



Universidad de Sevilla
Departamento de Física Aplicada III
Escuela Superior de Ingenieros
Ingeniería de Telecomunicación



PROYECTO FIN DE CARRERA

ANÁLISIS DE IMÁGENES DE RESONANCIA
MAGNÉTICA MEDIANTE ÓPTICA DE FOURIER.
DESARROLLO DE HERRAMIENTAS E INTERFAZ
DE USUARIO APLICADAS AL DIAGNÓSTICO.

Autora: Mónica Marcos Gutiérrez

Director: Prof. Dr. Emilio Gómez González



a mis padres

Mi más sincero agradecimiento al Prof. Dr. Emilio Gómez González por la oportunidad que me ha dado de realizar este proyecto, pero sobre todo quiero agradecer su inestimable ayuda y dedicación.

A Antonio por estar siempre ahí, por enseñarme cada día a ser mejor y por regalarme tanto en la vida.

Quiero agradecer a mis padres y hermanos la paciencia y comprensión demostrada durante todos estos años: ésto también es vuestro.

Gracias Ana, Eulalio y Nacho por demostrarme que la amistad existe aún en la distancia.

También dedicar este trabajo a quien me vio empezar y hoy no puede compartir la alegría de verlo terminado: abuela te llevo siempre en el corazón.

Y por supuesto gracias a todos y cada uno de mis compañeros, por dejarme un grato recuerdo de mis “años universitarios”.



ÍNDICE DE CONTENIDOS

1.- INTRODUCCIÓN	1
1.1.- Objetivos	2
2.- IMÁGENES DE RESONANCIA MAGNÉTICA	4
2.1.- Fundamentos físicos y principios básicos	4
2.1.1.- Magnetización y precesión nuclear	8
2.1.2.- Generación de Imágenes	10
2.2.- Aplicación al diagnóstico médico.....	16
3.- ANÁLISIS DE IMÁGENES MEDIANTE LA TRANSFORMADA DE FOURIER	19
3.1.- Definición y propiedades	19
3.2.- Óptica de Fourier	23
4.- ESTIMADORES DE TEXTURA.....	28
4.1.- Conceptos básicos y tipología	28
4.2.- Situación actual de la evaluación de estimadores de textura en imágenes médicas	31
4.3.- Estimadores seleccionados para el análisis desarrollado	33
4.3.1.- Parámetros de posición.....	33
4.3.2.- Parámetros de dispersión	38
4.3.3.- Parámetros de forma.....	40
4.3.4.- Parámetros específicos.....	43
5.- HERRAMIENTA DESARROLLADA	47
5.1.- Algoritmos de evaluación	47
5.1.1.- Algoritmos de análisis completo	47
5.1.2.- Algoritmos de estimadores de textura seleccionados	53
5.2.- Interfaz de usuario	85
5.2.1.- Requisitos básicos	85
5.2.2.- Funcionamiento.....	87
5.3.- Especificaciones técnicas.....	114
5.3.1.- Requisitos del sistema	114
6.- APLICACIONES DE LA HERRAMIENTA DISEÑADA.....	116
6.1.- Aplicación en patrones ideales de textura	116
6.1.1.- Características de los patrones.....	116
6.1.2.- Resultados de los algoritmos de procesado.....	117
6.2.- Aplicación en diferenciación de imágenes con texturas visibles.....	124
6.2.1.- Bases físicas de los ultrasonidos	124
6.2.2.- Resultados de los algoritmos de procesado.....	125
6.3.- Aplicación al diagnóstico de lesiones neurológicas	128



6.3.1.- Conceptos fundamentales y origen de la esclerosis múltiple. Factores de riesgo. .	128
6.3.2.- Curso de la enfermedad, síntomas y tipos.	132
6.3.3.- Diagnóstico. Problemas para emitir un diagnóstico fiable	135
6.3.2.- Resultados del procesado efectuado	139
7.- CONCLUSIONES Y LÍNEAS DE DESARROLLO	151
7.1.- Conclusiones	151
7.2.- Líneas de desarrollo	153
7.2.1.- Utilizar las imágenes digitales de resonancia magnética	153
7.2.2.- Aplicar la herramienta diseñada a otros tipos de imágenes	153
7.2.3.- Convertir a un programa ejecutable	154
8.- BIBLIOGRAFÍA Y REFERENCIAS	155
ANEXO I : RESUMEN DE LA POSICIÓN DE LOS ESTIMADORES EN EL ARCHIVO GENERADO....	164



1.- INTRODUCCIÓN

El tratamiento digital de imágenes ha experimentado en los últimos años un importante desarrollo, debido en gran parte a una mejora notable en los sistemas de obtención y digitalización de la imagen. Campos como la fotografía, visión artificial o reconocimiento de formas se han visto ampliamente mejorados, pero es en el tratamiento digital de imágenes médicas donde este avance adquiere especial relevancia.

Actualmente pruebas como la tomografía computerizada (TAC), ecografía color o la resonancia magnética (RM) se han convertido en prácticamente imprescindibles en el diagnóstico de multitud de lesiones y enfermedades, siendo por su versatilidad la resonancia magnética la que ocupa el lugar más alto en las preferencias médicas.

Es en la mejora de los equipos, así como en la evaluación automática de los resultados, donde la ingeniería tiene su campo de trabajo. Obedeciendo a la necesidad de establecer diagnósticos cada vez más precisos y haciendo uso de las nuevas tecnologías nace el llamado *Diagnóstico Asistido por Ordenador*, que en ningún caso pretende sustituir el criterio del médico, sino ayudarlo en aquellos casos donde la experiencia o incluso un ojo experto (capaz de detectar más del doble de tonalidades de grises que un ojo normal) no es capaz de llegar.



1.1.- Objetivos

La herramienta de análisis presentada en este proyecto se inicia en la elección del tipo de imágenes objeto del estudio. Las imágenes seleccionadas para la aplicación principal serán de resonancia magnética y más concretamente de resonancia magnética cerebral.

El objetivo es calcular una serie de parámetros numéricos o estimadores de una determinada imagen, con objeto de caracterizarla completamente. El conjunto de estimadores calculado proporcionará información que nos permitirá clasificar imágenes visualmente iguales, pero correspondientes a lesiones completamente distintas.

Para llegar al conjunto final de estimadores válidos se comenzará por un estudio de algunos patrones ideales de textura. Los que no aporten información válida, serán desechados, ya que si no funcionan para los patrones ideales difícilmente servirán en imágenes reales.

Obtenido el grupo de estimadores efectivo, se comprobará su funcionamiento con imágenes de ecografía, por ser éstas unas imágenes con texturas visibles.

Finalmente se realizará la que será su aplicación fundamental: diagnóstico de lesiones neurológicas, un campo en el que el Grupo de Investigación "Física Interdisciplinar. Fundamentos y aplicaciones" dirigido por el Prof. Dr. Emilio Gómez González, está llevando a cabo diversos Proyectos en colaboración con centros sanitarios [25], [26], [28], [29], [32], [33], [34], [35].



Este proyecto se presenta con una interfaz gráfica para facilitar al usuario el manejo de la herramienta así como la interpretación de los resultados.



2.- IMÁGENES DE RESONANCIA MAGNÉTICA

2.1.- Fundamentos físicos y principios básicos

La IRM (Imagen por Resonancia Magnética), se basa en la propiedad que poseen los núcleos de hidrógeno de absorber energía cuando están sometidos al efecto de un campo magnético intenso. Estos núcleos, una vez conducidos a un nivel energético mayor, tienden a relajarse hacia su condición energética basal, intercambiando gran parte de la energía absorbida con las moléculas y núcleos vecinos y sólo una pequeña parte de esta energía escapa del sistema, constituyendo la señal de resonancia magnética (RM). La RM representa un mapa de la densidad de protones y, por tanto se relaciona con un mapa de la distribución de agua por el organismo.

Respecto a otras técnicas como los rayos X y el TAC, se usa cada vez más por sus ventajas, tales como:

- Permitir cortes más finos y en los tres planos principales: axial, coronal y sagital.
- La región anatómica a explorar no está delimitada por el tamaño de la grúa, como sucede en el TAC, sino que puede controlarse electrónicamente, ello permite obtener planos oblicuos además de los enumerados anteriormente.
- Elevada resolución de bajo contraste.
- La obtención de las imágenes no se basa en un solo parámetro, como en rayos X, sino en un conjunto de parámetros principales (T1, T2, densidad protónica) y otro secundario.



- Mayor sensibilidad para demostrar accidentes vasculares cerebrales, tumores y otras patologías.
- Ausencia de artefactos creados por la transmisión de la señal a través de hueso.
- No utilizar radiaciones ionizantes.
- No presenta una escala universal de grises, sino que depende de la secuencia que se elige para el estudio y los parámetros (TR y TE) con que se diseña tal secuencia.
- Se pueden obtener imágenes volumétricas sin modificar la posición del paciente.

Como desventajas:

- Mayor coste económico, aunque en los últimos años este coste se ha visto notablemente reducido.
- Prolongado tiempo de exposición para obtener las imágenes.
- Hay que excluir a pacientes con algún tipo de artefacto o prótesis ferromagnéticas.

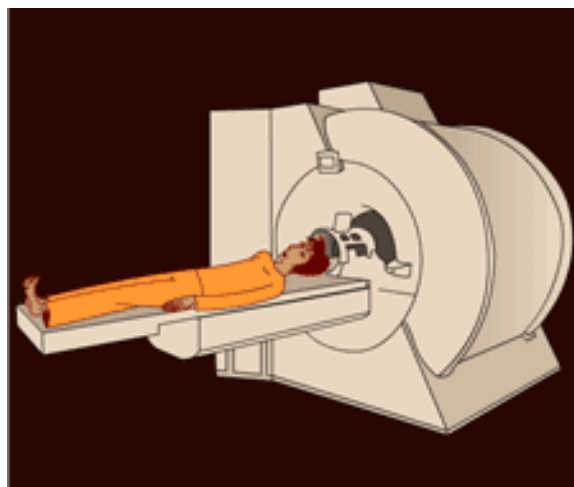


Figura 2.1 Equipo de resonancia magnética



Reseña histórica

- 1938: I. I. Rabi (Premio Nobel, 1944) sugiere que la información acerca de los núcleos atómicos podría ser obtenida estudiando su magnetismo. Esta es la base fundamental para las tecnologías de las actuales imágenes por resonancia magnética.
- 1946: Los físicos E. Purcell (Harvard) y F. Bloch (Stanford) descubren la resonancia nuclear magnética (Premio Nobel, 1952).
- Década de los 70: P. Lauterbur y otros aplican el principio de resonancia nuclear magnética para la creación de imágenes de estructuras internas del cuerpo.
- 1980-1990: Las imágenes por resonancia nuclear magnética evolucionan rápidamente, haciéndose conocidas como MRI ("Magnetic Resonance Imaging"). Los electroimanes superconductores, las rápidas computadoras, y los nuevos detectores, todos desarrollados independientemente, son utilizados en MRI, obteniéndose imágenes de mayor calidad en menor tiempo. Se desarrolla la MRI funcional, capaz de mostrar al cerebro en acción, identificándose los centros de actividad cerebral y las anomalías (como la epilepsia).
- Futuro: Los avances en resonancia magnética podrían permitir observar directamente la acción química de los medicamentos sobre el cuerpo (R. Ernst, Premio Nobel, 1991).

Componentes principales de un tomógrafo de RM

Los componentes de un tomógrafo de RM residen en el túnel de examen y principalmente son:



- Imán.- Es el componente más voluminoso y es el encargado de generar un campo magnético externo con tres características fundamentales: gran intensidad, permanencia en el tiempo y uniformidad.
- Bobinas.- Son emisoras de radio y constan de un elemento transmisor y otro receptor los cuales pueden estar físicamente integrados en una sola pieza o separados.
- Imanes de gradiente.- Tienen por objeto codificar espacialmente la señal de RM. La señal medida en la bobina es almacenada en función del tiempo y convertida, mediante las transformadas de Fourier y un procesador vectorial, en función de su frecuencia. Tras determinar la intensidad relativa de cada píxel de un plano tomográfico, según una escala de grises, se forman las imágenes y se representan en el monitor digital.
- Ordenador.- Sistema de representación de imagen o de análisis espectral.

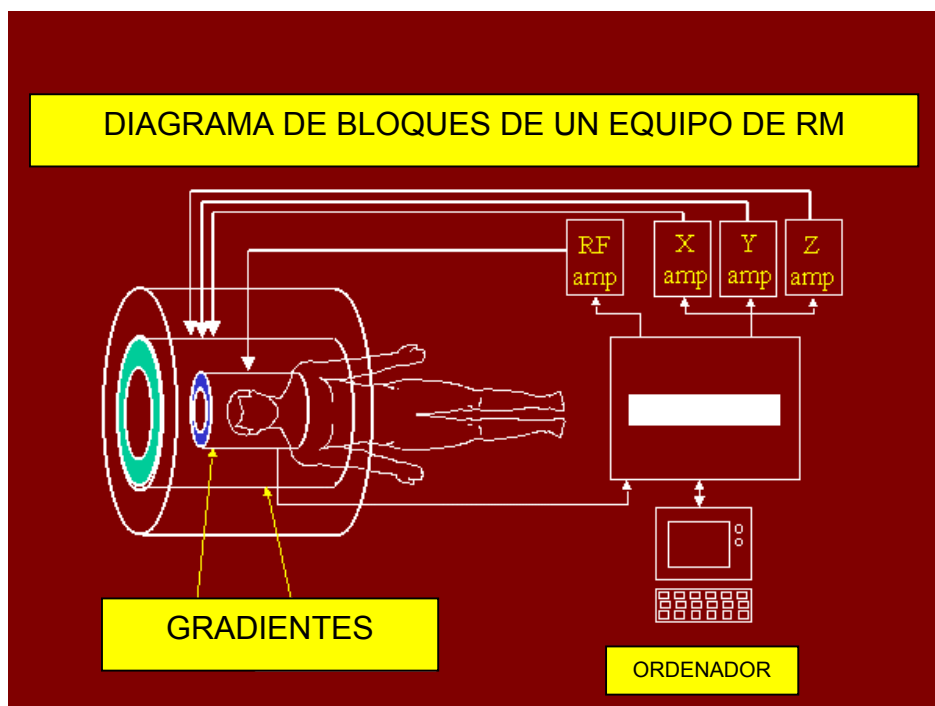


Figura 2.2 Componentes de un tomógrafo de RM



2.1.1.- Magnetización y precesión nuclear

Los constituyentes básicos del núcleo atómico son el protón y el neutrón, excepto el caso del átomo de hidrógeno cuyo único componente es el protón. Cada protón posee un momento angular inherente llamado espín. La rotación del protón induce un campo magnético orientado en la dirección del eje de rotación, tal que lo hace similar a un dipolo magnético o imán.



Figura 2.3 Dipolo magnético

En ausencia de campo magnético externo los dipolos están orientados al azar y su momento total sería cero, pero bajo la influencia de un campo magnético fuerte ($\vec{B}$) un porcentaje de ellos, que depende de la configuración interna del material que se está magnetizando, tiende a orientarse en dirección y sentido de dicho campo, lo que hace posible detectar el momento magnético generado.

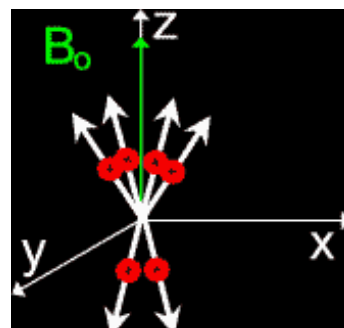
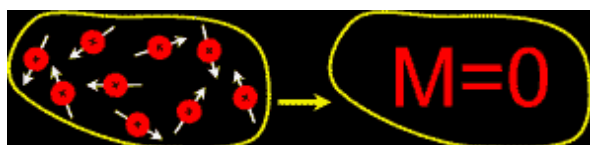


Figura 2.4 Magnetización



El protón queda sometido a:

- Su propio momento angular
- El campo magnético $\vec{B}$

y es el equilibrio entre ambas el que provoca un movimiento de precesión alrededor del eje del campo $\vec{B}$, similar al de una peonza.

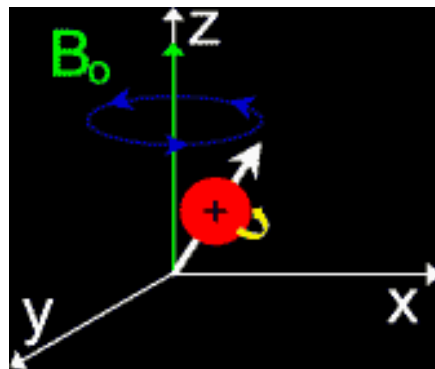


Figura 2.5 Movimiento de precesión

La rapidez de precesión es proporcional a la intensidad del campo magnético externo y es específica de cada especie nuclear, siendo conocida como frecuencia de Larmor.

$$\omega_p = \alpha \vec{B} \quad (2.1)$$

Donde:

ω_p : Frecuencia de precesión.

α : Radio giromagnético .Es una constante propia de cada núcleo magnetizable.

$\vec{B}$: Intensidad del campo magnético principal.



2.1.2.- Generación de Imágenes

La generación de imágenes mediante RM proviene de la recepción y medida de las ondas de radiofrecuencia procedentes de la estimulación de la materia, que se ha magnetizado previamente mediante la acción de un campo magnético ($\vec{B}$).

La inducción de transiciones de un estado de energía a otro es lo que se conoce como resonancia. Los núcleos de los átomos resuenan al ser sometidos a la acción de las ondas de radiofrecuencia.

El volumen de análisis, paciente, queda dividido en los llamados vóxeles (elementos de volumen tridimensionales digitales). Al colocar a un individuo bajo el campo magnético $\vec{B}$, en cada uno de los vóxeles aparecen, derivado de los núcleos de H, propiedades magnéticas definidas mediante lo que se conoce como magnetización de vóxel. Esta magnetización es también una magnitud vectorial orientada en la dirección del campo magnético $\vec{B}$.

El valor de la magnetización del vóxel depende de la cantidad de átomos de H que se encuentren en el voxel. En estas condiciones si sometemos el vóxel a ondas electromagnéticas de (RF) y vamos variando la frecuencia determinada, el vector de magnetización se desvía de su posición inicial de equilibrio. Diremos entonces que se ha producido el fenómeno de resonancia magnética de los núcleos de hidrógeno o bien, que los núcleos de H han entrado en resonancia con la emisión de radiofrecuencia.

Formación del espín-eco

El vector magnetización $\vec{M}$ realiza un movimiento de giro sobre la dirección del campo magnético a la frecuencia de la radiación absorbida. A este movimiento del vector $\vec{M}$ se le denomina movimiento de mutación.



El ángulo de inclinación que forma la magnetización con la posición inicial depende entre otros factores de la duración de la emisión.

La importancia del pulso se contrasta por el valor de ángulo de inclinación que consigue. Se habla de un pulso de 90° , un pulso inversor de 180° o simplemente un pulso de ángulo de inclinación.

Las imágenes de RM se obtienen enviando pulsos de diversos valores, separados a intervalos de tiempo adecuados, lo que constituye las secuencias de pulsos.

Después de enviar un pulso de ángulo de inclinación, los núcleos de H van a liberar el exceso energético que han absorbido de la (RF) mediante un proceso de relajación energética.

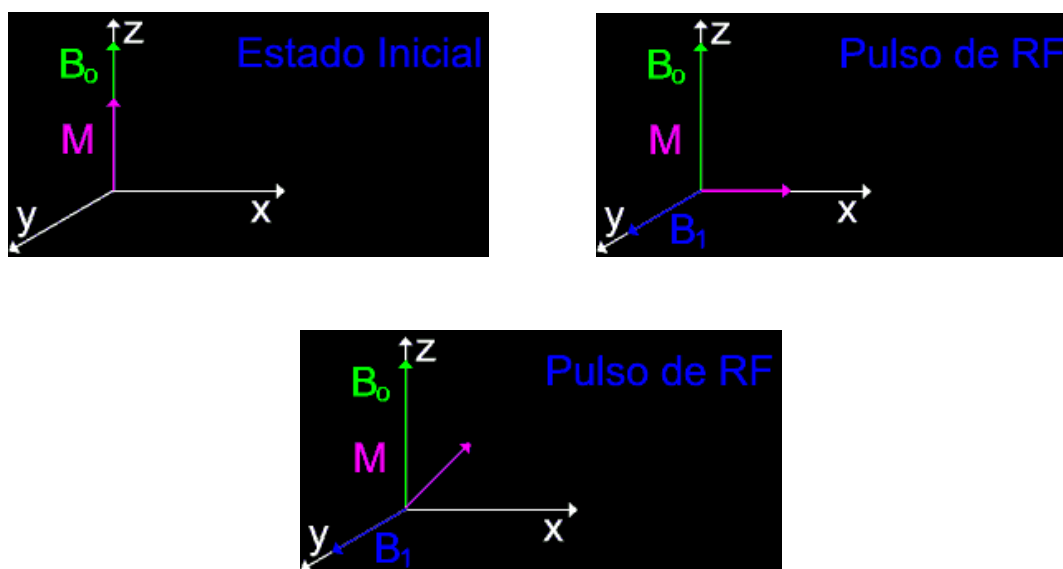


Figura 2.6 Secuencias de pulsos



Relajación energética

La relajación representa la forma, modo y sobre todo la rapidez con que los espines se recuperan del efecto perturbador de la radiación magnética externa. Esta relajación depende de las características químicas y biofísicas de la materia en la que se relajan los protones, que en este caso son los tejidos biológicos.

La recuperación del estado energético basal de los protones es un fenómeno estimulado que requiere la existencia de campos magnéticos fluctuantes de origen nuclear. Estas interacciones magnéticas en los tejidos son las que promueven tanto la relajación T1 como la T2. El que influya una más que otra, o ambas por igual, depende de la tasa de fluctuación de estos campos magnéticos tisulares.

- T1 puede definirse como el tiempo requerido para que la magnetización longitudinal recupere un 63% de su valor de equilibrio.

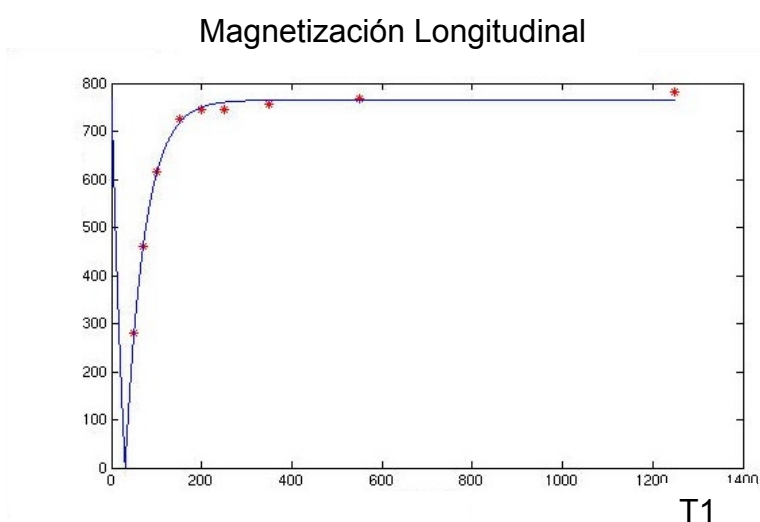


Figura 2.7 Tiempo T1



- T2 como el tiempo requerido para que la magnetización transversal decaiga a un 37% del valor máximo que alcanza cuando hay coherencia en precesión transversal.

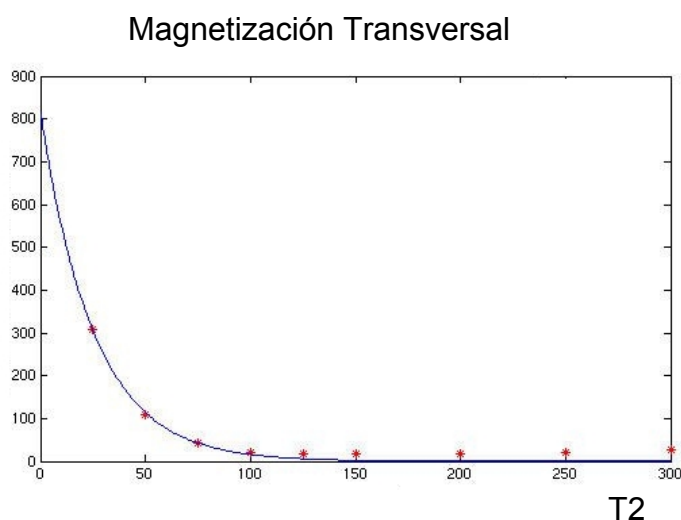


Figura 2.8 Tiempo T2

Ambos son propiedades inherentes de cada tejido y para cualquier sustancia T1 es siempre mayor o igual que T2. Cualquier cosa que promueva la relajación T1 también promueve la relajación T2, pero la relajación T2 puede existir sin que exista la de T1.



