequeño no solo afecta a la energía con que se excitan a las fibras, sino también se podría incrementar el número de transiciones iguales en las fibras al existir diferentes posiciones de la franja.

Si la franja proyectada tiene una anchura ligeramente menor al diámetro de una fibra, se producirán con más probabilidad diferentes grados de excitación en cada fibra. Estos niveles de excitación permiten distinguir en qué posición de la franja se cubre mejor el núcleo de una fibra, siempre que sean diferentes entre sí (menor redundancia). Es por ello que en la práctica

es recomendable que el ancho de la franja proyectada sea aproximadamente  $\frac{3}{4}$  el diámetro de la fibra aunque esto no garantiza la eliminación de las redundancias en las TR.

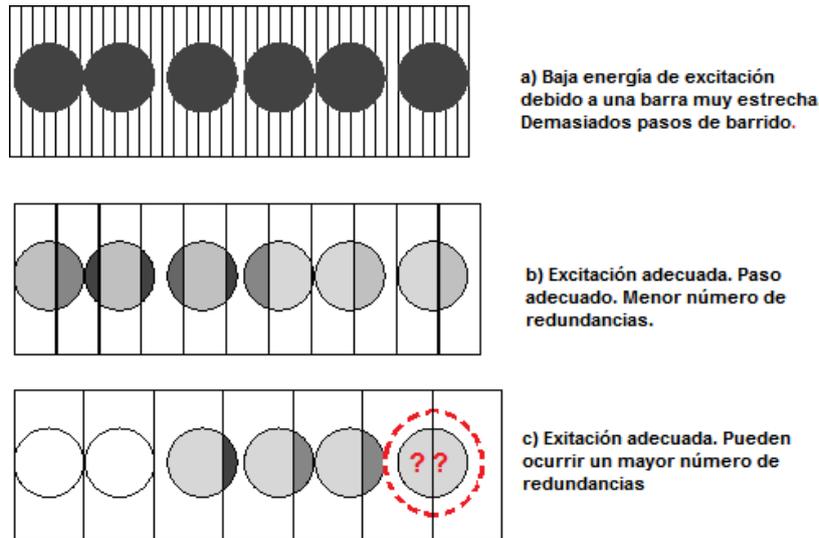


Figura 4.17 Efecto del ancho de la línea en la energía de las fibras durante el barrido.

La Figura 4.18 muestra un ejemplo donde se representan diferentes celdas de un hipotético espacio de barrido (rejilla imaginaria). Cada celda representa, para este tipo de barrido, el área de superposición de las franjas horizontales y verticales. Cada cuadrícula tiene una longitud igual al diámetro de la fibra (véase caso de la fibra 1). En dependencia del área que ocupa cada celda sobre las fibras, se ha representado una asignación hipotética de coordenadas utilizando colores iguales a la fibra asociada (Figura 4.18. a y b).

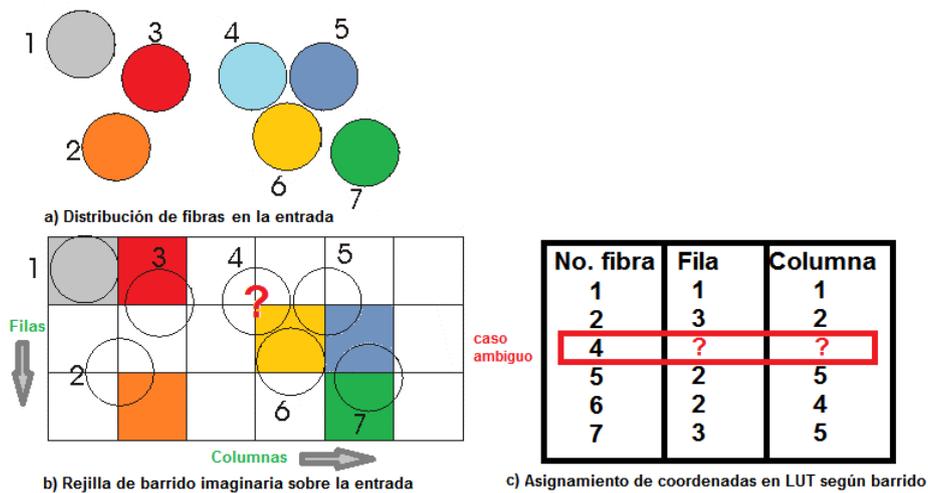


Figura 4.18 Asignación de las coordenadas de entrada según un determinado espacio de barrido.

Como se puede apreciar existen casos donde una fibra ocupa varias celdas (Figura 4.18. b). La asignación celda-fibra consiste en elegir la celda aledaña de cada fibra, que provoque el mejor nivel de excitación y sea la mejor candidata respecto a cualquier otra. Por ejemplo la fibra No. 6 en la celda (2,4) ocupa más área que sus competidoras marcadas como 4 y 5, siendo entonces la mejor candidata. Como la exploración que se analiza es por franjas, se puede comprobar

que una franja horizontal situada en la segunda fila y otra vertical en la cuarta columna son las mejores posiciones de excitación de la fibra 6 para cada dimensión. Esto es así pues ambas franjas logran ocupar más área en la fibra 6 que en la 4 o la 5. Es por ello que a dicha fibra se le asigna la coordenada de celda (2,4).

El peor caso de decisión ocurre cuando una fibra “compite” con otras en igualdad de condiciones por una misma celda. Por ejemplo, la fibra No. 4 podría competir con la No. 5 por la celda (1,4). Esto es un posible caso de redundancia y es un problema para el que mostraremos posteriormente una solución, lo que demuestra la necesidad de que la TR debe ser depurada y verificada una vez que esté construida.

Es necesario hacer notar que la energía máxima alcanzada por una fibra en los barridos horizontal y vertical puede ser notablemente diferente. Para comprender esto fijémonos en la fibra señalada como 7. Una franja vertical en la quinta columna impacta sobre la fibra en casi el 90 % de su área; sin embargo, una franja horizontal superpuesta en la fila 3, solo logra ocupar aproximadamente el 60 % del área. En este ejemplo, éstas son las mejores posiciones de excitación para cada dimensión. Sin embargo, cada una de estas franjas produce niveles de excitación diferentes en dicha fibra. Esta situación debe tenerse en cuenta en la construcción de la TR y en el proceso de depuración para verificar las redundancias.

### **CÁLCULO DE LA TR PARA UN BARRIDO CON FRANJAS**

Una vez realizado el barrido se dispone de un determinado número de imágenes captadas por el sensor donde se reflejan los cambios de intensidad que han sufrido las fibras durante la exploración. Esta información hay que extraerla y procesarla para completar la TR con la información de la posición aproximada que ocupa cada fibra en la entrada (posición de la celda más probable  $(R(i), C(i))$ ). Cada imagen se obtuvo para una posición específica de la franja. Por tanto, para completar los registros de la TR, se deben analizar dichas imágenes siguiendo el mismo orden de captura para cada dimensión de barrido (horizontal y vertical). De esta manera se puede evaluar la evolución de los diferentes niveles de excitación de las fibras.

Como se conocen de antemano las posiciones de las fibras en las imágenes, entonces, se pueden verificar con facilidad los niveles de intensidad alcanzados por ellas en cada caso. Esto se hace calculando el nivel de gris promedio en la vecindad de cada centroide (o su mediana). Estos niveles de intensidad se calculan utilizando una ventana de  $3 \times 3$  píxeles centrada en  $(r(i), c(i))$ , y deben estar afectados por el factor  $\alpha_i$  propio de la fibra

Para cada imagen del barrido se verifica el estado de todas las fibras con el objetivo de encontrar en cuáles ha cambiado su grado de excitación a un nivel superior; es decir, al de una fibra más iluminada. Cuando esta situación ocurre, se considera que la posición de la franja (asociada a una imagen) es más óptima que la registrada con anterioridad. Dado el caso, debe actualizarse los valores de  $R(i)$  o de  $C(i)$  en la TR según la dimensión que se esté analizando. Aquellas fibras que no aumenten su grado de excitación en una imagen determinada no provocarán cambios en sus registros de la TR. Este procedimiento se realiza primero para las

imágenes de una dimensión de barrido y luego para la otra. De esta forma la TR se va actualizando paulatinamente hasta que todas las imágenes hayan sido verificadas.

Como la información concerniente al nivel de excitación de las fibras puede cambiar a lo largo del análisis, se introducen dos columnas temporales en la TR para facilitar esta operación. En dichas columnas se almacenarán los mayores niveles de excitación alcanzados por cada fibra con anterioridad y en una dimensión específica. Esto permite comparar el estado actual de una fibra con cualquier estado anterior que se haya considerado como favorable. Una vez concluidas las operaciones de calibración, estas columnas temporales se eliminan pues no se requieren en el proceso de formación de imágenes.

Terminada la etapa de análisis anterior, se procede a depurar los resultados obtenidos en la TR. En esta fase se verifican los resultados y la singularidad de los registros obtenidos. Se deben verificar dos situaciones fundamentales: la existencia de fibras a las que no se les pudo asignar una posición de celda y la existencia de fibras con coordenadas de entrada idénticas (redundancia de celdas). La primera situación puede ocurrir por un mal ajuste del área de barrido o cuando se producen falsas detecciones de fibras en la imagen del mazo. El primer caso siempre se puede evitar si se garantiza un buen encuadre entre las imágenes patrones y la entrada del mazo. La segunda causa se corrige fácilmente cuando se ha culminado la construcción de la TR. Aquellos registros donde al menos exista un valor nulo (no asignado) en las posiciones de entrada  $R(i)$  o  $C(j)$ , serán eliminados pues se considera que dichos registros no pertenecen a ninguna fibra real.

El mayor problema reside en los registros con coordenadas de celda duplicados los cuales deben ser detectados para intentar corregir las posiciones asignadas hacia otras no asignadas en la TR pero que pertenezcan al espacio de barrido. De no corregirse esta situación en el proceso de formación de la imagen primitiva, la información procedente de varias fibras podría sobrescribirse en un mismo píxel.

El procedimiento parte de detectar los casos redundantes. Posteriormente, por cada celda en disputa, se ordenan los registros involucrados en función de los niveles de excitación promedios alcanzados tanto en el barrido vertical como en el horizontal. Estos niveles de excitación están almacenados en las columnas temporales que se insertaron en la TR. La solución es mantener inalterable en la TR el mejor de los registros en disputa. Esta elección garantiza que dicha celda sólo se asociará a la fibra, en la salida, que mejor respuesta manifieste para dicha posición de entrada. El resto de las redundancias se deben reasignar a las mejores posiciones, entre las vacías, que pertenezcan a la vecindad de la posición en disputa. Estas nuevas posiciones de entrada deben cumplir con:

- ❖ No debe estar en disputa con ningún otro registro de la TR.
- ❖ En dicha posición, la fibra debe alcanzar el mejor nivel posible de excitación en ambas dimensiones.

Esta última condición impone un análisis de cómo se comportó la fibra para un rango de barrido que incluya a la posición calculada. Esto significa que se deben analizar el comportamiento de las fibras en las posiciones anterior, posterior y actual de cada dimensión de barrido. Por ejemplo, si la celda (100,50) es redundante las posiciones se deben permutar a cualquier otra que se encuentra entre las filas 99 y la 101 y las columnas 49 y 51 pero que cumpla con las dos condiciones arriba mencionadas.

En el ejemplo mostrado en la Figura 4.19. se ha representado una imagen blanca para resaltar la existencia de múltiples regiones vacías. Esto se debe fundamentalmente a la distribución no uniforme de las fibras, los espacios intersticiales existentes, y a errores de la calibración (redundancias). Estas regiones no serán extensas siempre y cuando el paso de calibración y el ancho de la franja sean elegidos correctamente. La Figura 4.19. también muestra la mejora que se experimenta en una imagen primitiva cuando se aplica el procedimiento de depuración de la TR. Se puede comprobar que el número de regiones vacías ha disminuido notablemente lo cual permitirá obtener imágenes con mejor calidad. No obstante, para reconstruir completamente una imagen cualquiera se requiere interpolar la información en las regiones vacías para lograr un resultado adecuado, cuestión que analizaremos en posteriores capítulos.

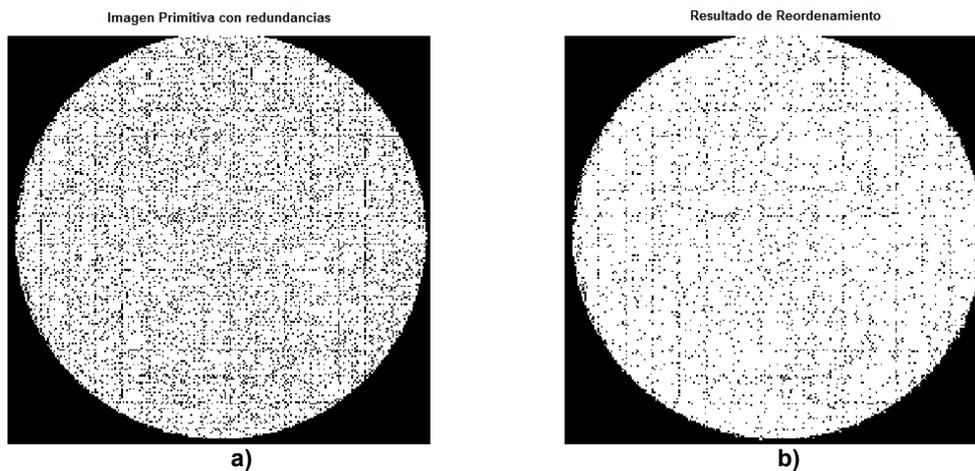


Figura 4.19.

a) Imagen primitiva con redundancias obtenida para una imagen blanca. b) Imagen primitiva que muestran el resultado de la depuración de la TR.

Una vez superadas las fases concernientes al barrido y a la creación de la TR es posible la creación de cualquier imagen primitiva (Figura 4.19 ). Para realizar esta operación basta tomar la información de nivel de gris promedio (intensidad) presente en cada fibra y trasladarla a la posición de celda calculada. La intensidad de cada píxel debe estar afectada por los parámetros de ecualización. Siguiendo este procedimiento obtenemos una reproducción de la imagen en la entrada con un número de puntos igual al número de registros (fibras detectadas y asociadas). Como la sección del mazo en ambos extremos es redonda, la imagen conformada también lo será. La Figura 4.21 muestra un diagrama del método propuesto para el cálculo de la TR y que resume todo lo anteriormente dicho. En capítulos posteriores se analizarán algunos resultados referentes al tiempo de procesamiento, la influencia del proceso de verificación de la TR, calidad de reconstrucción, etc.

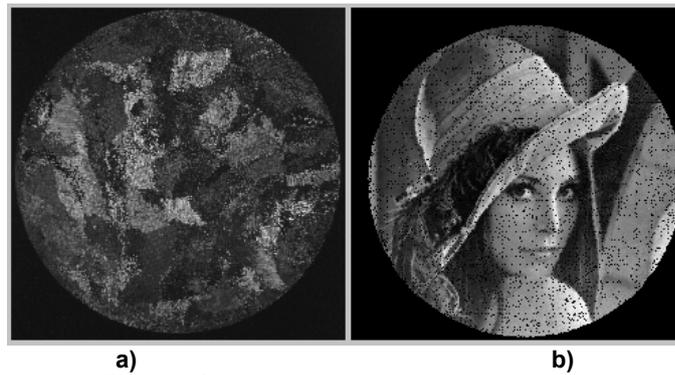


Figura 4.20. Formación de una imagen primitiva real obtenida por el reordenamiento de la información extraída de las fibras y la ecualización de sus niveles de excitación. a) Imagen original. b) Imagen primitiva.

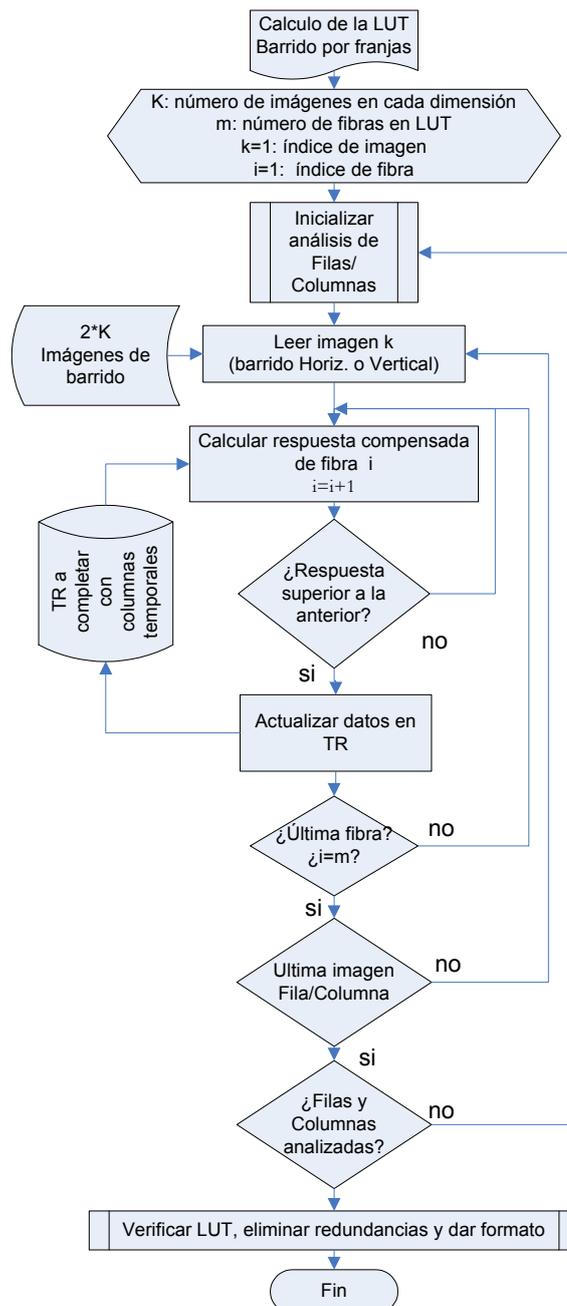


Figura 4.21 Procedimiento de cálculo de la TR (barrido de franjas).

#### 4.6.2 BARRIDO BIDIMENSIONAL MEDIANTE CODIFICACIÓN DE ESPACIOS BINARIA

La técnica de codificación de espacios es muy empleada en la reconstrucción de entornos en 3D utilizando luz estructurada (*Inokuchi et al.*, '84; *Salvi et al.*, '04). Dicha técnica fue aprovechada para la calibración de un sistema de visión basado en IOFB en la patente (*Dujon, G. et al.*, '94) analizada en el estado del arte. La codificación de espacios, en este caso, permite excitar selectivamente las celdas de la rejilla utilizando códigos binarios como base para generar múltiples imágenes patrones (codificación temporal).

Las imágenes patrón están formadas por múltiples franjas blancas y negras, cuyo ancho y posición está determinada por un código binario. Estas franjas serán, al igual que en el método anterior, horizontales y verticales en función de la dimensión que se quiera explorar. En (*Dujon, G. et al.*, '94) se utilizó un código binario ponderado. Las imágenes patrón se generan subdividiendo progresivamente el área de escaneo en barras de ancho igual a la mitad de su estado anterior y en dos dimensiones, es decir, primero con barras verticales y luego horizontales por lo que el barrido sigue siendo bidimensional (Figura 4.22).

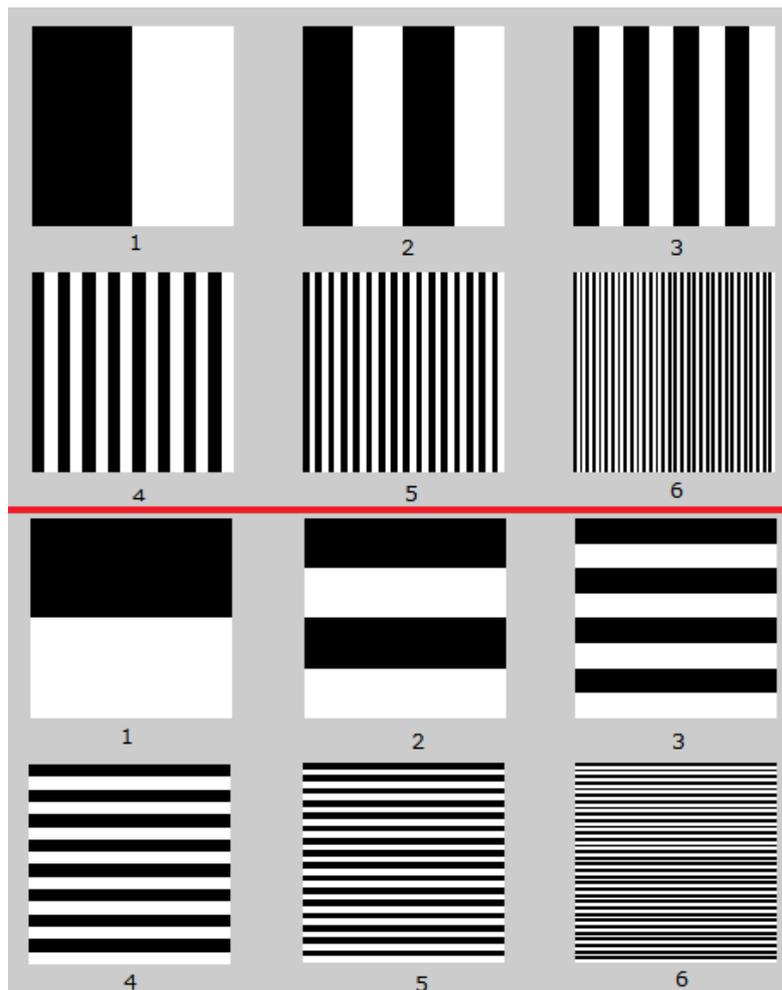


Figura 4.22. Imágenes patrones utilizada en (*Dujon, G. et al.*, '94).

Los diferentes niveles de excitación que experimentan las fibras en el transcurso del barrido, así como el orden de ocurrencia de estos estados, estarán condicionados por un código binario base de determinada longitud. Esto provoca que cada celda de la rejilla imaginaria, se ilumine según una combinación única (código) y por tanto cada fibra asociada a ella cambiará sus estados de una manera única durante todo el barrido.

Proyectando los patrones en el orden adecuado se está codificando la excitación que recibe cada celda en la entrada. Si se tiene en cuenta la forma en que van respondiendo cada una de las fibras en la salida frente a cada imagen patrón, se pueden formar dos códigos binarios por cada fibra que indican las posiciones de fila y columna que ocupa la celda en la entrada. Para formar los códigos se considera que una fibra iluminada equivale al peso 1 y si está apagada al valor 0. De esta manera se puede establecer la relación entrada - salida que se debe registrar en la TR.

La Figura 4.23 representa un espacio codificado utilizando un código binario ponderado de 8 bits conteniendo 256x256 celdas. El efecto que produce cada imagen patrón sobre una fibra es vinculado a un bit del código binario de posición de la celda.

	0	Columna 1	Columna 2	Columna 3	.....	Columna 255	256
0							
Fila 1		Fil: 00000001 Col: 00000001	Fil: 00000001 Col: 00000010	Fil: 00000001 Col: 00000011	.....	Fil: 00000001 Col: 00000011	
Fila 2		Fil: 00000010 Col: 00000001	Fil: 00000010 Col: 00000010	Fil: 00000010 Col: 00000011	.....	Fil: 00000001 Col: 00000011	
.....		.....	.....	.....	.....	.....	
Fila 255		Fil: 11111110 Col: 00000001	Fil: 11111110 Col: 00000010	Fil: 11111110 Col: 00000011	.....	Fil: 11111110 Col: 11111110	
256							

Figura 4.23 Representación del espacio de barrido para una codificación binaria.

Tomemos como ejemplo la celda representada en rojo (Fila 1 y Columna 2). Si alguna fibra de las consideradas en la TR se ilumina solamente con las imágenes 2 y 1, durante la secuencia de barrido horizontal y vertical respectivamente, entonces dicha fibra en la entrada pertenece con gran probabilidad a la celda (1,2) que se encuentra en ese espacio en la entrada. Esto es así porque durante el barrido horizontal solamente se iluminó la fibra con la segunda imagen, entonces, solamente el segundo bit de la posición horizontal (columnas) valdrá 1 y el resto será cero (00000010). Esta combinación corresponde en decimal al número 2.

De forma análoga resulta en la dimensión vertical donde sólo se iluminará dicha fibra con la primera imagen. Por tanto, solamente el primer bit del código de posición vertical (filas) vale 1 y el resto será cero (00000001), correspondiendo en decimal al número 1. Es necesario decir que el código binario donde todos los bits valen 0 o 1 no se puede asociar a ninguna fibra por carecer de sentido real y han sido representados en gris oscuro.

Una diferencia importante respecto al método de barrido por franjas radica en que se requiere un número muy inferior de imágenes. El número de imágenes requeridas depende del número de fibras máximo ( $n_{fib_{max}}$ ) que pueden disponerse en cada dimensión, lo cual es igual al número de celdas a codificar por una dimensión. Con esta técnica se utilizan sólo  $2 \log_2(n_{fib_{max}})$  imágenes. Para un mazo cuyo diámetro equivale aproximadamente a 256 fibras, entonces, se requiere un total de 16 imágenes codificadas en total, 8 por la dimensión horizontal, y 8 por la vertical. Sin embargo, esta técnica posee un inconveniente; las fibras que se encuentran en los límites de transición de blanco a negro y viceversa pueden introducir errores a la hora de decidir su estado de excitación.

Esto puede acarrear un sinnúmero de errores en la decisión de las posiciones de celda siendo la principal razón por la que en esta tesis se diseñaron otras alternativas debido a la tendencia a generar muchos valores de posición atípicos (*outliers*) por errores en la deducción de los códigos. En lo que sigue analizaremos dos nuevas técnicas que se proponen para mejorar los resultados de calibración.

### **CALIBRACIÓN POR CODIFICACIÓN DE ESPACIOS BINARIA DIFERENCIAL (CEBD)**

Una vez conocidas las características del método de barrido empleado en (Dujon, G. et al., '94) proponemos una primera alternativa que trate de minimizar los problemas ya comentados. El método, al que llamaremos Codificación de Espacios Binaria Diferencial (CEBD), realiza un tratamiento diferencial de las imágenes que se capturan con el inconveniente de que el número de imágenes se duplica aunque esto no implica un incremento excesivo del número de imágenes a procesar. El tratamiento diferencial de las imágenes radica en capturar para cada imagen patrón, otra imagen correspondiente a la imagen patrón invertida (Figura 4.24).

Esto se hace así para asegurarnos de que una fibra que se ilumine con una primera imagen patrón, se apague con su invertida. Si una fibra mantiene ligeramente su excitación frente a ambos patrones, se le considera apagada y que no ha sufrido un cambio de estado apreciable. Otro cambio que se introduce radica en la última imagen de la secuencia asociada al bit menos significativo del código. Estas imágenes formadas por franjas de color alternado son las más finas de la secuencia y representan una frecuencia de cambio mayor respecto al resto de las imágenes. Por tanto es probable que la resolución óptica del sistema se vea comprometida y no resulte la adecuada para esta representación sobre el IOFB. En ese caso si la resolución no es la adecuada el sistema óptico puede proyectar sobre el IOFB un tono de gris y no una imagen de franjas por lo que se ve afectado el proceso de decodificación en el bit menos significativo del código. Por esta razón, se ha optado por que la imagen patrón correspondiente

al bit menos significativo de cada dimensión, sea subdivida en dos imágenes (con sus respectivas imágenes diferenciales) para que de esta manera el sistema sea más resolutivo (Véase Figura 4.24 y Figura 4.25).

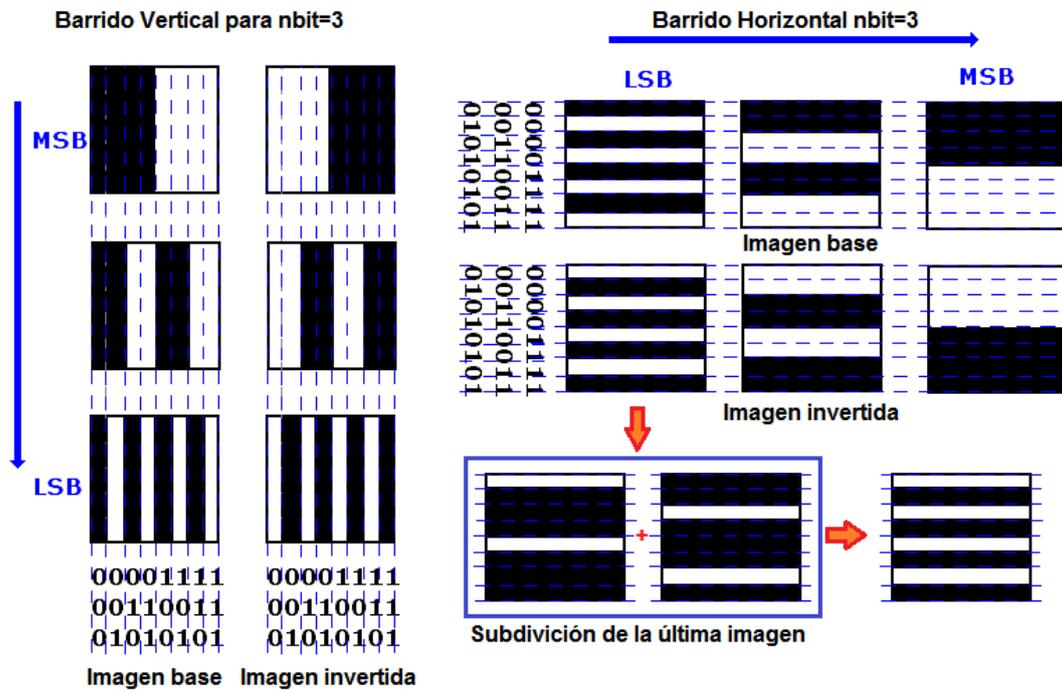


Figura 4.24. Patrones para el barrido CCEBD con  $nbit=3$ . Nótese que la última imagen de cada dimensión puede ser subdividida en dos imágenes para mejorar la resolución.

De lo anterior se puede deducir que si en el método (Dujon, G. et al., '94) se requerían 16 imágenes para las dos dimensiones, ahora se requerirán 36, de ellas 9 pares complementarios por cada dimensión ( $18 + 18 = 36$  imágenes).

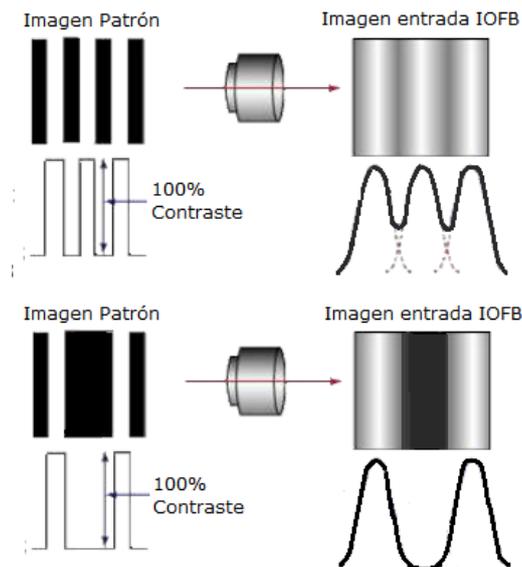


Figura 4.25. La subdivisión de la imagen patrón LSB permite una mejor resolución de la óptica.

El proceso de construcción de la TR es similar al método de calibración por franjas siendo iguales las estructuras de las tablas. Para el completado de la TR, se cargan en memoria las imágenes obtenidas en el sensor, según su secuencia de aparición, y se realiza una resta absoluta de cada par de imágenes diferenciales.

Por cada imagen resultante se verifican los estados de las fibras localizadas. De esta manera se puede “construir” el código de posición correspondiente en la TR (de fila o columna según la dimensión que se analice). Para determinar el estado de una fibra en cada una de las imágenes resultantes se requiere calcular el nivel de gris promedio en el centro de la fibra localizada. Entonces:

- ❖ Si el nivel de gris promedio supera un valor umbral (mayor que cero) se considera que la fibra estaba “iluminada”. Esto se relaciona a un valor lógico 1 en el bit del código de posición. La posición de bit que se corrige se corresponde con el orden de aparición de la imagen analizada.
- ❖ Si no supera el umbral mencionado se considerará “apagada”. Esto corresponde a un valor lógico 0 en el bit del código de posición que corresponda.