Obtención de las imágenes

Según el tipo de corte realizado podemos obtener tres tipos de imágenes, correspondientes a secciones paralelas a los tres planos principales

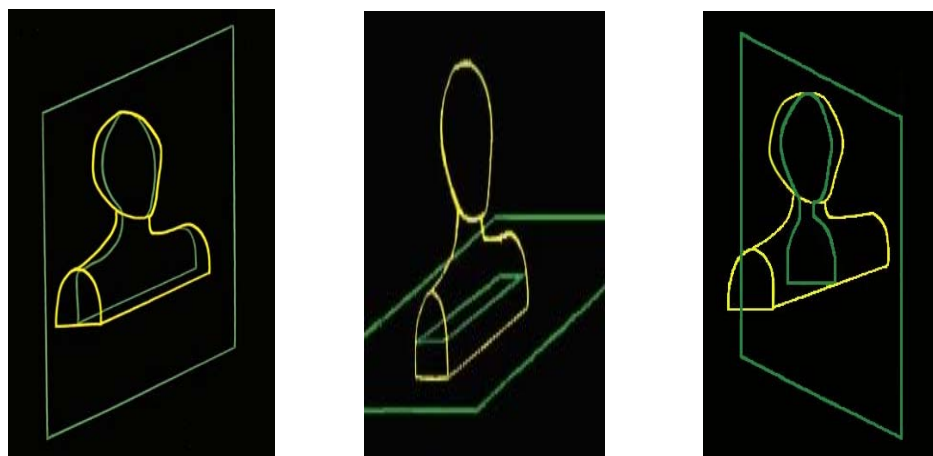


Figura 2.9 Planos principales: coronal, axial y sagital

Para realizar la imagen tomográfica:

- El ordenador recogerá la señal que proviene de cada vóxel.
- Un convertidor analógico-digital transforma los valores en números digitales que son almacenados en la conocida como matriz “k-space”, que no es más que la representación frecuencial de la imagen obtenida. Cada píxel de la imagen representa un vóxel. El origen de referencia se sitúa en el centro de la matriz y se corresponde con el valor cero. Los protones que no experimentan un cambio de fase se sitúan en el centro de la matriz, mientras que los que experimentan un cambio considerable se alejan de ese centro.



- Son los gradientes reseñados anteriormente los que se encargan ahora de codificar esta imagen frecuencial mediante una doble transformada de Fourier para su posterior conversión al dominio del espacio.
- Tras determinar la intensidad relativa de cada píxel en un plano tomográfico, según una escala de grises, se forman las imágenes y se representan en el monitor digital.
- Estas imágenes pueden imprimirse en placas o guardarse en las unidades de almacenamiento de datos existentes para cualquier tipo de imágenes digitales.

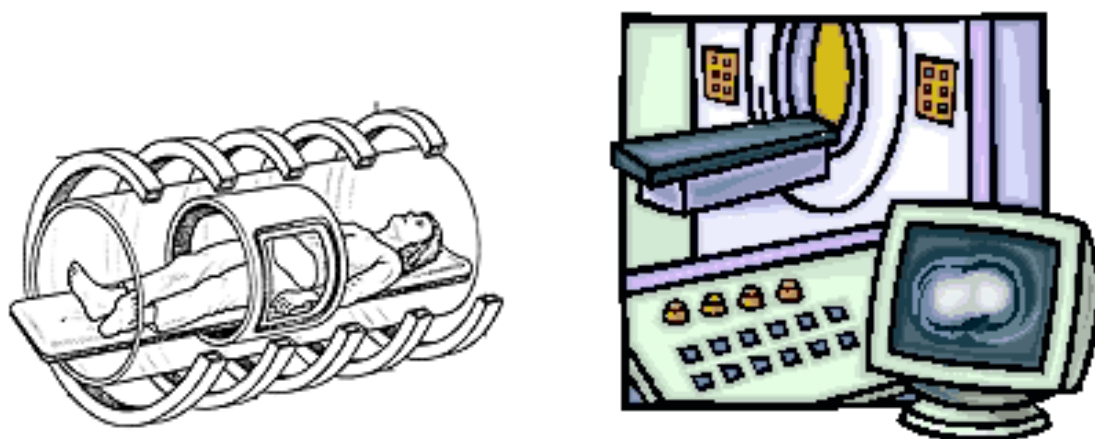


Figura 2.10 Obtención de las imágenes de RM



2.2.- Aplicación al diagnóstico médico

La RM se ha convertido en uno de los sistemas de diagnóstico por imagen con más proyección de los últimos años. Cada vez es mayor el número de pacientes que se están beneficiando de esta técnica y numerosas las lesiones que es capaz de detectar.

La señal RM que emana de los tejidos proviene casi exclusivamente de los núcleos de hidrógeno (protones) que forman parte del agua de los tejidos humanos.

La mayoría de las lesiones conllevan un aumento regional en el contenido de agua libre, lo que provoca un alargamiento de los tiempos de relajación T1 y T2.

- En imágenes de RM potenciadas en T1, la prolongación de los valores de T1 aparecen como regiones hipointensas (en gris oscuro-negro). Esta técnica se utiliza fundamentalmente en estudios de anatomía.
- En imágenes de RM potenciadas en T2, la prolongación de los valores de T2 aparecen como regiones hipertintensas (gris claro-blanco). Se utiliza fundamentalmente en estudios de concentración de agua, ya que el líquido aparece en tonos blanquecinos, lo que facilita su visualización.

La interpretación de las imágenes de RM consiste en saber qué tipos de lesiones no cumplen esta norma, sino que provocan un acortamiento del T1 o un acortamiento del T2.

Los niveles de grises correspondientes a los distintos tipos de tejidos según la técnica utilizada se muestran en la siguiente tabla:



	BLANCO	GRIS	NEGRO
T1	GRASA HEMORRAGIA SUBAGUDA CONTRASTE MAGNÉTICO SUSTANCIA BLANCA	SUSTANCIA GRIS HÍGADO. BAZO PÁNCREAS RIÑÓN MÚSCULOS LESIONES CON AGUA	LCR ORINA QUISTES TENDONES VASOS AIRE FIBROSIS
T2	LCR ORINA QUISTES TUMORES RIÑÓN. BAZO AGUA LIBRE	SUSTANCIA GRIS GRASA	SUSTANCIA BLANCA PÁNCREAS. HÍGADO. MÚSCULO. HUESO CORTICAL. TENDONES. AIRE. VASOS

Figura 2.11 Niveles de grises de los tejidos con potenciación en T1 y T2



En base a esto, la RM es una técnica que cobra especial interés en el diagnóstico de:

- Todo tipo de lesiones musculares (roturas fibrilares, contracturas, tendinitis).
- Lesiones discales.
- Tumores, quistes.
- Desmielinización.

y en algunos de estos casos, pasa por ser la única técnica posible para realizar un diagnóstico fiable, de ahí su importancia e interés médico.



3.- ANÁLISIS DE IMÁGENES MEDIANTE LA TRANSFORMADA DE FOURIER

3.1.- Definición y propiedades

La transformada de Fourier es una herramienta matemática que está definida tanto para el caso unidimensional como para el bidimensional. Será el caso bidimensional el que nos resulte realmente útil, ya que las imágenes digitales no son más que matrices bidimensionales definidas en las dos dimensiones del espacio plano.

Partiendo de la transformada de Fourier unidimensional de una función $x(n)$:

$$X(k) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(n)e^{jkx} dx \quad (3.1)$$

se define la transformada de Fourier bidimensional de la señal $x(n_1, n_2)$ mediante la siguiente expresión:

$$X(k_1, k_2) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x(n_1, n_2)e^{j(k_1x+k_2y)} dx dy \quad (3.2)$$



Esta transformada, igual que para el caso unidimensional, tiene una serie de propiedades que posteriormente se identificarán y que hacen de la transformada de Fourier una de las herramientas más potentes a la hora del tratamiento de información digitalizada. Son muy extensos los campos en los que esta herramienta tiene aplicación:

- Inteligencia militar para detección de formas en fotografía aérea.
- Facilitar el cálculo de convoluciones y filtrados.
- Tratamiento de imágenes para su mejor presentación en Medicina, Astronomía, Geología y un largo etcétera que abarca muchos campos.

Al ser las imágenes señales discretas, interesa definir la llamada transformada discreta de Fourier y que computacionalmente se calcula mediante los llamados algoritmos FFT (son los utilizados por el programa MATLAB®).

Se define la transformada discreta de Fourier o DFT de una señal $x[n]$, de longitud o periodo N , como:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j(2\pi kn / N)} \quad (3.3)$$

y para el caso bidimensional

$$X(k_1, k_2) = \begin{cases} \sum_{n_1=1}^{N_1-1} \sum_{n_2=1}^{N_2-1} x(n_1, n_2) e^{-j(2\pi k_1 n_1 / N_1)} e^{-j(2\pi k_2 n_2 / N_2)} ; \Rightarrow 0 \leq n_1 \leq N_1 - 1 ; \dots 0 \leq n_2 \leq N_2 - 1 \\ 0 \end{cases} \quad \text{en otro caso} \quad (3.4)$$

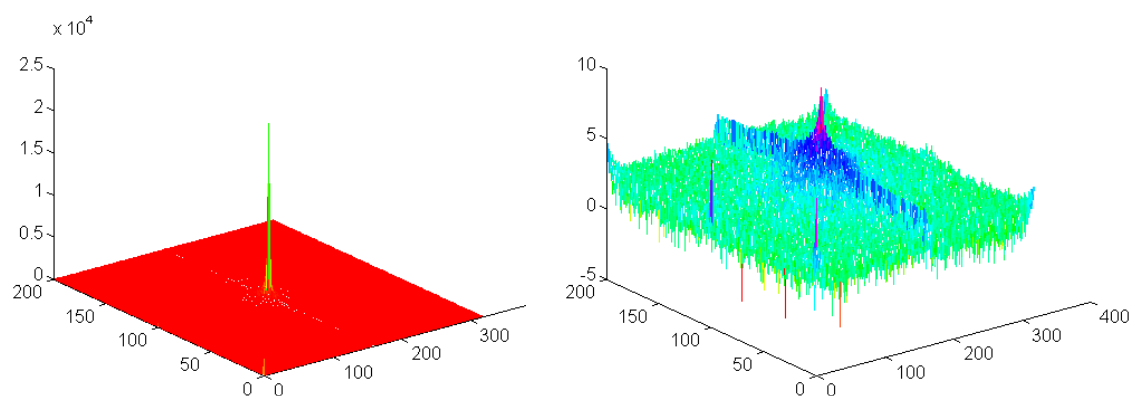
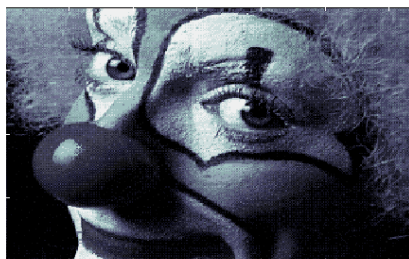


Figura 3.1 Módulo de la transformada de Fourier bidimensional de una imagen.
Representación con compresión de rango.

Propiedades

Entre las propiedades destacadas de la transformada de Fourier bidimensional destacaremos:

1. Linealidad: $\alpha x[n] + \beta y[n] \leftrightarrow \alpha X[k] + \beta Y[k]$
2. Convolución circular: $x[n] * y[n] \leftrightarrow X[k] Y[k]$
3. Simetría: $x[-n] \leftrightarrow X[-k] = X^*[k]$
4. Simetría conjugada: $X[-k] = X^*[k] = X[N-k]$
5. Parseval: $\sum |x[n]|^2 = \frac{1}{N} |X[k]|^2$



6. La información de inteligibilidad de la imagen reside en la fase de la transformada, por lo que es posible reconstruir la imagen original contando sólo con la fase y asignado una magnitud arbitraria. Es por ello que los filtros tienden a hacerse con fase cero para no interferir en la fase original de la imagen.

Algoritmos FFT

Para hacer más óptimo y eficiente el cálculo de la DFT se utiliza la llamada transformada rápida de Fourier o FFT. Existen numerosos algoritmos FFT-2D basados todos ellos en las propiedades de simetría de la DFT, pero el más usado en la práctica es el realizado mediante descomposición fila-columna, donde se calculan sucesivas DFT's-1D hasta llegar a la DFT-2D que buscamos.

Este es el algoritmo de cálculo de la FFT que utiliza el programa MATLAB® y por tanto el que será desarrollado en el transcurso del proyecto.

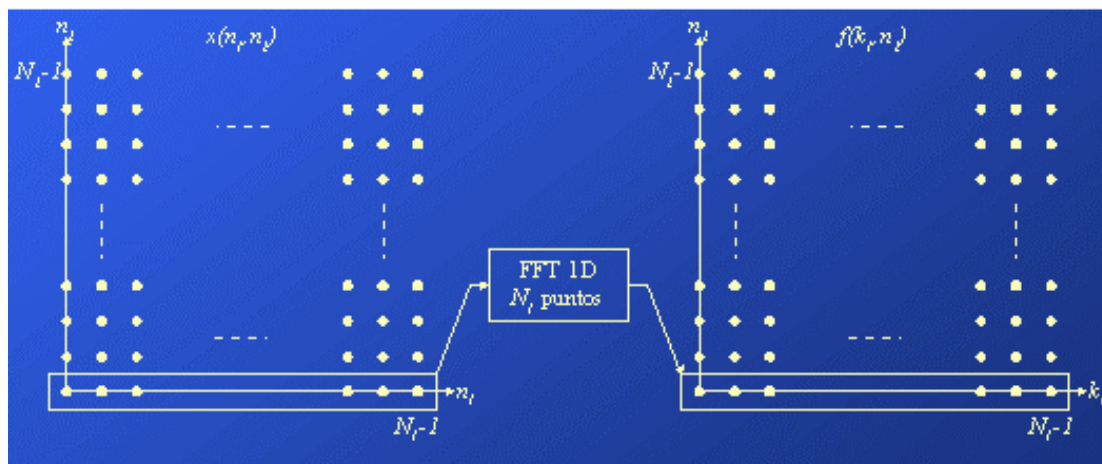


Figura 3.2 Descomposición fila-columna



3.2.- Óptica de Fourier

A partir de las técnicas de Fourier se puede desarrollar una descripción de la formación de imágenes ópticas bastante completa. Veamos primero bajo qué condiciones estas técnicas son realmente útiles en un montaje óptico.

Consideremos una fuente puntual S y un punto de observación P muy alejados (idealmente en el infinito) de una placa opaca Σ que contiene una pequeña abertura. Siempre que la onda incidente y las ondas que salen sean casi planas (difieren del plano en una pequeña fracción de longitud de onda), sobre la extensión de las aberturas difractoras se obtiene difracción de Fraunhofer. Cuando S o P o ambas están muy cerca de Σ como para poder despreciar la curvatura de los frentes de onda, tendremos difracción de Fresnel.

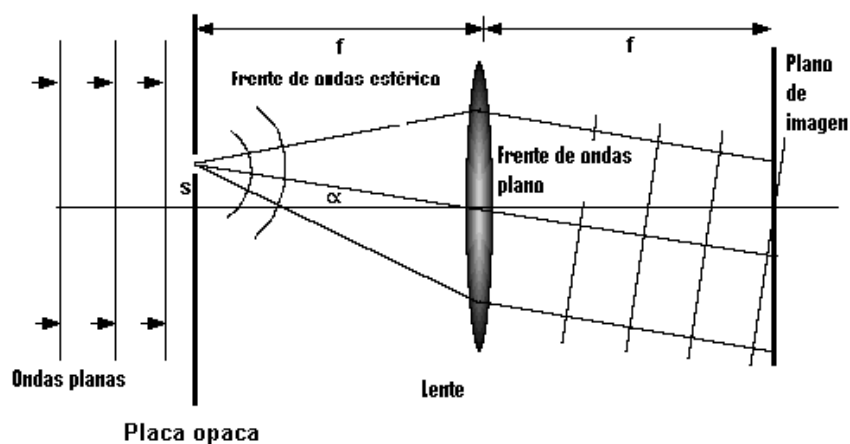


Figura 3.3 Montaje óptico de difracción

Es precisamente bajo las condiciones de la difracción de Fraunhofer donde las técnicas de la transformada de Fourier tienen especial importancia.



Veamos el siguiente montaje:

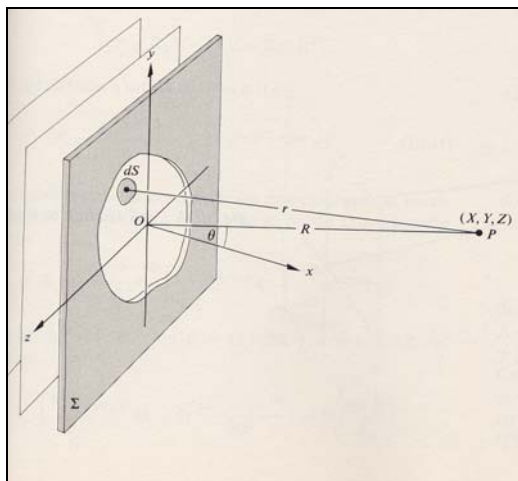


Figura 3.4 Difracción de Fraunhofer en abertura genérica

bajo las condiciones de Fraunhofer la siguiente ecuación describe la perturbación total que llega a P con una abertura difractora arbitraria en el plano yz sobre la cual está incidiendo una onda plana monocromática

$$\mathbf{E}(\mathbf{Y}, \mathbf{Z}) = \frac{\varepsilon_A e^{i(\omega t - kR)}}{R} \iint_{\text{Abertura}} e^{ik(Yy + Zz)/R} dydz \quad (3.5)$$

R = distancia del centro de la abertura al punto donde se mide $\mathbf{E}(\mathbf{Y}, \mathbf{Z})$.

ε_A = intensidad de la fuente por unidad de área de la abertura.

$e^{i(\omega t - kR)}$ = fase de la perturbación en el punto $(\mathbf{Y}, \mathbf{Z})$.

$1/R$ = decaimiento de la amplitud del campo con la distancia de la abertura.

Limitaremos ahora el análisis a una pequeña región en el espacio de salida sobre la cual R es constante. Las variaciones en ε_A , así como el resto de



términos que preceden a la integral, pueden agruparse en una sola cantidad compleja conocida como función de abertura

$$A(y,z) = A_0(y,z) e^{i\phi(y,z)} \quad (3.6)$$

La función de abertura es proporcional al campo difractado que surge saliendo del elemento diferencial de la fuente $dydz$. Sustituyendo, la ecuación (3.5) queda como

$$E(Y,Z) = \iint_{+\infty} A(y,z) e^{ik(Yy+Zz)/R} dydz \quad (3.7)$$

Los límites de la integral pueden extenderse hasta $\pm\infty$ porque la función de abertura es distinta de cero únicamente sobre la región de abertura. Definiendo las siguientes frecuencias espaciales

$$k_Y \equiv kY/R = k \sin\phi = k \cos\beta \quad (3.8)$$

$$k_Z \equiv kZ/R = k \sin\theta = k \cos\gamma \quad (3.9)$$

para cada punto en el plano imagen existe una frecuencia espacial correspondiente. El campo difractado puede escribirse ahora como

-

$$E(k_Y, k_Z) = \iint_{+\infty} A(y,z) e^{i(k_Y y + k_Z z)} dydz \quad (3.10)$$

Con esto llegamos a la conclusión fundamental de la óptica de Fourier: la distribución del campo en el patrón de difracción de Fraunhofer es la



transformada de Fourier de la distribución de campo sobre la abertura, es decir, la función de abertura.

Esta conclusión tiene una aplicación directa en el desarrollo de este proyecto. Si en lugar de poner una placa opaca con aberturas colocamos una transparencia procedente de una resonancia magnética, los tonos más claros de grises y los blancos se comportarían como aberturas ficticias, mientras que las zonas oscuras lo harían a modo de obstáculo opaco. Bajo estas premisas, la imagen que obtenemos como proyección de la transparencia de resonancia magnética sobre el plano imagen, se correspondería con la transformada de Fourier de dicha transparencia.

El estudio de esa imagen proyectada y sus características será el punto de partida de la herramienta de análisis presentada en este proyecto.

Observamos algunos de los patrones de Fraunhofer de luz blanca correspondientes a aberturas de distinta forma y ordenación :

1. Conjunto ordenado de aberturas circulares
2. Conjunto ordenado de abertura rectangulares
3. Conjunto al azar de aberturas circulares
4. Conjunto al azar de abertura rectangulares

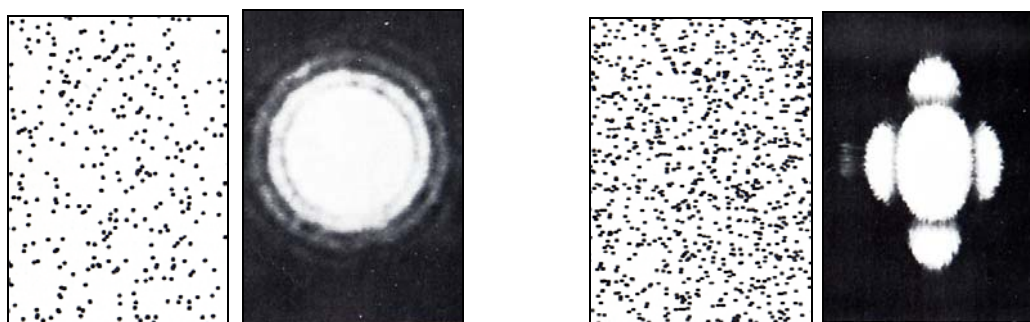


Figura 3.5 Patrones difracción Fraunhofer irregulares

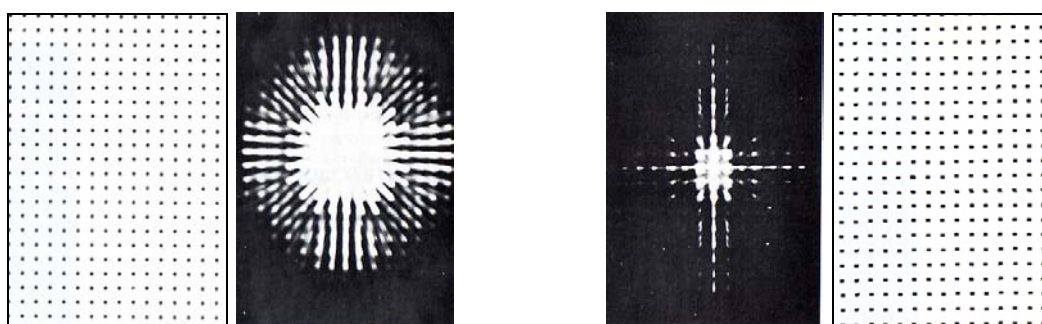


Figura 3.6 Patrones difracción Fraunhofer regulares

Se puede ver clamente la simetría de los patrones resultantes y la relación que guardan con la forma de las aberturas. Esto nos lleva a pensar en la existencia de patrones regulares de textura en las imágenes transformadas de resonancia magnética aunque la distribución de las formas sea irregular. Técnicas basadas en el análisis de dichos patrones pueden llegar a clasificar imágenes que para el ojo humano son idénticas, pero que en realidad poseen características distintas.



4.- ESTIMADORES DE TEXTURA

4.1.- Conceptos básicos y tipología

Una definición clásica de textura es la siguiente: “uno o más patrones locales que se repiten periódicamente” [9]. Sin embargo esta definición no aclara lo que es exactamente un patrón de textura o cómo se repite éste y no está del todo claro si la textura es una propiedad inherente a todos los objetos.

Existen dos enfoques para definir texturas: uno descendente y el otro ascendente. El enfoque descendente se basa en la presencia de un elemento básico de textura, llamado “téxel” y una regla de formación. Esta regla define cómo y dónde se sitúan estos elementos básicos. Este enfoque funciona bien cuando la textura es bastante regular, por ejemplo en una pila de monedas. El enfoque ascendente se basa en que la textura es una propiedad que se puede derivar de estadísticos, de pequeños grupos de píxeles. Este enfoque funciona bien para texturas donde resulta difícil ver los componentes individuales, por ejemplo en la textura de la hierba o el cuarzo. No obstante, la línea divisoria entre los dos enfoques no está del todo clara.