Como se puede deducir de lo anterior, para la formación de los valores numéricos  $R_i/C_i$ , se verifican los estados reales de cada fibra (encendido-1/apagado-0) en todas las imágenes. Para cada estado y respetando el orden de su ocurrencia, se obtiene el código binario correspondiente a la posición de fila o columna. Una vez completado el análisis de todas las fibras y todas las imágenes el resultado es una TR preliminar.

Esta tabla hay que depurarla verificando la posible ocurrencia de registros duplicados, vacíos, o que resultan valores atípicos (outliers). Esto se debe fundamentalmente a una mala correspondencia del área de barrido sobre la entrada del mazo, o a errores en la decisión de los estados de las fibras que afectan a algún bit en la construcción de los valores de posición  $R_i/C_i$ . Este problema será analizado posteriormente en éste capítulo.

El tiempo de construcción de la TR es muy bajo dado que se requieren pocas imágenes para el análisis. Nótese que en el caso de utilizarse 36 imágenes (8 bits), tras el primer paso, su número se reduce a 18 debido a la operación de resta absoluta que está implícita.

El código binario ponderado es conocido por no conservar la misma distancia de Hamming entre código y código. Esto es un gran inconveniente porque una simple interpretación errónea de un estado de fibra puede desplazar la posición decodificada de fila ó columna a otra ciertamente distante de la verdadera por lo que el análisis de redundancias puede resultar una tarea ardua y compleja. Por esta razón se propone también otro tipo de codificación que garantice un mínimo error entre las posiciones calculadas.

**CALIBRACIÓN POR CODIFICACIÓN DE ESPACIOS BINARIA DIFERENCIAL POR CÓDIGO GRAY (CEBDG)**

El código binario reflejado o código Gray, nombrado así en honor del investigador Frank Gray, es un sistema de numeración binario en el que dos valores sucesivos difieren solamente en uno de sus dígitos siendo ésta su principal característica. El código Gray no es ponderado ni es un código aritmético; esto es, no hay pesos específicos asignados a las posiciones de los bits como ocurre en el binario ponderado. La Figura 4.26 representa una lista del código Gray de cuatro bits para números decimales entre el 0 y el 15. Por ejemplo del decimal 3 al 4, el código Gray cambia de 0010 a 0110, mientras que el binario cambió de 0011 a 0100, un cambio de tres bits. Esta característica permitiría solucionar con relativa facilidad la ocurrencia de registros duplicados en la TR.

Otra ventaja del código Gray radica en que las transiciones 1 a 0 y de 0 a 1 (especialmente en el bit menos significativo) se realizan con una frecuencia más baja que la que se experimenta con un código binario ponderado. Esto evita tener que subdividir las imágenes que corresponden al dígito menos significativo como ocurría en el método anterior para garantizar una resolución mejor.

Decimal	Binario	b <sub>0</sub>	Gray	b <sub>0</sub>	Decimal	Binario	b <sub>0</sub>	Gray	b <sub>0</sub>
0	0000	0	0000	0	8	1000	0	1100	0
1	0001	1	0001	1	9	1001	1	1101	1
2	0010	0	0011	1	10	1010	0	1111	1
3	0011	1	0010	0	11	1011	1	1110	0
4	0100	0	0110	0	12	1100	0	1010	0
5	0101	1	0111	1	13	1101	1	1011	1
6	0110	0	0101	0	14	1110	0	1001	0
7	0111	1	0100	1	15	1111	1	1000	0

**Figura 4.26. Diferencias entre el código Gray y el binario para 16 combinaciones posibles. b<sub>0</sub> representa el primer bit de cada representación binaria. Nótese el cambio de frecuencia en cada código para b<sub>0</sub>.**

Al igual que en CEBD se optó por dar un tratamiento diferencial a las imágenes patrones, por lo que para obtener las coordenadas asociadas a una fibra se debe hacer un análisis similar. Es decir, se verifica para cada fibra su respuesta frente a cada imagen y de esta forma se construye el código binario que asociaremos a una fila o columna, según corresponda.

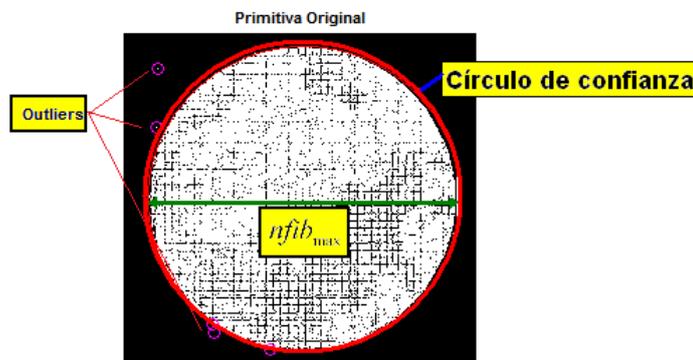
La forma de construir los códigos de posición es muy similar al método descrito para CEBD por lo que se omite su explicación. Las principales diferencias están dadas en que, en CEBDG no

se requiere subdividir la imagen correspondiente al bit menos significativo y en la forma de convertir a decimal los códigos formados durante la construcción de la TR.

### **DEPURACIÓN DE LA TR EN LOS MÉTODOS CEBD Y CEBDG**

Una vez construida la TR preliminar se procede a depurar aquellos registros que no tienen ningún sentido físico (outliers) y a corregir las redundancias que se han registrado. Esta metodología es común en los métodos CEBD y CEBDG aunque con pequeñas diferencias.

Los registros que pueden ser atípicos se deben fundamentalmente a falsas detecciones de las fibras y su número es generalmente muy bajo o inexistente cuando la calibración ha sido realizada con un buen enfoque y encuadre entre el mazo y el monitor de calibración. Cada coordenada resultante en la TR debe cumplir un modelo físico que sea coherente con la realidad puesto que ninguna fibra se encuentra en la entrada fuera del límite físico que impone la forma del mazo. Por esta razón cada píxel de la primitiva se tiene que encontrar inscrito en una circunferencia cuyo centro  $(u_0, v_0)$  es el centro de masa de todas las posiciones de celdas calculadas. Por tanto todos los valores que se consideran atípicos deben ser eliminados de la TR preliminar. La distancia límite (círculo de confianza) tiene una relación directa con el número máximo de fibras consideradas en el barrido, tal que  $nfib_{max} \approx 2\sqrt{(u - u_0)^2 + (v - v_0)^2}$ .



**Figura 4.27. Posiciones de confianza y valores atípicos (outliers) en una primitiva.**

Para el análisis de las coordenadas de celdas redundantes se procede, en primer lugar, a localizarlas en la TR para posteriormente encontrar cuál es “el mejor” de los registros que entran en conflicto. Para localizarlos de forma más sencilla, se ordenan los registros de la TR por posiciones de celdas. De esta manera, los registros redundantes quedarán agrupados y será más fácil su tratamiento. Cada grupo de registros se analiza por separado.

Para cada grupo en conflicto, se elige “el mejor” registro. Esto es, el que más se acerque a una condición ideal y como consecuencia se le mantendrá inalterable en la TR. El resto se deben reubicar en celdas vecinas vacías que no se hayan considerado en la TR (si la hay). Si algún registro no se puede reasignar entonces es desechado de la TR. Un procedimiento similar se realizaba en el método de barrido por franjas modificado expuesto en este capítulo. Sin embargo en CEBD y CEBDG, la información que hay que valorar para elegir el mejor registro

de un grupo, no radica en el nivel de gris promedio alcanzado por cada fibra y en las dos dimensiones. En este caso hay que volver a analizar, para cada fibra, la evolución de todos los niveles grises registrados frente a cada imagen patrón.

El “mejor registro” de un grupo que disputa una misma celda, es aquel que más se aproxima a una condición ideal. Ahora bien, ¿Cuál es? La condición ideal es que cada vez que una fibra se considera “iluminada” como respuesta a una imagen patrón, ésta debe haberse representado en el sensor exhibiendo un nivel de excitación máximo. Si en la fibra siempre ocurre esto, entonces quiere decir que cada franja que la excitó, lo hizo con una máxima superposición sobre su núcleo en la entrada. Normalmente esto no es real; una fibra se ilumina, más o menos, dependiendo del grado de superposición de la franja sobre su núcleo.

Sin embargo, si se tiene en cuenta la secuencia de niveles de gris ideal y lo comparamos con la secuencia real, se tendrá una idea de cuánto se parece el resultado obtenido a lo buscado. Dicho de otra forma, la condición ideal sirve de referencia para comparar entre sí los distintos registros de un grupo en disputa y definir cuál es el mejor candidato para esa celda.

Conociendo cuál es el máximo nivel de gris medido ( $gi_{\max}$ ) que ha alcanzado cada fibra en todo barrido se puede construir un array de números patrón o cadena patrón mediante:

$$Cp \rightarrow [b_{n-1} \cdot gi_{\max}, \dots, b_2 \cdot gi_{\max}, b_1 \cdot gi_{\max}, b_0 \cdot gi_{\max}]$$

donde:

$$b_k \quad - \text{ peso que vale 1 para la fibra "iluminada" y 0 para la "apagada"} \quad [4.21]$$

$$gi_{\max} \quad - \text{ es el mayor nivel de gris que se ha registrado para la fibra } i \text{ en el sensor.}$$

$$n \quad - \text{ } n \text{ es el número de bits del código de posición}$$

Dicha representación es análoga entre filas y columnas, por lo que cada fibra tendrá un par propio de secuencias ideales. Así mismo, considerando  $gi_k$  como el nivel de gris promedio alcanzado por la fibra  $i$  en la imagen  $p = \{0,1,2,n-1\}$ , entonces, para cada registro redundante se obtiene el array:

$$Cr \rightarrow [b_{n-1} \cdot gi_{n-1}, \dots, b_2 \cdot gi_2, b_1 \cdot gi_1, b_0 \cdot gi_0] \quad [4.22]$$

Para analizar el grado de similitud entre las cadenas patrón y redundante, se calcula el error cuadrático que se genera. La raíz del error cuadrático medio por cada código respecto al patrón será:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{p=0}^{p=n-1} (b_p gi_{\max} - b_p g_p)^2}{n}} \quad [4.23]$$

De las combinaciones redundantes para una celda, se escoge la combinación de menor error y se mantendrá en la TR. Para el resto de los registros redundantes se deben reubicar en

aquellas posiciones de celdas vecinas no registradas en la TR, donde también se minimicen los errores entre las cadenas patrones  $C_p$  (de fila y columna) y  $C_r$ . Estos valores se almacenan temporalmente y se verifican de nuevo por si aparecen nuevas redundancias cuando se vuelven a comprobar todos los registros.

Si después de un número determinado de iteraciones no se solucionan todos los casos, se eliminan definitivamente de la TR puesto que pueden estar asociados a falsas detecciones de fibras y en caso de producirse su número es muy bajo respecto al resto de registros validados.

#### 4.7 CONCLUSIONES Y APORTACIONES

En este capítulo hemos mostrado todas las fases y procedimientos utilizados para la construcción de la TR. Hemos descrito los principales conceptos que atañen al problema de la calibración, la estructura de la TR, la preparación del banco de medida en la calibración incluyendo un método de localización de fibras. La localización de fibras mediante FDDT, es un método de localización de patrones circulares de radio único que permite calcular rápidamente las posiciones de las fibras del mazo de cara al sensor. Debido a su importancia es uno de los principales aspectos que se aportan en esta tesis y sirve de base a otras operaciones claves en el proceso de calibración espacial tales como: enfoque, ecualización de intensidad, formación de la TR, etc. Los resultados de esta detección son los primeros parámetros que se incluyen en la TR y se obtienen con rapidez y con gran precisión, superando, bajo nuestras condiciones a otros algoritmos conocidos basados en CHT.

Se propuso un algoritmo de enfoque necesario cuando aún el sistema no es capaz de formar imagen alguna. Esta necesidad de lograr el enfoque no ha sido reseñada en la literatura, sin embargo, nos ha permitido mejorar notablemente los resultados de la calibración pues aumenta la precisión del barrido.

La ecualización de la intensidad permite también mejorar estos resultados porque corrige la respuesta de las fibras de manera tal que sean consideradas por igual en el análisis de la TR, así como también permite corregir los efectos de las fibras y la óptica de entrada en las imágenes finales.

También se han descrito tres métodos de barrido para desarrollar la fase de calibración espacial. El primero se basa en escanear el mazo mediante la proyección de franjas de luz que recorren toda la entrada del mazo. Este método resulta sencillo pero consume mucha memoria porque para cada transición de la franja hay que almacenar la imagen y verificar el estado de cada una de las fibras del mazo. En los experimentos que hemos desarrollado para un mazo con aproximadamente 50000 fibras ha sido necesario capturar alrededor de 500 imágenes.

El segundo y tercer método utilizan la denominada técnica de codificación de espacios que permite subdividir el espacio de búsqueda mediante imágenes patrones que se generan a partir de códigos binarios y excitan cada celda del espacio de búsqueda de una manera única.

## Capítulo IV

Estos métodos requieren un número menor de imágenes y el tiempo de procesamiento es ostensiblemente menor. En el caso particular del método basado en el código Gray se logra una mejoría de los resultados debido a ciertas modificaciones que se han introducido y a las características propias del código que facilita la corrección de los resultados finales.

En próximos capítulos haremos comparativas entre los distintos métodos mostrando de forma cuantitativa y cualitativa las ventajas de uno frente a los otros.

# Capítulo V

## 5. CORRECCIÓN AUTOMÁTICA DE LA CALIBRACIÓN EN SISTEMAS DE TRANSMISIÓN DE IMÁGENES CON IOFBS

Con la calibración del sistema se pretende determinar el modelo de formación de la imagen en el sensor y la TR que permite reconstruir cualquier imagen presente en la entrada del mazo. En esta tarea se suele emplear una gran cantidad de tiempo y memoria, en aspectos tales como el encuadre y el enfoque del subsistema óptico, el barrido de imágenes, o el cálculo de la TR, entre otras. En ocasiones, estas operaciones podrían representar varias horas de trabajo incluyendo también algunas comprobaciones necesarias. Por otra parte, para realizar el procedimiento con la precisión necesaria se requiere de una infraestructura y ciertas condiciones controladas de iluminación, estabilidad mecánica, etc.

Dado un sistema ya calibrado existen algunas cuestiones que deben tenerse en cuenta, puesto que podrían afectar su comportamiento general hasta el punto de hacerlo inoperante. Por ejemplo, si se realiza cualquier cambio de la posición del mazo respecto al sensor (desajustes y movimientos mecánicos, sustitución del sensor o modificación de su óptica, etc.), las posiciones relativas de las fibras respecto al sensor se alteran siendo imprescindible reajustar la TR a las nuevas condiciones. De no ser así, la imagen formada estará codificada (desordenada) nuevamente por la distribución de las fibras. Otro ejemplo que confirma lo anterior es cuando el equipo está pensado para adaptarse a diferentes condiciones de trabajo. Podría ser necesario, en un momento determinado, realizar algún intercambio del mazo tal que el sistema de visión se adapte mejor a ciertas exigencias de la escena a explorar como podrían ser el diámetro de paso de la guía, la humedad, la temperatura que debe soportar, los requerimientos de iluminación, etc.

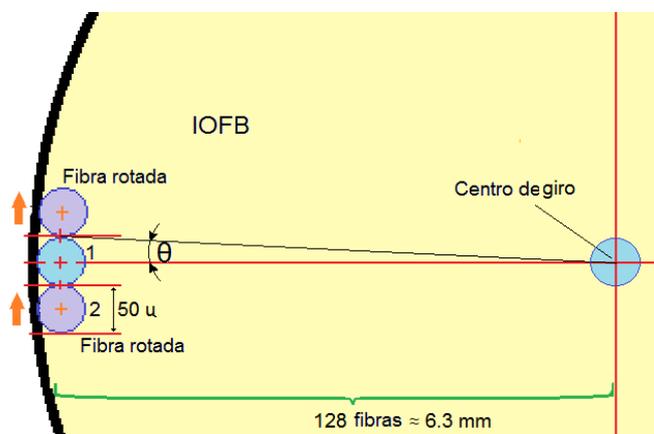
En todas estas situaciones el sistema debe ser capaz de readaptarse cuando las condiciones de trabajo son diferentes a las originalmente utilizadas durante su calibración, obligando al sistema a realizar una operación de corrección en los registros de la TR. Si el sistema fuera

capaz de hacer esta operación sin necesidad de contar para ello con un banco de calibración, dicha característica le dotaría de una gran flexibilidad.

Sabemos que cada IOFB tiene una distribución espacial única de las fibras en cada uno de sus extremos. Los cambios de las posiciones de las fibras mantienen una coherencia espacial cuando dicho mazo es por ejemplo rotado y/o trasladado respecto a una posición original de calibración. Es cierto que se podrían imponer ciertas restricciones al diseño que garanticen una rigidez suficiente al subsistema acoplador mazo-sensor tal que ésta no se altere. Sin embargo, no se puede garantizar que no sea necesario reemplazar el sensor o la óptica en un momento dado. Por esta razón en esta tesis se ha considerado importante investigar sobre dicha problemática para proponer una posible solución.

El siguiente ejemplo confirma la sensibilidad de un sistema de este tipo frente a movimientos (Figura 5.1). Imaginemos que disponemos de un mazo con 256 fibras alineadas horizontalmente. ¿Cuánto se puede girar el mazo (ángulo  $\theta$ ) en la entrada como para que el centroide de la fibra más externa abandone totalmente la antigua posición que ésta ocupaba? Si la fibra tiene  $50 \mu$  de diámetro el radio del mazo mediría aproximadamente  $6.3 \text{ mm}$ . Para que el centroide se desplace a la condición que analizamos, basta que se mueva una distancia igual al radio de la fibra, entonces, de forma aproximada podría decirse que el ángulo buscado es  $\theta \approx \arctan\left(\frac{25\mu}{6.3\mu}\right) = 0.23^\circ$ .

$$\theta \approx \arctan\left(\frac{25\mu}{6.3\mu}\right) = 0.23^\circ$$



**Figura 5.1 Ejemplo que demuestra la sensibilidad del sistema ante pequeñas rotaciones.**

Este ejemplo nos da una idea de la sensibilidad que manifiesta el sistema ante una simple rotación cercana a un cuarto de grado. Los centroides asignados mediante la etapa de localización de fibras se pueden ver movidos de las posiciones originales con las que se obtuvo la calibración. Por tanto en caso de que esto ocurra no se podrá reconstruir ninguna imagen correctamente.

En este capítulo se muestra una metodología mediante la cual se incorpora al modelo de transmisión propuesto la posibilidad de readaptarse automáticamente a diferentes condiciones de trabajo cuando se determine que es necesaria una nueva calibración. Esto se logrará

conociendo de antemano la TR del mazo y algunas características particulares de cada uno que lo distinguen de los otros y a las que denominaremos a partir de ahora como “huella”. De esta manera, el sistema tendrá la posibilidad de utilizar o remplazar cualquier IOFB sin requerir un banco de medida. De esta manera se podría utilizar prácticamente cualquier IOFB del que, en principio, se le conoce solamente su TR y su huella determinadas en un laboratorio.

La huella contiene información acerca de las áreas más distinguibles con ausencia de fibras. La distribución de estas áreas, en forma de “lagunas”, resulta única e invariante para cada IOFB; las imperfecciones en la construcción del mazo nos servirán de ayuda para que, utilizándolas como marcas fijas, permitan un cálculo rápido y preciso de la calibración espacial.

En un sistema donde estas imperfecciones estén minimizadas, por ejemplo si se ha aplicado una fusión al mazo en los extremos, se podrían utilizar marcas artificiales fuera del área útil del mazo, combinadas con algún tipo de terminación en los terminales (casquillos) que garantice un determinado grado de rigidez de su posición respecto a la del sensor. La idea consiste en, una vez conocidas la TR y la transformación geométrica que se ha producido recalculando las nuevas posiciones de las fibras y con ello corregir la TR original.

## 5.1 MODELO DE TRANSFORMACIÓN GEOMÉTRICA DE LA INTERFASE SENSOR-MAZO

La técnica que resuelve el proceso de sobreponer o hacer coincidir dos o más imágenes de la misma escena (o una sección de ella) tomadas en diferentes instantes, diferentes puntos de vista, y/o diferentes sensores es conocida en la literatura como *Correspondencia o Registro de Imágenes*. Este último término proviene del inglés *registering* y es un término ampliamente usado en la literatura técnica, aunque su significado resulte algo ambiguo para nuestro caso. Esta técnica es crucial en muchas tareas de análisis de imágenes en la que la información final depende de la combinación de varias fuentes de datos que deben ser analizadas para determinar los cambios que se han producido, para restaurarlas, rectificarlas o fusionarlas (Karsli et al., '010).

La función de transformación de una escena en otra puede ser construida estableciendo la correspondencia de determinados puntos de control. Esta correspondencia debe ser lo más exacta posible evitando *outliers* y minimizando el efecto del ruido de la imagen o la de su digitalización. Por esta razón la determinación de los puntos de control va asociada a un proceso de optimización. En general, las aplicaciones donde se pueden aplicar las técnicas de correspondencia pueden agruparse en cuatro enfoques diferentes, de acuerdo a la manera en que se realiza la adquisición de las imágenes a analizar (Zitová et al., '03):(Bornemann et al., '07)

- ❖ **Análisis multi-vista** (diferentes puntos de vista): las imágenes de la misma escena son tomadas desde diferentes posiciones, por ejemplo: en captación remota, imágenes panorámicas, imágenes estereoscópicas.

- ❖ **Análisis temporal** (tiempos diferentes): las imágenes de la misma escena son capturadas en tiempos diferentes. Por ejemplo: captación remota en la monitorización de imágenes globales de la tierra, seguimiento de movimiento, seguimiento de tumores en medicina, etc.
- ❖ **Análisis multimodal** (diferentes sensores): las imágenes de la escena son tomadas por diferentes sensores. Por ejemplo: imágenes pancromáticas e imágenes multi-espectrales.
- ❖ **Registro escena-modelo**: se analizan las imágenes de una escena y un modelo anterior de la misma. El modelo puede ser una representación como por ejemplo: mapas o modelos de elevación digital, y pueden ser utilizadas en la correspondencia de plantillas con imágenes en tiempo real, inspección de calidad y/o clasificación de objetos, etc.

Este último enfoque es el más cercano a nuestro interés, pues de antemano podemos disponer de un mapa de la distribución de fibras o de las irregularidades propias del mazo como un modelo de correspondencia. Debido a la diversidad de imágenes que se pueden hacer corresponder y a los diferentes tipos de variaciones y/o deformaciones, es imposible diseñar un método universal aplicable a todas las tareas de correspondencia. Cada método debe tener en cuenta no solo una deformación geométrica (a asumir) sino también deformaciones radiométricas, efectos del ruido, precisión requerida, etc.

En el Capítulo 3, habíamos discutido que la disposición no uniforme de las fibras en los extremos del mazo, conlleva la aparición de espacios intersticiales vacíos y espacios en forma de “lagunas”. Entonces, es lógico deducir que si se verifican cambios geométricos entre la imagen original del mazo y una imagen actual, estos cambios se experimentarán de igual manera sobre las “lagunas” dado que la rigidez con que se sostienen las fibras garantiza una coherencia de la escena que puede ser modelada como transformaciones geométricas globales. De este simple análisis se puede decir que se pueden tomar como referencia de los cambios dichas regiones vacías. Cualquier transformación geométrica que sufra el mazo respecto al sensor de calibración se puede reducir, sin pérdida de generalidad, a cambios por rotación, y en menor medida a cambios por traslación y escalado. Las lagunas anteriormente comentadas poseen áreas de tamaño no regular en cada mazo y, además, poseen un contorno generalmente único, tal que se puede diferenciar con facilidad cada región dentro de la imagen del mazo con una baja probabilidad de error. Esto resulta una ventaja a la hora de realizar la correspondencia de puntos entre las imágenes original y actual.

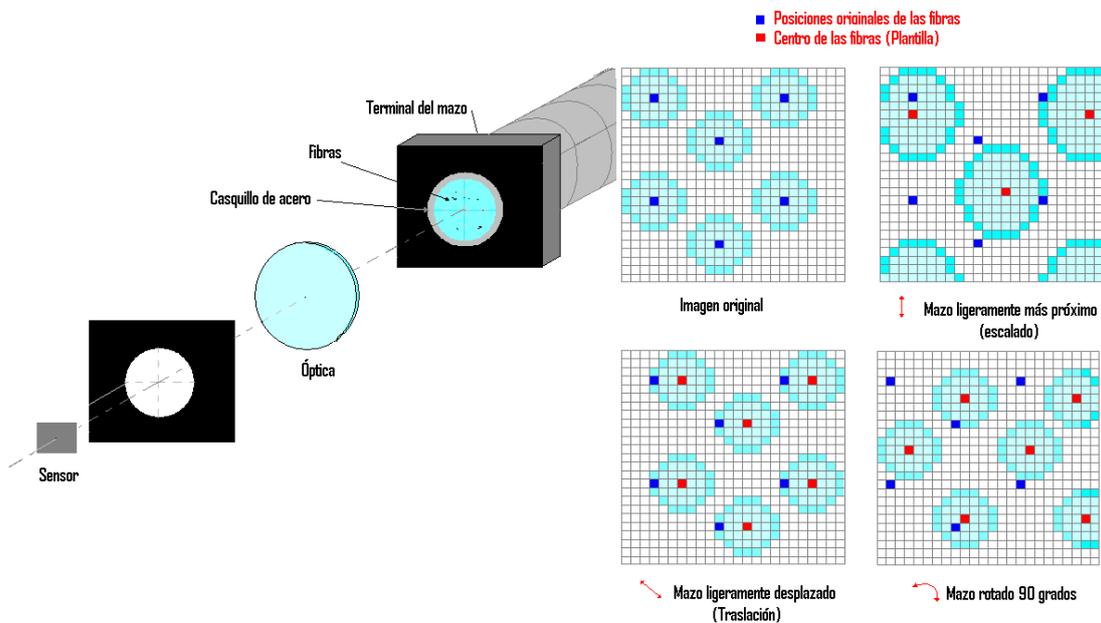
El problema a resolver es el siguiente:

*Dadas las coordenadas de  $N$  puntos correspondientes entre las imágenes de referencia y la actual respectivamente:  $\{(x_i, y_i), (X_i, Y_i) : i = 1, \dots, N\}$ ; se desea determinar una*

función de transformación  $f(x, y)$  con componentes  $f_x(x, y)$  y  $f_y(x, y)$ , que satisfaga para todo  $i=1, \dots, N$ :

$$\begin{aligned} X_i &\approx f_x(x_i, y_i) \\ Y_i &\approx f_y(x_i, y_i) \end{aligned} \quad [ 5.1]$$

La característica fundamental a determinar en cualquier técnica de correspondencia de imágenes es el tipo de transformación espacial o representación utilizada para hacer corresponder las imágenes. Sin embargo, muchos tipos de variaciones pueden coexistir en cada imagen. Para ello es necesario conocer de antemano los cambios más probables de la escena. En nuestro caso, el mazo está situado en un zócalo fijo ubicado frente al sensor de manera que el eje del mazo y el del sensor están en la misma dirección ( Figura 5.2).



**Figura 5.2 Efectos del movimiento relativo sensor-mazo sobre los centroides de las fibras.**

Por tanto, las traslaciones relativas entre el mazo y el sensor pueden estar asociadas a ligeras fluctuaciones mecánicas y su efecto es mínimo. Sin embargo, es conveniente tenerlas en cuenta en el modelo, puesto que de esta manera tendríamos en cuenta no solo dichas variaciones de posición alrededor del eje óptico del mazo, sino cualquier movimiento del sensor respecto al mazo. Esta situación podría producirse ante la necesidad de sustitución del sensor.

Otra transformación probable puede ser el cambio de escala. Estos cambios podrían ocurrir si se produjera algún cambio de profundidad, es decir, si la distancia sensor-mazo se altera. Nótese que hablamos de que las fibras tienen magnitudes micrométricas, por lo que el más mínimo desajuste puede influir notablemente en las posiciones de los centroides respecto al sensor. De todas las transformaciones probables la rotación resulta la más importante. Esta se

produciría al girar el mazo con respecto a un determinado eje que puede coincidir o no con el eje óptico del sistema. La

Figura 5.2 pone de manifiesto los posibles cambios en la geometría mazo-sensor que se pueden experimentar. De lo anterior podemos concluir que el modelo de transformación más adecuado para la correspondencia del mazo sería una *transformación de similitud no reflectiva* donde se tienen en cuenta los efectos de rotación, traslación y escalado y, por el contrario, no se considerará ninguna deformación, como la que se consideraría utilizando un modelo afín (véase Figura 5.3). De hecho, se puede considerar esta transformación de similitud como un caso particular de la afín sin el efecto de deformación de perspectiva.

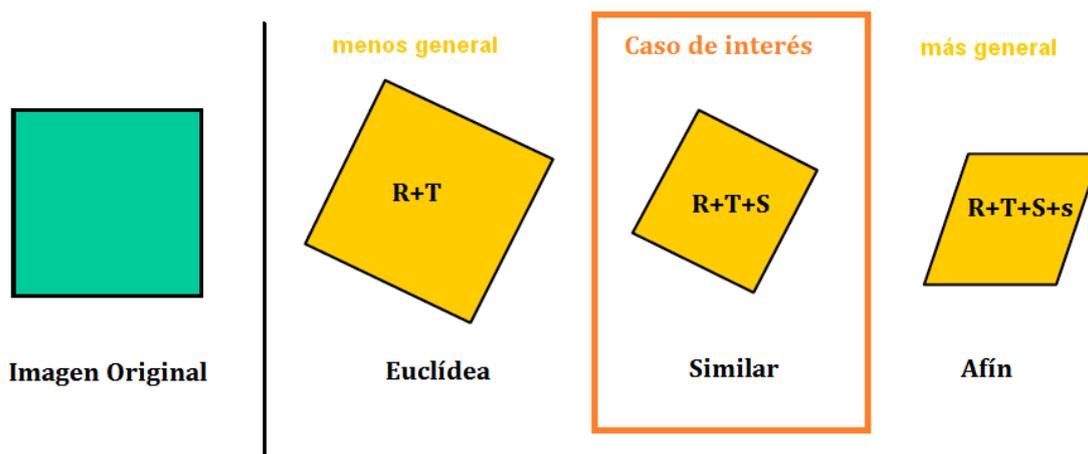


Figura 5.3 Modelos de transformaciones que pueden utilizarse en la corrección de la calibración.

Este tipo de transformación preserva los ángulos y las rectas. Las rectas paralelas de una imagen se mantendrán en la transformada, así como su linealidad. Podemos expresarla matemáticamente como:

$$\begin{aligned} X &= S[x \cdot \cos \phi + y \cdot \text{sen} \phi] + t_x \\ Y &= S[-x \cdot \sin \phi + y \cdot \cos \phi] + t_y \end{aligned} \quad [5.2]$$

Siendo  $S$ ,  $\phi$ , y el par  $(t_x, t_y)$ , los factores de escalado, de rotación y de traslación, respectivamente; o mediante la expresión:

$$P = S \cdot R \cdot p + T \quad [5.3]$$

donde  $P$  y  $p$  representan los vectores de los puntos a hacer corresponder en las imágenes actual y de referencia,  $R$  es una matriz ortonormal representando la diferencia rotacional entre las imágenes y  $T$  un vector de traslación. Como  $R$  es ortogonal, los ángulos y las longitudes en la imagen original son preservados después del proceso de correspondencia.

En nuestro caso, este tipo de transformación es la más adecuada pues el mazo de fibras estará enfocado sobre el sensor sin sufrir cambios de perspectiva. De las expresiones [ 5.2] y [ 5.3] podemos deducir que la transformación tiene 4 grados de libertad y requiere, como mínimo, de dos puntos por imagen para buscar la correspondencia entre ellas. Sin embargo, esta cantidad de puntos mínima resulta una condición necesaria, pero no suficiente en imágenes reales

donde la correspondencia automática de puntos puede verse afectada por el ruido de la imagen, cambios de iluminación, etc.