Una región en una imagen tiene una textura constante si un conjunto de estadísticos locales u otras propiedades de la imagen son constantes, varían ligeramente o son aproximadamente periódicas.

Se puede definir una textura como una estructura compuesta de más o menos elementos o patrones similares, sin que ninguno de ellos llame especialmente la atención, de forma que el observador tenga una impresión



global unitaria. Así un conjunto conectado de píxeles que cumple una determinada propiedad en su distribución de niveles de gris y que se repite en una región de la imagen constituye una textura.

Si definimos textura como un patrón que se repite en la imagen hay que determinar cual es el tamaño de ese patrón. Dependiendo de ese tamaño podemos tener una textura u otra. Por ejemplo, en una pared de ladrillos la textura puede ser la del material con el que esta fabricado, o si nos alejamos el propio ladrillo, luego la textura depende del grado de resolución de la imagen. Una vez fijado el tamaño se determina qué parámetro define esa textura y se analiza la imagen ventana a ventana con ese tamaño.

La importancia del estudio de las texturas radica en que forman parte de las características que definen los objetos y que al observar su deformación se puede obtener su forma tridimensional.

Una observación interesante corresponde al hecho de que los seres humanos no son capaces de describir texturas en forma clara y objetiva, sino que más bien, lo hacen de manera subjetiva, a través de una caracterización difusa (fuzzy) de ellas, por lo que un análisis computacional de las mismas resulta bastante efectivo.

A la hora de estudiar la textura se pueden seguir dos aproximaciones: estadística y frecuencial. En el primer caso, se analizan los valores estadísticos de primer orden o superior de los niveles de gris en un área o el número de picos, valles u otra propiedad espacial. En el segundo caso, al ser la textura la repetición espacial de un patrón, aparecerán valores altos o picos en su transformada de Fourier a la frecuencia de repetición.



Análisis estadístico de texturas

El análisis estadístico de texturas analiza la distribución de alguna propiedad para cada uno de los píxeles de la imagen. Dependiendo del número de puntos que definen la textura se clasifican en estadísticos de primer orden, segundo orden u órdenes superiores.

Al estar basados en el histograma de la imagen, los estadísticos de primer orden tienen el inconveniente de no captar toda la información espacial. Es por ello que se desarrollaron los estadísticos de segundo orden.

Análisis frecuencial de texturas

Es muy poco lo que la literatura actual ofrece acerca de los estimadores de textura basados en la transformada de Fourier. Los que están definidos se fundamentan en las simetrías que posee el espectro de potencia de la transformada y su distribución espacial.

Los análisis realizados en este Proyecto consistirán precisamente en definir un conjunto de estimadores válidos, que nos permita obtener toda la información posible de las texturas presentes en una determinada imagen, basándonos en el desarrollo de su transformada de Fourier.



4.2.- Situación actual de la evaluación de estimadores de textura en imágenes médicas

Actualmente el tratamiento digital de imágenes médicas mediante el análisis de texturas, se basa en la obtención de un número muy reducido de parámetros que en el análisis frecuencial se ve aún más mermado, con no más de tres estimadores.

Sin embargo, la mejora en la calidad de la imágenes obtenidas, gracias al desarrollo de algoritmos de obtención y codificación de imágenes así como al importante avance en los equipos de captura, han convertido al análisis de texturas en una técnica con cada vez más aplicaciones. Numerosos son los trabajos publicados por Universidades y Grupos de Investigación, aunque pocos en el campo de la medicina. El análisis de la calidad del jamón ibérico [41], composición de troncos de árboles, composición de tejidos, reconocimiento de formas o el estudio de la contaminación del aire, son algunos de los campos en los que el análisis de textura ha conseguido dar resultados muy satisfactorios [45], [51], [57].

Nos centraremos ahora en lo referido al procesado digital de imágenes médicas mediante texturas.

Las matrices de co-ocurrencia han sido de bastante utilidad en el análisis de imágenes dermatológicas para la detección de melanomas y otras manchas en la piel así como en la caracterización de tejidos necrosados del corazón [55].

Los estimadores de tamaño y dirección de la textura basados en la transformada de Fourier han permitido caracterizar distintas lesiones en el tejido conjuntivo [2].



Mediante imágenes de ecografías, estadísticos de primer orden como la varianza o la kurtosis, además de estadísticos de segundo orden como las Matrices de Co-ocurrencia, han sido utilizados para caracterizar lesiones hepáticas como cirrosis o hígado graso [2]. También han sido utilizados para clasificar tejidos prostáticos en la detección del cáncer de próstata [53].

Como ya se comentó en capítulos anteriores, el estudio desarrollado en este proyecto utilizará como imágenes las obtenidas mediante la técnica de resonancia magnética. Estas imágenes, a diferencia de las de ecografía, carecen a priori de una estructura texturada visible. Es por ello que su estudio computerizado adquiere especial interés y relevancia.



4.3.- Estimadores seleccionados para el análisis desarrollado

A continuación vamos a hacer la descripción de una serie de parámetros estadísticos, que a priori hemos considerado útiles, de los cuales elegiremos de forma empírica aquellos que realmente discernan entre unas imágenes y otras. Estos parámetros los clasificaremos por la información que nos aportan a cerca de la forma de la distribución, tendencia central y dispersión así como otros específicos para este proyecto.

4.3.1.- Parámetros de posición

Las medidas de posición nos facilitan información sobre la serie de datos que estamos analizando. Estas medidas permiten conocer diversas características de esta serie de datos, resumiendo características importantes de ella, como será su posible eje de simetría, las claves de su forma, etc... Nos sirven para ver sobre qué valores se concentra la distribución. Los podemos clasificar en dos tipos:

Parámetros de posición central

Informan sobre los valores medios de la distribución. Las principales medidas de posición central son:

1. Media Aritmética:

Se define como la suma de todos los valores de la distribución dividida por el numero total de datos. Es una media de la centralización o de la posición central del conjunto.



En el caso de que la variable presente valores anormalmente extremos, éstos pueden distorsionar la media aritmética, haciéndola incluso poco representativa. A los estadísticos que no son afectados por los valores extremos de la muestra se les denomina estadísticos robustos. La media no es un estadístico robusto. Como veremos posteriormente, este inconveniente no lo posee la mediana, no obstante, es la más usada de las medias.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4.1)$$

2. Media Geométrica:

Se define como la raíz n-ésima del producto de los n valores de la distribución.

El uso principal de la media geométrica es el de promediar variables tales como porcentajes, tasas, números índices. etc., es decir, en los casos en los que se supone que la variable presenta variaciones acumulativas. Además, cuando la variable toma al menos un $x = 0$ entonces la media geométrica se anula, y si la variable toma valores negativos se pueden presentar una gama de casos particulares en los que tampoco queda determinada debido al problema de las raíces de índice par de números negativos.

$$\bar{x}_g = \sqrt[n]{x_1 * x_2 * \dots * x_k} \quad (4.2)$$



3. Media Armónica:

Se define como la inversa de la media de las inversas de las muestras. No es aconsejable en distribuciones de variables con valores pequeños. Se suele utilizar para promediar variables tales como productividades, velocidades, tiempos, rendimientos, cambios, etc. Al igual que la media geométrica su utilización es bastante poco frecuente.

$$\bar{x}_a = \frac{n}{\frac{1}{x_1} + \dots + \frac{1}{x_n}} \quad (4.3)$$

4. Media Cuadrática:

Se define como la raíz cuadrada de la media aritmética de los cuadrados de las muestras.

$$x_c = \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}{n}} \quad (4.4)$$

5. Mediana:

Si colocamos todas las muestras de nuestra variable, ordenadas en orden creciente, en una recta ficticia, la mediana se define como el punto en el que el número de nuestras a la izquierda y a derecha es el mismo.

Para nuestro estudio podría resultar útil, dándonos una idea de la concentración de valores en torno a un determinado rango. No presenta el problema de estar influida por los valores extremos, porque no depende de los valores de las muestras sino del orden de las mismas, pero en cambio no utiliza en su cálculo toda la información de la serie de muestras (no



pondera cada valor por el número de veces que se ha repetido). Otra ventaja es que el valor de la mediana es un valor del conjunto de datos.

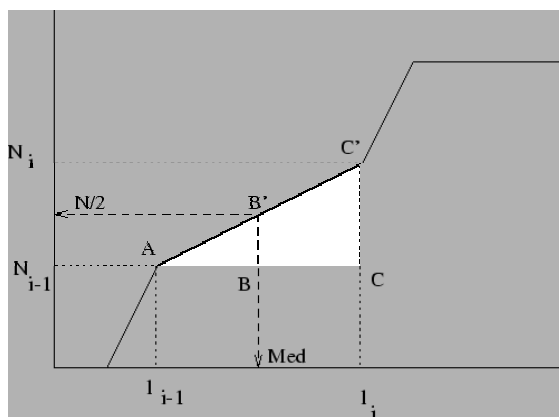


Figura 4.1 Obtención geométrica de la mediana

6. Moda:

Se define como el valor de la variable que más veces se repite. A veces aparecen distribuciones de variables con más de una moda (bimodales, trimodales, etc).

La moda se emplea sobre todo cuando los valores de la variable presentan una gran concentración hacia un valor determinado.

7. Centro de gravedad:

Para el caso de una matriz X de tamaño $N \times N$, se define el centro de masas $[f, c]$ mediante la expresión:

$$[f, c] = \left[\frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N iX(i, j)}{\sum_{i,j=1}^N X(i, j)}, \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N jX(i, j)}{\sum_{i,j=1}^N X(i, j)} \right] \quad (4.5)$$



Parámetros de posición no central

Las medidas de posición no centrales permiten conocer otros puntos característicos de la distribución que no son los valores centrales. Sirven para clasificar un elemento dentro del conjunto total de valores. Hablamos entonces de:

1. Cuartiles:

Se define como la medida de posición que divide el conjunto de valores en cuatro partes iguales. Existen tres posibles cuartiles:

- Q1= Valor de la variable que deja a la izquierda el 25% de la distribución.
- Q2= Valor de la variable que deja a la izquierda el 50% de la distribución = mediana.
- Q3= Valor de la variable que deja a la izquierda el 75% de la distribución.

2. Deciles:

Son 9 valores que distribuyen el conjunto de valores, ordenados de forma creciente o decreciente, en diez tramos iguales, en los que cada uno de ellos concentra el 10% de los resultados.

3. Percentiles:

Son 99 valores que distribuyen la serie de datos, ordenada de forma creciente o decreciente, en cien tramos iguales, en los que cada uno de ellos concentra el 1% de los resultados.



4.3.2.- Parámetros de dispersión

Las medidas de dispersión tienen como finalidad estudiar hasta que punto, para una determinada distribución, las medidas de tendencia central o de posición son representativas como síntesis de toda la información de la distribución. Medir la representatividad de una medida de posición equivale a cuantificar la separación de los valores de la distribución respecto a dicha medida.

1. Rango:

Mide la amplitud de los valores de la muestra y se calcula por diferencia entre el valor más elevado y el valor más bajo. Es fácil de calcular y sus unidades son las mismas que las de la variable, aunque posee varios inconvenientes:

- No utiliza todos los valores (sólo dos de ellos).
- Se puede ver muy afectada por alguna observación extrema.

Veremos otras medidas de dispersión mejores que el rango. Estas se determinan en función de la distancia entre los valores y algún estadístico de tendencia central.

2. Desviación media:

Se define la como la media de las diferencias, en valor absoluto, entre los valores de la variable y la media.

$$D_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \bar{x}|$$

(4.6)



Es un estimador poco usado debido a las dificultades geométricas que presenta.

3. Varianza:

Se define como la media de las diferencias cuadráticas entre los valores de la muestra y la media.

$$Var = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x)^2 \quad (4.7)$$

La varianza siempre será mayor que cero. Mientras más se aproxima a cero, más concentrados están los valores alrededor de la media. Por el contrario, mientras mayor sea la varianza, más dispersos están. Es obvio, que no tiene la misma magnitud que las muestras de la variable, lo que dificulta su uso. Para ello definimos:

4. Desviación Típica:

Es la raíz cuadrada de la varianza. Tiene la misma magnitud que la media.

5. Coeficiente de variación de Pearson:

Se usa para resolver el problema de comparación de medias aritméticas de varias distribuciones que pueden venir, en general, en unidades diferentes. Se define como la relación por cociente entre la desviación típica y la media aritmética.

Si menor es el coeficiente de variación de Pearson mejor es la medida.



6. Recorrido Intercuartílico:

Se define a partir de las medidas de posición, cuartiles, y es la diferencia entre el cuartil 0.75 y el cuartil 0.25.

4.3.3.- Parámetros de forma

Analizaremos ahora un conjunto de estimadores estadísticos que nos ofrecen información sobre la forma de la distribución de valores. Estos estimadores se dividen en dos grupos:

- **Medidas de asimetría.**
- **Medidas de apuntamiento.**

Parámetros de asimetría

1. Coeficiente de asimetría de Fisher:

Está basado en el momento central de tercer orden y su expresión es:

$$\gamma = \frac{\mu_3}{\sigma_3} \quad (4.8)$$

- $\gamma = 0$ (distribución simétrica; existe la misma concentración de valores a la derecha y a la izquierda de la media)



- $\gamma > 0$ (distribución asimétrica positiva; existe mayor concentración de valores a la derecha de la media que a su izquierda)
- $\gamma < 0$ (distribución asimétrica negativa; existe mayor concentración de valores a la izquierda de la media que a su derecha).

Este índice es independiente de la variabilidad de la variable.

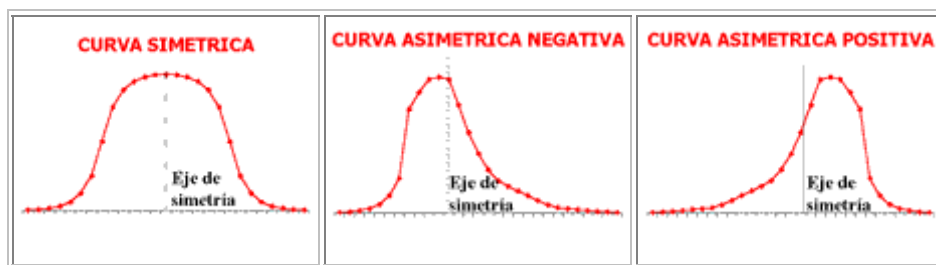


Figura 4.2 Interpretación valores del coeficiente de asimetría de Fisher

2. Coeficiente de asimetría de Bowley:

Está basado en la posición de los cuartiles y la mediana, y viene dado por la expresión:

$$A_b = \frac{(C_3 + C_1 - 2 * mediana)}{(C_3 + C_1)} \quad (4.9)$$

Se cumple que si :

- $A_b = 0$ la distribución es **simétrica**
- $A_b > 0$ la distribución es **asimétrica positiva**
- $A_b < 0$ la distribución es **asimétrica negativa**.

C1 y C3 son el primer y tercer cuartil respectivamente.



3. Coeficiente absoluto de asimetría:

Está basado también en la posición de los cuartiles y la mediana, y viene dado por la expresión:

$$A = \frac{(C_3 - C_2) - (C_2 - C_1)}{\text{desviación típica}} = C_3 + C_1 - \frac{2 * \text{mediana}}{\text{desviación típica}} \quad (4.10)$$

- Si $A=0$ la distribución es simétrica
- Si $A > 0$ la distribución es asimétrica positiva
- Si $A < 0$ la distribución es asimétrica negativa.

C_1 , C_2 y C_3 son los cuartiles de la distribución.

Parámetros de apuntamiento

1. Curtosis:

Analiza el grado de concentración que presentan los valores alrededor de la zona central de la distribución. Se define como:

$$\gamma_2 = \frac{m_4}{\sigma^4} - 3 \quad (4.11)$$



Se definen 3 tipos de distribuciones según su grado de curtosis:

- **Distribución mesocúrtica (curtosis = 0)** : presenta un grado de concentración medio alrededor de los valores centrales de la variable (el mismo que presenta una distribución normal).
- **Distribución leptocúrtica (curtosis > 0)** : presenta un elevado grado de concentración alrededor de los valores centrales de la variable.
- **Distribución platicúrtica (curtosis < 0)**: presenta un reducido grado de concentración alrededor de los valores centrales de la variable.

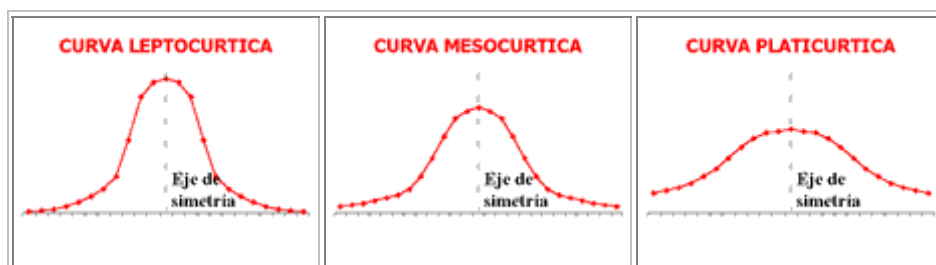


Figura 4.3 Interpretación del valor de la curtosis

4.3.4.- Parámetros específicos

1. Máximo:

Valor del píxel máximo.

2. Mínimo:

Valor del píxel mínimo.



3. Norma 2:

Es un parámetro que nos ofrece información acerca de la magnitud de los elementos que componen la matriz. Se corresponde con el máximo valor singular de la matriz.

4. Norma Infinito:

Este tipo de norma se calcula como el valor de la fila cuya suma es máxima.

5. Norma Frobenius:

Se define mediante la siguiente expresión:

$$N_{\text{frobenius}} = \sqrt{\text{sum}(\text{diagonal}(X^t X))} \quad (4.12)$$

6. Dirección Máxima:

Es el valor de la dirección en la que la matriz alcanza el valor máximo. La matriz se recorre para todos los ángulos posibles, con un paso determinado, obteniéndose las direcciones donde existe un máximo y el valor de ese máximo.

7. Píxel máximo:

Valor y posición del píxel máximo. La posición se presenta en la referencia fila- columna.



8. Dirección textura dominante:

Aunque es una magnitud definida originalmente para el módulo al cuadrado de la transformada de Fourier, en el desarrollo del Proyecto veremos su utilidad en el módulo y la fase de la transformada.

Sea $F(u,v)$ la transformada de Fourier de una imagen. Su módulo al cuadrado vendrá dado por la expresión:

$$P(u,v)=|F(u,v)|^2 \quad (4.13)$$

Tomando coordenadas polares obtenemos $P(r,\theta)$, se define entonces la dirección de la textura dominante como:

$$P(\theta) = \sum_{r=0}^{N^2} P(r, \theta) \quad (4.14)$$

9. Dirección relativa de la textura dominante:

Es la normalización del estimador anterior. Responde a la expresión:

$$p(\theta) = \frac{P(\theta)}{\sum_{\theta=0}^{2\pi} P(\theta)} \quad (4.15)$$



10. Tamaño textura dominante:

De forma equivalente al parámetro anterior, se define el tamaño de la textura dominante como:

$$P(r) = \sum_{\theta=0}^{2\pi} P(r, \theta) \quad (4.16)$$

A partir de ahora, al conjunto de los parámetros seleccionados los llamaremos *estimadores*.



5.- HERRAMIENTA DESARROLLADA

5.1.- Algoritmos de evaluación

Todo el procesado matemático así como la interfaz gráfica ha sido realizado con el programa MATLAB® en su versión 6.1. La elección de este programa se hace en base a la gran versatilidad que tiene, donde se presentan bibliotecas específicas para el tratamiento de imágenes, visualización y cálculo de estadísticos. Además permite diseñar interfaces gráficas de usuario para facilitar la utilización de los algoritmos diseñados.

5.1.1.- Algoritmos de análisis completo.

Como ya se ha expuesto en capítulos anteriores, los algoritmos diseñados en este proyecto están basados en la transformada de Fourier de la *imagen problema*. Se calcularán dos grupos de estimadores:

- **Estimadores escalares**

Tratan la imagen como un único vector columna, es decir, se pierde cualquier referencia de posición evaluándose la imagen como el



conjunto de píxeles que la componen independientemente de la posición que ocupen dichos píxeles.

Se calculan los 30 estimadores presentados en el apartado 4.3 de esta memoria, excepto la dirección de la textura dominante, la dirección relativa y el tamaño. Debido a los elevados tiempos de cómputo, la moda será desechada. Finalmente se calcularán un total de 26 estimadores escalares.

- **Estimadores direccionales**

Cada uno de los estimadores se calcula en una determinada dirección, definida en grados, tomando como origen de referencia el centro de la imagen. Ahora los valores tendrán asociado el ángulo sobre el que están calculados.

El conjunto de 30 estimadores es el presentado en el apartado 4.3 de esta memoria, excepto el centro de gravedad, dirección máxima, píxel máximo. En este caso también se ha eliminado la moda por la ralentización que inducía en el análisis. Tenemos por tanto, 26 estimadores direccionales.

Los pasos seguidos se presentan, para una visión más clara, en el siguiente diagrama de bloques

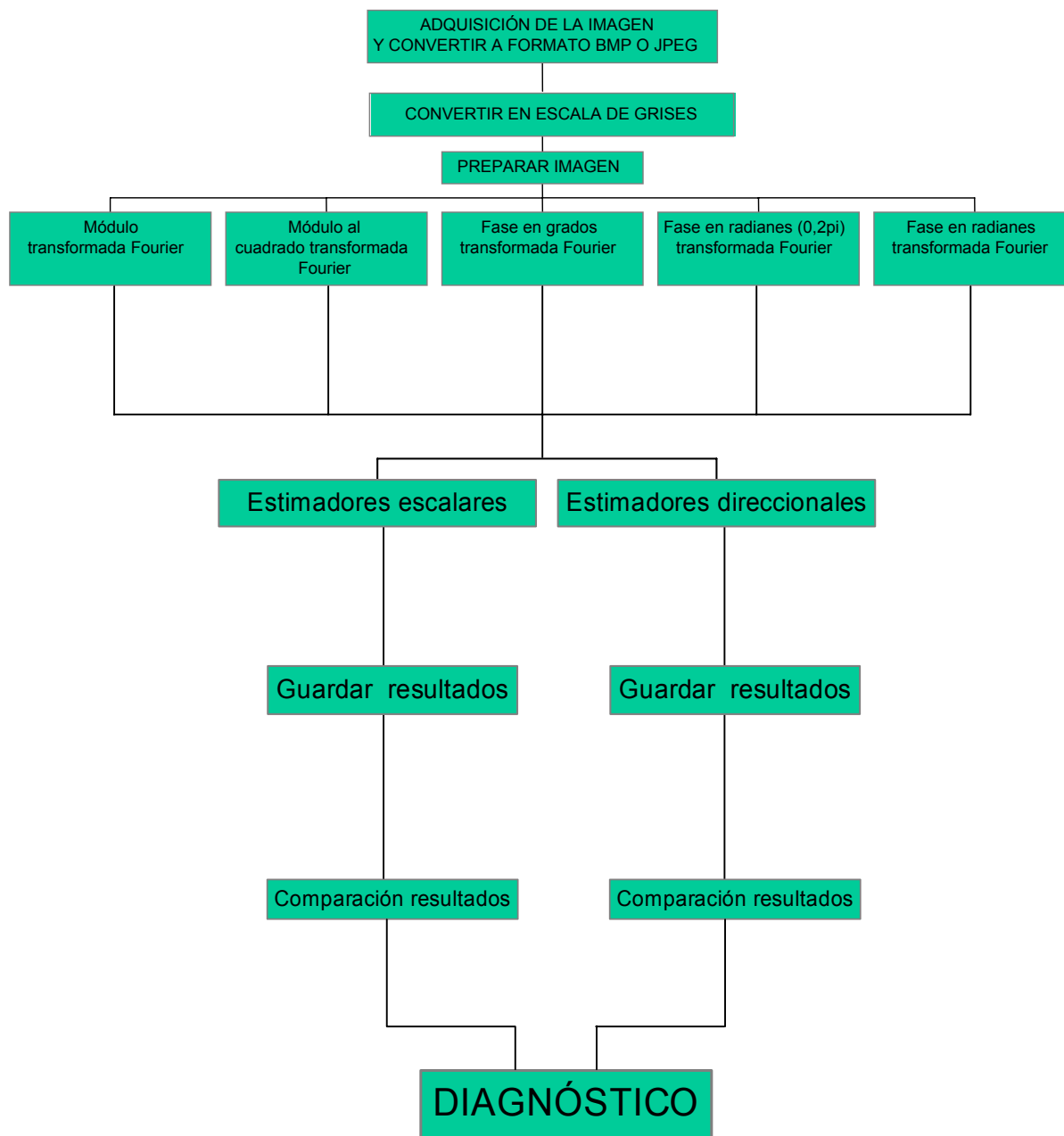


Figura 5.1 Diagrama de bloques del procesado



Veremos con un poco más de detalle cada uno de estos bloques:

- **Adquisición de la imagen:**

Dependerá del tipo de imagen que vayamos a utilizar. En el caso del análisis que nos ocupa serán imágenes realizadas con el programa gráfico Corel Draw 10, imágenes de RM e imágenes de ecografías.