Si los puntos de control son el resultado de una localización sobre imágenes ruidosas o su localización es algo imprecisa, se deben usar más puntos para la correspondencia utilizando, por ejemplo, métodos de mínimos cuadrados o de votación (*clustering*). Los métodos por mínimos cuadrados son preferibles cuando las imprecisiones pueden modelarse con un error medio cercano a cero, mientras que los métodos de *clustering* se comportan mejor para aproximaciones más gruesas y donde podrían existir valores atípicos (*outliers*). Incluso la correspondencia puede apoyarse en una combinación de los dos métodos anteriores, de manera que mediante *clustering* se realiza primero una aproximación para posteriormente ser refinada mediante un proceso de optimización por mínimos cuadrados.

El factor de escala podría ser fácilmente determinado mediante técnicas de *clustering* sin necesidad de conocer una correspondencia exacta entre los puntos de control. Esto consiste en calcular la razón entre todos los segmentos posibles que unen los puntos de control de cada imagen. Se acumula cada valor obtenido en un espacio de parámetros discreto de escalado obteniéndose un histograma 1D de todas las razones. Donde exista mayor votación, corresponderá a un factor de escala. Sin embargo, la resolución del espacio de parámetros discreto, así como la precisión de la posición de los puntos de control obtenidos, debe ser lo suficientemente elevada como para no comprometer la precisión.

Otra forma sencilla consiste en hallar la raíz cuadrada de la razón entre los autovalores mayores de las matrices de covarianza de cada grupo de  $n$  puntos ( $P$  y  $p$ ) en las imágenes a corresponder. Dados los dos grupos correspondientes y las respectivas matrices de covarianza  $CP_{ij} = \text{cov}(P_i, P_j)$  y  $Cp_{ij} = \text{cov}(p_i, p_j)$ , el factor de escala será:

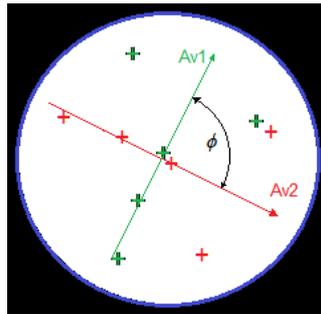
$$S = \sqrt{\frac{\max\{\text{autovalor}(CP_{ij})\}}{\max\{\text{autovalor}(Cp_{ij})\}}} \quad [5.4]$$

Esto presupone que los datos observados no presenten entre ellos una relación de transformación afín que pueda contemplar deformaciones. Sin embargo, aunque estas variantes son fáciles de implementar, es recomendable escoger puntos bien dispersos y en un número suficiente como para que se pueda considerar que los datos se distribuyen de manera casi aleatoria.

Si se establece una correspondencia única entre los puntos de control de la imagen original y actual, entonces, bastaría tomar el promedio de las razones entre los diferentes segmentos que se puedan formar en cada nube de puntos de cada imagen. Esto presupone que de manera manual o automática se asocien los pares de puntos con la mejor precisión posible. De cualquier manera es recomendable dotar al procedimiento de localización de puntos de control de una realimentación de datos que corrija la disposición inicialmente asumida para ellos.

Para determinar el ángulo de rotación por votación, se puede aplicar el escalado  $P_i = S \cdot p$  y posteriormente calcular las diferencias de orientación entre todos los segmentos posibles del conjunto  $P_i$  respecto a los del conjunto  $p_i$ . Todas estas diferencias se almacenan en el espacio de votación donde el valor correspondiente al ángulo tendrá un máximo por lo que el procedimiento sería similar al anteriormente descrito para el factor de escala. Si se conoce la correspondencia entre puntos, se puede calcular dicho ángulo mediante el promedio de las diferencias de orientación. La ventaja de este método es que minimizaría el efecto de los valores atípicos pero requiere puntos bien dispersos en cada imagen. El procedimiento de correspondencia que describiremos más adelante, evita la aparición de valores atípicos en el análisis, al localizar formas únicas dentro de la huella del mazo; además, se requiere que las nubes de puntos utilizadas, estén bien distribuidas en el espacio para no comprometer la precisión.

Si en las imágenes se consigue localizar un número de puntos de control suficiente y razonablemente dispersos, entonces, se puede inferir el ángulo de rotación calculando la diferencia de orientación de los autovectores mayores, derivados de la matriz de covarianza de cada conjunto (Figura 5.4).



**Figura 5.4. Ángulo entre autovectores entre dos conjuntos de puntos dispersos.**

Estos autovectores indican la dirección de máxima varianza de los puntos correspondientes en cada imagen; por lo que la diferencia  $\phi$  de dirección de ambos autovectores ( $\phi_p$  y  $\phi_p$ ) corresponde con el ángulo de rotación.

$$\phi_p = \arctan\left(\frac{\Re(\text{Autovector}_{\text{mayor}})}{\Im(\text{Autovector}_{\text{menor}})}\right) \quad [5.5]$$

$$\phi_p = \arctan\left(\frac{\Re(\text{Autovector}_{\text{mayor}})}{\Im(\text{Autovector}_{\text{menor}})}\right) \quad [5.6]$$

$$\phi = \phi_p - \phi_p \quad [5.7]$$

Otra opción consiste en aplicar mínimos cuadrados partiendo de conocer los dos conjuntos pareados, los cuales consideramos linealmente relacionados, y el factor S. Esto es, asumiendo que se ha aplicado la corrección de escala (S es una constante) sobre los puntos correspondientes tal que  $P_i = S \cdot p$ , la relación entre los puntos se reduciría a:

$$P_i = Rp_i + T \quad [5.8]$$

El vector T y la matriz R se determinan minimizando:

$$E^2 = \sum_{i=1}^N \|P_i - (Rp_i + T)\|^2 \quad [5.9]$$

En (Goshtasby, '05), se sugiere una forma eficiente de determinar R y T. Esta consiste en corregir el *offset* de ambas nubes de puntos respecto a la otra, restando a cada una el desplazamiento del centroide de los puntos de control, y determinando la rotación mediante la minimización de:

$$E_r = \sum_{i=1}^N \|Q_i - Rq_i\|^2 \quad [5.10]$$

donde  $Q_i = P_i - \bar{P}$  y  $q_i = p_i - \bar{p}$ . Los parámetros  $\bar{P}$  y  $\bar{p}$  son los centroides de los puntos en las imágenes actual y de referencia respectivamente. En este punto se conocen S y R mediante los cuales se podría determinar fácilmente el vector T mediante:

$$T = P - R \cdot p \quad [5.11]$$

Una vez conocidos los parámetros de transformación (rotación, traslación y escalado), y dado que consideramos que la transformación es global, es muy fácil aplicar la transformación inversa a los centroides de la TR original.

Actualizando estos datos se reajusta la calibración a las nuevas condiciones. La única precaución es garantizar la localización, lo más exacta posible, de los puntos de control para conocer la transformación que corregirá la TR. Aún así, una vez calculadas las nuevas posiciones de los centroides se impone realizar un proceso de relocalización de los centroides dentro de las fibras hacia las áreas con mayor nivel de gris. Este procedimiento es similar al descrito en el apartado dedicado a FDDT en el capítulo 4.

### 5.1.1 PUNTOS DE CONTROL BASADOS EN CENTROIDES DE REGIONES

La primera etapa del procedimiento de correspondencia propuesto en esta tesis, va encaminada a la localización de los posibles puntos de control en cada imagen y a garantizar una correspondencia unívoca entre los grupos de puntos. A las características propias de un mazo, entiéndase: número de fibras, localización de fibras, factores de ecualización, etc., hay que adicionar otro, "la huella" del mazo. Hemos utilizado este término por su semejanza a lo que representa la huella dactilar para un ser humano.

La huella del mazo puede referirse a una imagen binaria que representa las regiones con fibras, con un determinado valor (por Ej: 1), y a las *lagunas* con otro valor (por Ej. 0). Es una segmentación por binarización de la estructura de imagen, pero sin el interés de separar las fibras del fondo, sino buscando aquellas regiones donde precisamente se puede asegurar que no existen fibras. En su defecto también podríamos hablar de un "registro de huellas" que recoge las mejores regiones candidatas a ser puntos de control, extraídas de la imagen. El

registro recogerá, para cada región de interés, parámetros de identificación como es el área, perímetros, descriptores, etc.

Para obtener la huella se parte de obtener una imagen en blanco y negro mediante una binarización por umbral único de la imagen del mazo. Se identifican las regiones cerradas más extensas y razonablemente bien dispersas que puedan ser fácilmente diferenciables. Se necesita que las regiones escogidas sean únicas y con ciertas variaciones en su contorno.

Para determinar el valor adecuado de umbral para realizar la binarización, hemos utilizado un método basado en gradientes. Esto se logra fácilmente mediante un método de detección de bordes como pueden ser los métodos de Canny, Prewitt, Sobel, etc. En particular hemos utilizado el algoritmo de Canny que es un algoritmo óptimo de detección. Este método busca una buena detección, garantizando que los bordes marcados deben estar lo más cerca posible del borde en la imagen real, y con una mínima respuesta; es decir, un borde dado debe ser marcado sólo una vez. De esta manera obtendríamos un conjunto de  $K$  puntos de borde  $c(x_b, y_b)$  de la imagen  $I_o$ , representados con el valor lógico 1. Con este conjunto de puntos se calcula:

$$u_t = 0.1 \cdot \frac{1}{K} \sum_{b=1}^K I_o(x_b, y_b) \quad \text{para } b=1, \dots, K \quad [5.12]$$

donde  $u_t$  es el valor umbral de gris que representa un 10% del valor promedio de los niveles de gris del borde de la imagen del mazo  $I_o$ . Hemos escogido este valor dado que  $u_t$  garantiza una buena separación respecto de los valores de gris que corresponden a las transiciones de intensidad entre las fibras. Nótese que es ligeramente superior al fondo sin llegar a ser lo suficientemente grande como para separar la mayoría de las fibras del fondo.

De las imágenes binarias resultantes se deben extraer las diferentes regiones de interés. Para ello deben ser sometidas a un proceso de etiquetado y posteriormente deben analizarse algunas restricciones propias, en las regiones de mayor área, que de ser cumplidas las convertirán en candidatas a puntos de control. Esto es, cada región debe cumplir las siguientes condiciones:

- ❖ Deben ser lo suficientemente grandes como para no ser afectadas fácilmente por los procedimientos de binarización que determinan la huella.
- ❖ Deben poseer una forma característica que las convierta en únicas; en un elemento singular dentro de la familia de regiones vacías que radican en el mazo y deben estar lo suficientemente separada del resto de regiones.

Esta última característica se refiere a que una región candidata debe ser fácilmente distinguible en la huella de manera que no exista otra región con igual área y forma que pueda conllevar a una mala elección de los puntos de control. La correspondencia se realiza entre los centroides de las regiones anteriormente elegidas pues se considera que son más inmunes a los efectos de la binarización y al ruido de imagen. Para encontrar las regiones en la imagen que se deben

hacer corresponder se debe realizar una segmentación binaria adaptativa de manera que el umbral escogido garantice una máxima similitud entre las regiones de las dos imágenes. Debe conseguirse que todas las regiones que entren en valoración en las imágenes tengan una similitud máxima con las de la imagen patrón. Ahora bien, ¿cómo se consigue ésto si sabemos que pueden existir efectos de escalado y rotación, u otros derivados de la segmentación?

En la segmentación adaptativa la similitud entre las regiones es obtenida mediante la comparación de las formas (contornos) de las regiones segmentadas a cada paso. Dado que las imágenes pueden poseer diferencias en traslación, escalado y rotación, esta “medida” debe ser invariante con respecto a estas transformaciones. Para ello se puede utilizar, por ejemplo: descriptores de Fourier, momentos invariantes o matrices de forma (*shape-matrices*)(*Sabourin et al.*, '97; *Goshtasby*, '05). Con cada cambio de umbral se busca el menor error de correspondencia entre las regiones más distinguibles. Una vez conseguido esto, se puede realizar el cálculo de transformación que se debe aplicar a cada elemento de la TR. A continuación describimos cada procedimiento en detalle.

### **DESCRIPTORES DE REGIONES**

La forma de los objetos en una imagen digital es una característica visual muy importante. Existen muchos métodos de representación y descripción de formas. La representación se puede basar en características propias del contorno, así como de su contenido interno. Las formas digitales pueden ser asociadas mediante la determinación y posterior comparación de varias propiedades. El éxito de la correspondencia entre regiones, depende de la capacidad de un *descriptor de forma* en determinar las posibles similitudes de las imágenes, y están muy relacionadas con el tipo de transformación que han sufrido las imágenes entre sí. Los descriptores de formas pueden ser agrupados de forma general en:

- ❖ basados en el contorno: se representa el contorno mediante cadenas
- ❖ basados en la geometría de la forma: Se utilizan propiedades geométricas de las formas como son el área, el perímetro, curvatura, signatura o firma, etc.
- ❖ basados en descriptores matemáticos: se basan en propiedades de la representación matemática de la forma, utilizando por ejemplo: descriptores de Fourier, matrices de formas, momentos invariantes, etc.

Las técnicas de representación de formas buscan ciertas propiedades deseables:

- ❖ *unicidad*: cada objeto debe tener una única representación.

- ❖ *invariancia* frente a transformaciones geométricas, como traslaciones, rotaciones, cambios de escala y reflexiones.
- ❖ *sensibilidad* o capacidad para diferenciar objetos casi iguales.
- ❖ *abstracción del detalle* o capacidad para representar los rasgos característicos básicos de los objetos y aislar los detalles

En esta tesis se propone un algoritmo de búsqueda de regiones basado en los *Descriptores de Fourier* (DF), aprovechando determinadas propiedades que lo hacen atractivo para el análisis de regiones cerradas, así como por la facilidad y rapidez de su procedimiento. En esta técnica la transformada discreta de Fourier mide las características espacio-frecuencia de las formas de interés representadas mediante una firma (*signature*).

Utilizando los coeficientes resultantes de dicha transformación, dos formas podrían ser analizadas para conocer su grado de similitud. En general los DF son obtenidos aplicando la transformada de Fourier sobre una firma de una región cerrada. Los coeficientes de Fourier normalizados resultantes son los denominados DF.

La firma de una forma es una función unidimensional derivada de las coordenadas del contorno de la forma. Existen diferentes maneras de representar las firmas, por ejemplo: coordenadas complejas, funciones de curvatura, distancia al centroide, etc. Algunas variantes comunes de firmas se muestran en (Zhang, D. et al., '01; Zhang, D. et al., '03; Goshtasby, '05; El-ghazal et al., '07; Giannarou et al., '07; Zhang, G. et al., '08). En nuestro caso hemos utilizado una función que describe la distancia al centroide según (Zhang, D. et al., '03) dado que garantiza una buena detección respecto a otras firmas.

Una forma representa un contorno de una región cerrada y, por tanto, sigue una secuencia ordenada de píxeles  $\{(x_i, y_i): i=0, \dots, N\}$ . El primer píxel de la secuencia  $(x_0, y_0)$  puede ser arbitrario y se considera que la secuencia es cíclica con el objetivo de que sea aplicable la transformada discreta de Fourier.

La firma de la forma puede ser representada como una función de la distancia entre los puntos de borde hasta el centroide haciendo un recorrido desde un punto de comienzo, digamos aleatorio, hasta recorrer el resto de puntos completando un cierre total (un ciclo de la forma)(Véase Figura 5.5).

Para obtener la firma, primero se determinan los puntos de contorno  $(x(t), y(t), t=0, 1, \dots, N-1)$  obtenidos después de los procedimientos de segmentación, etiquetado y selección de las regiones más notables.

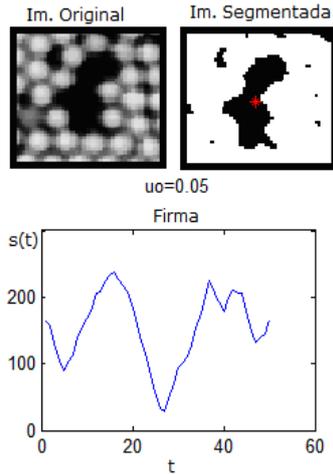


Figura 5.5. Firma de una región vacía (laguna)

La función de la distancia al centroide  $(x_c, y_c)$ , siendo  $N$  es el número de puntos del perímetro de cada región, la podemos expresar como:

$$s(t) = \sqrt{([x(t) - x_c]^2 + [y(t) - y_c]^2)} \quad \text{para } t=0, 1, \dots, n-1 \quad [5.13]$$

donde:

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x(t) \quad \text{y} \quad y_c = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} y(t) \quad [5.14]$$

Aplicando la transformada discreta a la firma  $s(t)$  los coeficientes de Fourier serán:

$$a_n = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} s(t) \exp\left(\frac{-j2\pi nt}{N}\right) \quad \text{para } N=0, 1, \dots, n-1 \quad [5.15]$$

El conjunto de todos los coeficientes  $a_n$  se conoce como *Descriptores de Fourier* (DF) de la forma. Los coeficientes de menor orden tienen un peso en función de las componentes de menor variación espacial y los de mayor orden guardan relación con las mayores variaciones (Zhang, D. et al., '01; Zhang, D. et al., '03; Goshtasby, '05; Zhang, G. et al., '08). Los coeficientes asociados a las componentes de frecuencia menor tienen mayor peso en la descripción del contorno, ya que los de mayor frecuencia pueden estar contaminados por el efecto de ruido de la imagen.

Los coeficientes  $a_n$  de la firma de la región son independientes a cualquier traslación debido a la invariancia de la firma, al contemplar como punto de referencia en el cálculo de las distancias al centroide de la forma. Para que los coeficientes sean invariantes ante los efectos de la rotación, traslación y cambio del punto inicial de la firma, deben ser normalizados.

Analizando algunas propiedades de la transformada de Fourier, se puede obtener una expresión general que refleja estos posibles cambios (Zhang, D. et al., '01; Zhang, D. et al., '03; Zhang, G. et al., '08):

$$a_n = \exp(jn\tau) \cdot \exp(j\phi) \cdot s \cdot a_n^0 \quad [5.16]$$

En la expresión anterior,  $a_n$  son los coeficientes de Fourier de la forma transformada y  $a_n^0$  los de la forma original. Los elementos  $\tau$  y  $\phi$  se refieren a los ángulos del cambio del punto de inicio de la firma y de rotación respectivamente y  $s$  representa un cambio de escala. Considerando una normalización con la componente  $a_0$  (componente DC), entonces:

$$b_n = \frac{a_n}{a_0} = \frac{\exp(jn\tau) \cdot \exp(j\phi) \cdot s \cdot a_n^0}{\exp(j\tau) \cdot \exp(j\phi) \cdot s \cdot a_1^0} = \frac{a_n^0}{a_0^0} = b_n^0 \exp[j(n-1)\tau] \quad [5.17]$$

Donde  $b_n$  y  $b_n^0$  son los coeficientes normalizados de Fourier de la forma transformada y la original, respectivamente. De la expresión podemos deducir que ambos coeficientes solo se diferencian en el término  $\exp[j(n-1)\tau]$  que representa los cambios de fase.

Estos cambios pueden ser excluidos del análisis trabajando solamente con la parte real de la expresión, logrando así la invariancia deseada. Resumiendo, el conjunto de las magnitudes de los coeficientes de Fourier normalizados según [5.17] resultan invariantes ante traslación, rotación, escalado y cambios del punto inicial. Por otra parte, dado que la función de distancia o firma es real, sólo la mitad de los descriptores son distintos porque la parte imaginaria se ha eliminado del análisis de la forma (Zhang, D. et al., '03).

Para determinar el grado de emparejamiento entre dos formas  $O$  (original) y  $T$  (transformada), utilizamos como medida de similitud la distancia euclídea entre los dos vectores característicos de las formas. Esto es, los vectores característicos estarán formados por la mitad de los DF normalizados por la simetría de la transformada de Fourier tal que:

$$f_T = \{DF_1, DF_2, \dots, DF_{\frac{N}{2}}\} \quad [5.18]$$

$$f_O = \{DF_1^0, DF_2^0, \dots, DF_{\frac{N}{2}}^0\} \quad [5.19]$$

y el grado de similitud será:

$$E_d = \sqrt{\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} (DF_i^O - DF_i)^2} \quad [5.20]$$

A continuación se muestra un ejemplo de cómo influye el umbral utilizado en la segmentación de las regiones.

En la Figura 5.6 a) se han representado una sección de un mazo de fibras (imagen original) y la huella resultante. Se puede apreciar que esta segmentación, utilizando la expresión [5.12], está dirigida a extraer las regiones con una ausencia notable de fibras. Nótese que el umbral roza el valor del fondo (nivel de gris =0) siendo ligeramente superior. En la Figura 5.6 b) se muestra la misma región pero afectada por una transformación que contempla los efectos de escala, rotación y traslación. Se puede observar que la variación del área afecta poco la posición relativa del centroide de la región mayor en los dos primeros casos, no siendo así en el último caso.

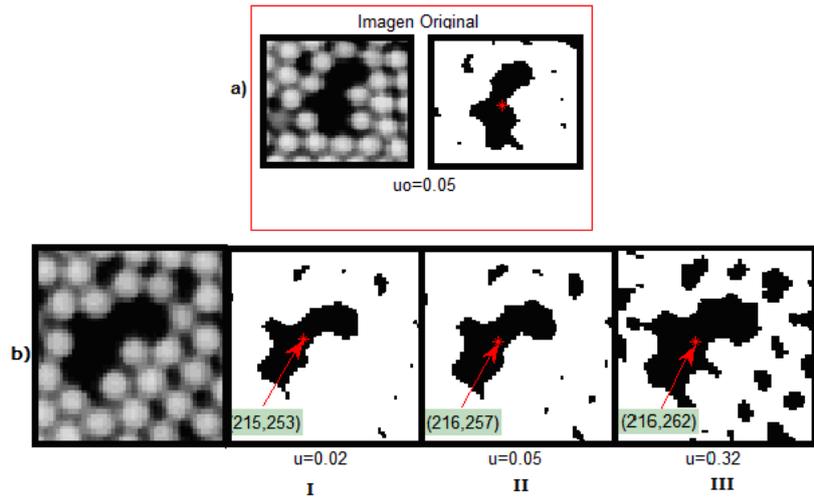


Figura 5.6. Ejemplo que muestra las diferentes variaciones del contorno de una región según el umbral.

En la Figura 5.7, se muestra el efecto del umbral sobre la firma de la región mayor. Evidentemente no habrá muchas diferencias entre las dos primeras firmas pues dichas regiones resultan más parecidas a la original excepto en un cambio de fase producido porque el punto de origen de la firma no es el mismo.

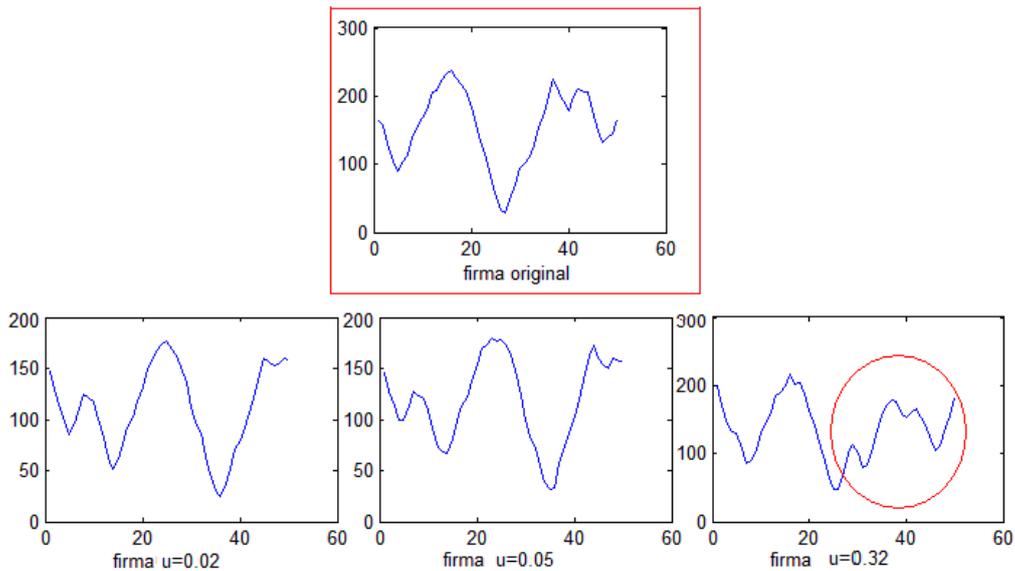
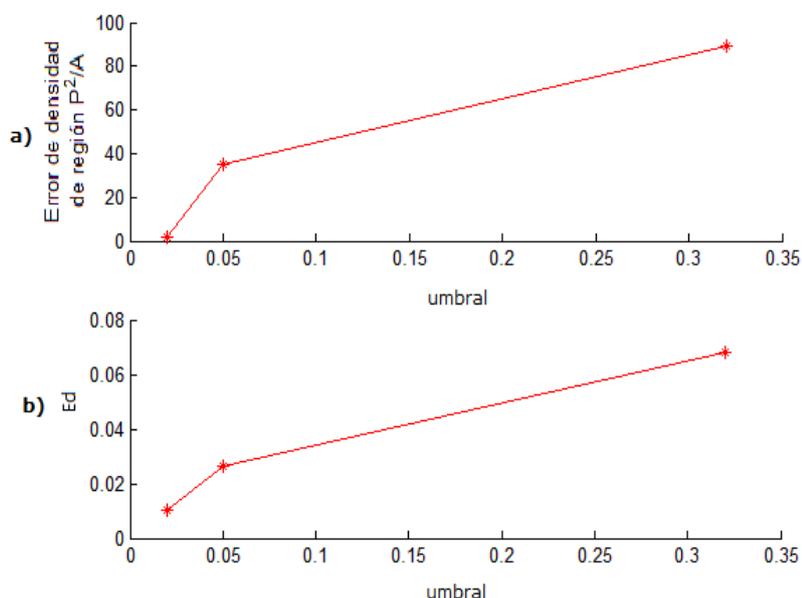


Figura 5.7. Variación que sufre la firma por distancias contorno-centroide según el ejemplo de la Figura 5.6.

En las gráficas de la Figura 5.8 se puede constatar, para estos dos casos, que el error entre las regiones actuales y original son mucho menores que en el último. En la Figura 5.8 a), se representa el error cuadrático ( $E_{dr}$ ) utilizando un descriptor de forma, conocido como densidad de la región y que se define como  $dr = \frac{Perímetro^2}{Área}$ , siendo el grado de similitud

$E_{dr} = (d_o - d_a)^2$ . Los elementos  $d_o$  y  $d_a$  son, respectivamente, las densidades de área de las regiones de interés en la imagen original y actual.



**Figura 5.8. Errores de la densidad de área (Perímetro<sup>2</sup>/Área) y de DF ( $E_d$  en [ 5.20]).**

La segunda gráfica (Figura 5.8 b)) correspondería al error derivado de comparar los descriptores de Fourier según la expresión [ 5.20]. Se puede comprobar que hay una diferencia notable entre los errores producidos entre los dos primeros casos y el último. Hemos remarcado en el caso indicado como (III) la gran diferencia que tiene respecto a los dos casos anteriores. Esta diferencia se traduce en una respuesta espectral diferente y por consecuencia un aumento del error total entre los DF. A continuación analizaremos cómo se integran todos estos conceptos en la correspondencia de las imágenes del mazo movido.

### **5.1.2 CORRESPONDENCIA Y CORRECCIÓN AUTOMÁTICA DE LA CALIBRACIÓN.**

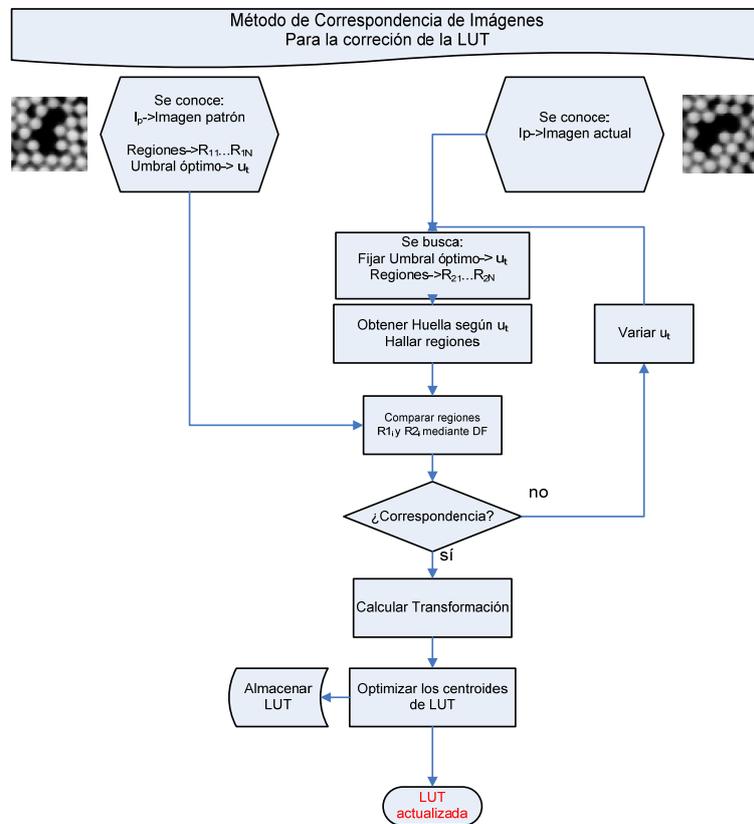
En las secciones anteriores hemos detallado el modelo que utilizaremos para la correspondencia entre las imágenes modificadas. También se ha señalado el papel que jugará la localización, identificación y correspondencias de las regiones más notables en las imágenes a hacer corresponder.

La principal característica que deben cumplir las regiones de correspondencia es que deben aparecer en ambas imágenes a analizar, por lo que se debe tener especial cuidado en la elección de los umbrales de segmentación de las imágenes en juego. Una ventaja que tiene este análisis es que se sabe de antemano que las regiones que se escogen estarán siempre presentes y son casi inalterables. Esta ventaja no siempre es así, especialmente cuando en la escena, los cambios de perspectiva, iluminación, entre otros, puedan producir una omisión de regiones. Sin embargo, dado que trabajamos en condiciones casi rígidas, no existen ni grandes cambios geométricos entre escenas (a excepción del efecto de la rotación), ni de iluminación. El método de segmentación que se seleccione debe garantizar que las regiones a hacer corresponder sean muy similares. Por ello utilizamos una combinación de un barrido de umbral

de gris para la segmentación óptima y los DF para garantizar una correspondencia e identificación correctas.

De las regiones de correspondencia se extraen los centroides que son utilizados como puntos de control. Estos puntos deben cumplir como propiedad deseable que alteren poco su posición en la huella por efecto del umbral en un determinado rango de variación, y por consiguiente se vean menos afectados por el ruido de los bordes, la digitalización de la imagen rotada o la diferencia de escala.

La Figura 5.9 muestra el procedimiento general que hemos diseñado para la correspondencia de dos imágenes del mazo diferentes. Este procedimiento se resume en tomar dos imágenes, una conocida y caracterizada por una huella de la cual se han extraído regiones con características fácilmente distinguibles, y otra de la cual hay que identificar las mismas regiones. De la primera se conoce un umbral óptimo de segmentación para obtener la huella.

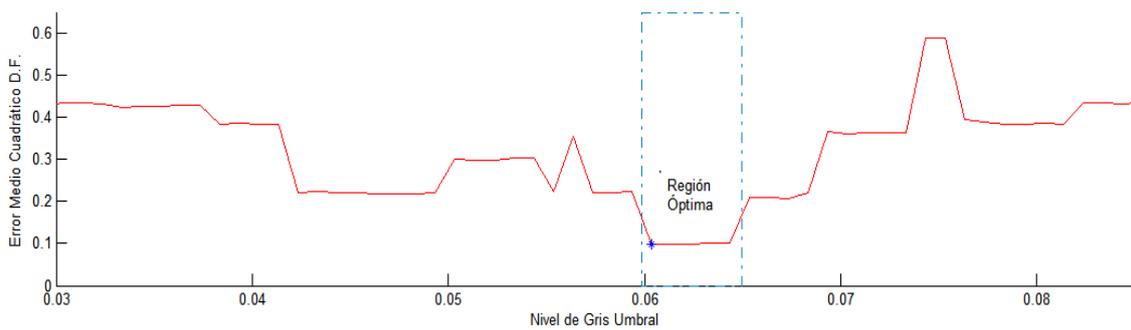


**Figura 5.9 Diagrama del procedimiento general de corrección automático de la calibración**

En la segunda hay que encontrar el umbral óptimo que garantice el mayor parecido entre las regiones a corresponder. Esto se puede realizar de dos maneras. Una forma consiste en realizar un algoritmo iterativo de aproximaciones sucesivas hasta encontrar el umbral deseado y la otra es realizar un barrido secuencial de umbral y en cada caso valorar si se ha encontrado el valor óptimo. De cualquiera de estas estrategias se obtienen los centroides de las regiones que más concuerdan entre sí.