Lo que es común a todas es su conversión a formato jpeg o bmp, para que MATLAB pueda leerlas correctamente.

- **Convertir imagen:**

Convertiremos la imagen, en escala de grises, y se representa.

- **Preparar imagen:**

Para optimizar los algoritmos de cálculo de la FFT-2D, las imágenes deben ser cuadradas y preferentemente potencia de 2. Por otro lado, para poder comparar texturas entre imágenes distintas, todas han de tener el mismo tamaño.

Este módulo se encarga precisamente de rellenar con ceros de manera simétrica, o de recortar la imagen según se necesite para que las especificaciones anteriores se cumplan.

Además genera tres sistemas de referencia asociados a cada imagen:

1. Coordenadas cartesianas con origen en la esquina superior izquierda.
2. Coordenadas cartesianas con origen en la esquina inferior izquierda.
3. Coordenadas polares centradas en la imagen.



- **Cálculo de transformadas:**

A la imagen resultado del módulo anterior se le calculan cinco transformadas o características de la transformada de Fourier, de manera que obtendremos:

1. Módulo de la transformada de Fourier. (**TF1**)
2. Módulo al cuadrado en la transformada de Fourier. (**TF2**)
3. Fase en grados de la transformada de Fourier. (**Fase g**)
4. Fase en radianes, quitándole las vueltas sobre 2π . (**Fase r**)
5. Fase en radianes, sin reducirla al rango $[0, 2\pi]$. (**Fase rsin**)

- **Estimadores escalares:**

A cada una de estas cinco “transformadas” le calcularemos el conjunto de estimadores escalares, convirtiendo antes estas transformadas en un único vector columna.

- **Estimadores direccionales:**

Para poder calcular los estimadores direccionales indicados, primero hay que realizar la función que escoja los píxeles que mejor definen un ángulo determinado. Para escoger la referencia del píxel se barajaron las siguientes opciones:

1. La esquina superior derecha.
2. El centro.

Comparando los tiempos de procesamiento de la función que genera las referencias en coordenadas polares para ambos casos ($t=28,2310$ s. y $t=31,6150$ s respectivamente), comprobamos que son inferiores para la



primera opción, además de ser la referencia natural que utiliza el programa MATLAB®.

Tomamos entonces como referencia del píxel la esquina superior derecha.

- **Guardar resultados:**

Los estimadores calculados se guardarán en archivos EXCEL para su posterior análisis y recuperación.

Por cada imagen analizada se generarán diez ficheros EXCEL , dos por cada una de la transformadas, donde se almacenarán los resultados escalares y direccionales respectivamente. Además existirán otros diez ficheros para cada uno de los tipos de imágenes posibles.

La posición que ocupan los estimadores en los archivos se presentan en el ANEXO I.

- **Comparar resultados:**

Para poder determinar los estimadores realmente válidos, se comparan los resultados de forma gráfica . Estas comparaciones nos proporcionan también la clasificación que buscamos.



5.1.2.- Algoritmos de estimadores de textura seleccionados

Para poder seleccionar los estimadores válidos procesamos inicialmente doce patrones ideales de textura. Los estimadores que no sean capaces de clasificar estas imágenes serán desechados, ya que difícilmente servirán para imágenes reales si no discriminan texturas de patrones ideales.

Características de los patrones

Se han generado con el programa gráfico COREL DRAW 10® y convertidos en formato *bmp* con una resolución de 25 ppp. Todos son de 512 x 512 píxeles. Tenemos cuatro tipos de patrones:

- Circulares regulares.
- Elípticos regulares.
- Mixtos [circulares + elípticos].
- Aleatorios circulares.

Para cada uno de estos tipos se obtendrán tres patrones distintos, correspondiéndose con dibujar:

- El contorno en color negro.
- Relleno de color negro.
- Relleno de color gris.

La tonalidad de gris elegida es la que se encuentra en torno a la mitad de la escala, es decir si el blanco está representado por el número 255 y el negro por el cero, el gris elegido es el 144.

Para este primer análisis los círculos tendrán un diámetro de 32 píxeles y los ejes de las elipses de 32 x 16 píxeles.

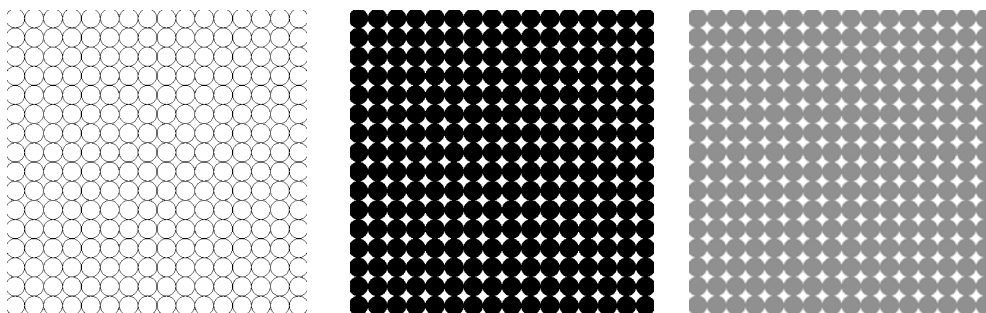


Figura 5.2 Patrones circulares regulares

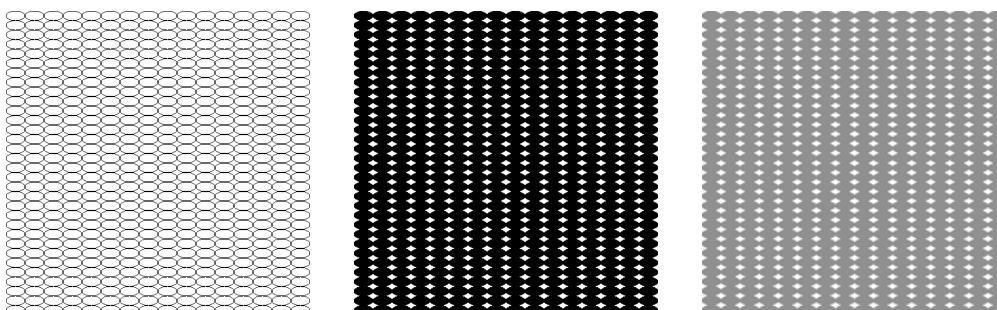


Figura 5.3 Patrones elípticos regulares

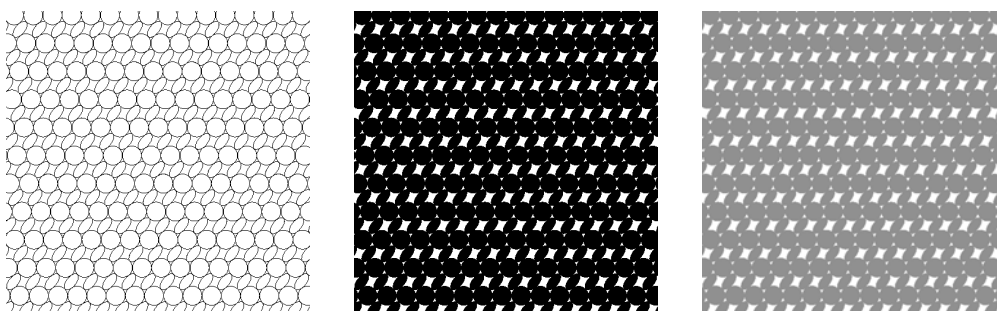


Figura 5.4 Patrones mixtos regulares

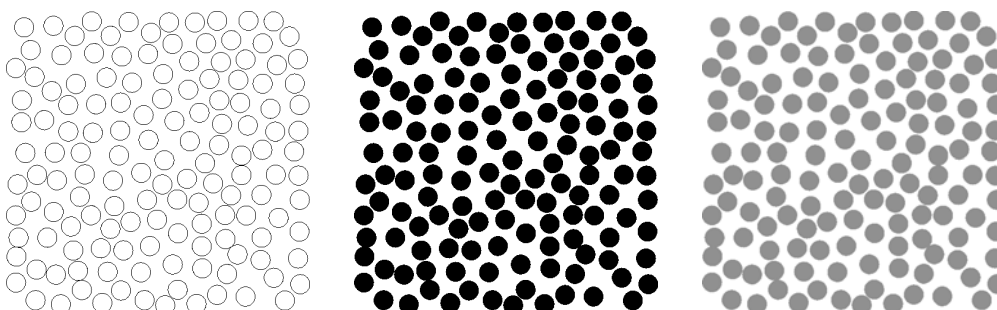


Figura 5.5 Patrones aleatorios circulares



Tras el procesado de estos doce patrones (los tiempos de procesado se muestran en un anexo) y observar las 1980 gráficas correspondientes a los estimadores, se extraen las siguientes conclusiones:

1. Los estimadores de las transformadas de la fase en radianes y grados presentan gráficas prácticamente idénticas, aunque lógicamente con distintos órdenes de magnitud. La transformada de la fase en radianes sin reducir al $[0, 2\pi]$ apenas aporta información inteligible. A partir de ahora nos quedaremos sólo con las siguientes transformadas: **Módulo, módulo al cuadrado y fase en grados.**

En el eje horizontal están los estimadores en el orden que los hemos definido anteriormente: circular contorno, circular negro, circular gris, elíptico contorno...

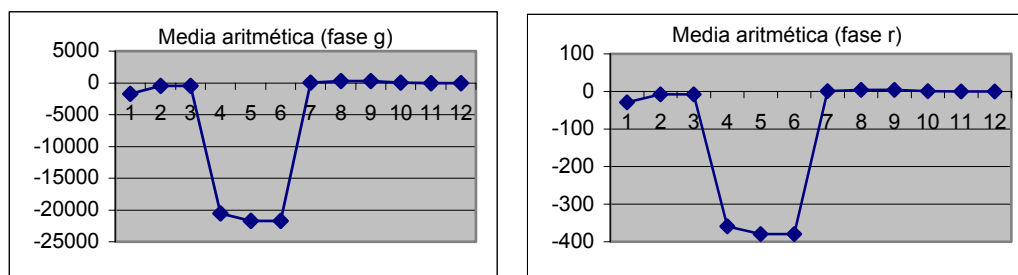


Figura 5.6 Comparación media aritmética entre la transformada en grados y en radianes

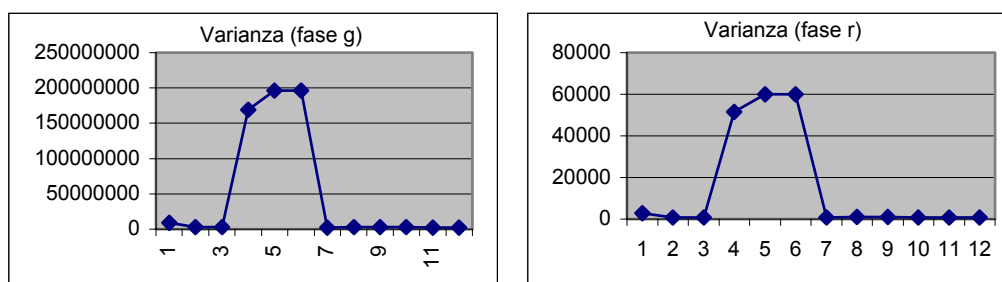


Figura 5.7 Comparación varianza

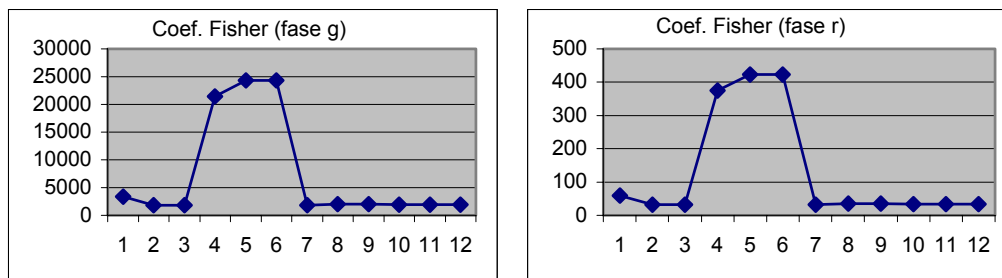


Figura 5.8 Comparación coeficiente de Fisher

Estos son algunos de los ejemplos que confirman la similitud entre ambas transformadas. En cuanto a la información que aporta la fase sin reducir:

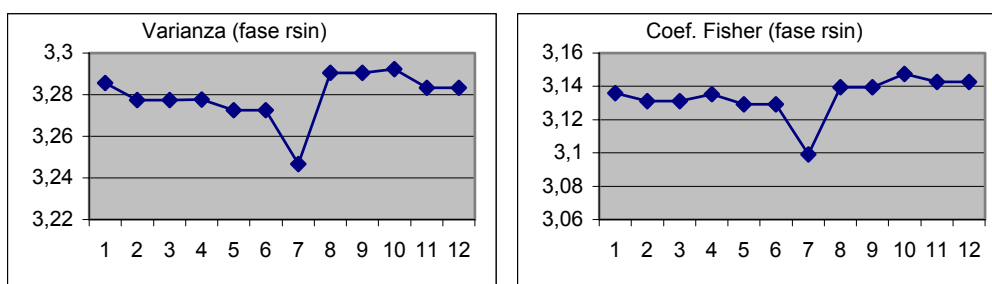


Figura 5.9 Gráficas fase en radianes sin reducir

se puede ver que las diferencias de magnitud son excesivamente pequeñas.



2. Para cada una de estas transformadas los estimadores seleccionados son:

Escalares

- Módulo (TF1)

- Recorrido

Distingue los patrones grises del resto aunque no el tipo claramente.

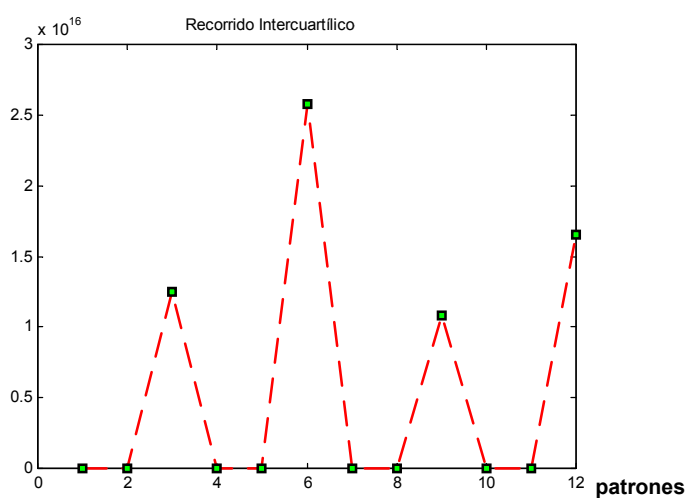


Figura 5.10 Recorrido intercuartílico TF1

Podría servir para distinguir el elíptico gris si no hay otro estimador mejor



➤ Direcciones máximas

Los valores de las cinco primeras direcciones máximas distinguen los grises pero no el tipo. En cuanto al valor de los ángulos:

1ª Dirección máxima: distingue elíptico negro.

2ª Dirección máxima: distingue circular negro.

3ª Dirección máxima: distingue los aleatorios.

4ª Dirección máxima: distingue circular y mixto negro.

5ª Dirección máxima: distingue circular negro

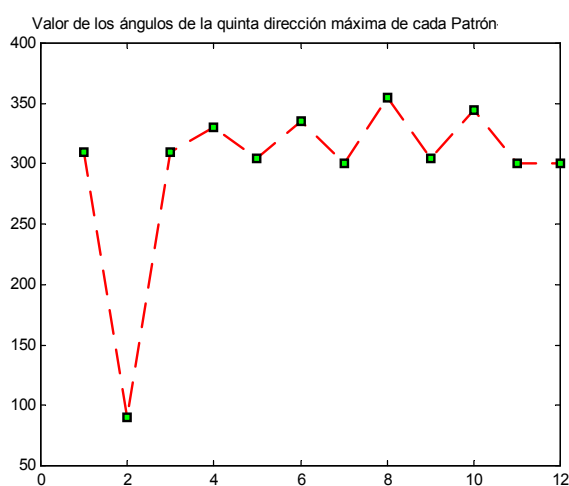


Figura 5.11 Ángulos quinta dirección máxima TF1



➤ Píxeles máximos

El valor de los cinco primeros píxeles máximos distingue los grises y dentro de éstos, ligeramente los aleatorios y mixtos.

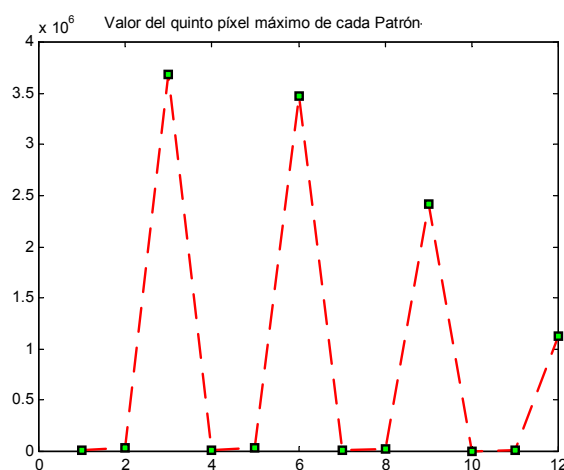


Figura 5.12 Quinto píxel máximo TF1

La posición de dichos píxeles máximos distingue a los patrones circulares del resto. Además si el patrón no es circular distingue los de contorno, ya la posición de los rellenos de negro y los grises es idéntica pero diferente al de contorno

A continuación se muestran las gráficas correspondientes a los patrones aleatorios

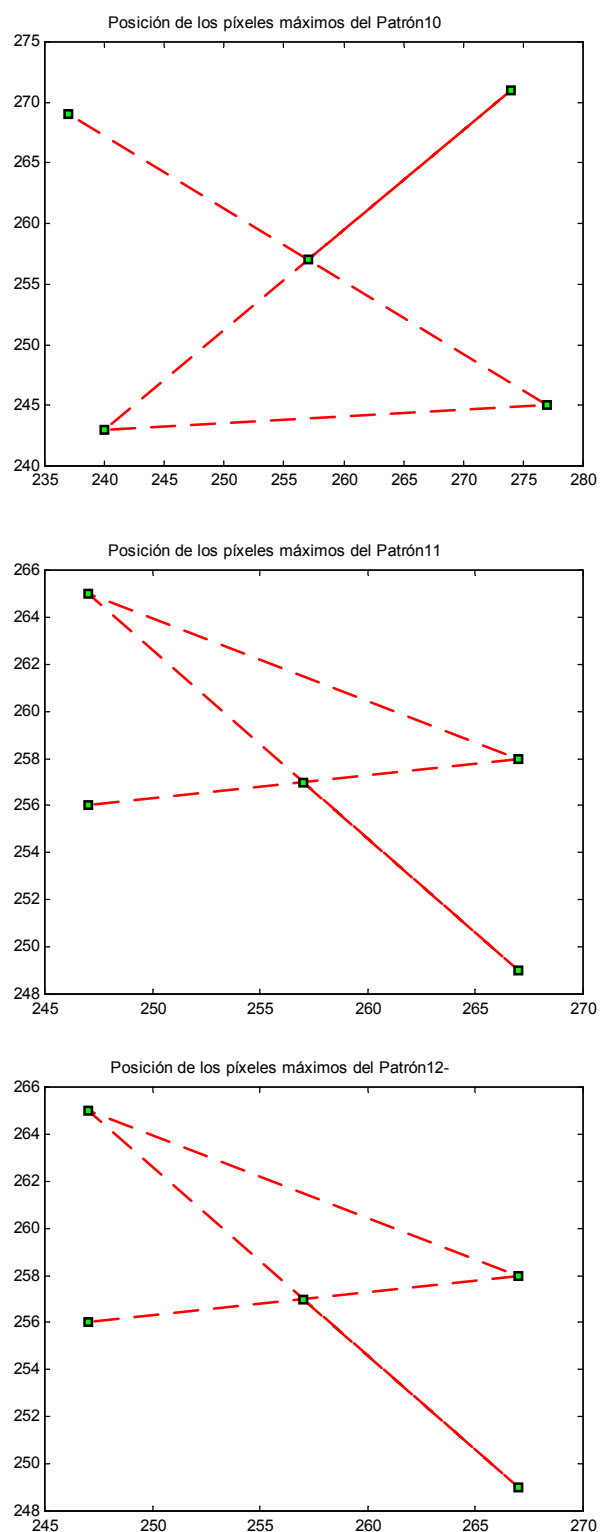


Figura 5.13 Posición de los píxeles máximos en los patrones aleatorios TF1



- **Módulo al cuadrado (TF2)**

- Media cuadrática

Distingue los grises y dentro de los grises al aleatorio del resto.

- Varianza

Distingue los grises y dentro de los grises al aleatorio del resto.

- Desviación típica

Distingue los grises y dentro de los grises al aleatorio del resto.

- Coeficiente Asimetría de Fisher

Distingue los patrones rellenos de negro pero no el tipo claramente.

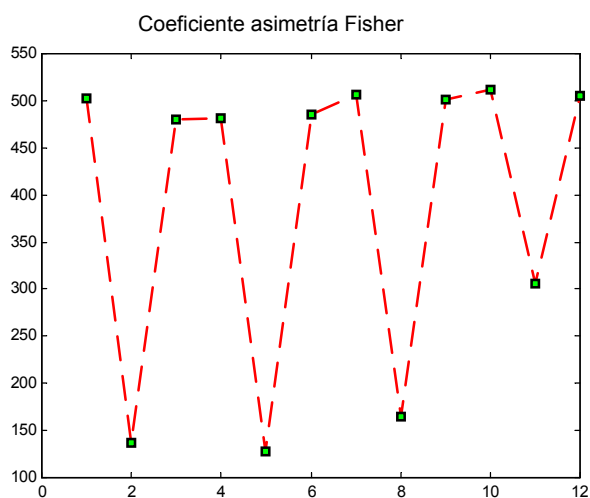


Figura 5.14 Coeficiente asimetría de Fisher TF2



➤ Curtosis

Distingue los patrones rellenos de negro pero no el tipo.

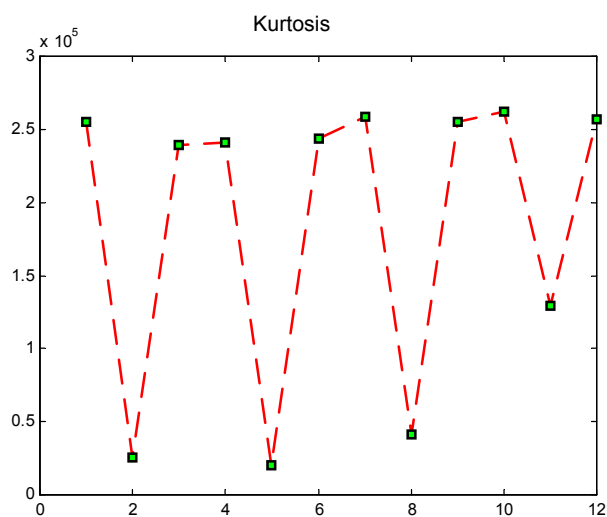


Figura 5.15 Kurtosis TF2

➤ Norma 2

Distingue los grises y dentro de los grises al aleatorio del resto.

➤ Direcciones máximas

✓ Valor: distingue los grises y dentro de los grises al aleatorio del resto.

✓ Dirección:

1ª.- Distingue circular negro.

2ª.- Distingue elíptico y mixto negro.

3ª.- Distingue aleatorios.

4ª.- Distingue circular y mixto negro.

5ª.- Distingue circular y elíptico negro.