En la Figura 5.10 se representa un ejemplo utilizando la estrategia de barrido y posterior elección del umbral para dos imágenes rotadas una respecto a la otra unos 20°. En este caso, el error representado tiene en cuenta las seis mayores áreas que se pueden localizar en cada mazo y se determina por  $\sum_{i=1}^6 Ed_i$ .

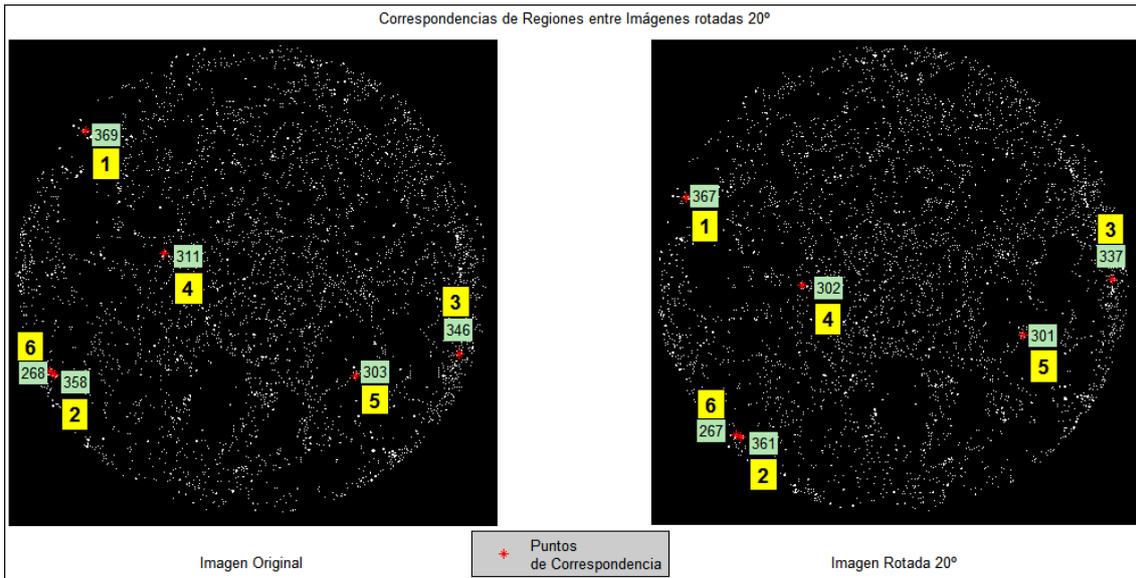
Utilizamos las seis mayores áreas porque todas resultan diferentes entre si lo cual facilita mucho la asignación entre los dos conjuntos de puntos en la imagen patrón y en la actual. Nótese que hay un rango de valores umbral donde se puede garantizar una buena correspondencia representada en un rectángulo discontinuo. Como consecuencia del cálculo del umbral óptimo, se obtienen las regiones correspondientes de ambas imágenes. Por medio de los DF se asegura y asigna una correspondencia única entre las regiones de control.



**Figura 5.10. Error total teniendo en cuenta todas las regiones de interés (6 en total) a cada paso de barrido de umbral**

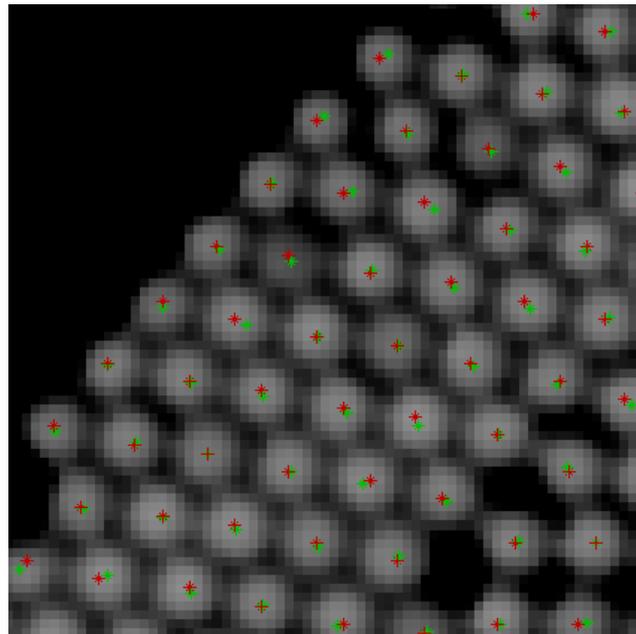
La Figura 5.11 muestra la asignación de correspondencia para el ejemplo anterior así como las diferentes áreas de cada región (sombreadas en verde). Nótese que los puntos de control (centroides) mantienen la coherencia de la escena, y las regiones asociadas poseen áreas similares en ambas imágenes utilizando el umbral óptimo para la segmentación. Una vez calculada la transformación que solapa una imagen sobre la otra, se puede obtener la matriz que proyecta cualquier punto de la imagen original, sobre la imagen original. Sin embargo esta correspondencia es aproximada y requiere de una optimización.

Como nuestro objetivo final es obtener los centroides de fibras más adecuados en la TR, se realiza una optimización de las posiciones de las fibras buscando la región con máximo valor medio en la vecindad de cada centroide calculado. Para ello se realiza un recorrido por la vecindad del centroide estimado y con una máscara cuadrada de tamaño 5x5 se obtiene el valor de mediana de los niveles de gris en cada posición. En la posición donde se obtiene la máxima respuesta se considera un centroide optimizado. Esta coordenada se actualiza en la nueva TR para cada fibra analizada. En la práctica se puede utilizar un diseño mecánico que garantice variaciones mínimas que no lleguen a casos tan extremos.



**Figura 5.11 Representación de la correspondencia entre dos imágenes rotadas 20°. Obsérvese que el orden del etiquetado se mantiene y las áreas asociadas son aproximadas**

La Figura 5.12 pone de manifiesto la corrección que se obtiene en el ejemplo anterior mostrando la correspondencia entre los centroides originales (en rojo), los cuales han sufrido la transformación calculada, proyectados sobre los centroides actuales (en verde) calculados mediante FDDT.



**Figura 5.12 Correspondencia entre centroides originales(en rojo) proyectados sobre los actuales(en verde)**

Como se puede observar, se re proyectan todas las coordenadas originales sobre los nuevos centroides. Si a cada centroide registrado en la TR original se le actualiza sus coordenadas por las transformadas, entonces se puede concluir que la calibración se ha corregido a las nuevas condiciones. En este ejemplo se ha aplicado un giro de 20° sin afectar la escala ni la traslación. La estimación de estos parámetros mediante este método dio como resultados un ángulo de aproximadamente 19.97° y un factor de escala de 1.0011. Teniendo en cuenta que los

centroides transformados son posteriormente optimizados, se garantiza que la corrección es adecuada.

### 5.2 CONCLUSIONES Y APORTACIONES

En este capítulo se ha descrito un algoritmo de corrección de la calibración original para los casos en que el sistema sufre alguna modificación en cuanto a la alineación original del mazo respecto al sensor. La solución propuesta es sencilla y utiliza la técnica de correspondencia de imágenes para corregir la TR partiendo del hecho de que las fibras al ser movidas de su posición original de calibración se mueven solidariamente. La técnica propuesta aprovecha los espacios intersticiales y zonas vacías de fibras con mayor área para realizar la correspondencia entre una imagen de huella original y una huella actual del mazo. Esto es, inicialmente el procedimiento intenta asociar determinadas marcas naturales en la imagen actual del mazo respecto a la huella original. Una vez conseguida esta correspondencia se calcula la función de transformación necesaria para corregirla.

Se ha considerado un modelo basado en una transformación similar no reflexiva donde el parámetro de más influencia es la rotación. Los parámetros de escala y traslación se han considerado debido a que puede existir un cierto desacople del IOFB en la entrada del sensor. Sin embargo, estos parámetros variarán muy poco mientras mejor es el diseño de dicho acoplamiento por lo que el tipo de transformación, en ocasiones se podría considerar rígida para mayor simplicidad, máxime cuando el resultado de la transformación debe ser corregida para asegurar la precisión.

Nuestra propuesta permite dar solución a los siguientes aspectos del sistema:

- ❖ Garantiza una independencia del sensor respecto al banco de medida donde se realizó la calibración inicial y en un ahorro de tiempo importante en la corrección.
- ❖ Permite un gran poder de adaptación del sensor a diferentes mazos y a sustituciones sistemáticas del IOFB, así como a vibraciones por desajustes mecánicos. Visto de otra forma, permite utilizar cualquier mazo en cualquier sensor compatible por medio de la TR y su huella original.
- ❖ Permitiría una sustitución fácil del sensor y los elementos ópticos.

La versatilidad que alcanzaría el sistema mediante este procedimiento de corrección de la TR se refleja en la posibilidad real de readaptar el sistema una vez que se ha vuelto inválida la calibración debido a múltiples efectos externos o a cambios físicos de componentes del sistema como por ejemplo, cambiar el sensor y poner uno de menor tamaño como el necesario para la calibración. Sin embargo es recomendable, en vista de un diseño real, la implementación del algoritmo en una arquitectura específica que permitiría lograr un equipo más compacto y ligero, así como realizar un diseño del acoplamiento que minimice cualquier desajuste mecánico. Incluso, si este acople mecánico fuese lo suficientemente efectivo como

para garantizar movimientos mecánicos que no afecten notablemente el muestreo sobre las fibras, entonces todo el procedimiento se puede reducir simplemente a un proceso de optimización de los centroides de la TR como el descrito anteriormente, dado que los centroides se han trasladado muy poco respecto a los valores considerados en la TR.



# Capítulo VI

## 6. RESTAURACIÓN DE LA IMAGEN FINAL

El resultado final del procedimiento de calibración es una tabla que recoge, entre otros parámetros, las coordenadas a las que se van a derivar la información extraída de las fibras representadas en el sensor para poder recomponer la imagen. Como el muestreo en la entrada no es uniforme, existirá un número determinado de discontinuidades en la imagen primitiva formada. Estas discontinuidades representan aquellas posiciones de celda a las que no se les puede asignar ninguna correspondencia en la TR y, por tanto, su estado equivalente en la primitiva será indeterminado. Esta ausencia de información debe ser tratada mediante algún método de interpolación 2D que garantice rellenar dichas regiones “vacías” manteniendo, en cada caso, una coherencia con la imagen primitiva.

Problemas de este tipo aparecen en diferentes contextos vinculados al procesamiento de imágenes. En el estado del arte se han mostrado diferentes técnicas de *inpainting* para imágenes digitales. Una de las primeras conclusiones que se pudo extraer de dicha investigación fue que la aplicación de un método específico u otro, estaba definida por un conocimiento previo de la naturaleza de las discontinuidades que aparecen en la imagen así como por ciertas características de la imagen (video, textura, color, etc.).

Existen algoritmos que conceptualmente pueden funcionar con éxito en imágenes con discontinuidades de pequeño tamaño, sin embargo, pueden ser poco exitosos frente a áreas mayores o muy texturizadas. Otros, garantizan una mejor reconstrucción frente a regiones vacías con un tamaño relativamente grande, siempre y cuando la imagen sea poco texturizada (suave). Una solución intermedia presupone una mezcla de métodos para dar una solución lo más cercana posible a la información buscada.

A continuación analizaremos las características de las imágenes con las que se va a trabajar, para establecer una estrategia de procesamiento adecuada para recuperar nuestra imagen con la mayor calidad posible.

### 6.1 CARACTERÍSTICAS DE LAS IMÁGENES A RECONSTRUIR Y POSIBLES SOLUCIONES

Los diferentes enfoques conocidos para el problema del *inpainting* están agrupados en grandes grupos como son la restauración de películas, la síntesis de texturas y el *inpainting* geométrico para imágenes fijas. También, las técnicas mixtas que emplean técnicas geométricas y de síntesis de texturas han alcanzado un gran desarrollo en los últimos años y presentan una solución más global al problema. La solución final planteada en esta tesis debe partir de la idea de garantizar una velocidad de procesamiento y entrega de imágenes lo más rápida posible. El procedimiento escogido debe considerar los siguientes aspectos:

- ❖ Todas las regiones a restaurar se pueden considerar generalmente cerradas con algunas excepciones en las regiones externas (contorno equivalente del mazo) y siempre son fijas en cuanto a su posición. Debido a esta última característica no se pueden utilizar técnicas en las que se extraen los datos necesarios desde imágenes anteriores, como es en el caso del *inpainting* aplicado a la restauración de películas dañadas.
- ❖ Se debe establecer una frontera para limitar la propagación de intensidades, determinada por el conjunto de todas las celdas ocupadas más externas. Generalmente los IOFBs tienen forma circular por lo cual la imagen formada también lo será. Este efecto frontera evitará la propagación de intensidades más allá de dicho límite.
- ❖ Todas las regiones a tratar ocupan una pequeña área que en su mayoría abarca entre 1 y 2 píxeles. Teniendo en cuenta esta característica, la textura de la imagen carecerá de importancia en la restauración.
- ❖ Cada indefinición en la imagen está rodeada por “áreas de información” que no siempre resultan lo suficientemente vastas como para basar el procedimiento de restauración en técnicas de infiltración por transporte siguiendo una orientación de las líneas de isoniveles.
- ❖ Las regiones más pequeñas pueden ser fácilmente reconstruidas mediante el uso de la media o la mediana de los valores de gris de la vecindad que es la forma de interpolación más inmediata y es un caso particular para una solución del tipo *inpainting* variacional (Shen, J., '02). Si en una determinada área solamente falta un píxel, la solución con transición más suave puede ser alcanzada por esta vía, sin cometer apenas error, siempre que se considere que la imagen posee una gran

relación señal/ruido. Desde el punto de vista de la percepción humana y el efecto integrador de la vista, una solución de este tipo no causaría sensación de desenfoque (blurring).

- ❖ Es necesario garantizar la mejor velocidad posible de *inpainting* de manera que se consiga una velocidad adecuada de muestreo, en caso de requerirse la toma de video.

De lo anterior podemos resumir que los métodos basados en PDEs resultarán poco efectivos debido a que las regiones a restaurar se encuentran dispersas a todo lo ancho del mazo y con gran proximidad entre ellas, por lo que el análisis de gradientes podría no ser concluyente en cuanto a las direcciones que siguen las curvas de isonivel. Además, se utilizaría un tiempo de restauración muy alto.

Como el tamaño de las regiones vacías es pequeña, una buena aproximación que cumple con el principio de mínima variación de (Chan, T. et al., '05) dentro de la región de interés, se podría obtener calculando la media de todos los píxeles vecinos que rodean a cada píxel vacío. En presencia de ruido impulsivo una mejor estimación que la media podría ser la mediana. Esta solución tiene sentido siempre que la región a restaurar tenga un número de píxeles vecinos determinado, que garantice una interpolación adecuada.

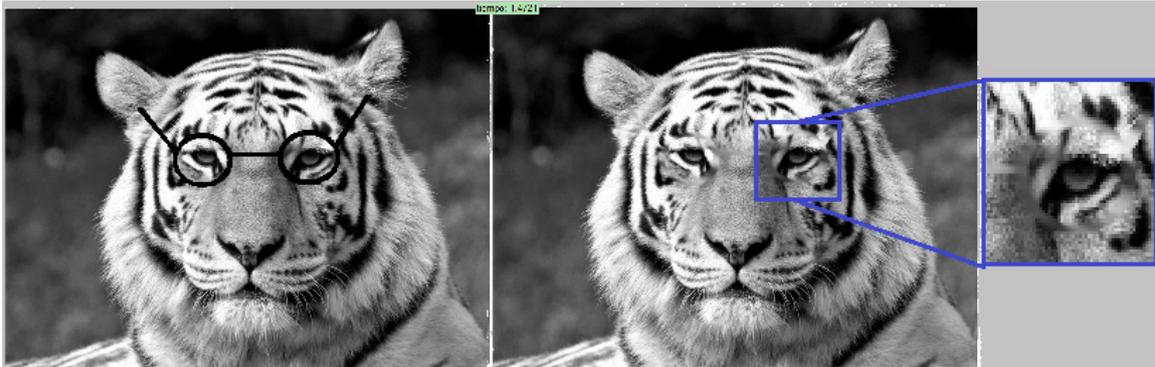
Analizando lo anterior, cabe una pregunta: ¿podríamos restaurar las imágenes con técnicas utilizadas en reducción de ruido (*denoising*) haciendo una analogía entre ruido impulsivo y la ausencia de señal en las regiones indeterminadas? En principio el ruido es una magnitud aleatoria que contamina la señal útil (la imagen) y afecta sus verdaderos valores de intensidad. En nuestro caso esta alteración no es aleatoria puesto que los espacios vacíos son fijos imagen tras imagen. Además, los píxeles que rodean a dichas regiones son conocidos y se puede considerar que tienen una alta relación señal/ ruido respecto a las discontinuidades. Sin embargo, al ser regiones pequeñas la forma de atacar el problema sí podría tener relación con el *denoising*. Por ejemplo, es conocido que una contaminación por ruido “sal y pimienta” (*salt and pepper*) puede ser fácilmente atenuada aplicando filtros mediana, los cuales son capaces de minimizar el efecto de los niveles de gris más atípicos.

Extrapolando esta idea y haciendo una analogía con nuestro problema, las regiones vacías vendrían a constituir sólo la componente “pimienta” (valores en negro) de este ruido y, por tanto, las técnicas de reducción de ruido podrían ser utilizadas. De hecho, entre los métodos analizados en el estado del arte los descritos en (Oliveira et al., '01) y en (Chan, T. et al., '05; Chan, T. et al., '05) resultan una particularización de este principio.

De estos métodos, el de (Oliveira et al., '01) resulta el más sencillo de implementar garantizando buenos resultados de restauración sobre pequeñas regiones y una buena velocidad de procesamiento. En este trabajo se presentan dos soluciones basadas en el uso de filtros que difuminan progresivamente la información hacia el interior de las regiones de interés. En el primer método la difusión se realiza en todas las direcciones y está concebido como un método automático para regiones indefinidas de pequeña área. Por esta razón le llamaremos

en esta tesis como *método simple de Oliveira*. La segunda alternativa se diferencia respecto a la anterior en que está concebida para interpolar regiones ligeramente mayores o cuando se necesita guiar la dirección en que se quiere propagar la información. Para lograrlo se utilizan barreras de difusión que son definidas manualmente en cada imagen a restaurar.

Si se utiliza el método simple de Oliveira sobre áreas vacías de gran tamaño, es evidente que esta forma de tratamiento de la imagen provocaría un difuminado excesivo en las áreas restauradas puesto que el mecanismo de transporte de la información utiliza un modelo de difusión isotrópica que propaga la información en todas las direcciones (Figura 6.1).



**Figura 6.1. Efecto de difuminado en la restauración utilizando el método de (Oliveira et al., '01)**

Esto es así porque los filtros que se utilizan se aplican por igual a todas las regiones tratadas. Cada píxel tratado es el resultado de una combinación lineal de los valores de gris adyacentes conocidos, por lo que no se tiene en cuenta la tendencia que sigue la imagen en los bordes de la región indefinida. A continuación analizaremos la aplicación de este método sobre imágenes primitivas como las que se pueden obtener en un sistema real de transmisión mediante IOFBs.

## 6.2 INPAINTING MEDIANTE LA MODIFICACIÓN DEL MÉTODO SIMPLE DE OLIVEIRA

La Figura 6.2 muestra el diagrama de flujo general del método de Oliveira el cual se ha modificado ligeramente para adaptarlo a nuestras condiciones de trabajo. La primera acción que se realiza es una búsqueda automática de todas las regiones vacías para conocer de antemano dónde se debe actuar. El algoritmo sólo alterará el estado de aquellos píxeles que no están contemplados en la TR (indefinidos) pero que, a la vez, pertenecen a un contorno circular de la imagen primitiva. Por esta razón, se deben diferenciar desde un inicio.

Las áreas indeterminadas no poseen nivel de gris real y están identificadas con la etiqueta  $NaN^{\dagger\dagger}$  para indicar que dichos píxeles no tienen un valor de gris conocido. Es importante diferenciar dicho estado, respecto a aquellos niveles de gris que por naturaleza son nulos (0).

---

<sup>††</sup> La denominación *NaN (Not a Number)* se usa generalmente en varios lenguajes de programación para expresar un resultado imposible de calcular, como el caso de las raíces negativas, indeterminaciones, etc., retornando *NaN* como resultado de la operación.

El valor nulo representa en sí un nivel de gris mientras que el valor NaN representará un estado indeterminado de la imagen.

Como se puede observar en la Figura 6.2 se han introducido dos etapas derivadas de nuestro modelo de formación de imágenes y que resultan imprescindibles para aplicar el método simple de Oliveira.

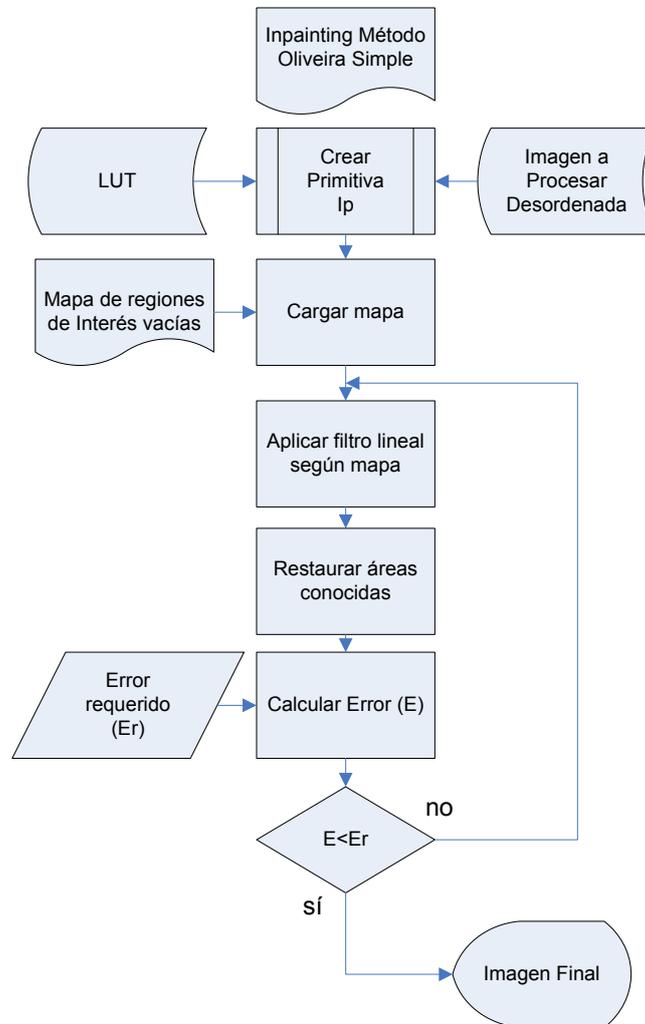


Figura 6.2 Diagrama de Flujo del Método Simple de Oliveira Modificado.

En la primera etapa se crea la imagen primitiva  $I_p$  partiendo de la imagen desordenada  $I_d$  del sensor y utilizando la información contenida en la TR. Estos pasos no se analizarán aquí ya que se han detallado con anterioridad. Si el contorno del mazo es circular,  $I_p$  será:

$$I_p(u, v) = \begin{cases} 0 \rightarrow \forall(u, v) \in B : (u - u_0)^2 + (v - v_0)^2 > R & \text{(Fuera del límite)} \\ NaN \rightarrow \forall(u, v) \in U : (u - u_0)^2 + (v - v_0)^2 < R & \text{(Vacíos)} \\ \{0 : NG_{\max}\} \rightarrow \forall(u, v) \in C : (u - u_0)^2 + (v - v_0)^2 < R & \text{(Conocidos)} \end{cases} \quad [6.1]$$

El subconjunto  $B$  de la imagen  $I_p$  se refiere a los píxeles exteriores a la menor circunferencia de radio  $R$ , centrada en  $(u_0, v_0)$ , que contiene a todos los píxeles conocidos de la imagen. Estos píxeles son forzados al nivel de gris 0 dado que nunca aportarán información útil al estar fuera del área correspondiente al límite del mazo.

El subconjunto  $U$  se refiere a los píxeles indeterminados y  $C$  al de los píxeles conocidos cuyos valores oscilan entre 0 y un nivel máximo de  $NG_{\max}$  y están registrados en la TR ( Figura 6.3).

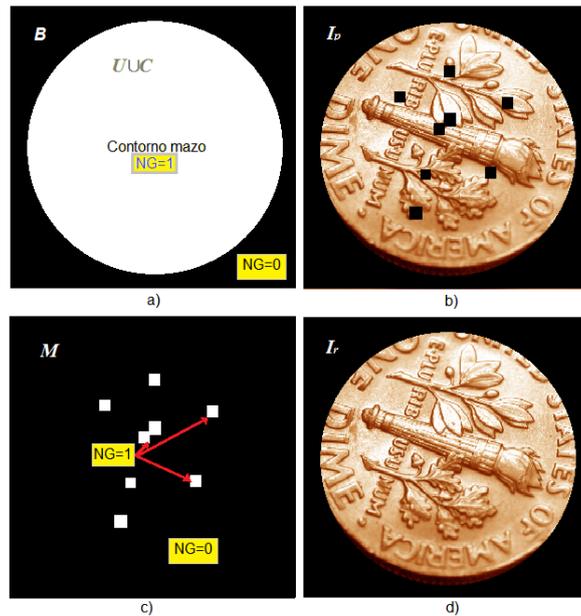


Figura 6.3. Mapa de regiones para el método simple de Oliveira modificado.

- a) Máscara del contorno del mazo      c) Mapa (M) de regiones a tratar  
 b) Imagen primitiva  $I_p$       d) Imagen recuperada  $I_r$

En la segunda etapa del método se toma como referencia para el *inpainting* una representación ó mapa de regiones indefinidas de tamaño igual a  $I_p$  ( Figura 6.3.b). En dicho mapa, todos los píxeles de las regiones a interpolar son identificados con el valor lógico 1, tal que:

$$M(u, v) = \begin{cases} 1 \rightarrow \forall (u, v) \in I_p = NaN & \text{(Vacíos)} \\ 0 \rightarrow \forall (u, v) \in I_p \neq NaN & \text{(Conocidos)} \end{cases} \quad [ 6.2]$$

Lo que se hará a continuación es aplicar el método de *inpainting* simple de Oliveira (IOS) sin utilizar barreras de difusión el cual consiste en realizar una convolución solamente sobre las regiones vacías entre la imagen y un filtro de difusión con peso 0 en su centro. Los filtros utilizados son los mismos que se utilizaron en (Oliveira et al., '01) y el uso de uno u otro no implica una mejora en la imagen final:

$$\begin{bmatrix} a & b & a \\ b & 0 & b \\ a & b & a \end{bmatrix} \quad \text{ó} \quad \begin{bmatrix} c & c & c \\ c & 0 & c \\ c & c & c \end{bmatrix} \quad [6.3]$$

$$a = 0.073235, \quad b = 0.176765 \quad \text{y} \quad c = 1/8$$

Una vez realizada la operación de convolución, se restauran todos los píxeles originales de la primitiva que se consideraron conocidos a priori. Esto es: si  $I_r_k$  es la imagen resultante de la convolución en un ciclo  $k$ , la operación de restauración anteriormente comentada será  $I_r_k(u, v) = I_p(u, v), \forall (u, v) \in C$ . Este procedimiento de convolución y posterior restaura de píxeles conocidos (a su estado original) es realizado cíclicamente hasta que el resultado de reconstrucción se acerque a una solución aceptable. Cada restaura garantiza que la imagen mantiene su estado original excepto en aquellos píxeles que anteriormente no eran conocidos y que van progresivamente cambiando su estado hasta que se decida que la solución es adecuada.

Para que el método no caiga en un lazo infinito se establece como elemento de control un determinado valor de error límite y un número máximo de iteraciones por si la solución no converge a la deseada. La imagen se irá actualizando hasta alcanzar un límite prefijado de error medio cuadrático (MSE) entre la imagen actual y la anterior. Si el límite es escogido adecuadamente se logra que cuando la imagen ya no es capaz de mejorar más el proceso se interrumpe. A diferencia del método original donde este control por error se realiza para cada región, en nuestro caso utilizamos un MSE de todo el dominio de la imagen. Esto es así debido a que la restauración requiere de un número de ciclos similar en todas las regiones indefinidas por resultar parecidas en lo que a tamaño se refiere.

La propuesta de (*Oliveira et al.*, '01) resulta interesante desde dos puntos de vista.

- ❖ Su aplicación sobre regiones pequeñas puede dar buenos resultados con un procesamiento mínimo.
- ❖ Una difusión isotrópica se puede modelar mediante operaciones lineales sencillas de filtrado y sin necesidad de preestablecer barreras de difusión de forma manual, debido al tamaño natural de las regiones a tratar.

A continuación analizaremos una nueva propuesta realizada en esta tesis que aprovecha estas conclusiones para alcanzar velocidades de procesamiento mayores aprovechando las características propias de nuestro modelo. Este método será comparado con el método de Oliveira que será tomado como referencia.

### 6.3 PROCEDIMIENTO DE INPAINTING POR PRIORIDAD DE VECINDAD (IPV)

Nuestra problemática, aunque no se puede clasificar como de reducción de ruido (*denoising*), se puede resolver mediante prácticas muy simples de filtrado típicas de estas técnicas, pero aprovechando las características propias de la imagen primitiva de un IOFB específico. En la sección anterior se ha analizado el método simple de Oliveira, el cual tiende a dar mejores resultados a medida que las regiones vacías se hacen más pequeñas. Sin embargo, en dicho método no se establecen “prioridades” para el *inpainting* como en los métodos de (*Telea*, '04) y (*Criminisi et al.*, '04). Este cambio de estrategia podría influir positivamente en la solución al problema, teniendo en cuenta que nuestras regiones son pequeñas por lo que se podría adelantar que cada píxel desconocido tiene varios conocidos en su periferia.

En la Figura 6.4.a se ha representado una imagen primitiva equivalente a una imagen de entrada completamente blanca.