➤ Píxeles máximos

- ✓ El valor de los cinco primeros píxeles máximos distingue los grises y dentro de éstos, los distintos tipos.
- ✓ La posición de dichos píxeles máximos distingue a los patrones circulares del resto. Además si el patrón no es circular distingue los de contorno, ya la posición de los rellenos de negro y los grises es idéntica pero diferente al de contorno

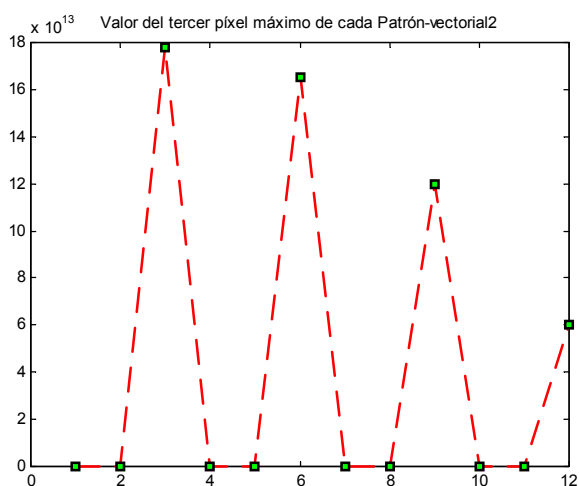


Figura 5.16 Tercer píxel máximo TF2

• **Fase**

➤ Media cuadrática

Distingue los circulares y elípticos de mixtos y aleatorios.



➤ Mediana

Distingue los circulares y elípticos de mixtos y aleatorios.

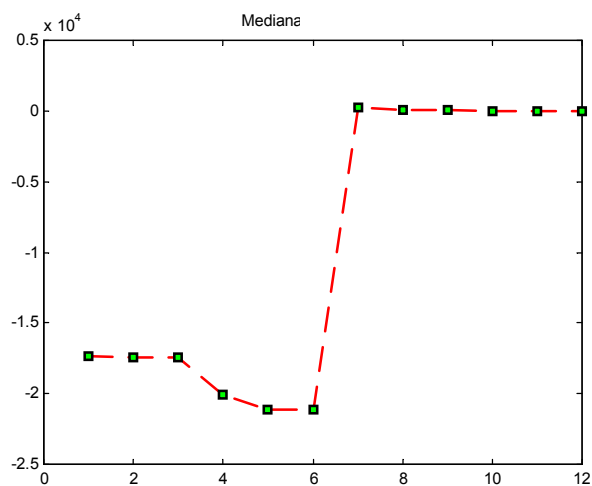


Figura 5.17 Mediana Fase

➤ Cuartil 0.25

Distingue los circulares y elípticos de mixtos y aleatorios.

➤ Rango

Distingue los circulares y elípticos de mixtos y aleatorios.

➤ Varianza

Distingue los patrones elípticos del resto.

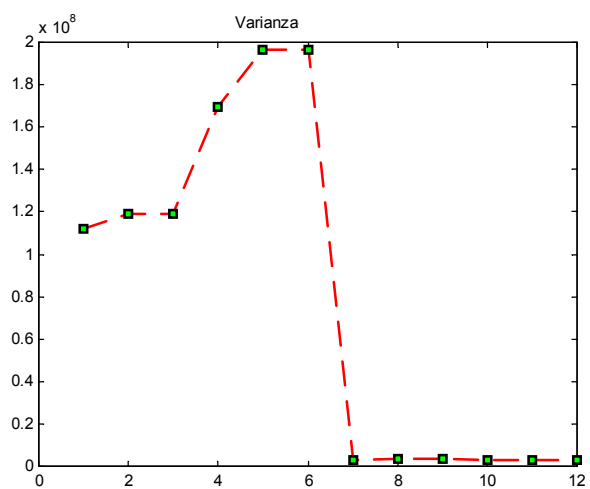


Figura 5.18 Varianza Fase

➤ Desviación típica

Distingue los patrones elípticos del resto.

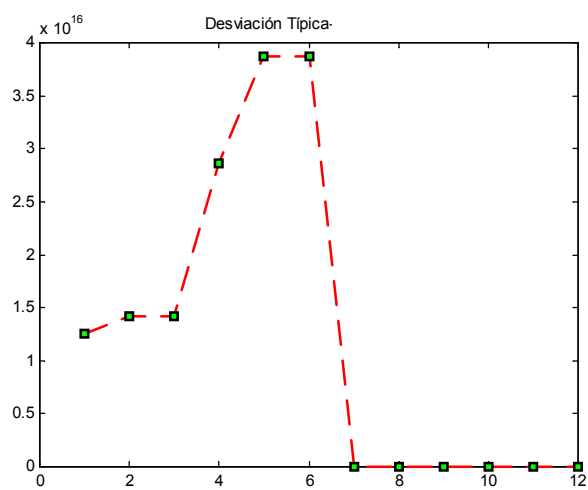


Figura 5.19 Desviación típica Fase

➤ Coeficiente Variación de Pearson

Distingue los patrones elípticos del resto.



➤ Norma 2

Distingue los circulares y elípticos de mixtos y aleatorios.

➤ Centro de masas

Las filas del centro de masas distinguen los patrones mixtos del resto.

➤ Direcciones máximas

✓ Valor: distingue los circulares y elípticos de mixtos y aleatorios.

✓ Dirección:

1ª.- Distingue los circulares y elípticos de mixtos y aleatorios.

2ª.- Distingue los circulares y elípticos de mixtos y aleatorios.

3ª.- Distingue los circulares y elípticos de mixtos y aleatorios.

4ª.- Distingue mixtos del resto.

5ª.- Distingue mixtos del resto.

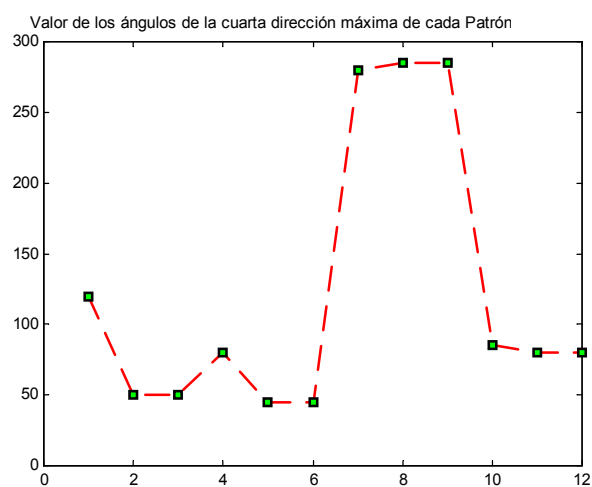


Figura 5.20 Angulos cuarta dirección máxima Fase

➤ Píxeles máximos

- ✓ El valor de los cinco primeros píxeles máximos distingue circulares y elípticos de mixtos y aleatorios.
- ✓ La posición de dichos píxeles máximos distingue a los patrones elípticos del resto. Además si el patrón no es elíptico distingue los de contorno.

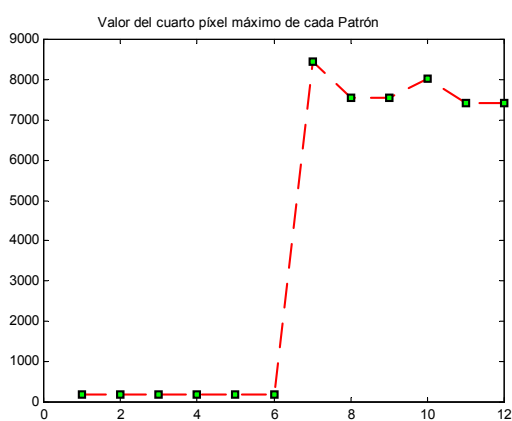


Figura 5.21 Cuarto píxel máximo Fase



Direccionales

- **Módulo (TF1)**

- Media cuadrática

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

- Rango

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

- Varianza

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

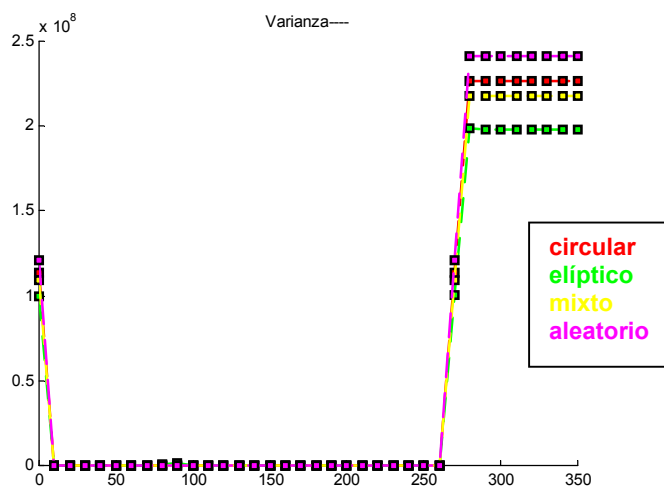


Figura 5.22 Varianza direccional TF1

➤ Desviación típica

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

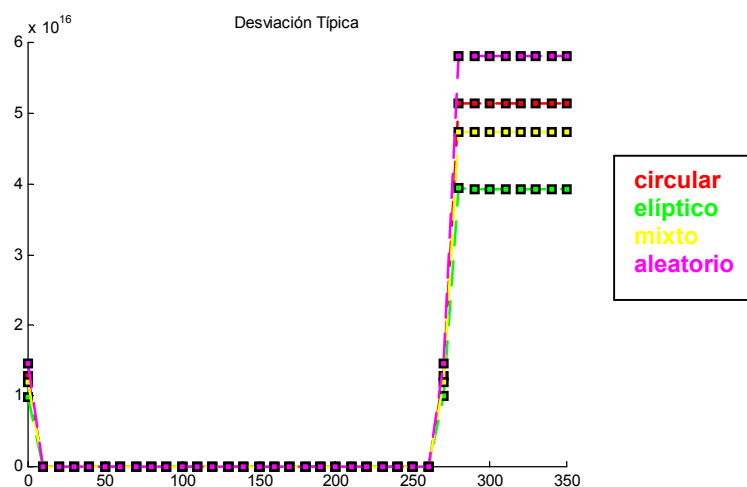


Figura 5.23 Desviación típica direccional TF1



➤ Coeficiente variación de Pearson

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

➤ Recorrido

Distingue perfectamente los distintos tipos de patrones, ya que cada uno de ellos posee a unas frecuencias determinadas unos picos característicos. Para distinguirlos mejor es conveniente saber a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

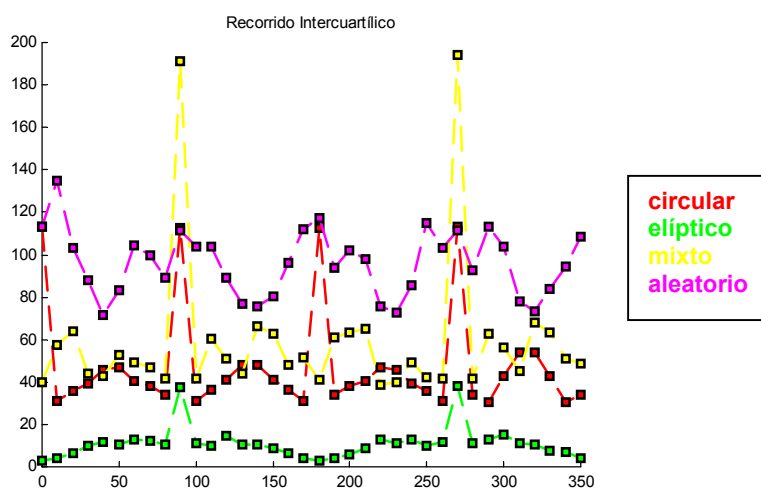


Figura 5.24 Recorrido intercuartílico direccional TF1



➤ Coeficiente absoluto de asimetría

Distingue perfectamente los distintos tipos de patrones, ya que cada uno de ellos posee a unas frecuencias determinadas unos picos característicos. Para distinguirlos mejor es conveniente saber a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

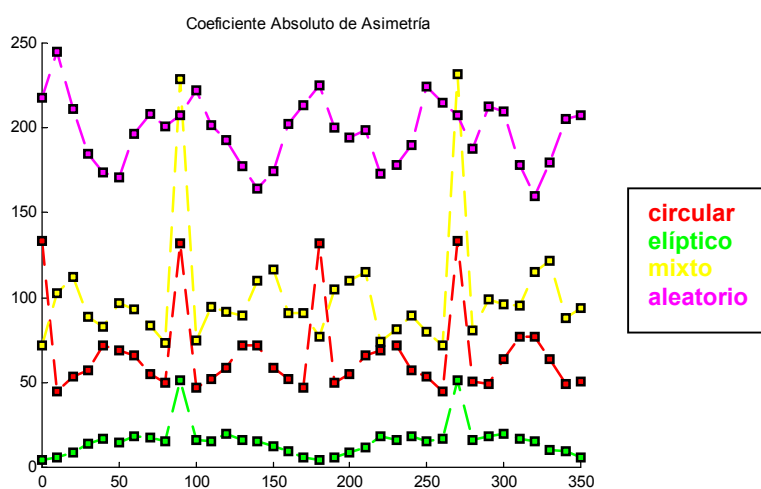


Figura 5.25 Coeficiente absoluto de asimetría direccional TF1



➤ Dirección textura dominante

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

➤ Tamaño textura dominante

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

• **Módulo al cuadrado (TF2)**

Este conjunto de estimadores ofrecen una información de gran valor, convirtiéndose en una de las conclusiones principales de este proyecto.



➤ Media cuadrática

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

➤ Mediana

Distingue perfectamente los distintos tipos de patrones, ya que cada uno de ellos posee a unas frecuencias determinadas unos picos característicos. Para distinguirlos mejor es conveniente saber a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

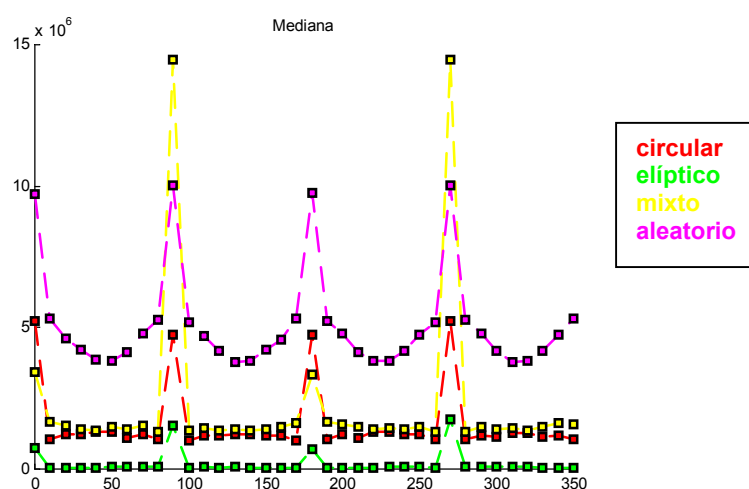


Figura 5.26 Mediana direccional TF2



➤ Rango

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

➤ Varianza

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

➤ Desviación típica

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

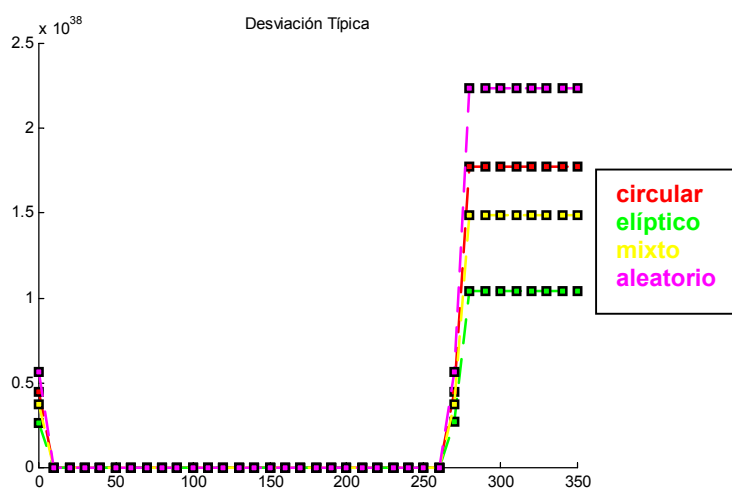


Figura 5.27 Desviación típica direccional TF2

➤ Coeficiente variación Pearson

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

➤ Recorrido

Distingue perfectamente los distintos tipos de patrones, detectando la presencia de elipses en cualquiera de ellos, sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris

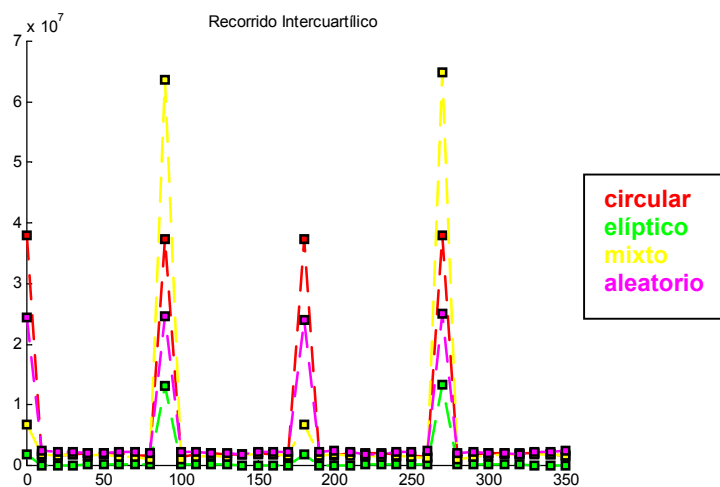


Figura 5.28 Recorrido intercuartílico TF2

Se puede observar que los picos en aquellos patrones que son exclusivamente circulares tienen todos la misma magnitud, siendo mayores los picos correspondientes a los patrones aleatorios.

➤ Coeficiente absoluto de asimetría

Similar al estimador anterior.

➤ Dirección textura dominante

Distingue los distintos tipos de patrones sabiendo a priori si son:

- ✓ Contorno
- ✓ Relleno negro
- ✓ Relleno gris



➤ Tamaño textura dominante

Este es uno de los resultados más interesantes, ya que este parámetro es capaz de estimar las dimensiones del objeto que se repite regularmente en un determinado patrón de textura. Para los patrones irregulares no se puede estimar, pero si se distingue la irregularidad del mismo.

Interpretaremos las siguientes representaciones gráficas:

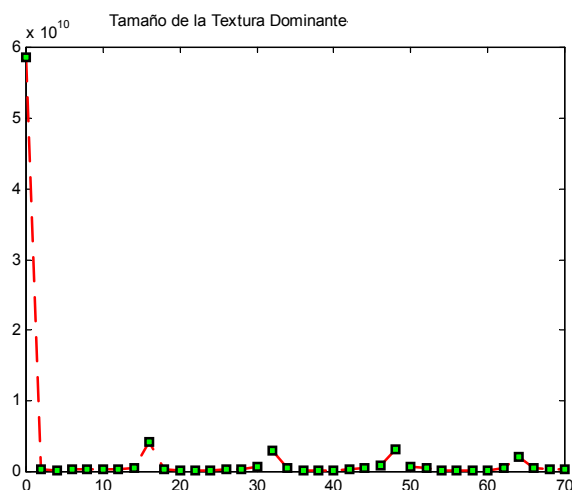


Figura 5.29 Tamaño textura dominante en circulares regulares TF2

Los picos van disminuyendo en magnitud, siendo el primero después del situado en rho = 0 el mayor de todos. Esto indica que el patrón es circular. Para obtener el diámetro no hay más que dividir el tamaño de la imagen (512 píxeles) por el valor de rho para el primer máximo (rho=16):

$$\text{tamaño} = \frac{512}{16} = 32 \quad (5.1)$$

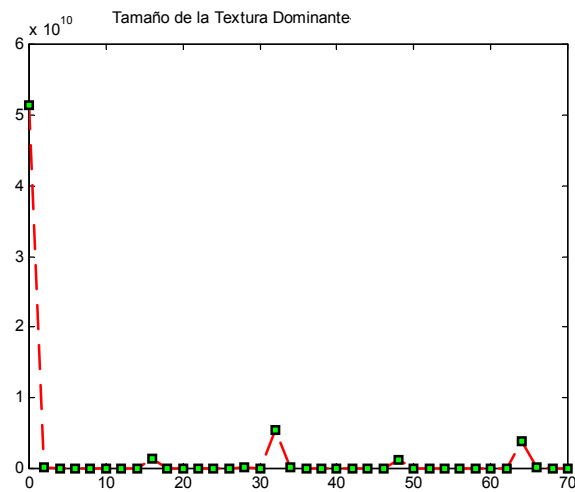


Figura 5.30 Tamaño textura dominante en elípticos regulares TF2

En el caso del elíptico el primer pico después del cero no se corresponde con el máximo, ni hay un decrecimiento homogéneo. Esto es característico de este tipo de patrones: se pueden distinguir como dos grupos de picos, cada uno correspondiente a los ejes de la elipse. En cada grupos por separado sí se observa el decrecimiento homogéneo.

$$\text{eje_mayor} = \frac{512}{16} = 32 \quad (5.2)$$

$$\text{eje_menor} = \frac{512}{32} = 16 \quad (5.3)$$

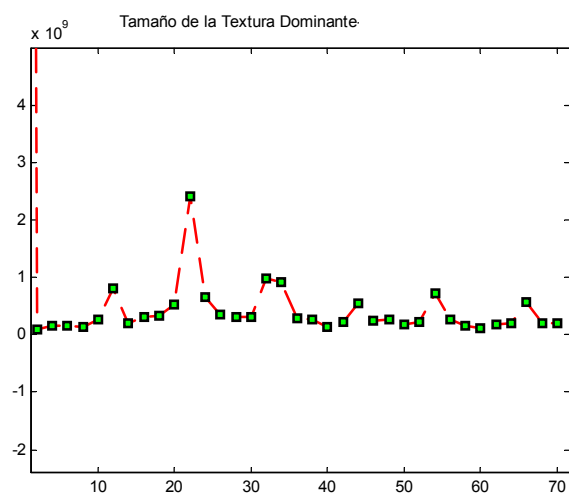


Figura 5.31 Tamaño textura en mixtos TF2

Para el mixto los picos se producen para intervalos de rho iguales a 10 píxeles.

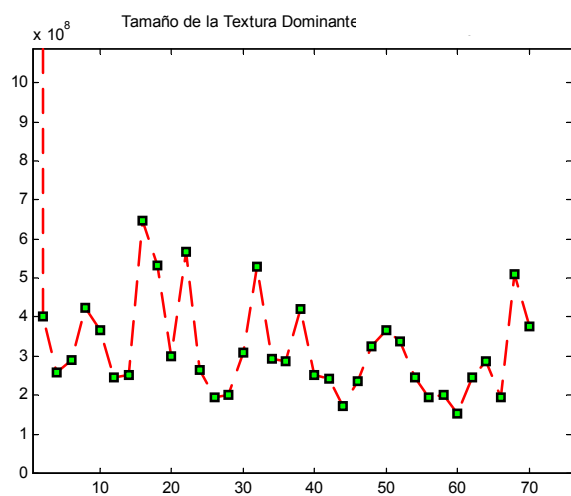


Figura 5.32 Tamaño textura en aleatorios TF2

En el caso aleatorio no existe regularidad alguna en la frecuencia a la que se encuentran los picos.



- **Fase**

- Media cuadrática

Circulares y elípticos tienen valores muy parecidos. Lo mismo ocurre entre mixtos y aleatorios, pero ambos grupos están bien diferenciados.

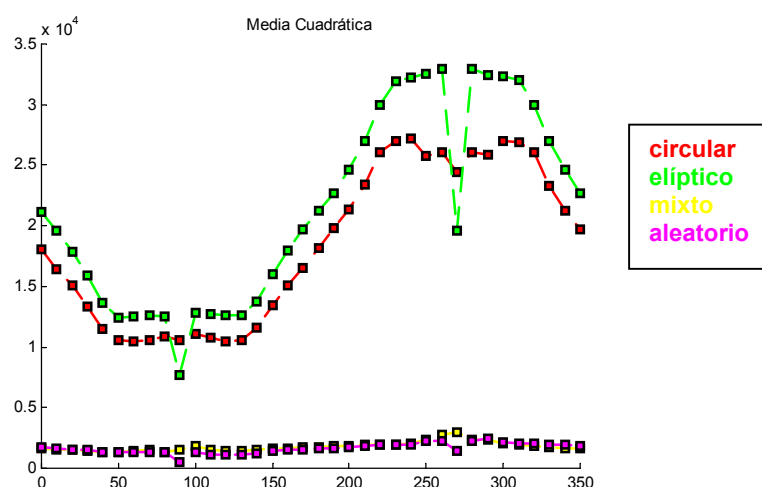


Figura 5.33 Media cuadrática direccional Fase

- Mediana

Circulares y elípticos tienen valores muy parecidos. Lo mismo ocurre entre mixtos y aleatorios, pero ambos grupos están bien diferenciados.