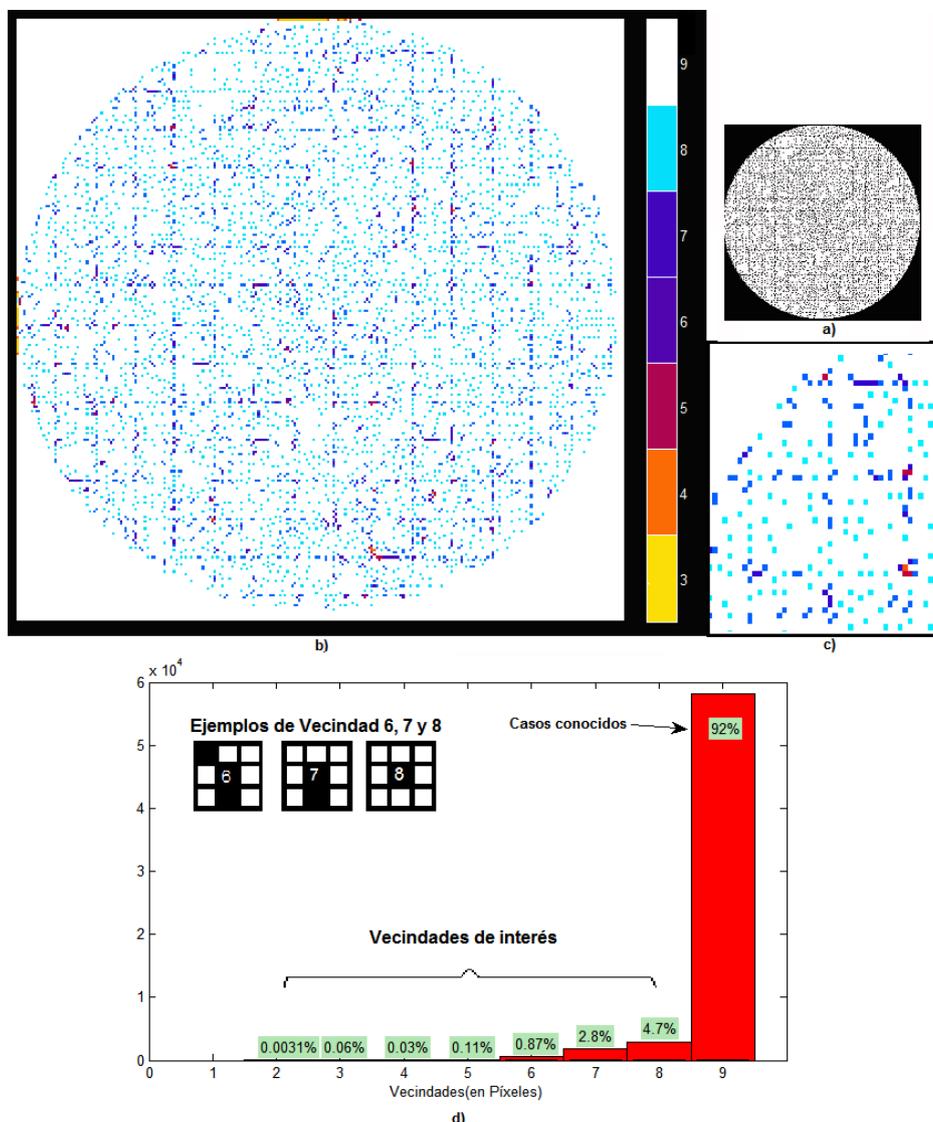


Figura 6.4. Mapa e histograma de vecindades.  
a) Primitiva. b) y c) Mapa de vecindad. d) Histograma de vecindades.

Esta representación binaria es equivalente a [ 6.4] pero con  $I_{p\_BW} = 1, \forall (u, v) \in C$ , donde  $C$  es el subconjunto de píxeles aportados por las fibras. En las Figura 6.4. b y c se ha representado un mapa de vecindades en el que se han representado los valores de gris conocidos de la imagen primitiva en color rojo intenso (Véase la escala de colores).

Para diferenciar los conocidos del resto se le asigna como valor un 9. Para cada píxel vacío se ha representado un valor correspondiente al número de píxeles conocidos que lo rodean en una vecindad  $N_9$ . A esta magnitud le llamaremos *vecindad* del píxel indefinido ( $V(N_9)$ ). A mayor valor de vecindad (color que tiende al rojo), mayor será el número de píxeles conocidos que le rodean, tal que:

$$V(u, v) = \begin{cases} \sum_{u=u_0-1}^{u_0+1} \sum_{v=v_0-1}^{v_0+1} I_{p\_BW}(u_o, v_o) & \forall (u_o, v_o) \in U \quad (\text{Indeterminados}) \\ 9 & \forall (u_o, v_o) \in B \cup C \quad (\text{Conocidos}) \end{cases} \quad [6.4]$$

En la Figura 6.4.d se representa un histograma de vecindades. Los valores de conteo representados con el valor 9, se corresponden a los píxeles conocidos (subconjunto  $C$ ). Dichos valores alcanzan el 92% del total de píxeles de la imagen en el ejemplo mostrado. Alrededor de un 8% de los píxeles de la imagen resultan desconocidos (subconjunto  $U$ ). Sin embargo, resulta interesante que de éste 8%, la mayor parte de las vecindades radican entre los valores 6 y 8. Esto indica que la mayor parte de las regiones indefinidas pueden ser restauradas con mínimo error, mediante los niveles de gris de la media (o la mediana) de la vecindad enmarcada en una ventana de 3x3.

Teniendo en cuenta lo anterior se ha ideado un método que realiza una restauración progresiva siguiendo una serie de etapas condicionadas por los grados de vecindad de cada píxel de interés. En una primera etapa, independiente del *inpainting*, se crea una tabla de prioridades de vecindad. Esta tabla contiene información de los píxeles que se deben ir restaurando en cada etapa. El *inpainting* seguirá un orden establecido por la vecindad máxima que existe entre todas las regiones indefinidas que no se haya restaurado con anterioridad. En una etapa determinada cada píxel restaurado puede servir como información complementaria a otro píxel con menor grado de vecindad.

Con este ordenamiento se garantiza que primero se restauren aquellas regiones con mucha información residente en sus vecindades. Primero se restaurarán todos aquellos píxeles con vecindad 8 con un nivel de gris igual a la media o mediana de todos los píxeles que le rodean. Así se garantiza una transición suave entre los diferentes píxeles que componen a la región tratada. Posteriormente se verifica si han aparecido nuevos puntos con igual grado de vecindad, lo cual introduciría una nueva etapa en el proceso.

En caso de no existir tal grado de vecindad se disminuye la búsqueda desde el nivel  $V(N_9)=8$  a otro inferior, hasta encontrar algún caso coincidente. Es decir, en cada etapa se comprueban los grados de vecindad de forma decreciente desde  $V(N_9)= 8$  hasta  $V(N_9)= 0$ , si es que existe,

hasta que exista algún caso que se pueda tratar. Tan pronto sean corregidas dichas posiciones, se pasa a otra etapa y se reinicia el análisis partiendo de  $V(N_9)=8$ .

Como la mayor parte de las vecindades están concentradas entre los valores 6 y 8, se garantiza la continuidad del procedimiento porque unos píxeles con gran información (vecindad alta) pueden aumentar el grado de vecindad de otro en la siguiente etapa.

Los mapas de vecindad, tal y como se ha representado en la Figura 6.4, carecen de valor real para el procedimiento. Una forma más eficiente de representar estos datos es mediante una tabla de prioridades de las vecindades (TPV). La estructura de la TPV se muestra en la Tabla 6.1. Está conformada por los pares de coordenadas fila-columna de los píxeles vacíos ordenados de forma decreciente, según el número de la etapa en que se realizará la interpolación. Es necesario indicar que durante el procedimiento de construcción de la TPV, debemos introducir como parámetros temporales el grado de vecindad y la etapa actual. A medida que se va calculando cada etapa, estos valores de vecindad se actualizan para finalmente desaparecer una vez ordenados los registros siguiendo el orden ya descrito.

Tabla 6.1. Estructura de la TPV

Coord. Fila	Coord. Columna	Vecindad	Etapa
		<i>(Valores temporales)</i>	
...	...	...	...

En la Figura 6.5 se muestra el comportamiento de los registros en la TPV para el ejemplo de la Figura 6.4. Se representa el número de casos que se tratan en cada etapa según la TPV. Se puede apreciar que a partir de la tercera etapa se han solucionado la mayor parte de los casos.

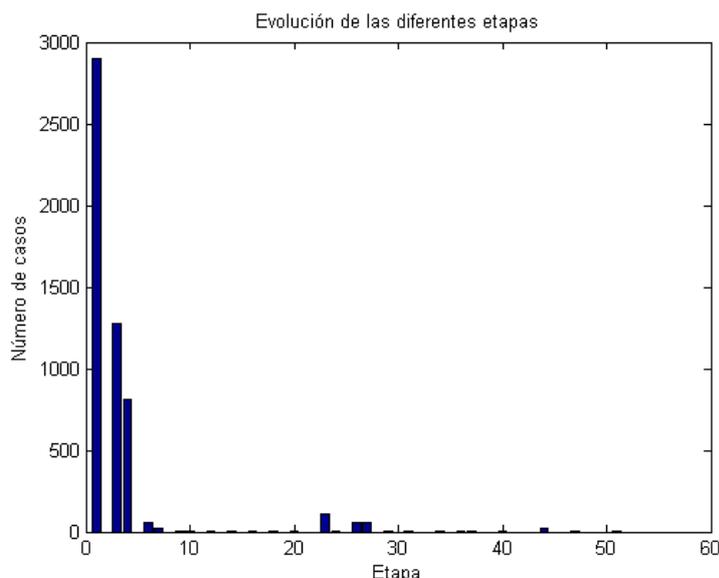
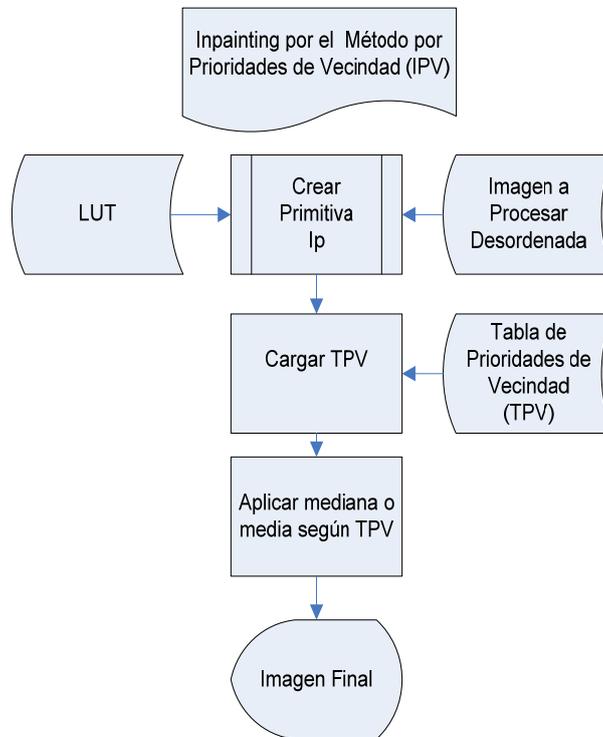


Figura 6.5 Evolución del número de casos tratados en cada etapa del procedimiento IPV

En la Figura 6.6 se muestran las diferentes fases que conforman la reconstrucción de imágenes mediante IPV. Como se puede apreciar, la restauración no es un procedimiento cíclico que debe converger a un determinado grado de calidad como ocurre en el método IOS.

La imagen se forma en un solo ciclo de procesamiento aunque, como ya mencionamos, el orden de procesamiento estuvo determinado por diferentes etapas.



**Figura 6.6 Diagrama de flujo del método IPV**

Esta característica resulta interesante no solo por su velocidad de procesamiento, sino por la sencillez de la implementación en cualquier sistema de cómputo, inclusive diferente a un ordenador. A continuación mostraremos algunos ejemplos que permiten ilustrar el comportamiento de ambos métodos de *inpainting*.

#### 6.4 VALORACIÓN DE LOS MÉTODOS DE INPAINTING IMPLEMENTADOS.

En este apartado, se contrastan los resultados que se obtienen utilizando la restauración por IPV frente a la obtenida mediante IOS. Para verificar la calidad de la reconstrucción, de manera que se puedan establecer comparativas más fiables, hemos ideado un experimento muy sencillo. Para excluir el efecto del ruido que puede generarse sobre una imagen real por el ruido propio del sensor y el muestreo, así como el efecto de los parámetros de compensación de las fibras, hemos creado algunas imágenes artificiales que simulan una imagen primitiva real. Por medio de estas imágenes artificiales comprobamos la velocidad de reconstrucción y la

calidad de imagen obtenida, tanto por el error medio cuadrático (MSE), como por el coeficiente de correlación resultante entre una imagen patrón y la restaurada.

Para comparar ambos métodos se necesitó generar diferentes imágenes. Dichas imágenes se obtienen de manera sencilla y, aunque son sintéticas, mantienen similitudes con el comportamiento real de un mazo. En condiciones reales, como la imagen original tiene dimensiones diferentes a la reconstruida, para poder efectuar dicha comparación se requerirá hacer una correspondencia de imágenes muy precisa entre ambas imágenes. Esto, unido a los efectos de los errores del procesamiento y al ruido del sensor, afectaría la calidad y veracidad de los resultados. Por estas razones se ha decidido utilizar imágenes sintéticas que emulan el comportamiento real del mazo. Para mayor claridad se han resumido en la siguiente tabla las imágenes utilizadas:

Tabla 6.2. Resumen de las imágenes artificiales del experimento

Nombre imagen	Símbolo	Descripción
Imagen inicial	$I_i$	Imagen de tamaño igual a una primitiva real
Máscara del mazo	$I_{mask}$	Máscara obtenida de una imagen primitiva perteneciente a un tono blanco en la pantalla
Máscara del contorno del mazo	$I_{m\_mazo}$	Máscara binaria con valor 0 fuera del perímetro exterior del mazo y 1 en el interior
Imagen patrón	$I_o = I_i \cup I_{m\_mazo}$	Imagen patrón que sirve como referencia de la imagen ideal reconstruida
Imagen primitiva	$I_p = I_o \cup I_{mask}$	Imagen primitiva a reconstruir
Imagen final	$I_r$	Imagen reconstruida por cualquier método de <i>inpainting</i>

Se parte de una imagen con buena calidad  $I_i$  de iguales dimensiones que una primitiva real, y de su máscara binaria  $I_{mask}$ . Esta máscara es una imagen resultante de la segmentación de una primitiva real resultante de la reconstrucción de un tono blanco en la pantalla. La máscara  $I_{mask}$  se puede describir, siguiendo la nomenclatura de la sección anterior, como:

$$I_{mask}(u, v) = \begin{cases} 0 \rightarrow \forall (u, v) \in B : (u - u_0)^2 + (v - v_0)^2 > R^2 \\ 1 \rightarrow \forall (u, v) \in C : (u - u_0)^2 + (v - v_0)^2 < R^2 \\ NaN \rightarrow \forall (u, v) \in U : (u - u_0)^2 + (v - v_0)^2 > R^2 \end{cases} \quad [6.5]$$

donde  $C$  es el subconjunto de  $I_{mask}$  de los píxeles contenidos en la TR (cuyos valores serán 1) y  $U$  es el subconjunto de píxeles desconocidos. El subconjunto  $B$  se refiere a aquellos puntos que resultan externos al contorno circular del mazo de radio  $R$  y centrado en  $(u_0, v_0)$ .

Para este experimento se requirió de una imagen patrón  $I_o$  que tuviera un contorno igual al obtenido por una imagen real reconstruida (circular). Esta imagen sirve de referencia para cada

experimento y se forma por la fusión de la imagen original  $I_i$  y una máscara  $I_{m\_mazo}$  de mazo. La imagen  $I_{m\_mazo}$  se obtiene por una combinación de operaciones morfológicas de dilatación-erosión sobre  $I_{mask}$  con  $h$  como elemento estructurante. Esto es:

$$I_{m\_mazo} = \varphi_h(I_{mask}) = (I_{mask} \oplus h) \ominus h \quad [ 6.6]$$

Evidentemente para aplicar esta operación sobre  $I_{mask}$ , primero debe transformarse en una imagen binaria debido a que tiene coordenadas sin valor. De esta manera se logra eliminar de dicha máscara los espacios vacíos. Multiplicando píxel a píxel la imagen patrón con dicha máscara se obtiene la imagen a reconstruir. Por tanto, la imagen simulada a restaurar será  $I_p = I_{mask} \cup I_o$ . En este experimento se analizan tres imágenes patrones (Figura 6.7, Figura 6.9 y Figura 6.8). En estas figuras se han representado los resultados obtenidos en cada experimento. El error medio MSE se determina mediante la correlación y el MSE entre la imagen artificial patrón  $I_o$  y la reconstruida  $I_r$ .

Para analizar ambos métodos en igualdad de condiciones, se utilizó el error del método IPV como factor de control para el *inpainting* por IOS. Es por ello que los errores que se muestran entre ambos métodos resultan similares. Ambos métodos ofrecen resultados visualmente aceptables y muy similares, sin embargo, el concepto utilizado en IPV garantiza una restauración en un solo paso aún cuando la TPV se haya generado en un número fijo de etapas.

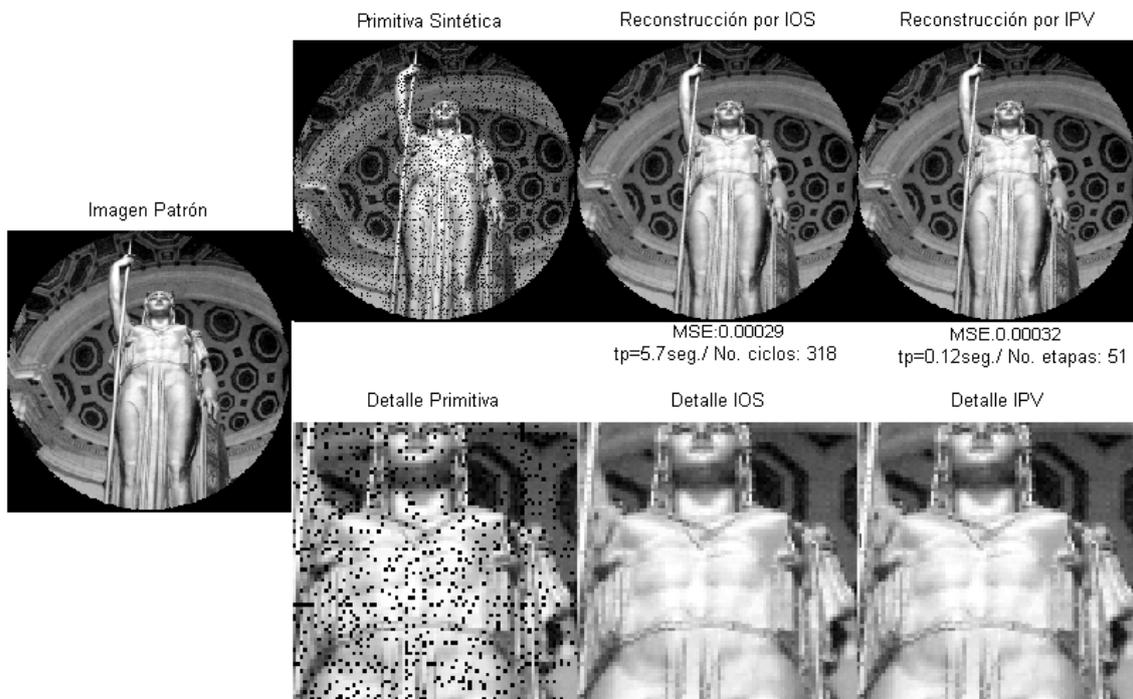


Figura 6.7 Experimento con la imagen “Palas Atenea”

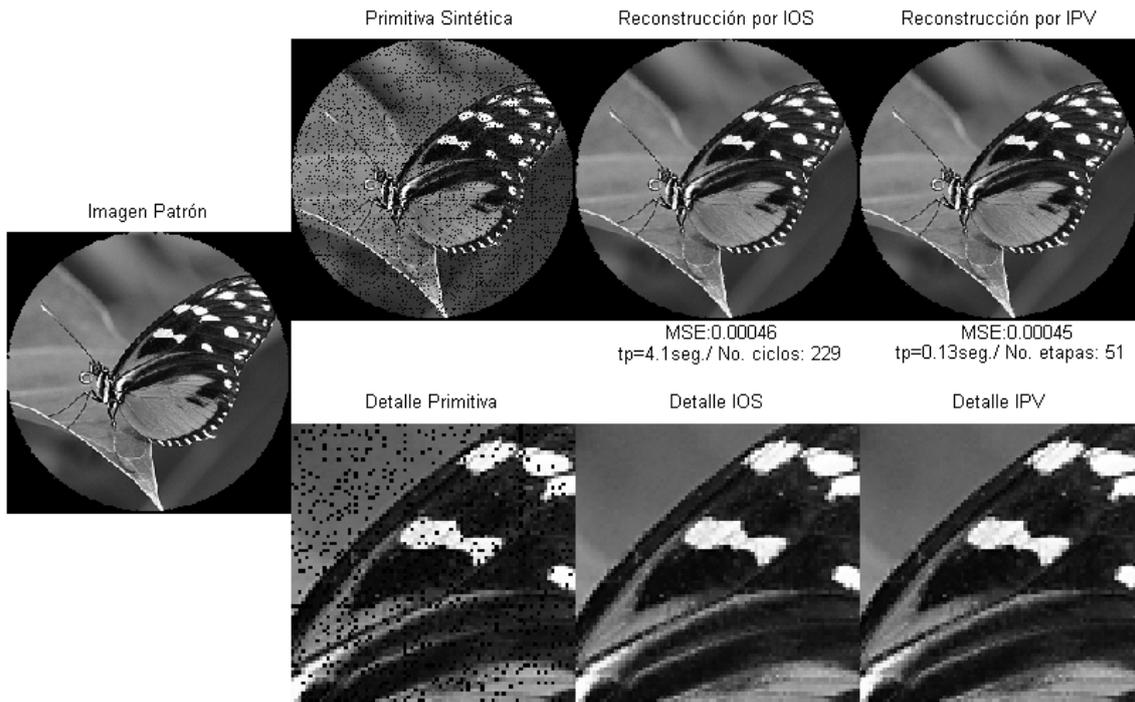


Figura 6.8 Experimento con la imagen “Mariposa”



Figura 6.9 Experimento con la imagen “Lena”

El tiempo de cálculo de la TPV es muy bajo y solo requiere de una etapa. La Tabla 6.3 muestra un resumen de los resultados cuantitativos para cada experimento.

Tabla 6.3. Resumen de los experimentos

Método de Inpainting	Imagen	Coef. Correlación	MSE	Tiempo de procesamiento (seg.)	Ciclos <sup>##</sup>
IPV <sup>§§</sup>	Lena	0.99639	0.000466	0.14387	1
	Mariposa	0.99385	0.000452	0.13289	1
	Palas Atenea	0.99748	0.000321	0.13247	1
IOS	Lena	0.99746	0.000465	6.0447	344
	Mariposa	0.99566	0.000457	5.2282	229
	Palas Atenea	0.99822	0.000285	5.6444	318

También se ha incorporado el coeficiente de correlación como un parámetro de calidad entre  $I_o$  e  $I_r$ . Este coeficiente es el resultado de aplicar para imágenes de tamaño  $m \times n$  lo siguiente:

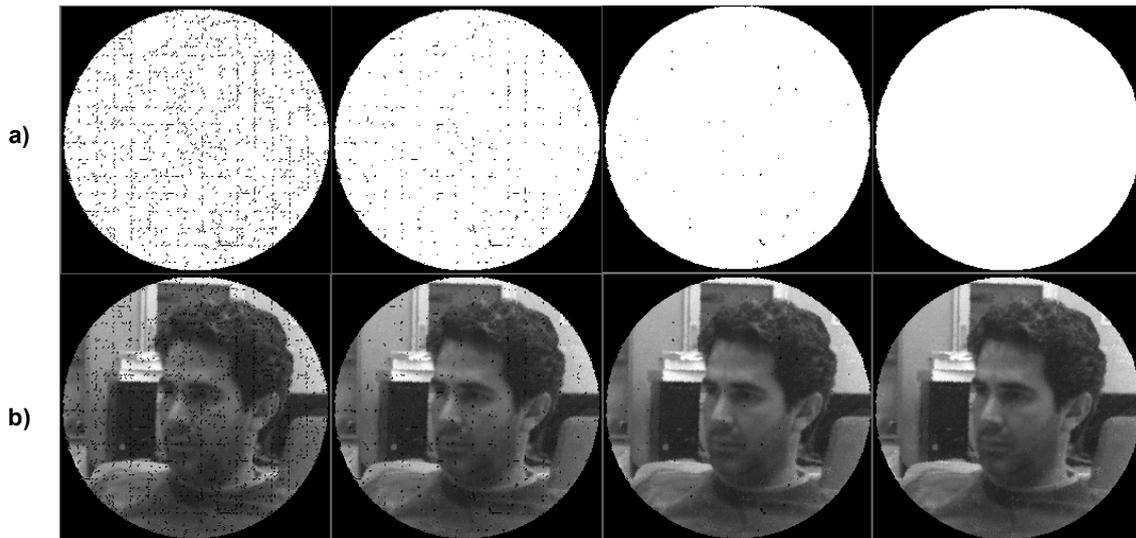
$$Cr = \frac{\sum_m \sum_n (I_o - \hat{I}_o)(I_r - \hat{I}_r)}{\sqrt{\left(\sum_m \sum_n (I_o - \hat{I}_o)^2\right)\left(\sum_m \sum_n (I_r - \hat{I}_r)^2\right)}} \quad [6.7]$$

Donde  $\hat{I}_o$  e  $\hat{I}_r$  son los niveles de gris promedio de las imágenes  $I_o$  e  $I_r$ , respectivamente. A medida que el error entre las imágenes comparadas es menor, el coeficiente tiende al valor ideal 1. En la tabla se refleja valores muy cercanos al ideal, indicando la efectividad de la reconstrucción. Esto era lo esperado dado que trabajamos con imágenes ideales. Como se puede apreciar, el tiempo de restauración para el método IPV sobre IOS es, como promedio, 42 veces mayor para el subconjunto U y, aunque la operación de convolución con una máscara tan pequeña resulta generalmente rápida, en IOS se deben realizar más de 300 iteraciones para alcanzar el resultado esperado. Evidentemente IPV es mucho más rápido puesto que aprovecha las características propias de la imagen primitiva, sin embargo el método de Oliveira garantizaría una solución más general, siempre y cuando la anchura de las áreas por reconstruir no fuese muy grande.

La Figura 6.10 muestra dos ejemplos de restauración utilizando el método IPV desglosado en 4 etapas diferentes para mostrar la evolución del procedimiento. Se ha seleccionado como primer ejemplo a una imagen homogénea blanca con el objetivo de mostrar de forma más clara la evolución que debe seguir el proceso. Como se puede apreciar primero se restauran las regiones con alta vecindad. En la segunda etapa se aprecia que vuelven a aparecer regiones de alta vecindad que serán priorizadas, y así sucesivamente, se sigue el proceso hasta que no queden regiones por restaurar. La segunda imagen (b) es una imagen real tomada con un sistema experimental sin utilizar la pantalla de calibración.

<sup>##</sup> El método IPV se realiza en un solo ciclo rellenando las regiones vacías según un orden. Sin embargo, el orden establecido en la tabla de prioridades se ha calculado en diferentes etapas

<sup>§§</sup> Tabla creada a priori en: 0.54 seg.



**Figura 6.10** Secuencia de restauración del algoritmo IPV aplicada a imágenes reales.  
a) Imagen blanca en pantalla. b) Imagen real sin utilizar pantalla de calibración.

## 6.5 CONCLUSIONES Y APORTACIONES

A lo largo de este capítulo se ha analizado la temática vinculada a la reconstrucción de la imagen final. Esta problemática cierra todo el ciclo de formación de la imagen según los preceptos del modelo propuesto. Para dar solución al problema se ha procedido, inicialmente, a analizar las características de las regiones a reconstruir, para dar paso a definir una estrategia de *inpainting* que se adapte a nuestras condiciones y que garantice no solo la calidad de la restauración, sino también una velocidad alta de procesamiento.

En este sentido se debe resaltar lo siguiente:

- ❖ Las regiones resultan lo suficientemente pequeñas como para obviar el uso de técnicas de *inpainting* basadas en PDEs, variación total, etc. La solución fue enfocada hacia las técnicas de *inpainting* rápidas.
- ❖ La mayor parte de las regiones indefinidas en la imagen primitiva posee una vecindad elevada indicando en cierta forma que la calidad de la calibración es muy buena puesto que cerca del 92% de los píxeles que conforman la imagen son conocidos.
- ❖ La validación de lo anteriormente expuesto se constata en los resultados mostrados mediante la técnica de Oliveira, la cual fue ligeramente modificada para adaptarla a las condiciones que impone un sistema como el analizado. Este modelo de *inpainting* ha servido posteriormente como punto de referencia para compararlo con una nueva técnica que hemos denominado IPV (*Inpainting* por Prioridad de la Vecindad).
- ❖ IPV es un método que aplica un orden de restauración a la imagen primitiva y se realiza solamente en un ciclo, y los valores interpolados se determinan con gran

facilidad aplicando la media de los píxeles vecinos o la mediana. En nuestro caso hemos aplicado la mediana para minimizar los efectos del ruido en la imagen primitiva.

- ❖ El método IPV ha resultado, para nuestras condiciones, mucho más rápido respecto a IOS y la calidad de la reconstrucción es buena.
- ❖ El IPV está prácticamente implementado a través de una TPV por lo que en la práctica, en cualquier entorno, resulta sencilla y eficaz.



# Capítulo VII

## 7. SISTEMA Y VALIDACIÓN EXPERIMENTAL DEL MODELO

En esta tesis se ha propuesto un modelo general para un sistema calibrador/transmisor que utiliza mazos IOFBs como medio de transporte de imágenes. A lo largo de la misma se han estudiado y documentado todos los componentes que conformarían un sistema de este tipo. También se han propuesto una serie de métodos que pueden ser requeridos, tanto para la calibración del sistema, como para la transmisión y formación de las imágenes.

El modelo estudiado abarca aspectos generales de los elementos físicos (ópticas, sensor, IOFBs), así como la manera en que influyen sobre la calidad de la imagen final. Estas condicionantes físicas traen consigo consecuencias en los procedimientos requeridos para llevar a cabo una calibración exitosa. Estos procesos deben ser comprobados empíricamente para dar una validez al modelo y a toda la metodología propuesta. Por esta razón se diseñó e implementó un sistema experimental que debía cumplir con todas las especificaciones impuestas por el modelo propuesto y que permitiera comprobar cada uno de los aspectos que se han señalado a lo largo de la tesis.

El sistema desarrollado es capaz de calibrar mazos de IOFBs así como transmitir y formar imágenes con una calidad que ha superado, en nuestra opinión, cualitativamente todos los trabajos que han presentado resultados reales (*Tsai, M. J. et al.*, '93; *Demuynck et al.*, '05b; *Demuynck et al.*, '06; *Demuynck et al.*, '08). Desde el punto de vista físico, el sistema experimental no resulta muy diferente a los utilizados en trabajos como los de (*Dujon, G. F.*, '91; *Dujon, G. et al.*, '94; *Roberts*, '03). Sin embargo, con el avance actual de la tecnología se ha podido introducir mejoras sustanciales respecto a los anteriormente mencionados. Esto se puede constatar fundamentalmente en lo referente al sensor y a la unidad de procesamiento, los cuales, son elementos que han experimentado un avance espectacular en las últimas décadas.

Por otra parte, la flexibilidad que ha alcanzado nuestro diseño permite la experimentación con diferentes metodologías de trabajo, pudiéndose modificar con plena libertad todas las etapas del proceso sin que se requiera alterar la parte física (Ej. ópticas, mazo y sensor).

En este capítulo se pretende comprobar la validez del modelo propuesto mediante una serie de experimentos realizados en la instalación real que se ha construido para dicho fin. Dicha instalación experimental cumple con las condiciones que se ha impuesto por el modelo, a fin de demostrar las posibilidades que podrían ofrecer futuros sistemas profesionales basados en IOFBs. Sin embargo, no es nuestro objetivo proponer mejoras tecnológicas a los diferentes componentes de la instalación por lo que los resultados que mostraremos son simplemente orientativos o de confirmación de la validez del modelo.

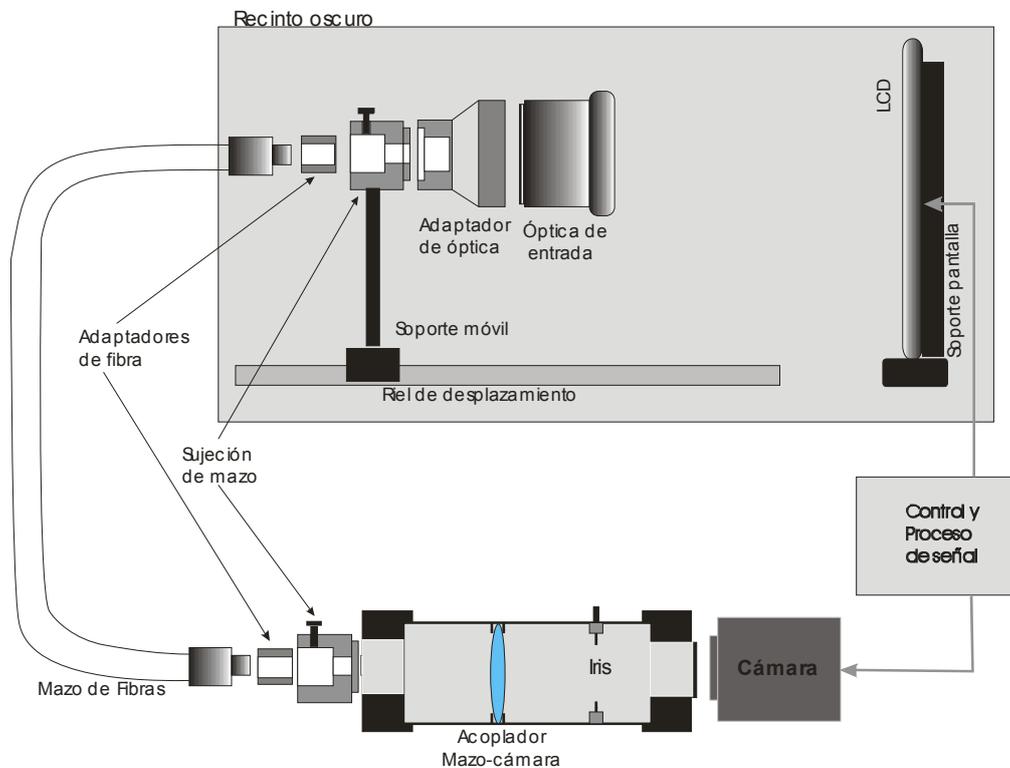
En este capítulo se describirá en detalle la instalación sobre la que se ha desarrollado toda la investigación y se demostrarán, mediante varias pruebas, otros aspectos generales de interés referidos tanto a la metodología de trabajo como a resultados cuantitativos y cualitativos de las diferentes técnicas implementadas.

### 7.1 INSTALACIÓN EXPERIMENTAL Y MATERIAL UTILIZADO

La estructura de la instalación experimental para la calibración/transmisión aparece representada en la Figura 7.1. También, en la Figura 7.2, se muestra una fotografía real. Dicha instalación está integrada por los siguientes componentes:

- ❖ **Mazo de fibras:** elemento de transporte de imágenes.
- ❖ **Recinto oscuro:** permite aislar el sistema de entrada del mazo de cualquier reflejo o efecto externo, durante la calibración. No es necesario en el modo de transmisión.
- ❖ **Sistema de Control:** dispositivo encargado del control de todos los procesos de calibración y conformación de imágenes.
- ❖ **Adaptadores de fibra:** depende de cada mazo específico y permite la conexión de diferentes modelos de mazos a los sistemas ópticos de entrada y salida.
- ❖ **Sujeción del mazo:** permite que ambos extremos del mazo se puedan fijar a la estructura que corresponda.
- ❖ **Subsistema de acople del mazo-cámara:** acopla el mazo a la cámara mediante un grupo de lentes y permite regular la profundidad de campo mediante un diafragma o iris.
- ❖ **Pantalla LCD/LED de alta luminosidad y resolución:** proyecta imágenes patrones durante el proceso de calibración y debe ser capaz de emitir suficiente energía para excitar a las fibras.

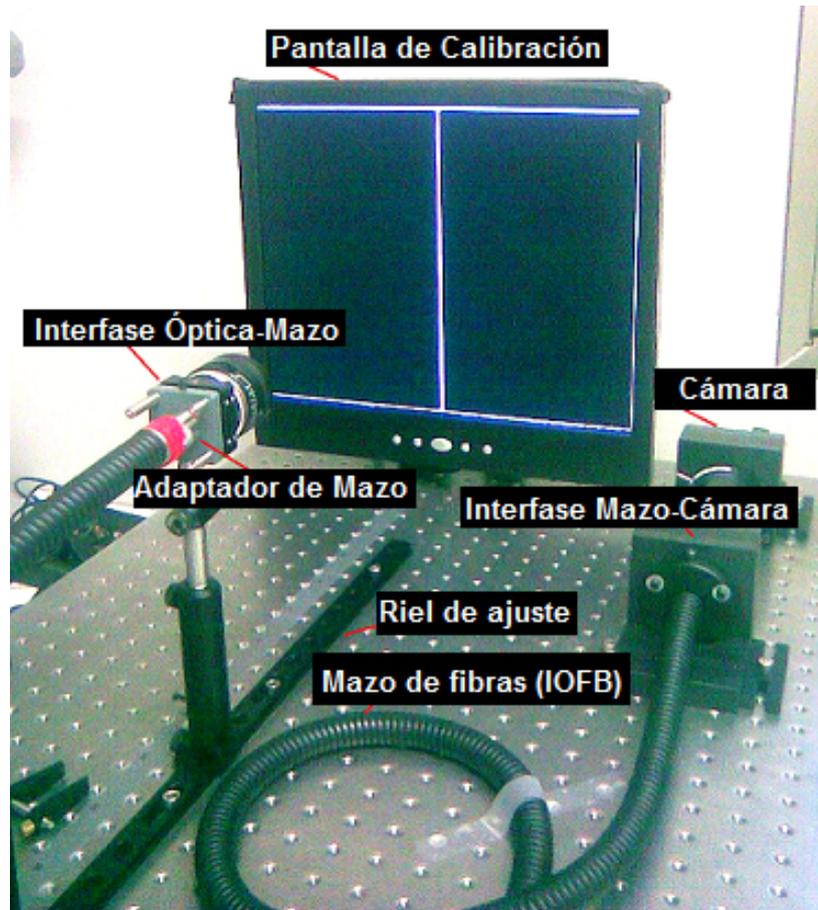
- ❖ **Soporte de la óptica:** garantiza que la óptica esté perpendicular a la pantalla y evita errores de perspectiva en la calibración.
- ❖ **Cámara:** dispositivo transductor de alta resolución que recoge todos los cambios de la escena.
- ❖ **Adaptador de óptica:** permite adaptar ópticas con diferentes monturas al sistema de sujeción del mazo.
- ❖ **Óptica de entrada:** proyecta las imágenes en la cara de entrada del mazo.
- ❖ **Soporte móvil y riel de desplazamiento:** ajusta la captura del área de interés en la pantalla. Este sistema mecánico permite optimizar la resolución de barrido en función del campo de visión de la óptica de entrada para el proceso de calibración.



**Figura 7.1 Esquema del sistema experimental.**

Como sistema de control se ha utilizado un ordenador que posee una interfaz FireWire 400 basado en el estándar IEEE 1394 y permite controlar la cámara requerida. Para controlar las imágenes patrones se utiliza una tarjeta de video con dos salidas. Esto permite el uso de dos pantallas a la vez: una para la exposición de las imágenes patrón y otra para el control de la aplicación.

El mazo de fibras utilizado en los experimentos se eligió de manera que garantizase una imagen final con un tamaño mayor a 200x200 píxeles; como cada fibra aporta a la imagen transmitida un píxel, entonces el mazo debía tener un número de fibras mayor que 40,000.



**Figura 7.2** Fotografía de la instalación experimental mostrando los diferentes componentes que la integran<sup>\*\*\*</sup>

El mazo escogido está diseñado para la distribución de luz (guía de luz) desde fuentes de iluminación. Estos dispositivos son muy utilizados para la iluminación homogénea en sistemas de inspección visual y en microscopía. Las fibras son de vidrio no fusionadas pero fijadas entre sí con pegamento para lograr una buena rigidez en los extremos. Las mismas están cubiertas a todo lo largo del mazo mediante una cubierta de PVC y poseen, además, un par de casquillos metálicos en los extremos para una buena protección.

Las características del mazo se muestran en la Tabla 7.2. Para mejorar la calidad de las imágenes reconstruidas se le realizó un proceso de pulido en ambos extremos que permitió eliminar impurezas y homogeneizar el corte de las fibras en la superficie y minimizando así su influencia en las funciones de transferencia de las fibras.

El grosor del área efectiva del mazo es de  $\frac{1}{2}$  pulgada (*Edmund\_Optics*, '09)<sup>†††</sup>. Para realizar la calibración es necesario, de antemano, estimar el número máximo de fibras alineadas,

<sup>\*\*\*</sup> No se muestran ni el recinto oscuro ni el ordenador.

<sup>†††</sup> Hoy día se pueden fabricar mazos con una cantidad similar de fibras en un diámetro de unos pocos milímetros, sin embargo estos suelen ser mazos coherentes dedicados a la transmisión de imágenes en entornos médicos y la mejora de este elemento se escapa de nuestros objetivos.

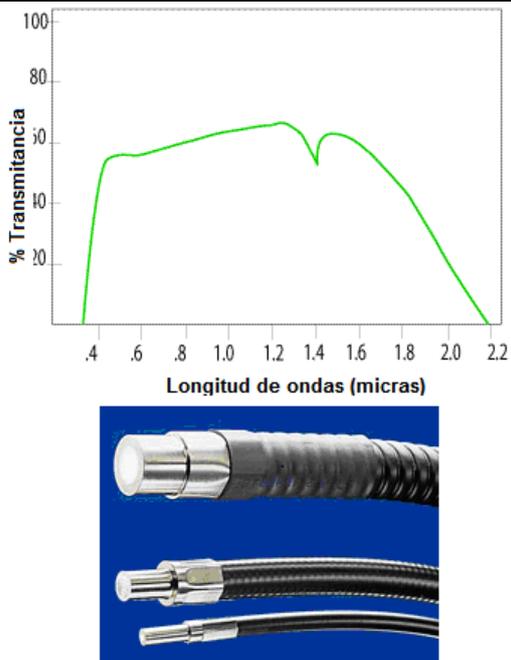
distribuidas horizontalmente o verticalmente en el mazo. Esto permite conocer la resolución con que se debe barrer nuestra pantalla para decodificar el mazo (rejilla de barrido).

Este valor no es ofrecido por el fabricante de manera directa y su estimación siempre es aproximada dada las características de aleatoriedad en la distribución de las fibras en los IOFBs. El mazo escogido posee un diámetro es de 12,7 mm y las fibras poseen 50 μm de diámetro nominal, por tanto se puede esperar como máximo:

$$N_{\text{fibH/V}} = \frac{\text{Diámetro del mazo}}{\text{Diámetro de fibras}} = \frac{0.0127 \text{ m}}{50 \mu\text{m}} \approx 254 \text{ fibras} \quad [7.1]$$

Esto valor nos da idea del tamaño aproximado que debe tener la imagen final formada, así como del número óptimo de celdas que en cada dimensión debe existir. Esto es, como mínimo la rejilla imaginaria de entrada debe tener 254x254 celdas y, por tanto, el tamaño de las imágenes primitivas deben ser cercano a este tamaño o ligeramente superior.

Tabla 7.1 Características generales del mazo utilizado en los experimentos.

Extraído de ( <i>Edmund Optics</i> , '09) No. Stock B39-372		
<b>Índice de refracción del núcleo</b>	1.581	
<b>Índice de refracción cubierta</b>	1.487	
<b>Apertura numérica</b>	0.55	
<b>Ángulo de aceptación</b>	68°	
<b>Diámetro nominal de fibra</b>	50 μm	
<b>Diámetro del mazo</b>	0.5" (1.27 cm)	
<b>Temperatura de trabajo</b>	-40 a 107 °C	
<b>Radio de curvatura mínimo</b>	2"	
<b>Número de fibras</b>	≈ 51,000	
<b>Longitud</b>	1.83 metros	
<b>Perdidas a 600nm</b>	6% por 0.3m	
<b>Transmisión espectral</b>	400 a 2000nm	

A partir de este valor también podemos determinar la resolución mínima de la pantalla de calibración pues la dimensión menor que debe cumplir debe ser aproximadamente  $n$  veces este valor  $N_{\text{pix}} \geq nN_{\text{fibH/V}}$ . Para poder experimentar con diferentes valores de  $n = \{1,2,3\}$  se decidió utilizar una pantalla con las siguientes características:

Tabla 7.2 Características de la pantalla de calibración.

<b>Tamaño</b>	17’’ (4:3)
<b>Resolución máxima</b>	1280x1024
<b>Pitch</b>	0.264 mm ( <i>Tamaño_pitch</i> )
<b>Brillo</b>	300 Cd/m <sup>2</sup>
<b>Contraste</b>	450:1

Cada celda de la rejilla de calibración corresponderá a un valor de  $n \cdot \text{Tamaño\_pitch} \cdot N_{\text{fibH/V}}$  en la pantalla. Siguiendo las pautas establecidas para la elección del sensor en la sección dedicada a la interfaz mazo-cámara (Capítulo III), se requiere un sensor de más de 4 Megapíxeles del tipo CMOS para la calibración. Es necesario indicar que en este trabajo solamente se utilizó una cámara tanto para la calibración como para las pruebas de formación de imágenes, sin embargo, esto no quiere decir que no se pueda trabajar, por ejemplo, con una cámara de menor resolución para la formación de imágenes. Esta cuestión será considerada en futuros trabajos.

Para cumplir con esto se ha elegido una cámara Bci4-6600 de 6.6 Megapíxeles del fabricante C-Cam Technologies de la cual ya hemos mostrado su respuesta espectral en el Capítulo III. Sus características generales se muestran en la Tabla 7.3.

Tabla 7.3. Características generales de la cámara.

<b>Modelo</b>	DCAM Bci4- 6600	<b>Frame rate</b>	5 fps
<b>Sensor</b>	IBIS4-6600 Cypress	<b>Tipo de Disparo</b>	Rolling Shutter
<b>Resolución</b>	2208x3000	<b>Interfase</b>	Firewire IEE-1394
<b>Res. Total</b>	6.6 Mpx.	<b>Tecnología</b>	CMOS monocromática
<b>Tam. sensor</b>	1’’	<b>I<sub>obs</sub></b>	255 pA/cm <sup>2</sup> @ 21 °C
<b>Píxel pitch</b>	3.5x3.5 μm	<b>Ventana de interés(WOI)</b>	sí

Los experimentos se han realizado con una óptica de entrada Nikon de 50 mm, del tipo Full-Frame (35 mm), diseñada para un sensor de 36 mm x 24 mm y un número F= 1.8. Con esta selección se persiguió no sólo lograr el acoplamiento adecuado con la *NA* del mazo, sino también la posibilidad de realizar pequeños cambios de enfoque.

El tamaño de la imagen formada sobre la entrada del mazo sobrepasa sus dimensiones por lo

que hay que tener en cuenta un factor de recorte  $r = \frac{24mm}{12.7mm} = 1.88$ .

Considerando  $n = 3$  y  $N_{\text{fibH/V}} = 256$ , entonces, la distancia de separación óptima entre la pantalla y la óptica de entrada será:

$$d = \frac{P \cdot f \cdot r}{m} = \frac{(0.264mm \cdot 3 \cdot 256) \cdot 50mm \cdot 1.88}{2.4mm} \approx 79,4cm \quad [7.2]$$

La interfase mazo-sensor utiliza una óptica de 50 mm cuyo diseño final presenta una distorsión de lente baja y se encuentra aislado del exterior (Figura 7.3). Para mejorar el enfoque en todas las condiciones se adicionó un iris que, aunque puede disminuir la influencia del mazo sobre el sensor, permite regular la profundidad de campo. Este aspecto es importante en el sentido que se debe garantizar un enfoque óptimo de cada fibra sobre el mazo. Esto es, de no garantizarse este enfoque es muy probable que las fibras del centro estén perfectamente enfocadas y las de la periferia no. Mediante el ajuste de la profundidad de campo se puede optimizar el enfoque lo más adecuadamente posible a todos los casos. El diseño final presenta una distorsión inferior al 2%. Para frecuencias espaciales (líneas blancas y negras alternadas) de 100 c/mm (ciclos por milímetro), es decir detalles de 1 micra, el contraste de la imagen desciende hasta el 50%.

Tanto en la entrada como en la salida se ha introducido adaptadores mecánicos que ofrecen la posibilidad de utilizar en los experimentos diferentes diámetros de mazos. También, en la salida se ha previsto la posibilidad de modificar el centrado del mazo respecto al sensor, para garantizar que ante una sustitución del mazo, la imagen formada del mazo en el sensor abarque casi toda su área (Figura 7.3).

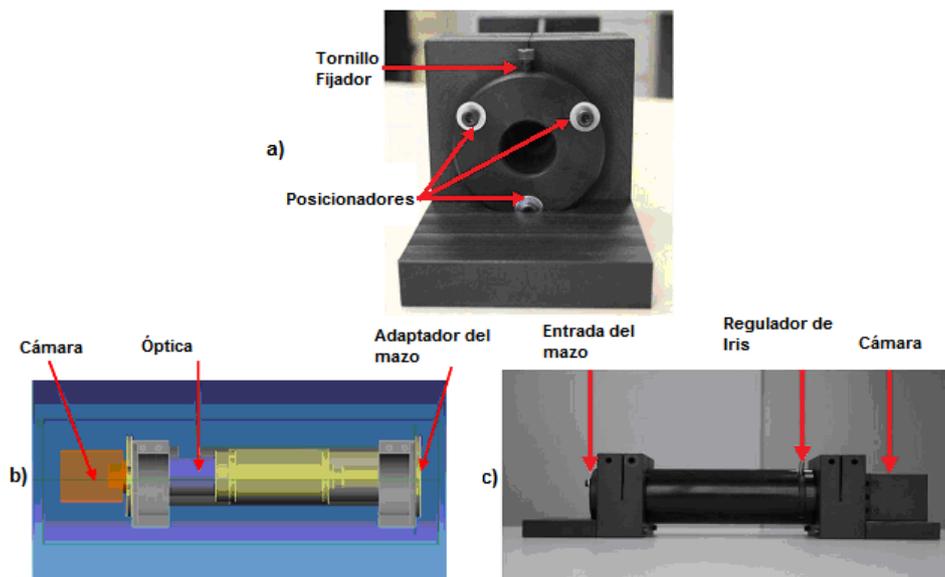
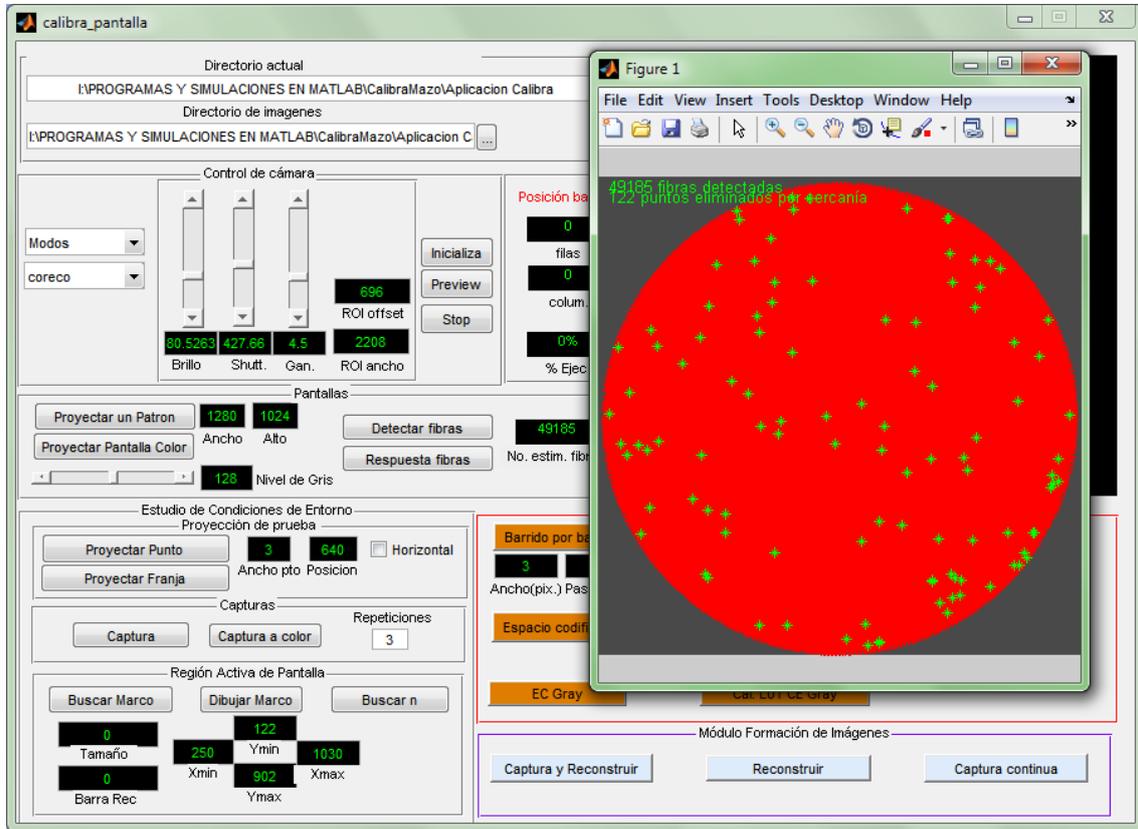


Figura 7.3 Detalles del subsistema mazo-cámara.

## 7.2 ESTRUCTURA DE LA APLICACIÓN SOFTWARE DESARROLLADA PARA LOS EXPERIMENTOS

Para las diversos experimentos realizados en la tesis se requirió desarrollar una aplicación software que permitiese controlar los elementos activos del sistema (sensor y pantalla) así como poder experimentar diferentes algoritmos a la vez que, de una manera más controlada, realizar el análisis de los datos obtenidos. Esta aplicación debía ofrecer la capacidad de trabajar utilizando diferentes estrategias de calibración y de formación de imágenes, así como también debía ser capaz de almacenar los resultados obtenidos de los diferentes análisis.

La aplicación tiene una interfaz gráfica (Figura 7.4) desarrollada en MATLAB® v7.9, que es capaz de controlar dos pantallas, una de ellas dedicada al control de toda la instalación y de los diferentes procedimientos que se requieran ejecutar y otra para la exposición de las diferentes imágenes patrón. Esta aplicación permite realizar la mayoría de los experimentos mostrados en esta tesis doctoral.



**Figura 7.4.** Aplicación software desarrollada para las pruebas prácticas.

En general, la estructura de la aplicación está compuesta por dos módulos de trabajo fundamentales. Dichos módulos contienen una serie de procedimientos y funciones para trabajar en modo “calibrador” como en modo de “formación de imágenes”. Estos módulos se han indicado en la Figura 7.5 en colores diferentes: rojo (calibración) y azul (formación de imágenes).

El primer módulo (rojo), contiene a todas los procedimientos destinados a:

- ❖ Enfoque de la óptica de entrada.
- ❖ Localización de fibras mediante FDDT y cálculo de ecalizaciones.
- ❖ Barrido y calibración espacial mediante diferentes métodos y formación de la TR.
- ❖ Creación de la TPV
- ❖ Corrección de la calibración.

El segundo módulo, señalado en azul, contiene a los procedimientos destinados a la formación de las imágenes una vez que el sistema esté calibrado. Incluye, además, todos los procedimientos de control de parámetros vinculados a la cámara (brillo, tiempo de integración, etc.), así como todos los destinados a mostrar resultados del comportamiento del mazo y mediciones in situ.

Este modo de trabajo permite procesar imágenes tanto fijas como en tiempo real con el objetivo de comprobar resultados. Para ello interactúa con un sistema de bases de datos que contiene toda la información necesaria para la formación y corrección de las imágenes. Además, tiene la particularidad de establecer diferentes proyectos de trabajos lo cual está pensado para cuando se analizan múltiples estructuras diferentes o diferentes metodologías de calibración y/o transmisión.

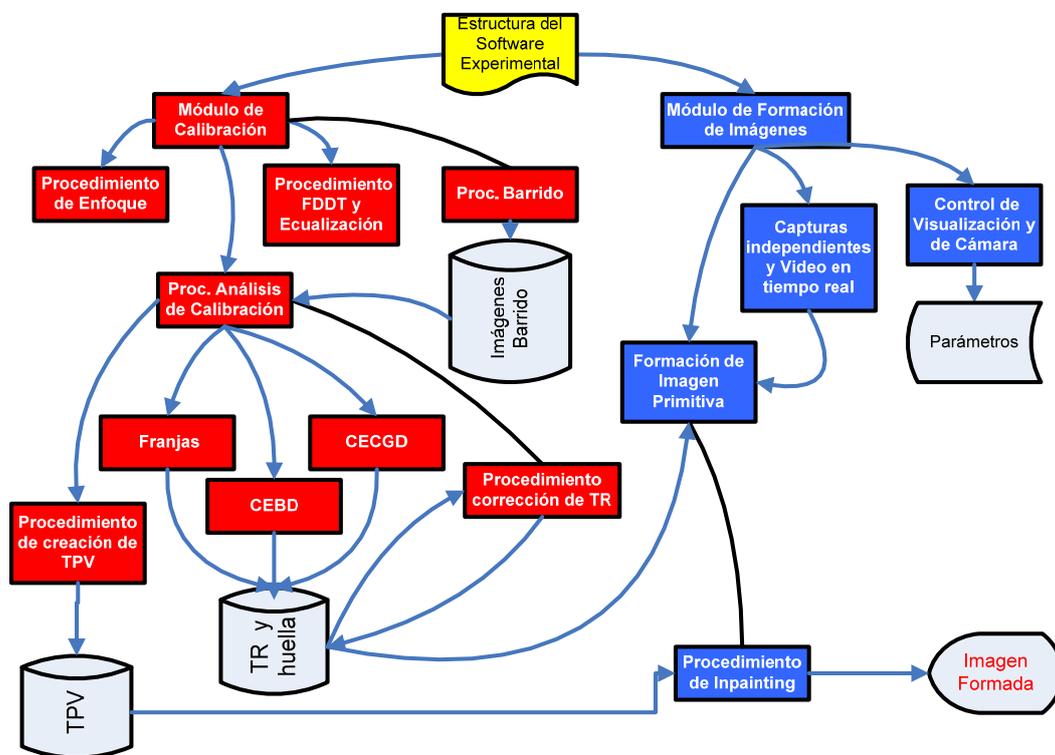


Figura 7.5. Estructura de la aplicación de experimentación.

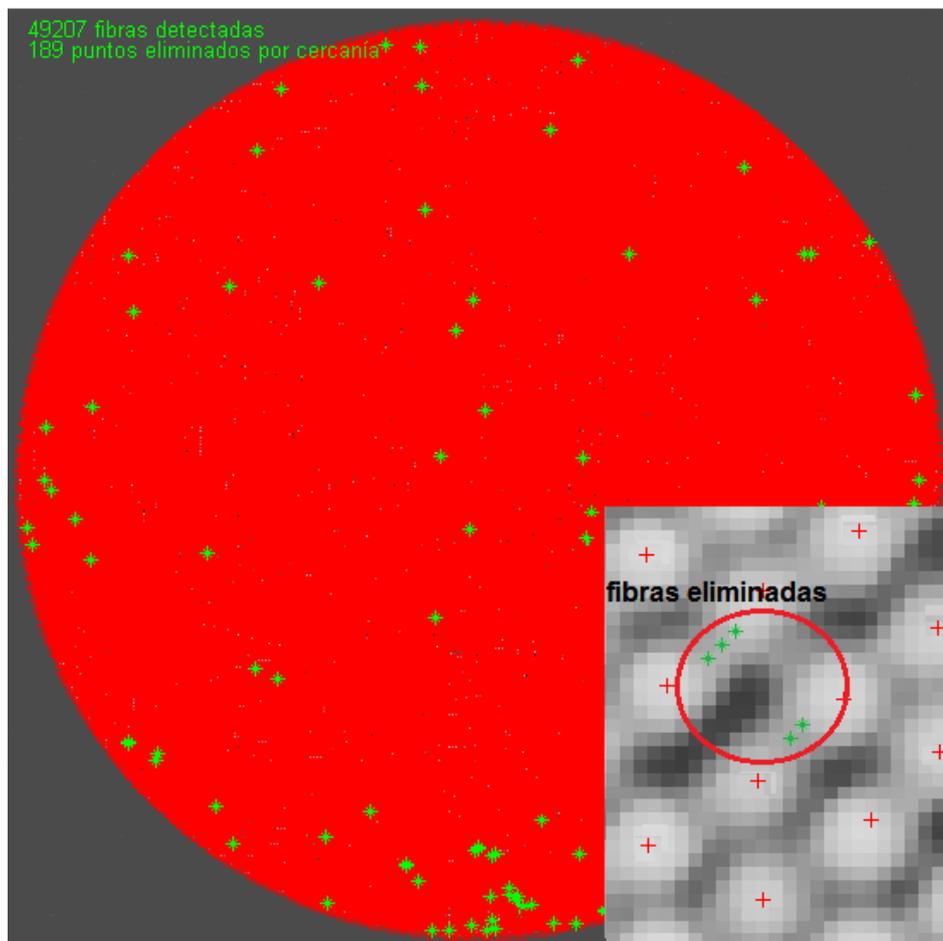
### 7.3 DEMOSTRACIONES EXPERIMENTALES Y VALIDACIÓN DEL MODELO

Una vez analizado el entorno de trabajo descrito en este capítulo se puede demostrar sus posibilidades mediante diferentes experimentos. Estos experimentos, unidos a los ya presentados en los diferentes capítulos, validan el modelo presentado y permiten dejar constancia de la investigación realizada y de sus principales resultados.

### 7.3.1 LOCALIZACIÓN DE FIBRAS MEDIANTE FDDT

Se pretende mostrar la efectividad del método FDDT para la localización de las fibras, siendo el objetivo fundamental determinar el mayor número posibles de fibras en la imagen del mazo.

Para realizar la localización se utiliza un patrón homogéneo de luz blanca en la pantalla de calibración. La Figura 7.6 presenta el resultado de la localización de las fibras mediante FDDT. Las cruces rojas representan los centroides determinados y considerados como válidos. Con cruces verdes se representan aquellas posiciones que inicialmente FDDT señaló como válidas pero que después de una depuración de los resultados se considerará no adecuadas o redundantes. Como se puede constatar, existe un alto grado de localización alcanzado. Es difícil realizar una estimación real del número de fibras ni conocer cuántas resultaron no detectadas debido a la alta población de fibras. Sin embargo, se puede comprobar mediante inspección visual que el índice de detección por subárea es muy elevado alcanzando cifras superiores al 98% tal como fue plasmado en el Capítulo IV.



**Figura 7.6 Resultado de la localización en un mazo mostrando en rojo las fibras localizadas y en verde las posiciones eliminadas.**

La Tabla 7.4 muestra los principales resultados del experimento. Como se puede comprobar, la velocidad de procesamiento promedio es muy elevada respecto a los resultados iniciales que se indicaron para el método de CHT y para el grado de población de las fibras.

Tabla 7.4 Resultados de experimento de localización de fibras.

Parámetro	Resultado	
Numero de fibras detectadas	49207	<p>189 0% Fibras redundantes</p> <p>49207 Fibras detectadas 100%</p>
Número de fibras redundantes	189	
Tiempo medio de procesamiento	2.32 min.	

### 7.3.2 COMPARATIVAS ENTRE LOS MÉTODOS PROPUESTOS DE CALIBRACIÓN

La Tabla 7.5 muestra una comparativa entre diferentes métodos de calibración utilizando las mismas condiciones de trabajo en cuanto a la configuración de la cámara, iluminación, etc. Se analizan los métodos de barrido por franjas, la codificación de espacios mediante códigos binarios diferenciales (CEBD), y el método basado en códigos binarios diferencial con código Gray (CEBDG).

Tabla 7.5 Comparación entre diferentes métodos de calibración.

Parámetro \ Método	Por franjas	CEBD (8bits)	CEBDG (8bits)
Tiempo medio de barrido	7.6 min.	1.20 min.	1.02 min.
Tiempo medio de cálculo de la TR	42.89 min.	2.2 min.	1.4 min.
Tiempo medio de análisis de redundancias y espurias	13.98 min.	2.2 min.	2.3 min.
Imágenes utilizadas	522 <sup>†††</sup>	36	32
Registros iniciales	49120	49120	49120
Registros validados respecto a los iniciales	49080 (99.92%)	45338 (92.3%)	49108 (99.97%)
Registros eliminados	40 (0.08%)	3782 (7.7%)	9 (0.03%)
Registros corregidos	5220	11816	11243
Tamaño imagen final [píxeles]	261x261	254x254	252x252

Como se puede apreciar, el método que más tiempo de procesamiento requiere es el método de barrido mediante franjas. Dicho método requiere también de un número de imágenes para la

<sup>††</sup> Se ha considerado unas 261 imágenes en cada dimensión. Este sobredimensionado del tamaño de la rejilla se corrige posteriormente en la TR para que el tamaño de la imagen no sea mayor que  $N_{\text{fibH/V}}=256$  en cada dimensión mediante la eliminación de aquellas posiciones que no tienen influencia sobre las fibras.

calibración muy superior al resto de los métodos analizados, pero menor que las técnicas monofibras (no incluidas en el análisis).