- Cuartil 0.25

Circulares y elípticos tienen valores muy parecidos. Lo mismo ocurre entre mixtos y aleatorios, pero ambos grupos están bien diferenciados.



➤ Rango

Circulares y elípticos tienen valores muy parecidos. Lo mismo ocurre entre mixtos y aleatorios, pero ambos grupos están bien diferenciados. Además se observan unos picos característicos de aquellos patrones que tienen elipses.

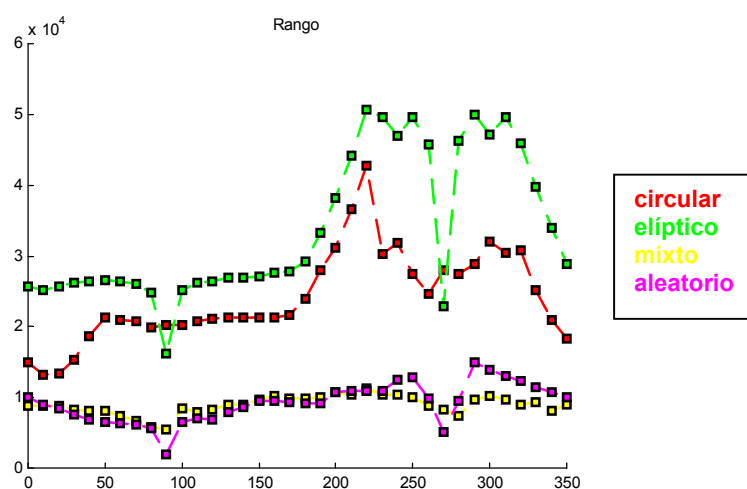


Figura 5.34 Rango direccional Fase

➤ Varianza

Circulares y elípticos tienen valores muy parecidos. Lo mismo ocurre entre mixtos y aleatorios, pero ambos grupos están bien diferenciados.

➤ Desviación típica

Circulares y elípticos tienen valores muy parecidos. Lo mismo ocurre entre mixtos y aleatorios, pero ambos grupos están bien diferenciados.



➤ Recorrido

Circulares y elípticos tienen valores muy parecidos. Lo mismo ocurre entre mixtos y aleatorios, pero ambos grupos están bien diferenciados.

➤ Coeficiente asimetría Bowley

Circulares y elípticos tienen valores muy parecidos. Lo mismo ocurre entre mixtos y aleatorios, pero ambos grupos están bien diferenciados.

➤ Dirección textura dominante

Circulares y elípticos tienen valores muy parecidos. Lo mismo ocurre entre mixtos y aleatorios, pero ambos grupos están bien diferenciados.

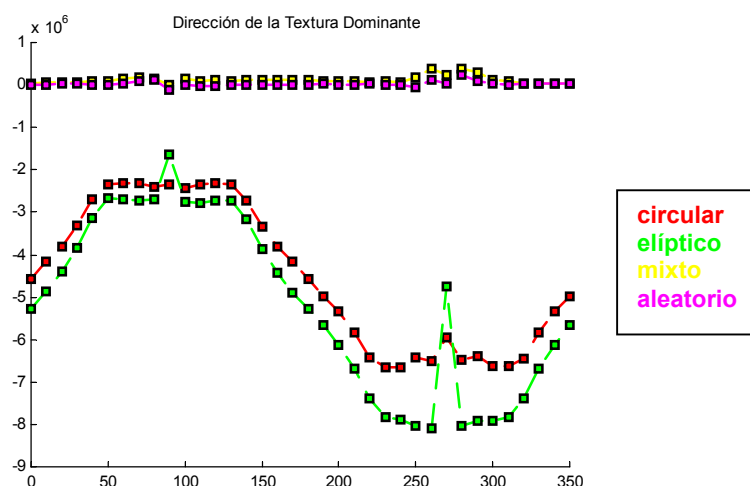


Figura 5.35 Dirección textura dominante Fase



➤ Tamaño textura dominante

Circulares y elípticos son casi idénticos.

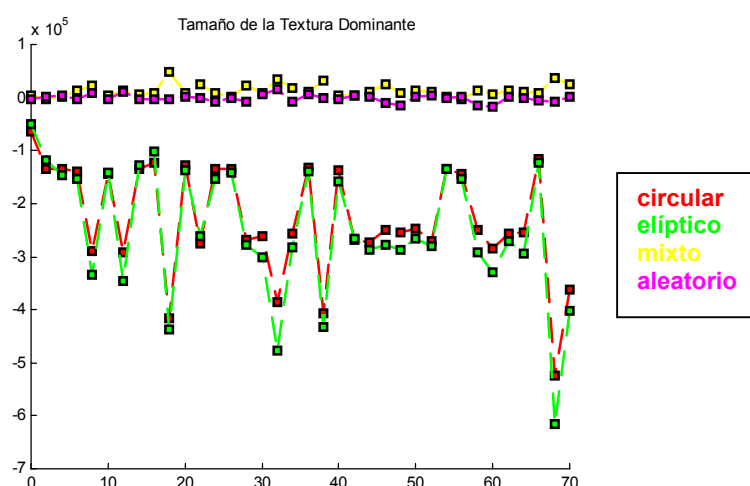


Figura 5.36 Tamaño textura dominante Fase

Las gráficas correspondientes a los estimadores direccionales se han representado para el caso de sólo contorno. El comportamiento de los rellenos de negro y los de gris es muy similar. En los estimadores correspondientes a la fase de los relleno de negro y los grises, se puede observar que son idénticos, característica que intuíamos por ser la fase “independiente” de las tonalidades de gris que posea la imagen.

Se han mostrado algunas de las gráficas a modo de ejemplo. El conjunto total de gráficas se obtiene fácilmente con la ayuda de la interfaz gráfica de usuario diseñada específicamente para este análisis.



Este será el *cuerpo de estimadores general* que compondrá la herramienta de análisis de texturas, válido para el resto de patrones ideales, imágenes texturadas e imágenes médicas.

En la selección de los estimadores se han desechado aquellos que no ofrecían información alguna, o los que proporcionaban características similares a otros estimadores, quedándonos con aquellos donde la información se ve de forma más clara.

Para la clasificación de lesiones neurológicas se realizará una nueva selección de estimadores, donde nos quedaremos sólo con aquellos que realmente distingan unas lesiones de otras. La interfaz gráfica realizada contemplará únicamente los estimadores específicos para este tipo de lesiones.



5.2.- Interfaz de usuario

Para facilitar la obtención y visualización de resultados se ha creado una interfaz gráfica con el programa MATLAB 6.1®.

La interfaz de usuario está dividida en tres grandes grupos o aplicaciones:

- Análisis de cualquier tipo de imagen.
- Análisis de patrones ideales de textura.
- Análisis de lesiones neurológicas cerebrales.

Durante el desarrollo de este capítulo se verá con mayor detalle cada una de ellas.

5.2.1.- Requisitos básicos

- Al tratarse de una aplicación realizada con el programa MATLAB 6.1®, el PC donde se ejecute ha de tener dicho programa instalado. También funciona en versiones anteriores del mismo (MATLAB 5.3® Y MATLAB 6.0®).
- La interfaz lleva asociada una base de datos realizada con el programa Microsoft Access para la cual se necesita crear el origen de datos ODBC. Si el sistema operativo es el Windows la manera de proceder será la siguiente:



1. Ir al panel de control
2. Seleccionar herramientas administrativas y después orígenes de datos (ODBC) .

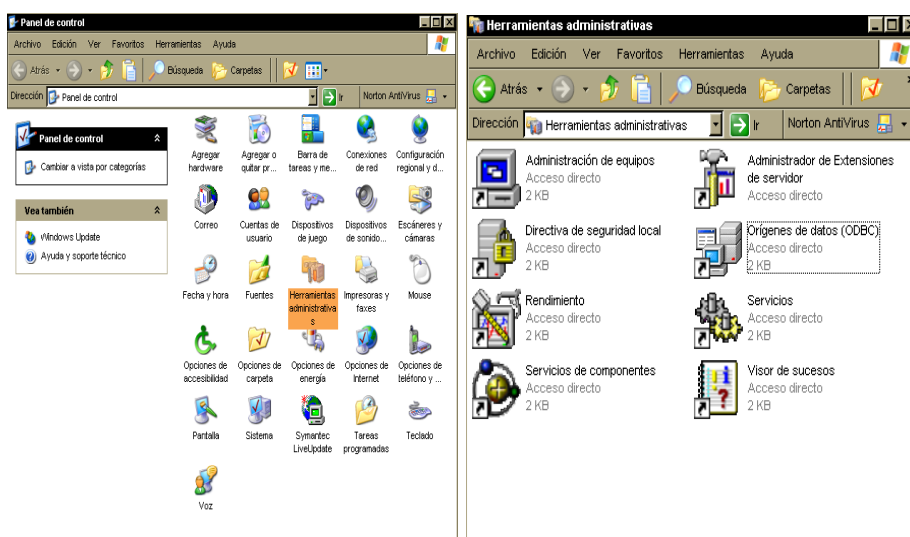


Figura 5.37 Elección del origen de datos I

3. Pestaña DSN de sistema y pulsar agregar

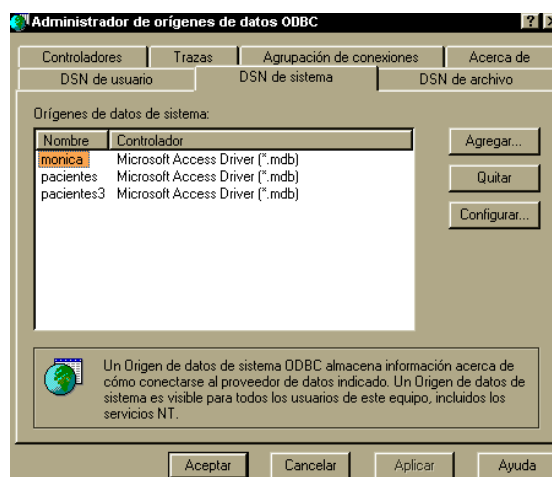


Figura 5.38 Elección origen de los datos II

4. Seleccionar Microsoft Access Driver y pulsar finalizar.



5. Introducir nombre del origen de datos (nombre de la base de datos de los pacientes), que en este caso es 'pacientes' y pulsar aceptar.

5.2.2.- Funcionamiento

Tras situarse en el programa MATLAB y seleccionar el directorio donde se encuentra la herramienta matemática diseñada, tecleamos "textura". Aparece entonces la pantalla de presentación siguiente:



Figura 5.39 Ventana de presentación



Pulsamos “Continuar” para acceder al programa. Se presenta ahora en pantalla una elección que definirá dos caminos distintos en la aplicación:



Figura 5.40 Ventana elección

1. ANÁLISIS GENERAL

Se selecciona si el análisis que se desea realizar es de cualquier tipo de imagen o de patrones ideales de textura.

2. ANÁLISIS ESPECÍFICO

Da paso a una interfaz específica para el análisis de lesiones neurológicas mediante imágenes de resonancia magnética cerebral.



Veremos cada una de estas aplicaciones por separado. Alguna de las partes contienen bastantes similitudes, así que desarrollaremos primero la vertiente general y en el específico definiremos sólo lo que sea distinto.

5.2.2.1.- Análisis general

Tras pulsar “ANÁLISIS GENERAL” aparece la pantalla principal del procesado. Inicialmente se muestran deshabilitados todos los botones, algunos de los cuales se activarán al abrir una imagen o cargar resultados de procesados anteriores.

Ventana “Principal”

- **Abrir imagen**

Aparece una ventana de diálogo de Windows para seleccionar la imagen a procesar. Dicha imagen debe estar en una carpeta cuyo nombre sea el código de identificación del conjunto de imágenes bajo prueba, ya que a esa carpeta irán los resultados del procesado.

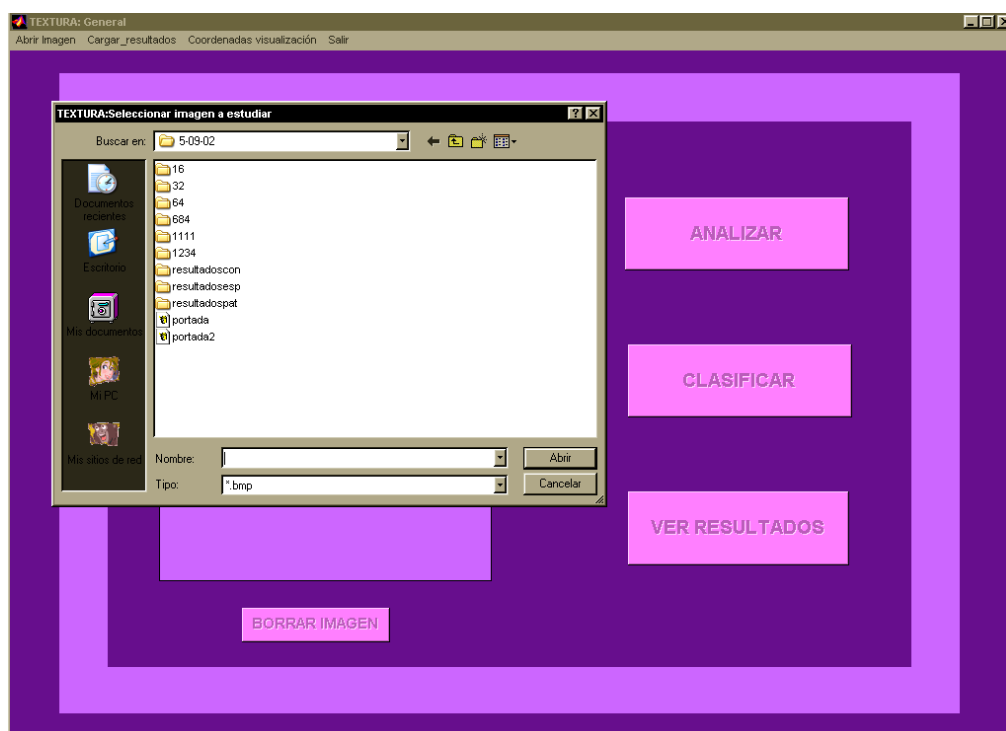


Figura 5.41 Ventana principal. Abrir imagen

La imagen seleccionada se lee y se prepara según lo expuesto en el apartado 5.1.1. En este caso se reduce para convertirla en una imagen cuadrada y de igual tamaño que la más pequeña del conjunto (aparece una pequeña ventana para introducir sus dimensiones) que se va a analizar. Finalmente se representa en el cuadro indicado de la pantalla. Además se genera una “imagen recortada” de la inicial, que en el caso general y de patrones ideales es idéntica a la original, pero en la aplicación para lesiones neurológicas estará convenientemente programada. Se deja esta posibilidad abierta para futuras líneas de ampliación y análisis de imágenes que requieran esta versión recortada para la extracción de características.

Posteriormente se activan los botones “CLASIFICAR” , “ANALIZAR” y “BORRAR IMAGEN”.



Figura 5.42 Ventana principal. Define tamaño de las muestras

- **Cargar resultados**

Se abre una ventana de dialogo de Windows donde puede seleccionarse el archivo resultado de algún procesado anterior, habilitantose el acceso a la pantalla de resultados (botón “VER RESULTADOS”).

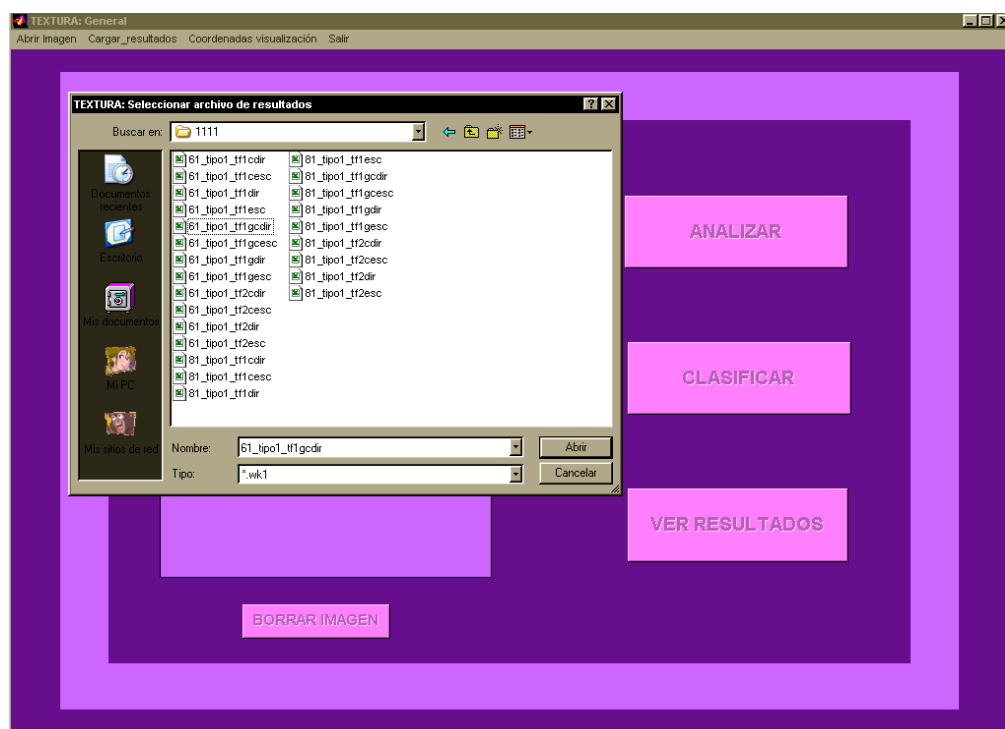


Figura 5.43 Ventana principal. Carga resultados

- **Coordenadas visualización**
Permite seleccionar los ejes coordenados que aparecen en la imagen. Además genera una variable donde se guarda los valores del sistema de referencia elegido. Las posibles opciones son:
 - Coordenadas de la imagen.
 - Coordenadas cartesianas inferior izquierda
 - Coordenadas cartesianas centradas
- **Salir**

Aparece la siguiente ventana de diálogo con tres posibles opciones:



Figura 5.44 Salir



- “Guardar sesión” : Antes de guardar los resultados comprueba que efectivamente hayamos realizado un procesado.
- “Salir sin guardar”.
- “Cancelar”.

Siguiendo con el proceso lógico de análisis, una vez cargada la imagen bajo prueba podemos clasificarla o realizar el procesado. La opción clasificar puede hacerse desde cualquier ventana, ya que todas tienen esa opción disponible. La clasificación puede modificarse en cualquier instante del análisis, pero siempre antes de guardar los resultados.

- **“CLASIFICAR”:**

Se da paso a una ventana donde existen doce posibles opciones de clasificación de usuario para las imágenes generales, y un botón donde se accede a la clasificación para un conjunto de patrones ideales de textura, cuyos resultados se evaluarán en el capítulo siguiente. La referencia de colores coincide con la que se utilizará en las representaciones gráficas de los distintos estimadores para ese tipo de imágenes.

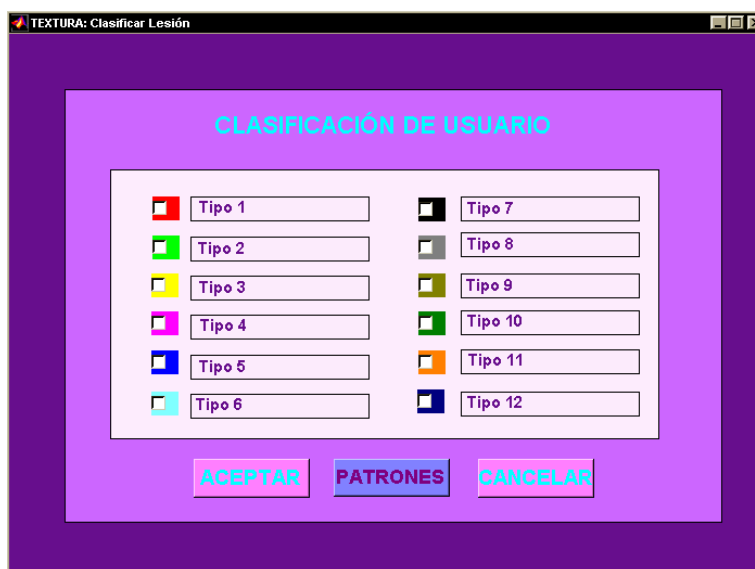


Figura 5.45 Ventana clasificar

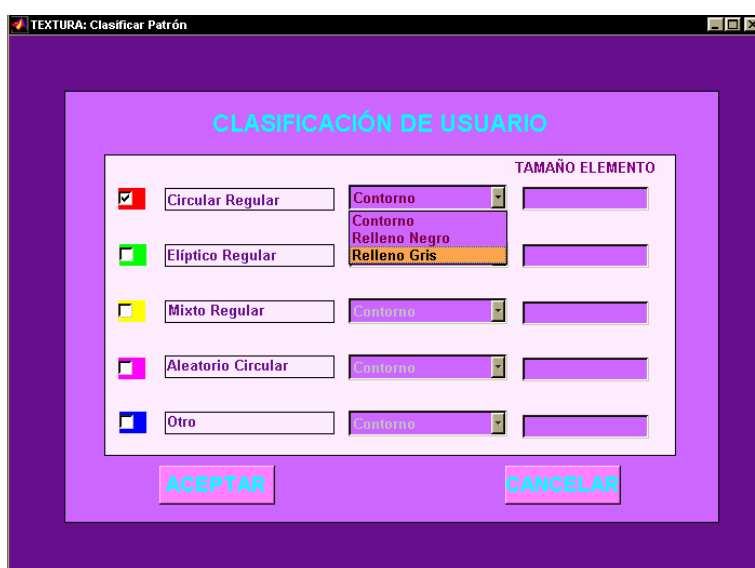


Figura 5.46 Ventana clasificar patrones

Si se ha pulsado el botón “PATRONES” y se selecciona una clasificación determinada, al pulsar “ACEPTAR” se vuelve a la ventana clasificar pero las doce opciones de clasificación aparecerán ahora deshabilitadas.



- **“ANALIZAR”**

Cuando pulsamos “ANALIZAR” vemos la ventana donde se elige el tipo de procesamiento a realizar. Se calculan los estimadores tanto para la imagen original como para la versión “recortada”.

Ventana “Analizar”

A partir de ahora todas las ventanas contendrán en la barra de menú botones de paso a otras ventanas de la herramienta diseñada.

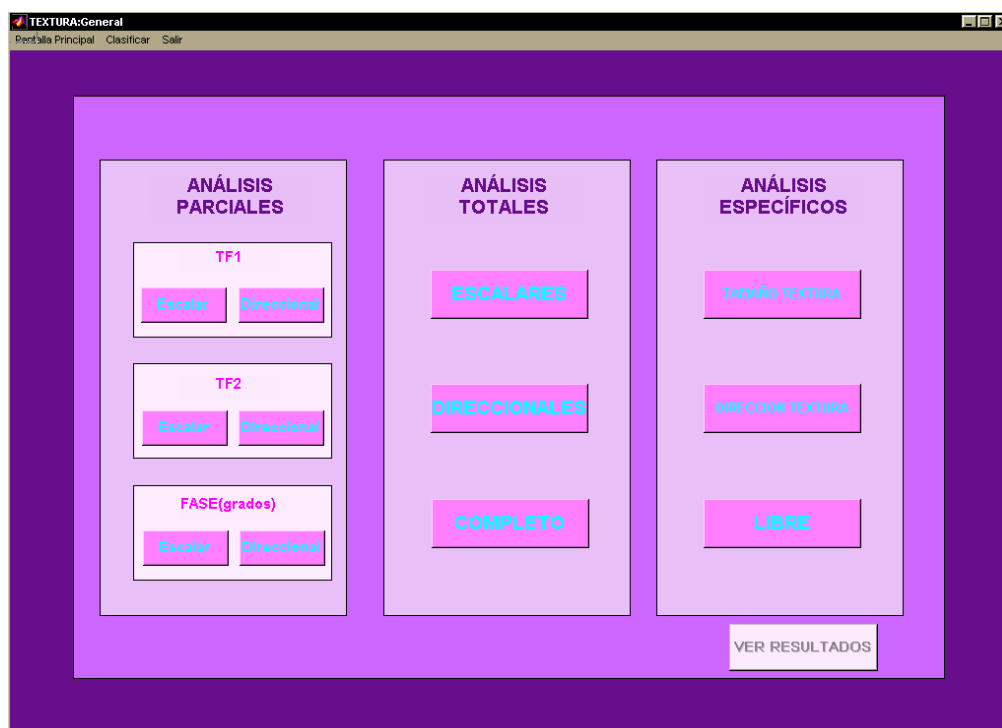


Figura 5.47 Ventana analizar



Se deja un botón libre para futuras ampliaciones con otros estimadores o accesos directos a estimadores ya calculados y que tiene especial interés.