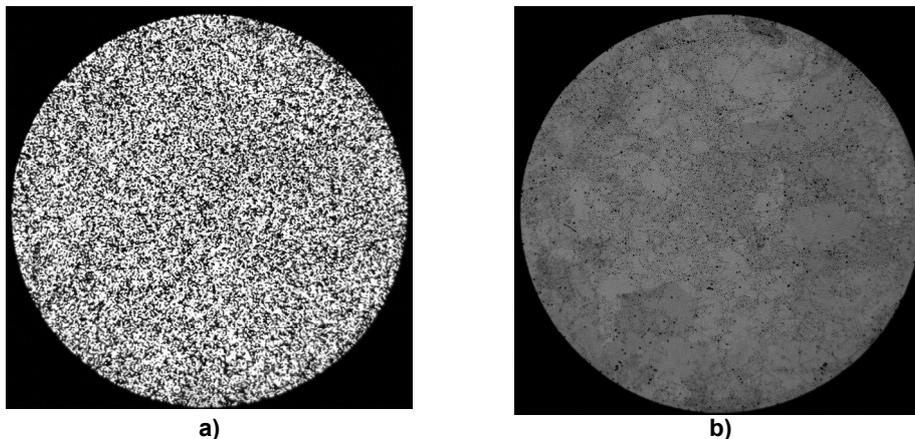
Debido al gran número de combinaciones que se analizan por cada fibra, el método resulta muy lento en especial cuando se utiliza un análisis de redundancia. Este análisis de redundancias es una aportación que se presenta en esta tesis y se ha desarrollado para cada uno de los métodos que se exponen atendiendo a las características propias del análisis.

De los métodos diferenciales el más rápido en el procesamiento es el CEBD debido a una mayor simplicidad del análisis de coordenadas redundantes respecto a CEBDG. Sin embargo, los resultados obtenidos, en cuanto al número de registros validados, es superior en CEBDG el cual también presenta un menor efecto de valores atípicos (*outliers*). En cuanto a velocidad y uso de memoria, ambos métodos son similares y no presentan gran diferencia.

Desde el punto de vista de la calidad de la calibración se puede decir que los tres métodos ofrecen resultados aceptables, pudiéndose asegurar entonces que de todos ellos, CEBDG es el mejor por su gran velocidad de cálculo, un bajo requerimiento de memoria y una menor exigencia en el sistema óptico de entrada.

Las cifras mostradas en la Tabla 7.5 no muestran aspectos prácticos que influyan a la hora de realizar la calibración. Por ejemplo, para el método CEBD es muy difícil lograr tales resultados pues resulta muy sensible al enfoque y, además, es común que se produzcan valores atípicos fuera del contorno circular esperado. Esto se debe a dos causas fundamentales: el tipo de codificación utilizada y la resolución óptica que se obtenido por diseño del sistema. De ahí la diferencia en el número de registros finales de la TR.

La Figura 7.7 muestra el efecto que tiene el enfoque en la entrada sobre una misma imagen obtenida en el sensor (desordenada) correspondiente al bit menos significativo. La imagen patrón utilizada está formada por franjas blancas y negras alternadas con un grosor en la pantalla de 3 píxeles por cada franja. En la figura, la primera imagen está bien enfocada y la segunda no, manteniendo iguales el resto de las condiciones de medición.



**Figura 7.7 Influencia del enfoque en la entrada sobre una misma imagen captada por el sensor. La imagen de entrada está formada por franjas blancas y negras alternadas a) Imagen enfocada b) Imagen desenfocada.**

Como se puede apreciar en la Figura 7.7. b, ésta imagen tiende a ser más homogénea que la primera indicando que se pueden producir errores significativos durante el cálculo de la TR. En este ejemplo, se afectaría el bit menos significativo. Si el error se produce en el bit más significativo, el error de cálculo de posición será mucho mayor. Por esta razón se decidió experimentar con códigos Gray puesto que el error en un bit no introduce un error de cálculo tan grande al mantenerse una distancia de Hamming de 1, y además, se le exige al sistema una resolución óptica menor.

La etapa de análisis de redundancias permite reubicar hacia píxeles vacíos un número determinado de posiciones que comparten la misma celda en la TR. La Figura 7.8 muestra, para el método CEBDG, la evolución que sufre la TR representando su estado inicial después de un primer análisis del barrido, así como después de ser redistribuidas las posiciones redundantes. Con este procedimiento se garantiza que cada píxel representado está en una posición “presumiblemente óptima”, y se logra cubrir un área mayor del contorno circular de la imagen, facilitando el procedimiento posterior de *inpainting*.

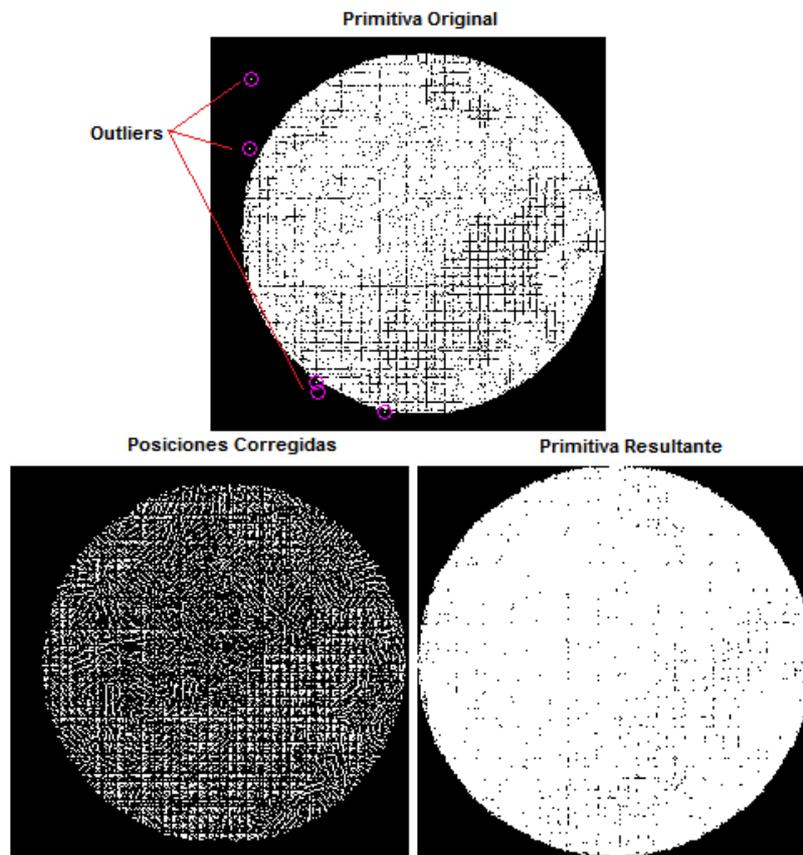


Figura 7.8. Primitiva antes y después de la corrección de las redundancias en la TR

### 7.3.3 INFLUENCIA DEL ENFOQUE EN LAS ALTERNATIVAS DE CALIBRACIÓN

En este experimento se realiza una comparación, similar al ejemplo anterior, entre los métodos de barrido por franjas y por CEBDG pero con la diferencia de que la óptica de entrada está

desenfocada. Esto se hizo con el objetivo de mostrar el efecto que produce el desenfoque en el cálculo de la TR (Tabla 7.6).

Tabla 7.6. Resultados entre los métodos de barrido por franjas y CEBD con desenfoque

Parámetro \ Método	Por franjas	CEBDG (8bits)
Registros iniciales	49120	49120
Registros validados respecto a los iniciales	33697 (68.6 %)	49057 (99.8%)
Registros eliminados	15423 (31,4%)	17(0.2%)
Registros corregidos	12066	46323

En el caso del barrido por franjas, el número de registros que se pueden validar sufre un deterioro importante indicando que esta calibración no es válida aún cuando tiende a aumentar el número de casos corregidos. Los resultados obtenidos para CEBDG pueden resultar engañosos. Según indica la Tabla 7.6, se logra asignar casi la totalidad de los registros, sin embargo, debe notarse que el número de casos corregidos alcanza niveles muy altos.

La Figura 7.9 nos muestra, para el método de barrido por franjas, una reconstrucción de una imagen enfocada pero utilizando una TR construida cuando la óptica de entrada está desenfocada. En este ejemplo, se han eliminado los valores atípicos para representar solamente los valores que mantienen una coherencia con la forma circular del mazo.

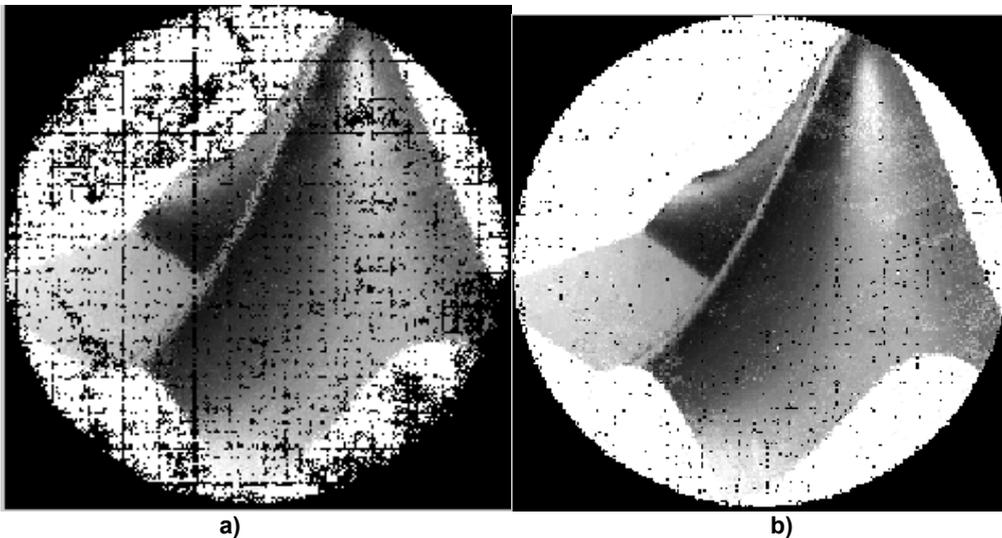


Figura 7.9. Imagen primitiva (logo de Matlab) obtenida por el método de barrido de franjas  
 a) Para una TR obtenida con desenfoque b) Para TR obtenida con enfoque

Se puede observar que la primitiva pierde un gran porcentaje de píxeles debido a errores en la calibración producidos por el desenfoque. Aparecen regiones vacías de gran tamaño que no se pueden reconstruir en su totalidad mediante técnicas de *inpainting*. Se ha representado en la Figura 7.9. b el resultado que se obtendría cuando hay un enfoque correcto como reflejo de la mejora en la construcción de la TR.

La Figura 7.10 representa una secuencia de imágenes asociadas a una reconstrucción utilizando una TR construida mediante CEBDG. En este caso la óptica de entrada estaba también desenfocada. Es curioso constatar que la forma que muestra la imagen primitiva recuerda a una especie de rejilla de puntos. En caso de no existir un enfoque correcto las posiciones que físicamente están próximas tienden a agruparse dando este aspecto de rejilla. Esto es así porque los errores en las posiciones calculadas tienden a generar otras posiciones que no distan mucho de la real siendo ésta una característica deseable del código Gray.



**Figura 7.10 Primitivas e imagen reconstruida (Lena) para una TR construida con desenfoco en la óptica de entrada utilizando CEBDG**

Dados los resultados mostrados se puede constatar que para un sistema basado en mazos IOFBs es imprescindible un enfoque correcto antes de ejecutar cualquiera de los métodos de calibración analizados.

### **7.3.4 ANÁLISIS DE CALIDAD DEL INPAINTING EN IMÁGENES REALES**

En este experimento mostraremos diferentes ejemplos de imágenes reconstruidas mediante el sistema desarrollado utilizando el método de *inpainting* IPV. En el Capítulo VI se introdujo este nuevo método de *inpainting* para dar solución a nuestra problemática de restauración de las

imágenes. En el mismo, se aprovechan algunas características de las imágenes primitivas obtenidas para intentar garantizar una buena calidad de reconstrucción así como una buena velocidad de procesamiento.

El interés de la siguiente demostración es mostrar el grado de parecido entre la imagen original y la recuperada, considerando que ha sido reconstruida y ecualizada. Al desarrollar esta demostración se produce una dificultad. Para poder estimar la calidad de las imágenes reconstruidas, es necesario compararlas con alguna que sirva de referencia. Es decir, la imagen patrón debe tener el mismo tamaño que las reconstruidas y deben ser coincidentes. Por esta razón se hacen coincidir dichas imágenes utilizando técnicas de correspondencia de imágenes utilizando puntos de control en regiones fácilmente distinguibles: esquinas, salientes, etc. A continuación se muestran algunos ejemplos de reconstrucción (Figura 7.11).

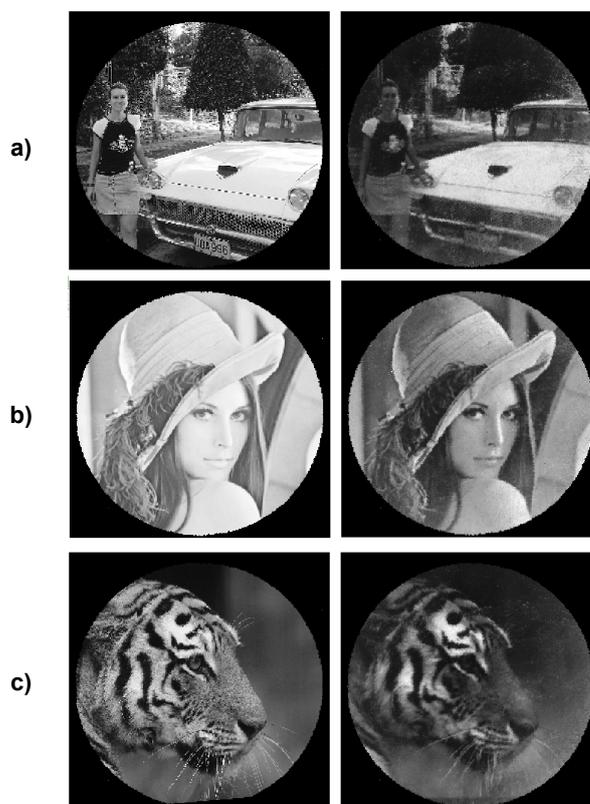


Figura 7.11. Ejemplos de imágenes patrones y reconstruidas

La Tabla 7.7 muestra los resultados obtenidos utilizando como parámetro de comparación la correlación.

Tabla 7.7. Calidad de las reconstrucciones en la Figura 7.11.

Ejemplo en	Coefficiente de Correlación
a) Chevrolet	0.87357
b) Lena	0.93036
c) Tigre	0.89863

En los tres casos la calidad de las reconstrucciones se puede considerar buenas aunque, es conveniente señalar, que estos resultados están condicionados por la calidad con que se realizan las correspondencias de las imágenes y otros aspectos como la calidad del sistema óptico, el ruido de la cámara, la calidad de la calibración, el pulido del mazo, etc.

También era interesante mostrar algunos ejemplos en ambientes no controlados. La Figura 7.12 muestra algunos ejemplos captados sin la pantalla de monitor como emisor de patrones.

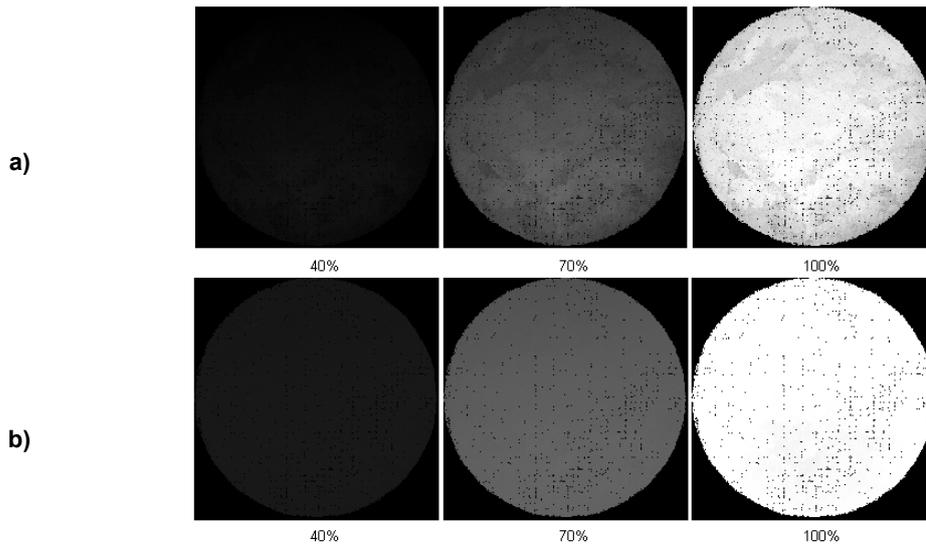


**Figura 7.12. Imágenes reales capturadas con el sistema experimental.**

Las imágenes presentan una buena relación de contraste y la calidad es la propia para la resolución espacial del sistema estudiado donde las imágenes no superan un tamaño de 252x252 píxeles.

### ***7.3.5 CALIBRACIÓN DE INTENSIDADES. ANÁLISIS DE RUGOSIDAD EN LA COMPENSACIÓN***

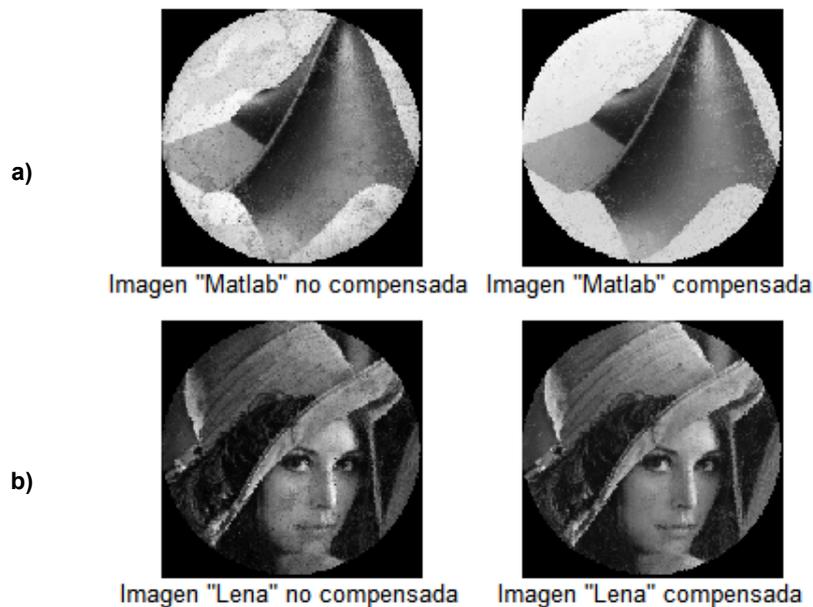
En este experimento se va a mostrar cómo responde el sistema ante imágenes homogéneas. Estas imágenes, al ser uniformes, deben resultar lo más uniforme posible en la salida, indicando que la corrección o ecuilización de las respuestas de las fibras ha sido efectiva. Este problema es uno de los problemas de más difícil solución desde un punto de vista tecnológico puesto que tiene una gran dependencia con la tecnología utilizada en la construcción del IOFB y con la calidad del pulido final. Dicho problema se ha tratado en esta tesis puesto que se había previsto que el IOFB utilizado para los diferentes experimentos, no estaba diseñado para la transmisión de imágenes. El experimento consiste en proyectar secuencialmente en la pantalla de calibración imágenes con tonos de gris que van desde el negro absoluto hasta el blanco (Figura 7.13).



**Figura 7.13. Secuencia de imágenes reconstruidas que permite apreciar el efecto de la corrección de intensidades en imágenes homogéneas.**

Las imágenes que se capturan en el sensor son posteriormente reconstruidas, primero, sin tener en cuenta los factores de corrección y posteriormente incorporándolos en el análisis. Como se puede observar en la primera secuencia las respuestas de las fibras son dispares y por tanto la imagen presenta una cierta “rugosidad” y aparenta tener manchas en determinadas regiones. Además, se puede apreciar que en el centro de las imágenes reconstruidas sin compensación suele existir mayor energía que en los bordes. Este efecto se le puede atribuir a la óptica del sistema, y ha sido analizado con profundidad en el Capítulo IV.

La Figura 7.14 muestra dos ejemplos de imágenes reales reconstruidas, primeramente sin utilizar dicha corrección y posteriormente teniéndola en cuenta. La mejoría obtenida es visualmente notable.



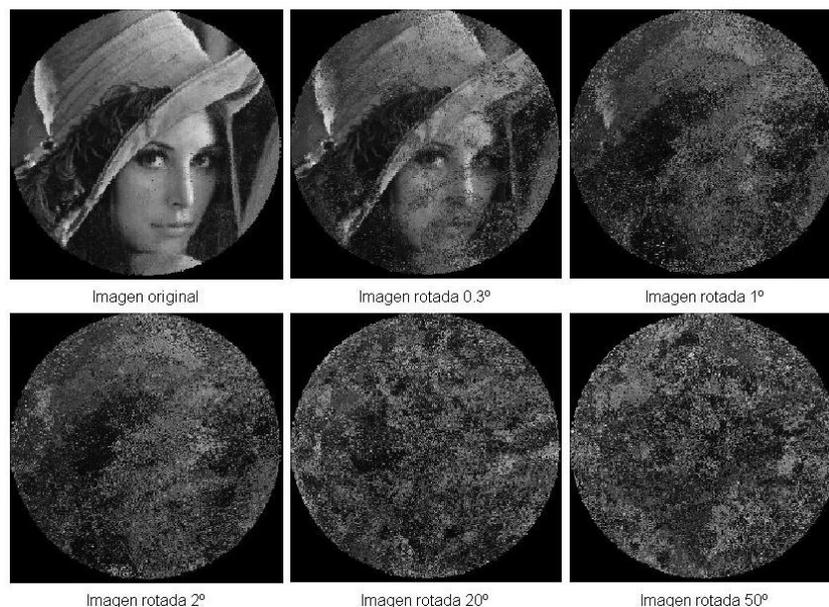
**Figura 7.14. Secuencia de imágenes reconstruidas que permite apreciar el efecto de la corrección de intensidades en imágenes reales.**

### 7.3.6 EFECTO DEL DESAJUSTE EN EL ACOPLAMIENTO EN LA INTERFAZ MAZO-SENSOR

En este experimento se muestra el efecto que se produce cuando se presenta una desalineación de la posición del mazo respecto a la posición original en que fue calibrado. Se ha comprobado que cualquier movimiento relativo del mazo respecto a dicha posición original provoca, que cuando se extraiga la información desde la imagen se hará sobre posiciones erróneas. Por tanto, se corre el riesgo de que la imagen se vuelva a enmascarar.

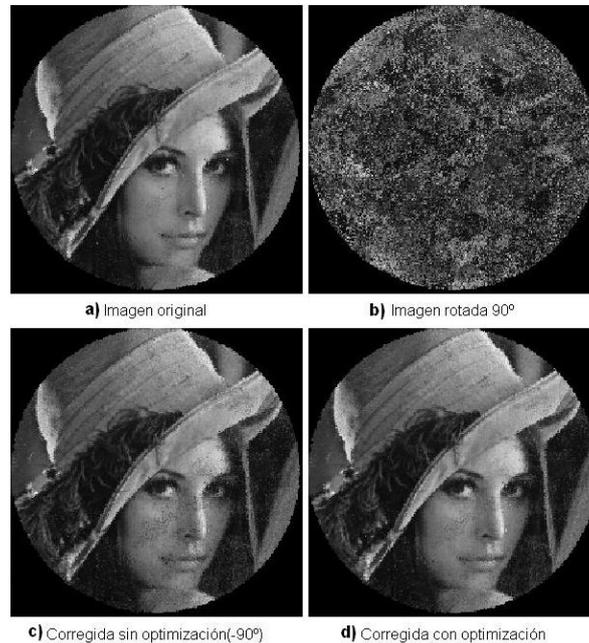
Para dar solución a esta situación se presentó en esta tesis una alternativa que soluciona esta situación y recalcula la TR mediante técnicas de correspondencia de imágenes. En la Figura 7.15 se muestra dicho efecto cuando el mazo es rotado. La dificultad práctica que implica realizar rotaciones y a la vez conocer con exactitud el ángulo de giro, se solventó realizando rotaciones artificiales sobre imágenes reales del mazo. Es decir, la medición es real pero las rotaciones son sintéticas. Para que la rotación no afecte mucho la calidad de la imagen se utilizó una interpolación bicúbica. La Figura 7.15 muestra pequeños cambios de ángulo. En el capítulo V se había demostrado que para un IOFB con las características como el estudiado bastaba un cambio de  $0.23^\circ$  para empezar a mostrarse un deterioro de la imagen. Esto es corroborado en la Figura 7.15 donde a partir de  $0.3^\circ$  se empiezan a mostrar cambios en la imagen.

Para ángulos mayores de  $0.3^\circ$  la imagen formada empieza a mostrar un deterioro importante hasta el punto de no poderse distinguir lo que se muestra. En este ejemplo no se han analizado los efectos de la traslación o el cambio de escala, sin embargo, estos también pueden generar situaciones similares de pérdida de la transmisión.



**Figura 7.15 Efecto del desajuste en la interfaz mazo-sensor sobre la imagen formada.**

Para confirmar que la situación es real se ha rotado intencionadamente el mazo, que estaba ubicado en una posición para la que estaba calibrado, con un ángulo de giro de aproximadamente  $90^\circ$ . El cambio sufrido se muestra en la Figura 2.16. a) y b).



**Figura 7.16. Efecto real de rotación del mazo en la interfaz mazo-sensor.**

Se puede apreciar que la imagen queda totalmente enmascarada siendo imposible identificar su contenido a no ser que se conozca la función que corrija a la TR.

Aplicando la metodología propuesta para la corrección automática de la calibración, se corrigió la TR adaptándola a las nuevas condiciones. La Figura 2.16. c) y d) muestra como serían los resultados con y sin corrección de los centroides calculados. Se puede identificar que el proceso de optimización permite obtener los mejores resultados.

### 7.4 CONCLUSIONES

En este capítulo se ha descrito todo el sistema que se ha utilizado para las diferentes pruebas que se han realizado para validar el modelo propuesto. La estructura del sistema, desde el punto de vista de los elementos físicos, es similar a algunos trabajos anteriormente estudiados en el estado del arte. Sin embargo, se han introducido algunas mejoras que permiten al sistema mayores posibilidades de adaptación a diferentes situaciones.

No obstante, este sistema podría mejorar sus prestaciones si algunos de sus componentes fuesen objeto de mejoras. En especial, las características del IOFB pueden ser mejoradas y optimizadas para disminuir los espacios intersticiales y mejorar el pulido final. Todo esto traería como consecuencia una mejora en la calidad de las imágenes recuperadas. Sin embargo, estos objetivos se escapan de los propuestos en la tesis donde prima más el planteamiento general de un modelo que sirva de base a futuras investigaciones.

Toda la instalación, ha cumplido su función como instrumento de validación del modelo propuesto y los algoritmos que se han implementado, también se ha podido demostrar que la transmisión mediante IOFBs es una alternativa frente a otros elementos basados en fibras, ya consolidados desde el punto de vista tecnológico, como son los mazos coherentes.

Estructuralmente los mazos coherentes comparten características comunes con los IOFBs debido a que las fibras están concebidas para la transmisión de luz en el espectro visible. Esta experiencia tecnológica constituye una ventaja pues podría servir de base para una posible implementación de sistemas de inspección visual utilizando IOFBs.

Los experimentos han permitido constatar que toda la metodología propuesta es válida y que es capaz de ofrecer buenos resultados. De los experimentos que se han presentado se puede concluir lo siguiente:

- ❖ El número de fibras que es capaz de localizar la técnica de FDDT es muy alta lo cual, unido a su velocidad de procesamiento la hace adecuada para las condiciones impuestas.
- ❖ FDDT permite filtrar en gran medida aquellos casos falsos que se producen durante la localización y además optimiza las posiciones de las fibras.
- ❖ De los métodos desarrollados en esta tesis para realizar la calibración espacial, CDBDG es la mejor propuesta pues resulta no sólo el más rápido, sino también, de buena calidad en la formación de la TR.
- ❖ El procedimiento de corrección de coordenadas redundantes permite redistribuir la mayor parte de los casos ambiguos hacia otras posiciones más óptimas permitiendo una mejora notable en el área de píxeles activos de la imagen formada.
- ❖ Se ha demostrado la influencia del enfoque en la calibración. Este aspecto no había sido analizado con anterioridad. En especial, el método CEBD es el más sensible a dicho efecto.
- ❖ Se ha demostrado la mejora que experimenta la imagen cuando se tiene en cuenta la corrección o ecualización de las respuestas de las fibras. Esta ecualización permite minimizar el efecto que produce la óptica de entrada especialmente cuando no existe un acople óptimo con el mazo.
- ❖ Un sistema basado en IOFB debe garantizar un ajuste mecánico entre el mazo y la interfaz mazo-sensor lo más perfecto posible. Este aspecto no fue objeto de mejora en esta tesis pero si se ha modelado su efecto y cómo se puede corregir. No obstante, si el diseño garantiza un buen acoplamiento con la interfase esta problemática podría ser minimizada e incluso desaparecer su influencia en la calibración.

## Capítulo VII

- ❖ Se ha comprobado que el método de la corrección de la TR, cuando existe algún cambio de la posición original del mazo frente al sensor, es efectivo y permite recalibrar el sistema sin necesidad de realizar un barrido de imágenes.

# Capítulo VIII

## 8. CONCLUSIONES Y APORTACIONES DE LA TESIS

En este capítulo se realiza un resumen de todas las conclusiones y aportaciones derivadas de la investigación realizada en esta tesis. También se proponen algunas líneas futuras que podrían recomendarse para dar continuidad a este trabajo. Esta tesis doctoral se ha centrado en desarrollar un modelo general que da solución a la problemática de la inspección visual remota utilizando IOFBs como medio de transmisión de imágenes. Soluciones como las que se muestran en el texto permitirían el seguimiento de entornos con difícil acceso y/o donde resulta arriesgado el uso de cámaras electrónicas convencionales.

Es conocido que los mazos coherentes son ampliamente utilizados en este tipo de entornos. Sin embargo, nuestro reto era demostrar que también los IOFBs podrían servir como una alternativa de menor coste a la que ofrecen los mazos coherentes y que pudiese transmitir imágenes a mayores distancias. Para alcanzar dichos objetivos inicialmente se realizó un estudio de los diferentes trabajos existentes relacionados con el tema. Una vez analizado el estado actual de la técnica que nos han servido de base en la investigación emprendida, podemos señalar como conclusiones:

- ❖ Para transmitir imágenes mediante IOFBs se requiere de un modelo de transmisión diferente al de un mazo coherente puesto que se necesita extraer, procesar y reordenar la información mediante técnicas de procesamiento de imágenes. Para alcanzar este objetivo se requiere que el sistema sea calibrado espacialmente.
- ❖ Cada IOFB tiene su propia distribución de fibras y por tanto los espacios intersticiales tendrán una configuración única que permite distinguir un mazo de cualquier otro de iguales características.

- ❖ Existen varios métodos de calibración espacial para IOFBs; de ellos, los métodos multifibra representan la alternativa más adecuada ya que procesan un menor número de imágenes, requieren menores tiempos de calibración y utilizan menos memoria. La calidad de la calibración es comparable con la de los métodos monofibras.
- ❖ Los métodos de calibración por codificación de espacios son muy rápidos y requieren una cantidad de imágenes inferior que el resto de los métodos multifibras conocidos. Sin embargo se requiere un enfoque de las imágenes de entrada sobre el mazo más preciso.
- ❖ A partir del desarrollo de la tesis se pudo constatar que si bien algunos trabajos ya presentaban métodos sólidos de calibración, adolecían de una solución basada en un modelo global que contemplara todas las variables que influyen finalmente en el proceso de transmisión de imágenes por IOFBs. La mayor parte de los trabajos analizaban el problema sin tener en cuenta los diferentes efectos que producen cada uno de los elementos que intervienen. Aspectos como la influencia del enfoque de la óptica de entrada en la calibración, la necesidad de corregir las diferencias entre las funciones de transferencia individuales de las fibras o la necesidad de reconstruir determinadas áreas de las imágenes formadas, no habían sido apenas señalados por la literatura.

El estudio de las diferentes áreas analizadas en el estado del arte permitió establecer una estrategia de trabajo y plantear unos objetivos a cumplir, una vez conocido el alcance que podría tener la investigación. Avanzando hacia objetivos más concretos se hizo un planteamiento de un modelo global que debe cumplir cualquier sistema de este tipo. Sobre el modelo propuesto es necesario señalar lo siguiente:

- ❖ El modelo intenta aglutinar todas las características físicas que tiene un mazo IOFB.
- ❖ Este modelo es el soporte fundamental de todo el trabajo de investigación y establece pautas para desarrollar una metodología de calibración mediante una serie de pasos a cumplir.
- ❖ Define cómo debe ser el proceso de formación de las imágenes.

Posteriormente se diseñó una estrategia de calibración. La estrategia parte de conseguir una serie de condiciones que sean propicias para desarrollar la calibración con éxito. Estas etapas preparatorias incluyen el enfoque y encuadre del sistema, así como la localización de las fibras en la imagen del sensor. En este sentido se propuso:

- ❖ Un algoritmo de enfoque para llevar a cabo el procedimiento de calibración. Esta característica nos ha permitido mejorar notablemente los resultados de la calibración pues aumenta la precisión del barrido.

- ❖ Un método rápido y preciso para la localización de fibras mediante FDDT el cual ha sido uno de los principales aspectos que se aportan en esta tesis. El mismo ha servido de base a otros procedimientos importantes en el proceso de calibración. Los resultados de esta localización se incluyen en la LUT.
- ❖ Se introdujo la corrección de la respuesta de las fibras de manera que todas tengan, a la salida, una misma respuesta frente a un mismo estímulo. Este procedimiento se introdujo tanto en el análisis y construcción de la TR, como en el procedimiento de formación de imágenes, mejorando la calidad de la transmisión.

En esta tesis se han introducido tres métodos para la calibración espacial. El primero es una modificación del método de barrido por franjas luminosas. Los otros dos utilizan las técnicas de codificación de espacios mediante códigos diferenciales. De estos métodos se han obtenido las siguientes conclusiones:

- ❖ El método de barrido por franjas luminosas es el más sencillo. Sin embargo se debe destacar que consume mucha memoria de almacenamiento y, en general, es lento.
- ❖ El segundo y tercer método utilizan la denominada técnica de codificación de espacios a partir de códigos binarios. Estos métodos resultan más eficientes, especialmente el basado en código Gray (CEBDG) que logra una mejoría de los resultados debido a ciertas modificaciones propias que hemos introducido y a las características propias del código que facilita la corrección de los resultados finales.
- ❖ El uso de imágenes diferenciales en cada etapa de barrido permite incrementar notablemente la calidad de la calibración.
- ❖ En todos los métodos anteriores se ha introducido un procedimiento de corrección de la calibración que es capaz de corregir la TR de manera que se eliminen de dicha tabla los casos redundantes. Este procedimiento es novedoso y garantiza una mejor calidad en las imágenes capturadas.

Posteriormente se describió un algoritmo de corrección de la calibración original para cuando el sistema sufre alguna modificación mecánica en cuanto a la posición y alineación original del mazo respecto al sensor. El procedimiento utiliza determinadas marcas naturales en una imagen actual del mazo respecto a la huella original. Una vez conseguida esta asignación, se calcula la función de transformación necesaria para corregirla. Las ventajas de este procedimiento se pueden resumir en:

- ❖ Garantiza una independencia del sistema respecto al banco de medida donde se realizó la calibración inicial y un ahorro de tiempo importante en el reajuste.

- ❖ Permite aumentar las posibilidades de adaptación del sistema a diferentes mazos o a sustituciones sistemáticas del IOFB, así como a vibraciones por desajustes mecánicos. Permitiría una sustitución fácil del sensor y los elementos ópticos.

Finalmente se consideró necesario analizar el procedimiento de reconstrucción de la imagen final. Esta problemática cierra todo el ciclo de formación de la imagen. Para dar solución al problema se analizaron las características de las regiones a reconstruir y se diseñó una estrategia de *inpainting* adaptada a las características propias del IOFB. La solución propuesta garantiza una buena calidad de la restauración y una velocidad alta de procesamiento. Para dar solución al problema se ha tenido en cuenta que la mayor parte de las regiones son de pequeño tamaño y por tanto tienen suficiente información alrededor como para corregirlas de una manera fácil mediante un promediado de su vecindad. Bajo esta premisa se propuso un método que fue nombrado como IPV, del cual debemos resaltar lo siguiente:

- ❖ IPV es un método que aplica un orden de restauración a la imagen primitiva y se realiza solamente en un ciclo. Los valores interpolados se determinan con gran facilidad utilizando la media de los píxeles vecinos o la mediana.
- ❖ El método IPV resultó para nuestras condiciones muy rápido y la calidad de la reconstrucción es buena.
- ❖ IPV es prácticamente resuelto a través de una Tabla de Prioridades de Vecindad (TPV) por lo que su implementación práctica en cualquier otro entorno de procesamiento resulta sencilla y eficaz.

Los experimentos mostrados en la tesis han permitido validar toda la metodología propuesta y demuestra que es capaz de ofrecer buenos resultados en caso de implementarse en una instalación más depurada.

### 8.1 APORTACIONES DE LA TESIS

A continuación se muestran las principales aportaciones de esta tesis:

- ❖ Se ha propuesto y desarrollado un método de enfoque de mazos IOFBs. Se garantiza enfocar el mazo antes del proceso de calibración, máxime cuando la imagen formada en el terminal de salida aparece desordenada y visualmente no es posible enfocarla con técnicas conocidas.
- ❖ Desarrollo de un método y algoritmo para la localización de fibras (FDDT). Mediante FDDT se logra también una disminución de los tiempos de calibración, el uso de la memoria y finalmente los tiempos de reconstrucción de las imágenes transmitidas. Además, facilita la ecualización de los niveles de gris en la imagen final. Este método realiza una rápida búsqueda de las fibras y es capaz de depurar los resultados.

- ❖ Propuesta y desarrollo de la técnica para la ecualización de las funciones de transferencia de las fibras. Introducir la ecualización para cada fibra, antes de la calibración, garantiza una buena calibración espacial del sistema y una mejora notable en la reconstrucción de las imágenes transmitidas.
- ❖ Desarrollo e implementación de tres técnicas de calibración multifibras. En todos los casos se obtuvieron resultados buenos aunque de todas destaca la técnica CEBDG debido a su menor requerimiento de memoria, velocidad de calibración y calidad de los resultados.
- ❖ Se ha desarrollado e introducido tres técnicas de análisis de redundancia en la TR. Este procedimiento forma parte de la calibración y su metodología depende del método de barrido utilizado para la calibración. Estos procedimientos intentan resolver el problema de las redundancias en la TR y permite corregir errores de la calibración. Por tanto, esto contribuye a una mejora de la calibración y de las imágenes formadas.
- ❖ Se desarrolló una técnica de corrección de la TR, mediante correspondencia de imágenes, que aprovecha algunas regiones vacías en el mazo cuando se quiere corregir movimientos respecto a la posición original de calibración. Esto permite adaptar el sistema a múltiples situaciones de recambio de componentes sin necesidad de realizar de nuevo la calibración.
- ❖ Se ha introducido una técnica de *Inpainting* de la primitiva. Ninguno de los trabajos analizados ha reportado la necesidad de realizar operaciones de *inpainting* en aquellas regiones de la imagen final que se corresponden con regiones vacías en la entrada del mazo. En este sentido se desarrolló una técnica rápida y que garantiza una buena reconstrucción (IPV).
- ❖ Se realizó una implementación de un sistema calibrador/transmisor. Dicho sistema permitió comprobar experimentalmente la validez del modelo global así como toda la metodología propuesta. Se desarrolló un software que permitió controlar la instalación y comprobar los diferentes procedimientos diseñados.

## 8.2 TRABAJOS FUTUROS

Aunque los estudios realizados, las simulaciones y los experimentos prácticos llevados a cabo avalan la validez del modelo, todavía existen muchas líneas de investigación y trabajos que se pueden desarrollar a partir de los resultados obtenidos. Algunas de estas líneas de continuación de la investigación pueden ser las siguientes:

- ❖ Investigar en la posibilidad de utilizar un sensor de menor resolución cuando se trabaja en modo de transmisión. Esto permitiría disminuir costes y mejorar la velocidad de transferencia de las imágenes.
- ❖ Investigar en la posibilidad de integrar a la cámara y al sistema de control (con todos los procedimientos desarrollados) en una misma estructura de hardware, lo cual permitiría una mayor velocidad de procesamiento y evitaría la dependencia actual que se tiene con un ordenador cuando se trabaja en modo de transmisión.
- ❖ Investigar en la mejora de las características físicas del mazo de fibras.
- ❖ Experimentar con lentes del tipo GRIN
- ❖ Automatizar el procedimiento de corrección de la TR incluyendo un procedimiento que detecte la pérdida de la imagen debido a desajustes mecánicos.
- ❖ Valorar física y matemáticamente las condiciones ideales que debe cumplir un mazo IOFB para la transmisión de imágenes. Analizar otras limitaciones que se puedan presentar cuando se trabaja a largas distancias así como la posibilidad de prolongar o acoplar diferentes mazos a la vez.

### 8.3 PUBLICACIONES DERIVADAS DE LA INVESTIGACIÓN

Una parte de los trabajos realizados durante el desarrollo de esta tesis se encuentra reflejada en las siguientes publicaciones:

- ❖ Fernández, P., Lázaro, J. L., Gardel, A., Esteban, O., y Cano, A. (2007). Calibration of incoherent optical fiber bundles for image transmission. *Fibers detection. IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing. WISP' 2007.*
- ❖ Fernández, P. R., Lázaro, J. L., Gardel, A., Esteban, O., Cano, A., y Luna, C. A. (2008, 14-16 julio). Detección de fibras en la calibración de un mazo incoherente para la transmisión de imágenes. *Conferencia Internacional FIE'08. 5ta Edition. Universidad de Oriente. Santiago de Cuba. Cuba.*
- ❖ Lázaro, J. L., Fernández, P. R., Gardel, A., Cano A., y Luna C. (2009). Sensor calibration based on incoherent optical fiber bundles (IOFB) used for remote image transmission [Electronic Version]. *Sensors. Open Access. State-of-the-Art Sensors Technology in Spain, 9, 8215-8229. (Factor de impacto JCR- 1.870 /Instruments & Instrumentation/ Ranking en categoría -11/56)*
- ❖ Fernández, P. R., Lázaro, J. L., Gardel, A., Esteban, O., Cano, A. E., y Revenga, P. A. (2009). Location of optical fibers for the calibration of incoherent optical fiber bundles for image transmission. *IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement (TIM).*

(Factor de impacto JCR -0.978 /Instruments & Instrumentation/ Ranking en categoría-34/56)

- ❖ Fernández, P. R., Lázaro, J. L., Gardel, A., Cano, A. E., y Bravo, I. (2010). A focusing method in the calibration process of image sensors based on IOFBs sensors. *Sensors* 10 (1), 47-60. ISSN 1424-8220. (Factor de impacto JCR - 1.870 /Instruments & Instrumentation/ Ranking en categoría -11/56)

Adicionalmente, el sistema experimental está aceptado para iniciar un proceso de concesión de una patente española a cargo de la Universidad de Alcalá con los siguientes datos:

- ❖ Fernández, P. R., Lázaro, J. L., Gardel, A., Bravo, I., y Oscar, E. (2009). Sistema y metodología para la transmisión de imágenes mediante mazos de fibra incoherentes. España. Patente No. P200902072 /3 (Pendiente). UAH.



## Bibliografía

- (Ajdari et al., '03) Ajdari, A., Faez, K., y Qaragozlou, N. (2003). Fast Circle Detection using Gradient Pair Vectors. Proceedings of 7nd Digital Imaging Computing: Technics and Applications.(12), 879-887.
- (Alfaro, '05) Alfaro, B. (2005). Calibración de mazos de fibra óptica no-coherente para transmisión de imágenes. Unpublished Trabajo fin de carrera, Escuela Politecnica Superior. Univ. de Alcalá., Alcalá de Henares.
- (Atherton et al., '99) Atherton, T. J., y Kerbyson, D. J. (1999). Size invariant circle detection. Image and Vision Computing., 17(11), 795-803.
- (Ballester et al., '01) Ballester, C., Bertalmio, M., Caselles, V., Sapiro, G., y Verdera, J. (2001). Filling-In by Joint Interpolation of Vector Fields. IEEE Transactions on Signal Processing., 10(8), 1200-1211.
- (Ballester et al., '03) Ballester, C., Caselles, V., y Verdera, J. (2003). Disocclusion by joint interpolation of vectors fields and gray levels. . Multiscale Modeling and Simulation., 2, 80-123.
- (Ballester et al., '01) Ballester, C., Caselles, V., Verdera, J., Bertalmio, M., y Sapiro, G. (2001). A variational model for filling-in gray level and color images.150 Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference on, Vancouver, BC, Canada.
- (Baris, '06) Baris, I. (2006). A Survey on Variational Image Inpainting, Texture Synthesis and Image Completion. [Electronic Version]. <http://www.scribd.com/doc/3012627/>,
- (Bertalmio, '06a) Bertalmio, M. (2006a). Strong-Continuation, Contrast-Invariant Inpainting with a Third-Order Optimal PDE. IEEE Transaction on Image Processing, 15(7), 1934-1938.
- (Bertalmio, '06b) Bertalmio, M. (2006b). Strong-Continuation, Contrast-Invariant Inpainting with a Third-Order Optimal PDE, IEEE Transaction on Image Processing (Vol. 15, pp. 1934-1938).
- (Bertalmio et al., '01) Bertalmio, M., Bertozzi, A. L., y Sapiro, G. (2001). Navier-stokes, fluid dynamics, and image and video inpainting.137

- Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on.
- (Bertalmio et al., '00) Bertalmio, M., Sapiro, G., Caselles, V., y Ballester, C. (2000). Image inpainting.130 Proc. of the ACM SIGGRAPH 2000, New Orleans.
- (Boppart et al., '99) Boppart, S. A., Detsch, T. F., y Rattner, D. W. (1999). Optical imaging technology in minimally invasive surgery. *Surgical Endoscopy*, 13(7), 718-722.
- (Bornemann et al., '07) Bornemann, F., y März, T. (2007). Fast Image Inpainting Based on Coherence Transport. *Journal . Math. Imaging Vision*, 28(3), 259-278.
- (Brearley, '90) Brearley, A. (1990). High resolution measurement system using a fibre optic signal translation system. G.B. Patent No. GB 2231232. (GB), N. I. L.
- (Criminisi et al., '04) Criminisi, A., Pérez, P., y Toyama, K. (2004). Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image. *IEEE Transactions on Image Processing* 13, 1200-1212.
- (Chan et al., '01a) Chan, T., Kang, S. H., y Shen, J. (2001a). Euler's elastica and curvature based inpaintings. *SIAM J. Appl. Math*, 63, 564--592.
- (Chan et al., '02) Chan, T., Kang, S. H., y Shen, J. (2002). Euler's elastica and curvature based inpaintings. *SIAM J. Appl. Math*, 63, 564--592.
- (Chan et al., '01b) Chan, T., y Shen, J. (2001b). Morphologically invariant PDE inpaintings, CAM Technical Report. Los Angeles. University of California.
- (Chan et al., '05) Chan, T., y Shen, J. (2005). Variational image inpainting. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 58(5), 579-619.
- (Chan et al., '05) Chan, T., y Shen, J. (Eds.). (2005). *Image Processing and Analysis: variational, PDE, wavelet, and stochastic methods*: Society for Industrial and Applied Mathematics. SIAM.
- (Chan, '02) Chan, T. F., Shen, J. . (2002). Mathematical Models for Local Non-Texture Inpaintings. *SIAM J. Appl. Math* 62, 1019-1043.
- (Chan, '01) Chan, T. F., Shen, J.H. (2001). Non-texture Inpainting by Curvature-Driven Diffusions (CDD). *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 12(4), 436-449.
- (Chen et al., '94) Chen, Q., Defrise, M., y Deconinck, F. (1994). Symmetric Phase-Only Matched Filtering of Fourier-Mellin Transforms for Image Registration and Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(12), 1156 - 1168.
- (Davies, '92) Davies, E. R. (1992). Modelling peak shapes obtained by Hough transform. *Computers and Digital Techniques*, IEEE Proceedings 139(1), 9-12.
- (De Castro et al., '87) De Castro, E., y Morandi, C. (1987, Sept). Registration of translated and rotated images using finite Fourier transforms 86 *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* archive, Washington, DC, USA.
- (Demuynck et al., '05a) Demuynck, O., Esteban, O., Lázaro, J. L., Gamo, J., y Cubillo, A. (2005a). Corrección de iluminación no-homogénea de un

- cable incoherente de fibras ópticas calibrado para transmisión de imágenes. *Conectronica*, 92.
- (Demuynck et al., '06) Demuynck, O., Esteban, O., Lazaro, J. L., y Pizarro, D. (2006). Non-homogenous illumination correction of calibrated incoherent optical-fiber-bundles for image transmission purposes.109 *Mechatronics*, 2006 IEEE International Conference on.
- (Demuynck et al., '05b) Demuynck, O., Lázaro, J. L., Esteban, O., Gamo, J., y Cubillo, A. (2005b). Transmisión de imagen por medio de un mazo de fibra óptica incoherente. 4ta Reunión Española de Optoelectrónica, OPTOEL'05.
- (Demuynck et al., '08) Demuynck, O., y Menéndez, J. M. (2008). Image Transmission through Incoherent Optical Fiber Bundle: Methods for Optimization and Image Quality Improvement. *WSEAS Transactions on signal processing*, 4(9), 531-541.
- (Dujon et al., '94) Dujon, G., Parker, A., y Thomas, A. (1994). Visual image Transmission by fibre optic Cable. US 5327514.
- (Dujon, '91) Dujon, G. F. (1991). Calibration of incoherent optical fibre bundles for Image Transmission. University of Liverpool. UK.
- (Edmund\_Optics, '09) Edmund\_Optics. (2009). Optics and Optical Instruments Cathalog, Flexible Fiber Optic light guides.
- (Eikelman et al., '96) Eikelman, E., Keller, S., y Pfeifer, T. (1996). Process for the Application of Fiber Optical Bundles Comprising Optical Fibers.
- (El-ghazal et al., '07) El-ghazal, A., Basir, O., y Belkasim, S. (2007, 12 noviembre 2007). A New Shape Signature for Fourier Descriptors.181 *ICIP 2007*. IEEE International Conference on Image Processing, San Antonio, TX, USA.
- (Fabbri et al., '08) Fabbri, R., Costa, L. d. C., Torelli, J. C., y Bruno, O. M. (2008). 2D Euclidean Distance Transform Algorithms: A Comparative Survey. *ACM Computing Surveys*, 40(1), 2:1--2:44.
- (Ferguson et al., '04) Ferguson, G., y Zeng, H. (2004). Non-Coherent Fiber Optic Apparatus and Imaging Method. CORP., G. S.
- (Fernández et al., '07) Fernández, P., Lázaro, J. L., Gardel, A., Esteban, O., y Cano, A. (2007). Calibration of Incoherent Optical Fiber Bundles for Image Transmission. *Fibers Detection*. Paper presented at the IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing. WISP' 2007.
- (Fernández et al., '09) Fernández, P. R., Lázaro, J. L., Gardel, A., Esteban, O., Cano, A. E., y Revenga, P. A. (2009). Location of Optical Fibers for the Calibration of Incoherent Optical Fiber Bundles for Image Transmission. Paper presented at the IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement (TIM). from [www.mdpi.com/journal/sensors](http://www.mdpi.com/journal/sensors)
- (Fidaner, '08) Fidaner, I. B. (2008). A survey on Variational Image Inpainting, Texture Synthesis and Image Completion.
- (Gamo et al., '05) Gamo, J., Demuynck, O., Esteban, O., Lázaro, J. L., y Cubillo, A. (2005, 30-march). Calibration of incoherent optical-fibre bundles for image transmission purposes.16 *IADAT 2005*.

- International conference on telecommunications and computer networks, España.
- (Giannarou et al., '07) Giannarou, S., y Stathaki, T. (2007). Shape signature matching for object identification invariant to image transformations and occlusion, CAIP'07 Proceedings of the 12th international conference on Computer analysis of images and patterns. (pp. 710-717). Vienna, Austria: Springer-Verlag.
- (Goshtasby, '85) Goshtasby, A. (1985). Template matching in rotated images. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 7((3)), 338-344.
- (Goshtasby, '05) Goshtasby, A. (2005). 2-D and 3-D Image Registration for Medical, Remote Sensing and Industrial Applications. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken.
- (Goshtasby et al., '85) Goshtasby, A., y Stockman, G. C. (1985). Point pattern matching using convex hull edges. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-15(5), 631-637.
- (Goshtasby et al., '86) Goshtasby, A., Stockman, G. C., y Page, C. V. (1986). A Region-Based Approach to Digital Image Registration with Subpixel Accuracy. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, GE-24(3).
- (Gottesfeld, '92) Gottesfeld, L. (1992). A survey of image registration techniques. *ACM Comput. Surv.*, 24(4), 325-376.
- (Hirschowitz, '61) Hirschowitz, B. I. (1961). Flexible Light transmitting tube. US Patent No.
- (Holm, '05) Holm, R. (2005). Image Inpainting using Nonlinear Partial Differential Equations. Unpublished thesis in Applied Mathematics, University of Bergen, Norway, Bergen.
- (Hough et al., '62) Hough, P. V. C., y Arbor, A. (1962). Method and Means for Recognizing Complex Patterns. US Patent No.
- (Ibrahim Sezan et al., '91) Ibrahim Sezan, M., Pavlovic, G., Murat, A., y Tanju, A. (1991). On Modelling the Focus Blur in Image Restoration. *IEEExplore*, 2485-2488.
- (Illingworth et al., '88) Illingworth, J., y Kittler, J. (1988). A survey of the Hough transform *Comput. Vision Graph. Image Process*, 44(1), 87-116
- (Inokuchi et al., '84) Inokuchi, S., Sato, K., y Matsuda, F. (1984). Range imaging system for 3D object recognition. 186 In Proc. Int. Conference on Pattern Recognition, IAPR and IEEE.
- (Ioannou et al., '99) Ioannou, D., Huda, W., y Laine, A. F. (1999). Circle recognition through a 2D Hough Transform and radius histogramming. *Image and Vision Computing*, 17(1), 15-26.
- (Kälviäinen et al., '95) Kälviäinen, H., Hirvonen, P., Xu, L., y Oja, E. (1995). Probabilistic and non-probabilistic Hough transforms: overview and comparisons. *Image and Vision Computing*, 13(4), 239-252.
- (Karsli et al., '010) Karsli, F., y Dihkan, M. ( 2010). Determination of geometric deformations in image registration using geometric and radiometric measurements. *Scientific Research and Essays. Academic Journals* 5(3), 260-274.

- (Kim et al., '00) Kim, H., y Kim, J. (2000). Circle detection Method using the intersecting Chords. International Symposium on Robotics and Auto (ISRA 2000), Monterrey, N.L., Mexico, 1-6.
- (Kimme et al., '75) Kimme, C., Dana, B., y Sklansky, J. (1975). Finding circles by an array of accumulators Commun. ACM 18(2).
- (Kuglin, '75) Kuglin, C. D., Hines, D.C. (1975). The phase correlation image alignment method. Paper presented at the IEEE Conference on Cybernetics and Society.
- (Kultanen et al., '90) Kultanen, P., Xu, L., y Oja, E. (1990). Randomized Hough transform (RHT).73 Pattern Recognition, 1990. Proceedings., 10th International Conference on.
- (Masnou et al., '98) Masnou, S., y Morel, J. M. (1998). Level Lines Based Disocclusion. Paper presented at the 5th International Conference on Image Processing - ICIIP'98.
- (McGowan, '03) McGowan, S. (2003). Method and Apparatus for using Non-Coherent Optical Bundles for Image Transmission.
- (Molina, '99) Molina, R. (1999). Introducción al Procesamiento y Análisis de Imágenes Digitales. Granada: Universidad de Granada.
- (Morano et al., '98) Morano, R. A., Ozturk, C., Conn, R., Dubin, S., Zietz, S., y Nissanov, J. (1998). Structured light using pseudorandom codes. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 20(3), 322-327.
- (Oliveira et al., '01) Oliveira, M. M., Bowen, B., Kenna, R., y Chang, Y. S. (2001). Fast Digital Image Inpainting.142 Proceedings of the International Conference on Visualización, Imaging and Image Processing (VIP 2001), Marbella, Spain.
- (Ono et al., '00) Ono, K., Shiraiwa, M., y Nishioka, K. (2000). Image Fiber and Method of Fabricating the Same.
- (Otsu, '79) Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 9(1), 62-66.
- (Park et al., '01) Park, J., DeSouza, G. N., y Kak, A. C. (2001). Dual-beam structured-light scanning for 3-D object modeling. In 3D Digital Imaging and Modeling.166 In Proceedings of the 3rd International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling.
- (Rares et al., '05) Rares, A., Reinders, M. J. T., y Biemond, J. (2005). Edge-based image restoration. IEEE Transaction on Image Processing 14(10), 1454-1468.
- (Reddy et al., '96) Reddy, B. S., y Chatterji, B. N. (1996). An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration. Image Processing, IEEE Transactions on, 5(8), 1266-1271.
- (Revell, '80) Revell, D. (1980). Non-Coherent Fibre-Optic Bundle image Decoder. GB 2082012.
- (Roberts, '03) Roberts, H. (2003). Robust Incoherent Fiber Optic Bundle Decoder. US 6587189 B1.
- (Rokunohe, '84) Rokunohe, M. (1984). Image Display Apparatus. GB 2128839 A.

- (Rucklidge, '97) Rucklidge, W. J. (1997). Efficiently locating objects using Hausdorff distance. *International Journal of Computer Vision*, 24(3), 251-270.
- (Sabourin et al., '97) Sabourin, R., Drouhard, J., y E., P. S. (1997). Shape Matrices as a Mixed Shape Factor for Off-Line Signature Verification. In *Proc. Intern. Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR) Ulm (Germany)*, 661-665.
- (Salvi et al., '04) Salvi, J., Pages, J., y Batlle, J. (2004). Pattern Codification Strategies in Structured Light Systems. *Pattern Recognition*, 37(4), 827-849.
- (SCHOTT Ibérica, '07) SCHOTT Ibérica, S. A. (2007). Medical fiber optic components. Hightech solutions for health.[online]. 2007, from <http://www.schott.com>
- (SCHOTT Ibérica, '09) SCHOTT Ibérica, S. A. (2009). Imagen. Introducción a la Imagen fibroóptica. 2009, from <http://www.schott.com/iberica/spanish/fiberoptics/index.html>
- (Seibel et al., '02) Seibel, E. J., Frank, S. S., Fauver, M., Crossman-Bosworth, J., Senour, J. R., y Burstein, R. (2002). Optical fiber scanning as a microdisplay source for a low-cost, wearable low vision aid Paper presented at the Society for Information Display Technical Digest
- (Shen et al., '06) Shen, C., y Chen, H. (2006). Robust focus Measure for Low-Contrast Images. In *IEEE International Conference on Consumer Electronics, ICCE'06, Las Vegas, NM*, 69-70.
- (Shen, '02) Shen, J. (2002). Inpainting and the fundamental problem of image processing. *SIAM news*.
- (Shih et al., '04) Shih, F. Y., y Wu, Y.-T. (2004). The efficient algorithms for achieving Euclidean distance transformation. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 13 (8), 1078- 1091.
- (Siegmund, '82) Siegmund, W. P. (1982). Fibrescope system.
- (Stockman et al., '82) Stockman, G. C., Kopstein, S., y Benett, S. (1982). Matching images to models for registration and object detection via clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 4(3), 229-241.
- (Subbarao et al., '95) Subbarao, M., y Tyan, J. (1995). The Optimal Focus measure for Passive Autofocusing and Depth-from-Focus.
- (Subbarao et al., '98) Subbarao, M., y Tyan, J. (1998). Selecting the optimal focus Measure for Autofocusing and Depth-from-focus. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(8), 864-870.
- (Technology.GRINTECH, '10) Technology.GRINTECH, G. I. O. (2010). Introduction. Gradient Index (GRIN) Lenses.
- (Telea, '04) Telea, A. (2004). An Image Inpainting Technique Based on the Fast Marching Method. *Journal of Graphics Tools*, 9(1), 23-34.
- (Tsai et al., '03) Tsai, M., y Chou, C. (2003). A Fast Focus Measure for Video Display Inspection. *Machine Vision and Applications*, 14, 192-196.
- (Tsai et al., '93) Tsai, M. J., Smith, J. S., y Lucas, J. (1993). Multi-fibre calibration of incoherent optical fibre bundles for image

- transmission. IEEE Transactions of the Institute of Measurement and Control, 15(5), 260-268.
- (Tsai et al., '08) Tsai, T., y Lin, C. (2008). A new Auto-Focus Method Based on Focal Window Searching and Tracking Approach for Digital Camera.115 In Communications, Control and Signal Processing, ISCCSP 2008. 3rd International Symposium, , St. Julians, Malta.
- (Wang et al., '06) Wang, Z., y Zhou, H. (2006). Inpainting Thick Image Regions Using Isophote Propagation.
- (Wu et al., '05) Wu, S., Lin, W., Jiang, L., y Xiong, W. (2005). An Objective Out-of-Focus Blur Measurement. ICICS.
- (Xu et al., '90) Xu, L., Oja, E., y Kultanen, P. (1990). A new curve detection method: randomized Hough transform (RHT) Pattern Recognition Letters, 11(5), 331-338
- (Yang et al., '99) Yang, Z., y Cohen, F. S. (1999). Image Registration and Object Recognition using Afine Invariants and Convex Hulls. IEEE Transaction on Image Processing, 8(7), 934-946.
- (Yap et al., '04) Yap, P. T., y Raveendran, P. (2004). Image Focus Measure Based on Chebisev Moments. IEE Proc.-Vis. Image Signal Process, 151(2).
- (Yu et al., '05) Yu, X., y Sun, H. (2005). Automatic Image Registration via Clustering and Convex Hull Vertices Matching. In Lecture Notes in Computer Science (Vol. 3584/2005, pp. 439-445): Springer Berlin / Heidelberg.
- (Yu et al., '05b) Yu, X., Sun, H., y Chen, J. (2005b). Points Matching Via Iterative Convex-Hull. Paper presented at the Proceedings of the four International Conference on Machine Learning and Cybernetics.
- (Zhang et al., '01) Zhang, D., y Lu, G. (2001). A Comparative Study on Shape Retrieval Using Fourier Descriptors with Different Shape Signatures. Paper presented at the In Proc. of International Conference on Intelligent Multimedia and Distance Education (ICIMADE01)
- (Zhang et al., '03) Zhang, D., y Lu, G. (2003). A Comparative Study of Curvature Scale Space and Fourier Descriptors for Shape-Based Image Retrieval. Journal of Visual Communication and Image Representation, 14(1), 39-57
- (Zhang et al., '08) Zhang, G., M., M. Z., Tong, Q., He, Y., y Zhao, T. (2008). Shape Feature Extraction Using Fourier Descriptors with Brightness in Content-Based Medical Image Retrieval. Paper presented at the 2008 International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing.
- (Zitová et al., '03) Zitová, B., y Flusser, J. (2003). Image registration methods: a survey Image and Vision Computing 21(11), 977-1000