Hasta que se realice algún procesado, el botón “VER RESULTADOS” permanecerá deshabilitado. Para acceder a los resultados podemos pulsar el botón correspondiente en esta ventana o volver a la ventana principal, donde ahora aparecerá habilitado.

- **“VER RESULTADOS”**

Debemos elegir entre visualizar el procesado efectuado o directamente compararlo con los existentes en la base de datos.



Figura 5.48 Elección resultados a visualizar



Si procedemos de forma que no nos saltemos ningún paso del análisis, pulsaremos “PROCESADO EFECTUADO”.

Ventana “Procesado Efectuado”

Se muestran los valores numéricos de los estimadores escalares que se hayan procesado y accesos a las representaciones gráficas de los estimadores vectoriales.

TEXTURA: General
Pantalla Principal Analizar Clasificar Comparar resultados Cargar Resultados Salir

TF1	
ESCALARES	
ESTIMADOR	VALOR
Recorrido Intercuartílico	138.3
1ª Dirección Máxima	347784
2ª Dirección Máxima	343197
3ª Dirección Máxima	341229
4ª Dirección Máxima	340856
5ª Dirección Máxima	338926

Píxeles Máximos

DIRECCIONALES

Elige estimador: **Media Cuadrática**

VER GRÁFICAS **RESULTADOS**

TF2	
ESCALARES	
ESTIMADOR	VALOR
Media Cuadrática	1.53109e+009
Varianza	2.34266e+018
Desviación Típica	5.488e+036
Coef. Fisher	63.3714
Kurtosis	4041.63
Norma 2	9.79895e+010
1ª Dir. Máxima	1.08068e+011
2ª Dir. Máxima	1.05476e+011
3ª Dir. Máxima	1.04724e+011
4ª Dir. Máxima	1.04119e+011
5ª Dir. Máxima	1.03297e+011

Píxeles Máximos

DIRECCIONALES

Elige estimador: **Media Cuadrática**

VER GRÁFICAS **RESULTADOS**

FASE (grados)	
ESCALARES	
ESTIMADOR	VALOR
Media Cuadrática	644.061
Mediana	23.5604
Cuartil 0.25	-300.349
Rango	4983.07
Varianza	412052
Desviación Típica	1.69787e+011
Coef.Var. Pearson	3.73033e+008
Norma 2	41219.9
Fila Centro Masas	50
Col. CentroMasas	50
1ª Dir. Máxima	12308.2
2ª Dir. Máxima	7519.71
3ª Dir. Máxima	7069.63
4ª Dir. Máxima	6863.01
5ª Dir. Máxima	6582.06

Píxeles Máximos

DIRECCIONALES

Elige estimador: **Media Cuadrática**

VER GRÁFICAS **RESULTADOS**

SUGERENCIA CLASIFICACIÓN **GUARDAR RESULTADOS**

Figura 5.49 Ventana procesado efectuado



	Valor Pixel Máximo	Fila Pixel Máximo	Columna Pixel Máximo
1º	312114	33	33
2º	11385.7	33	34
3º	11385.7	33	32
4º	8269.69	34	33
5º	8269.69	32	33

VOLVER

Figura 5.50 Píxeles máximos

- **“RESULTADOS”**

Para acceder a los valores numéricos de los estimadores vectoriales se pulsa “RESULTADOS”, se genera entonces un archivo Excel con el nombre del estimador y el de la imagen para su posterior impresión.



Figura 5.51 Visualización de los estimadores direccionales



- **“GUARDAR RESULTADOS”**

Para guardar los resultados hemos de pulsar el botón “GUARDAR RESULTADOS”. Aparecerá una ventana de diálogo para preguntar si la imagen procesada es un patrón ideal de textura y otra para introducir el código del conjunto de imágenes objeto del análisis. Además se realizará una comprobación de la clasificación de la imagen; si no ha sido clasificada se pregunta si se quiere clasificar. En caso afirmativo se abre la ventana clasificar. Tras la clasificación se guardarán los resultados oportunos. Todas estas comprobaciones se hacen mediante ventanas de diálogo.

En la carpeta donde se ubicaba la imagen procesada se guardarán los archivos correspondientes al análisis. El nombre de los archivos sigue la siguiente estructura:

nombre imagen _ tipo clasificación _ tipo de transformada

Para la versión sin recortar de la imagen aparecerá una “c” en el nombre de la transformada. Posteriormente se desarrollarán ejemplos de aplicación donde se verá esta nomenclatura con más detalle.

Además los resultados se agregarán a los archivos del tipo en el que se le ha clasificado. Si la imagen carece de clasificación se le asignará el llamado “tipo0”. La carpeta para el caso genérico se llama “resultadoscon” y para los patrones “resultadospat”.



- **“SUGERENCIA CLASIFICACIÓN”**

La sugerencia de clasificación se programará para cada conjunto de imágenes por separado. Sólo es posible obtenerla si se ha elegido un análisis “completo” de la imagen. En este caso está programada para los patrones ideales de textura.

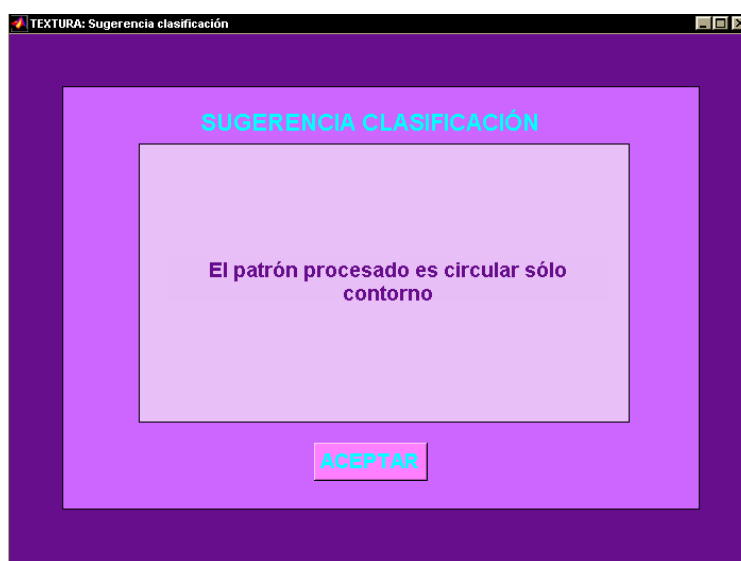


Figura 5.52 Ventana sugerencia clasificación

- **“Comparar resultados”**

Si el usuario desea comparar los resultados obtenidos con los existentes en una base de datos creada al efecto, deberá pulsar en la barra de menú la opción “comparar resultados”. Es en este punto donde la interfaz genérica se divide en dos partes, según lo que vayamos a comparar sean patrones ideales de textura u otras imágenes.



Figura 5.53 Elección patrones o resto de imágenes

1.- Patrones ideales de textura

Elección entre estimadores escalares y vectoriales

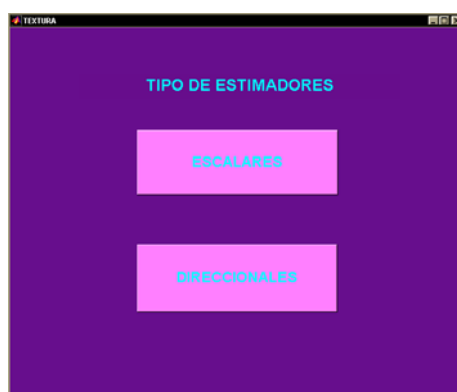


Figura 5.54 Elección de los estimadores a visualizar



Ventana “Comparar escalares”

En el eje horizontal aparecen los distintos patrones seleccionados y en el vertical el valor del estimador.

La utilización es bastante intuitiva. Se elige el tipo de imagen, el estimador y se pulsa “Ver Comparativa”. Existen ventanas de diálogo para comprobar que la imagen seleccionada existe en la base de datos y para verificar que el análisis realizado se corresponde con el seleccionado. Si se valida la pestaña situada a la izquierda de cada tipo se seleccionará toda la fila, y la gráfica aparecerá en el color correspondiente al tipo.

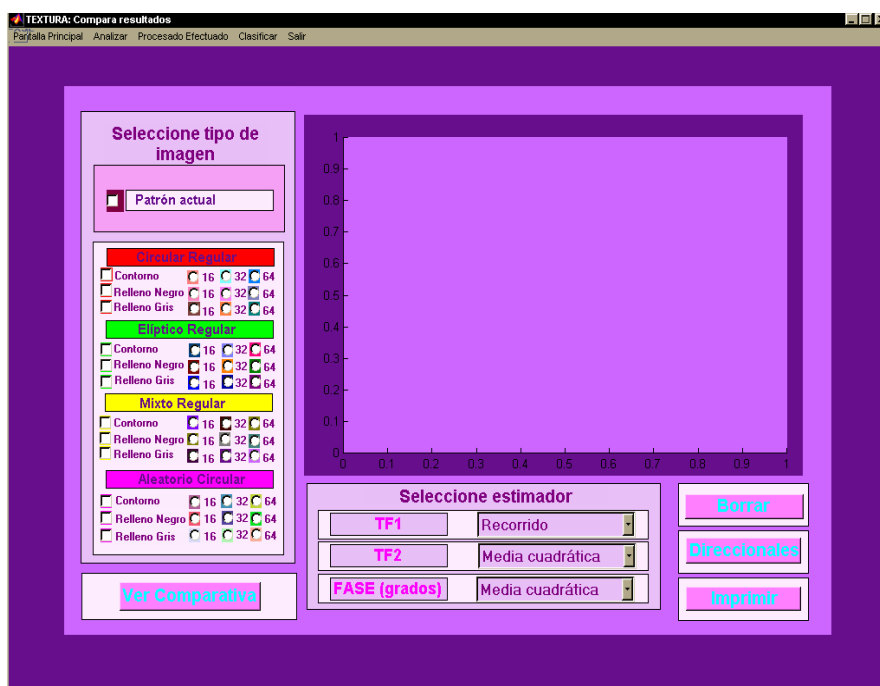


Figura 5.55 Ventana comparar escalares

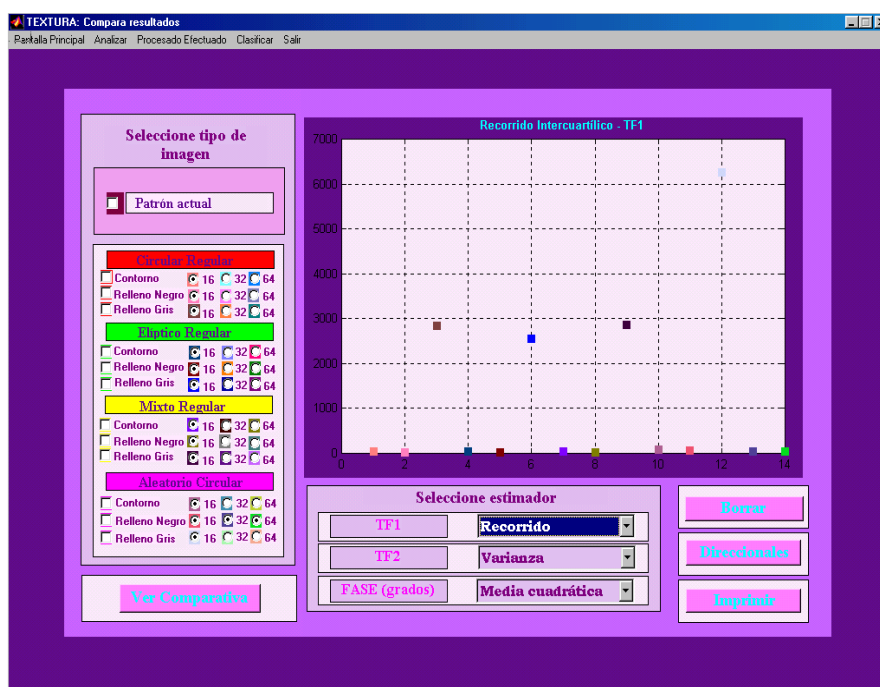


Figura 5.55 Representación gráfica de los resultados

Podemos imprimir la ventana, borrar las gráficas o pasar a la pantalla de comparación de los estimadores direccionales.

Ventana “Comparar direccionales”

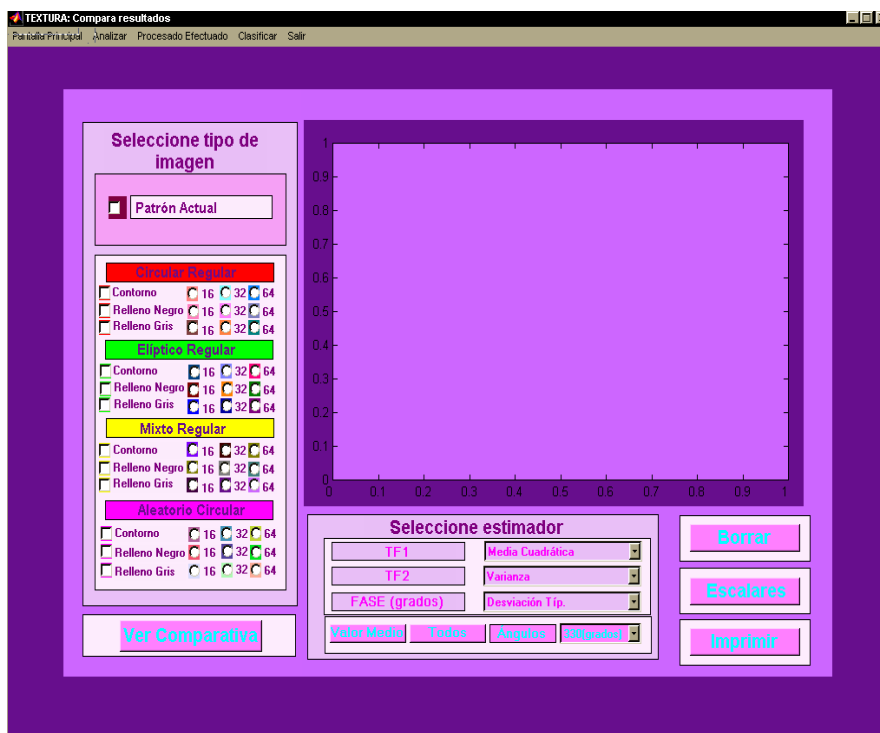


Figura 5.57 Ventana comparar direccionales



Esencialmente es muy parecida a la ventana anterior. La diferencia radica en que cada una de las gráficas se corresponde con el valor de un estimador en sus 36 direcciones posibles, aunque también puede mostrarse el valor para un determinado ángulo. Para un determinado estimador y seleccionado un tipo de patrones, la representación gráfica puede hacerse del conjunto total o de su media.

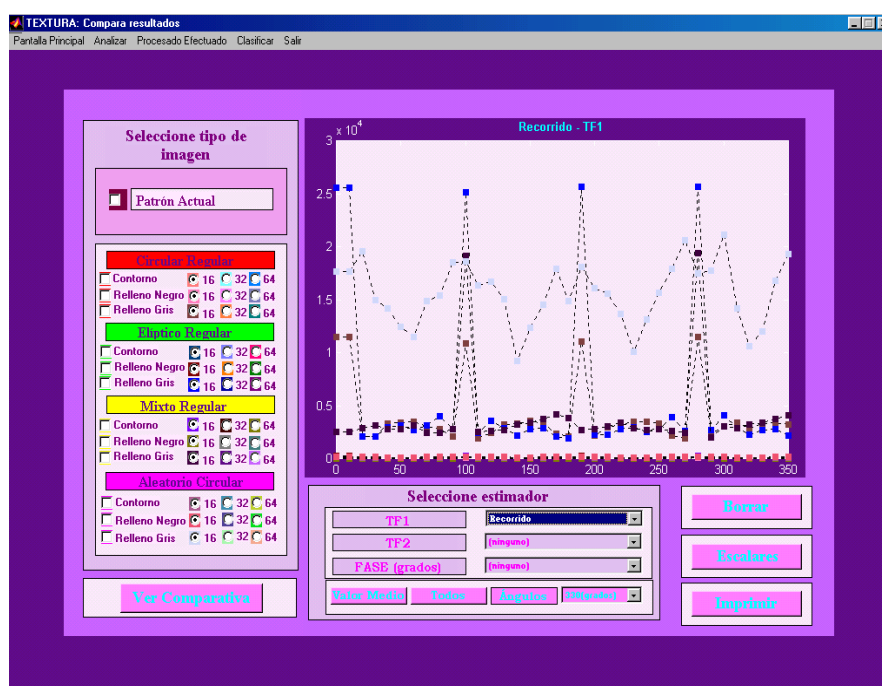


Figura 5.58 Representación gráfica estimadores direccionales

1.- Resto de imágenes

Lo único que cambia con respecto a los patrones es la zona “Seleccione tipo de imagen”. Por lo demás es muy similar a la opción anterior



Ventana “Comparar escalares”

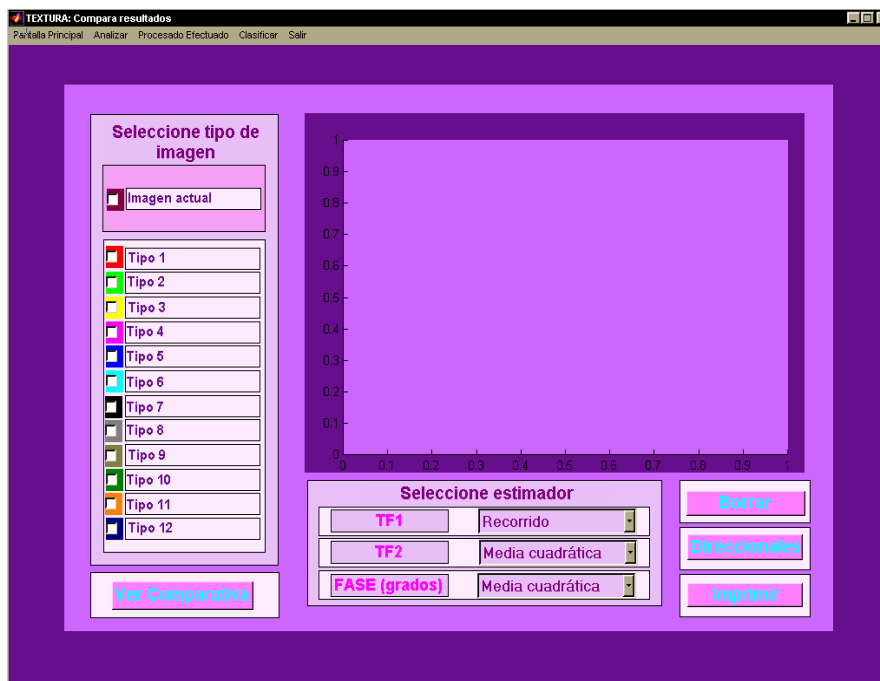


Figura 5.59 Ventana comparar escalares

Se muestran ahora las doce posibles opciones de clasificación para las imágenes genéricas.

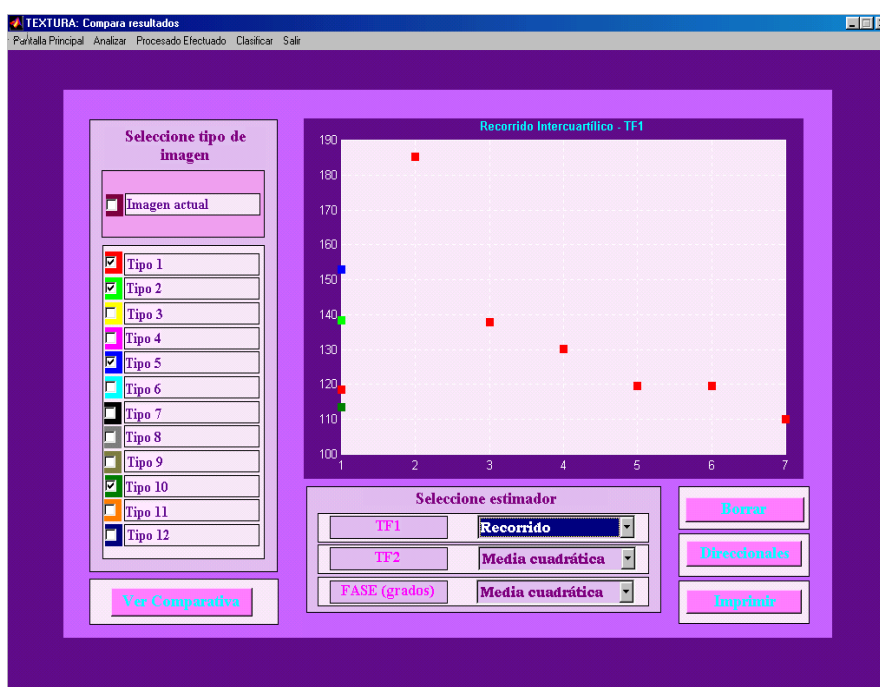


Figura 5.60 Representación gráfica estimadores escalares



Ventana “Comparar direccionales”

De manera similar a la opción de los patrones, esta ventana nos permite comparar los estimadores seleccionados en las 36 direcciones calculadas.

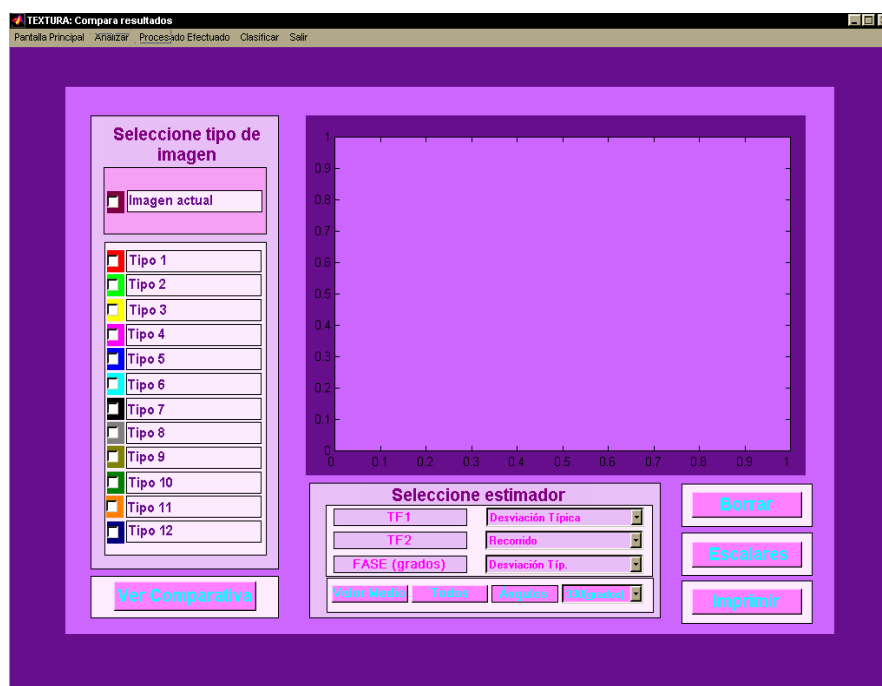


Figura 5.61 Ventana comparar direccionales

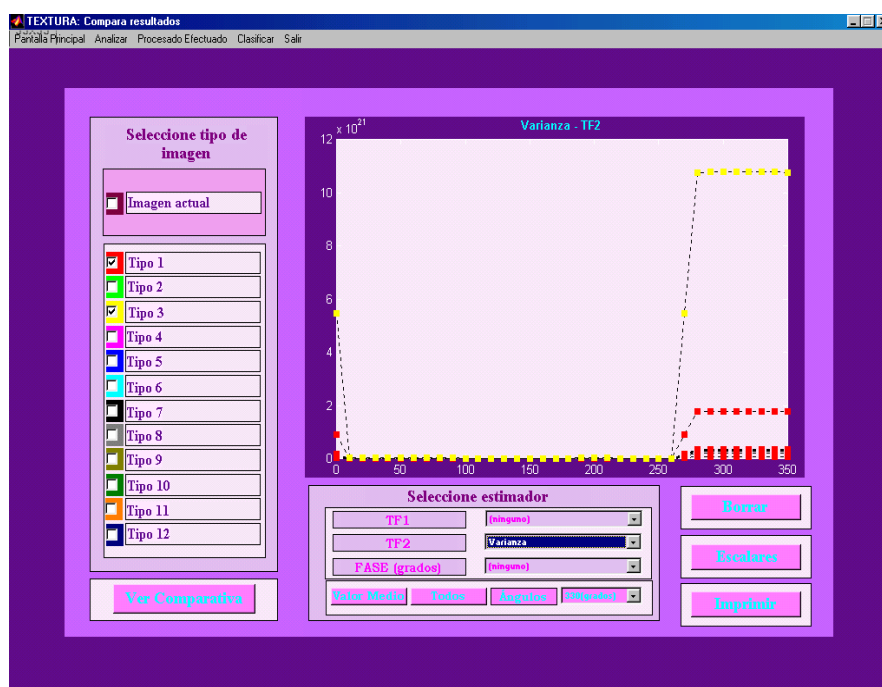


Figura 5.62 Gráficas estimadores direccionales



5.2.2.1.- Análisis específico

Si en la ventana de elección seleccionamos análisis específico, nos introduciremos en la herramienta de usuario diseñada específicamente para analizar lesiones neurológicas cerebrales.

Todas las pantallas o ventanas son muy parecidas a la del análisis general. Las diferencias más notables tanto en lo visual como en el procesado son las siguientes:

- Existe una base de datos donde se puede recuperar o introducir los datos relativos a los pacientes cuyas imágenes se están analizando.
- Cada paciente tiene una carpeta, cuyo nombre se corresponde con su número de historia, donde se encuentran las imágenes correspondientes al estudio de resonancia magnética realizado.
- El análisis se realiza para la lesión completa y para una zona del interior obtenida simétricamente desde el centro de la imagen original. Recordar que todas las imágenes analizadas han de tener el mismo tamaño; por ello las imágenes de las lesiones completas se han rellenado de ceros hasta el tamaño de la mayor. El tamaño de la imagen interior se ha elegido tomando la imagen más pequeña y seleccionando el mayor área posible que estuviese totalmente dentro de la lesión.
- El conjunto de estimadores mostrados es específico para este análisis, apareciendo de los iniciales sólo aquellos que realmente aportan información significativa para la clasificación de las distintas lesiones cerebrales.

Veamos lo más significativo de estas modificaciones:



Ventana “Principal”

- “Datos del paciente”

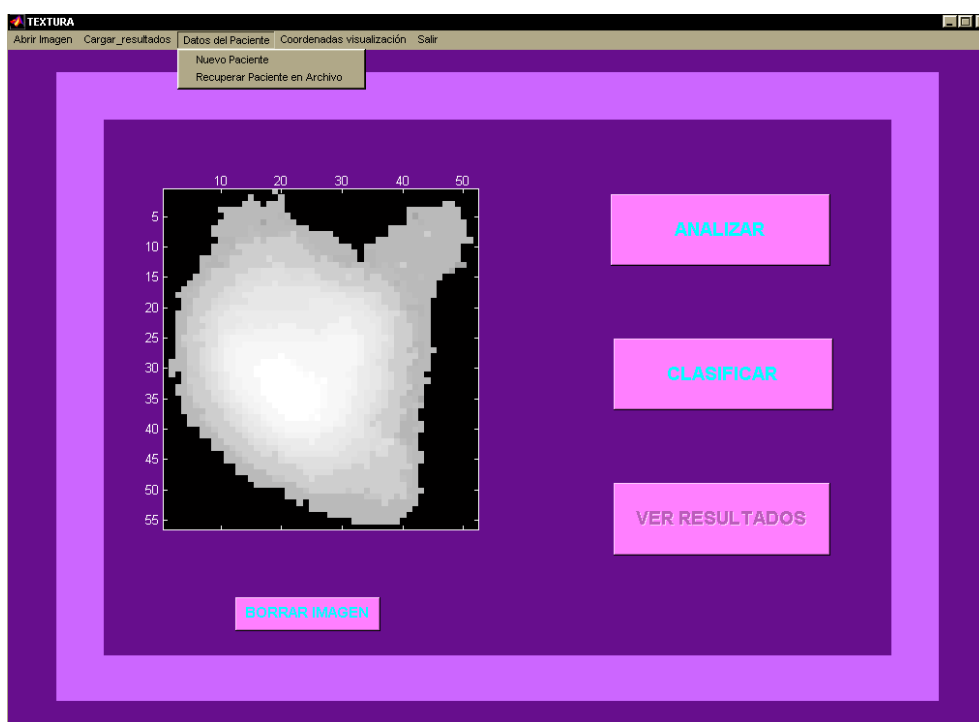


Figura 5.63 Ventan principal. Datos del paciente

- Si se elige la opción “Nuevo paciente”, aparece una nueva ventana donde podrán introducirse los datos personales relativos al paciente. Como único campo obligatorio aparece el N° de Historia, prevaleciendo así la confidencialidad a la que todo paciente tiene derecho; se comprueba al pulsar “ACEPTAR” que dicho campo se haya introducido correctamente.



TEXTURA

Nombre 0

Apellido 1 0

Apellido 2 0

Edad 0

DNI 0

N° Historia *

* Campo Obligatorio

ACEPTAR CANCELAR

Figura 5.64 Datos del paciente

- “CLASIFICAR”

Se presentan específicamente los tipos de lesiones cerebrales objeto de nuestro estudio. Además se deja espacio para futuras ampliaciones con nuevos tipos de imágenes

TEXTURA: Clasificar Lesión

DIAGNÓSTICO DE USUARIO

☐ Esclerosis (Tipo 1)	☐ Tipo 7
☐ Leucoaraiosis(Tipo 2)	☐ Tipo 8
☐ Infarto (Tipo 3)	☐ Tipo 9
☐ Tumor (Tipo 4)	☐ Tipo 10
☐ Tipo 5	☐ Tipo 11
☐ Tipo 6	☐ Tipo 12

ACEPTAR CANCELAR

Figura 5.65 Clasificar lesiones cerebrales



Ventana “Analizar”

Todas las opciones calculan los estimadores correspondientes para el interior de la lesión y para la lesión completa. Por lo demás es idéntica a la mostrada en el análisis general.

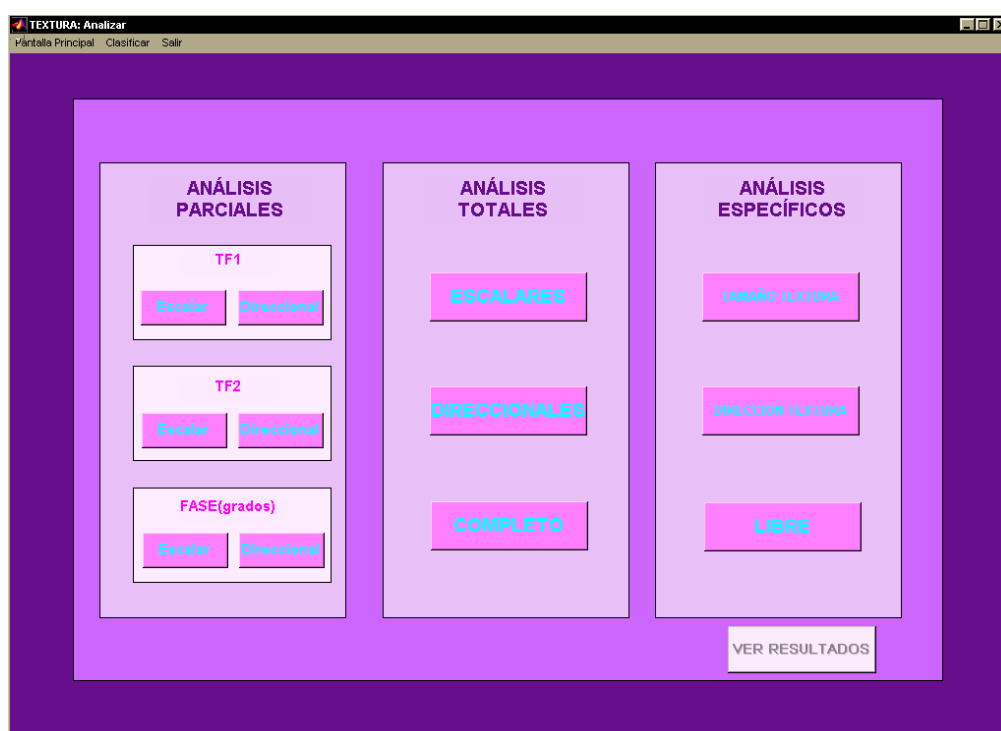


Figura 5.66 Ventana analizar

Ventana “Procesado efectuado”

Es aquí donde aparecen las mayores diferencias, ya que sólo aparecen los estimadores específicos para este análisis. Todos se realizan sobre el interior de la lesión excepto los direccionales pertenecientes al módulo al cuadrado de la transformada y los escalares de la fase, que se calculan sobre la imagen completa.



Figura 5.67 Ventana procesado efectuado

- **“GUARDAR RESULTADOS”**

Los resultados se guardan en la carpeta del paciente. Además existe una carpeta llamada “resultadosp” donde se guardan los resultados del procesado clasificados por tipos.

Si los datos del paciente no han sido introducidos se pide el número de historia del mismo. Se comprueba también si la imagen ha sido clasificada y si no es así se presenta la posibilidad de clasificarla en ese momento.

- **“SUGERENCIA DIAGNÓSTICO”**

Mediante un árbol de decisión se comprueba el valor de los estimadores, emitiéndose el diagnóstico oportuno.



Ventana “Compara escalares”

Esta ventana nos facilita la comparación entre el valor de los estimadores calculados para la imagen actual y los que se encuentran en una base de datos de lesiones clasificadas por tipos. Sólo aparecerán los estimadores específicos de este análisis,

En el eje horizontal se encuentran las imágenes elegidas, ordenadas según el orden en el que se muestran en la zona de selección.

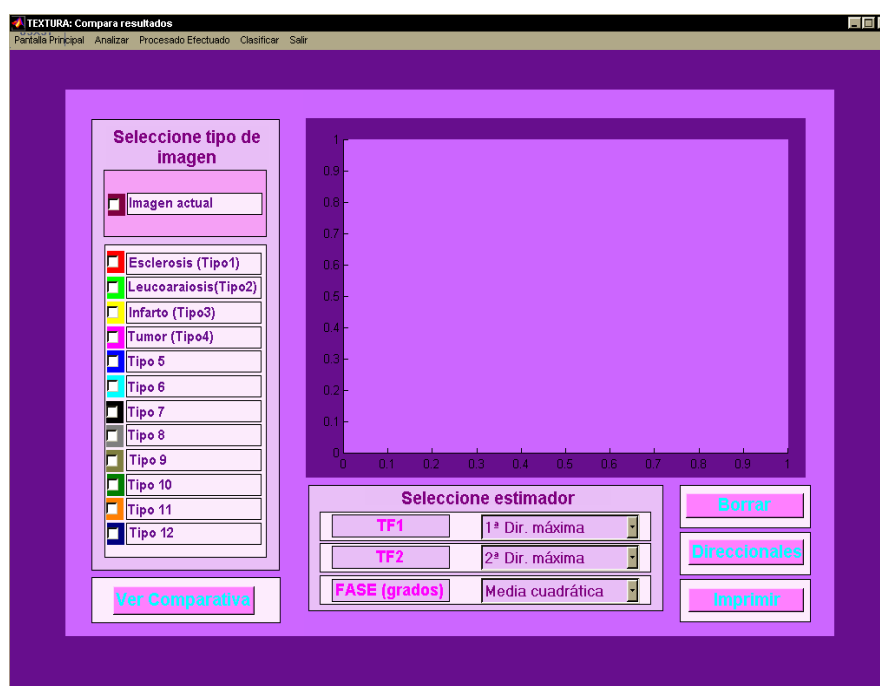


Figura 5.68 Ventana comparar estimadores escalares

El funcionamiento del resto de las opciones es exactamente igual.



Ventana “Compara direccionales”

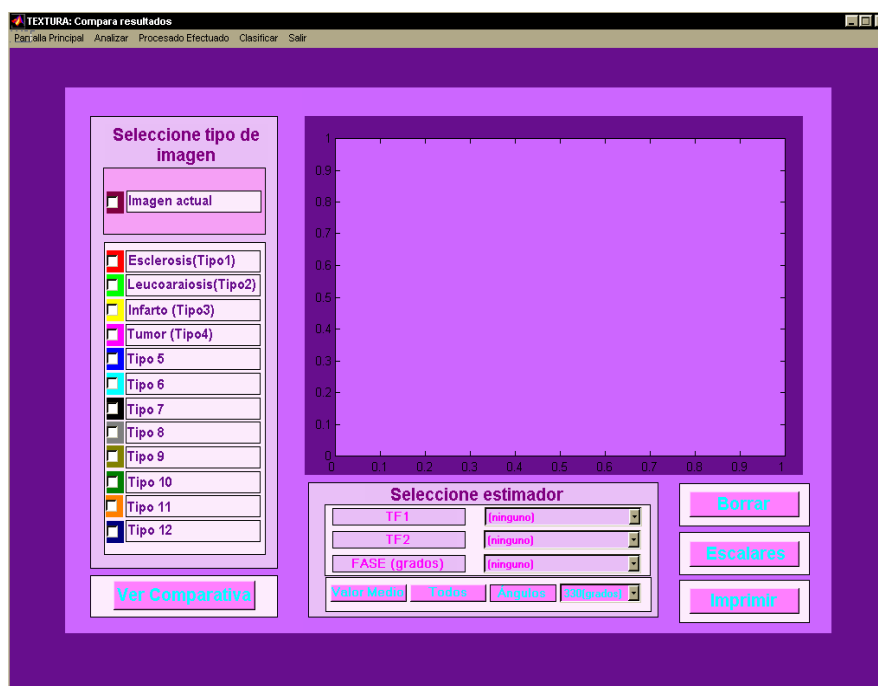


Figura 5.70 Comparar direccionales

Básicamente la estructura de esta ventana es muy similar a las anteriores, por lo que no incidiremos más sobre ella.

Queda así explicado el funcionamiento de esta interfaz de usuario creada para facilitar el procesamiento y la comparación de resultados en las imágenes procesadas.

Se ha intentado reflejar la generalidad de la herramienta diseñada, facilitándose futuras líneas de ampliación y diversas aplicaciones. La mayor parte del procesamiento se convierte así en transparente al usuario. Por otro lado, la interfaz gráfica ha sido diseñada de manera robusta, comprobando minuciosamente que se cumplen todas las condiciones necesarias para pasar a la etapa siguiente.



5.3.- Especificaciones técnicas

5.3.1.- Requisitos del sistema

Los requisitos necesarios para el correcto funcionamiento de la aplicación son:

- Ordenador IBM PC o compatible.
- Sistema operativo Windows 95 o superior.
- Procesador Intel Pentium III o superior (recomendado).
- 256 MB de memoria RAM .
- Programa Matlab® en su versión 6.1 o superior con los Toolbox de “procesado de imagen”, “estadística”, “procesado de señales” y “bases de datos”.

5.3.2.- Tiempos de procesado

Para el procesado de las imágenes (patrones, resonancia magnética y ecografías) se ha utilizado un PC compatible de 256 MB de memoria RAM, 40 GB de disco duro y sistema operativo Windows 98.

Los tiempos de procesado varían mucho dependiendo del tamaño de las imágenes analizadas.

Para los patrones ideales de textura (tamaño 16, tamaño 32 y tamaño 64), todos de 512 x 512 píxeles, los tiempos de procesado dieron una media de $t=100'35''$. En las ecografías, cuyas secciones eran de 64 x 64 píxeles, la media obtenida fue $t=29''$.



Por último, en el caso de la imágenes de resonancia magnética de tamaño (84x84 píxeles) los tiempos de procesado oscilaron en torno a los $t=9''$.

Todos los algoritmos han sido optimizados para reducir el tiempo de cómputo total.



6.- APLICACIONES DE LA HERRAMIENTA DISEÑADA

6.1.- Aplicación en patrones ideales de textura

Los patrones ideales de textura fueron utilizados anteriormente para poder elegir los estimadores realmente válidos. Ahora procesaremos dos conjuntos de patrones, similares a los anteriores pero con los objetos de diferente tamaño, y veremos cómo los algoritmos diseñados permiten decirnos de qué tipo de patrón se trata.

Otra conclusión importante que obtendremos de este análisis es la posibilidad de calcular el tamaño del objeto que se repite en un patrón regular, además de estimar la orientación con respecto a los ejes cartesianos.

6.1.1.- Características de los patrones

Como se explicó en el capítulo anterior (epígrafe 5.1), los patrones han sido diseñados utilizando el programa gráfico COREL DRAW 10 y convertidos a formato 'bmp'.

Las características son similares a los de diámetro 32, pero ahora también haremos los mismos patrones con diámetro 16 y 64.



Los patrones resultantes son:

- Circulares de diámetro :16 px, 32 px y 64 px.
- Elípticos de eje mayor y menor: 16x8 px, 32x16 px, 64x32 px.
- Mixtos :combinación regular de los anteriores.
- Aleatorios circulares de diámetro: 16 px, 32 px y 64 px.

Todos ellos de tamaño 512x512 píxeles.

6.1.2.- Resultados de los algoritmos de procesado

Tenemos ahora un conjunto de 36 patrones para procesar (los 12 de tamaño 32 ya fueron procesados anteriormente pero también se utilizan ahora).

Los estimadores que se calculan son los reconocidos como “estimadores seleccionados” . Con la ayuda de la interfaz de usuario para el análisis genérico veremos se procesarán estos patrones y evaluaremos los resultados obtenidos.

Son numerosos los estimadores que nos permiten llegar a “descubrir” las características de patrón, identificando la forma del objeto que se repite, su distribución en el espacio, tonalidad, relleno e incluso el tamaño.

En el capítulo anterior se estudió ampliamente el comportamiento de los estimadores ante los llamados patrones de tamaño 32 px. Ahora expondremos de manera resumida, algunos de los estimadores que nos proporcionan información suficiente para identificar cada uno de los 36 patrones procesados.



En el árbol de decisión creado para la interfaz gráfica, se ha contemplado la opción de poder clasificar patrones rellenos de cualquier tonalidad de gris, ofreciéndose adjunto a la clasificación el valor del nivel de gris correspondiente (en la escala comprendida entre 0 y 255).

Veamos un esquema resumen de éste árbol



Figura 6.1 Árbol de decisión



Veamos las gráficas correspondientes a algunos de los estimadores que nos permiten clasificar los distintos patrones.

- **Estimadores 1**

- Recorrido direccional (TF1):

- ✓ Circulares: Tienen cuatro picos de valores casi idénticos en posiciones angulares equiespacias.
- ✓ Elípticos: De los cuatro picos, el primero y el tercero son notablemente más pequeños.
- ✓ Mixtos: Presentan dos picos de valores casi idénticos en posiciones angulares intermedias.
- ✓ Aleatorios: Las gráficas son totalmente irregulares.

Interpretación muy parecida puede darse a los valores del Coeficiente Absoluto de TF1, Rango y Coeficiente Absoluto de TF2 entre otros.



Figura 6.2 Valor del recorrido para circulares y elípticos

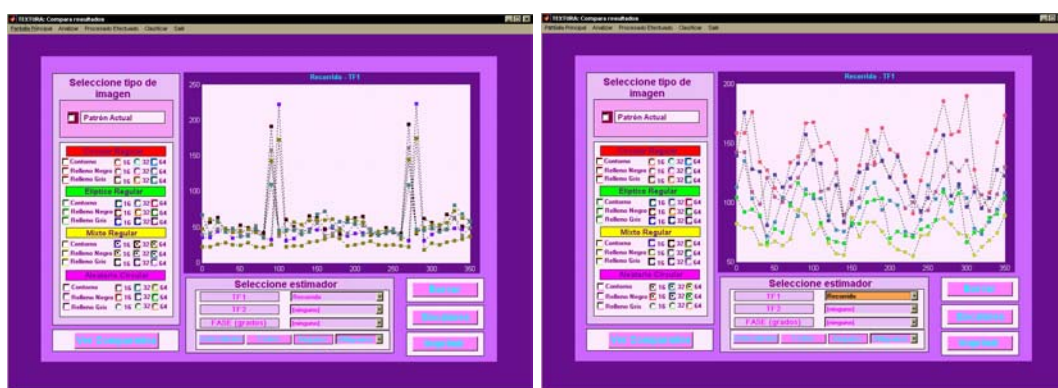


Figura 6.3 Valor del recorrido en mixtos y aleatorios

➤ Mediana (TF2)

- ✓ Los aleatorios presentan ahora unas gráficas muy características, con picos muy regulares. Pueden confundirse con los circulares, pero al ver los órdenes de magnitud de los picos la ambigüedad queda despejada.
- ✓ El resto de las gráficas son similares a los estimadores descritos anteriormente.

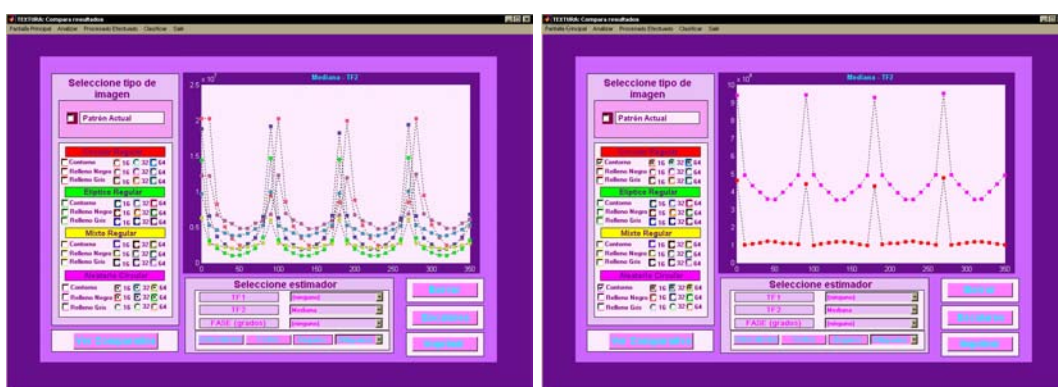


Figura 6.4 Valor de la mediana para circulares y elípticos



➤ Tamaño textura dominante (TF2)

Además de clasificar los patrones por el objeto que se repite en ellos, este estimador nos permite conocer el tamaño de ese objeto, si el patrón es regular.

- ✓ Circulares: presentan picos en la frecuencia de repetición, cada vez menores en magnitud.
- ✓ Elípticos: los picos disminuyen alternativamente y encuentran en la frecuencia de repetición.
- ✓ Mixtos: Los picos disminuyen en magnitud.
- ✓ Aleatorios: No hay relación alguna, pero podemos obtener el tamaño por los órdenes de magnitud.

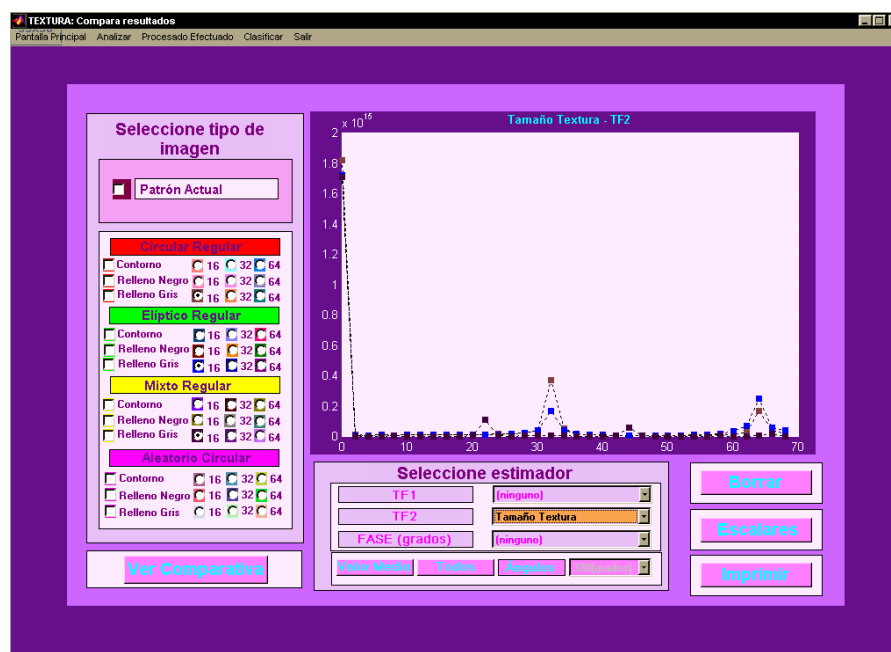


Figura 6.5 Tamaño textura dominante



- **Estimadores 2, estimadores 3, estimadores 4, estimadores 5**

- Para distinguir los de sólo **contorno**
 - Posición de los píxeles máximos (TF1).
 - Posición de los píxeles máximos (TF2).
 - Posición de los píxeles máximos (Fase).
- Para distinguir los relleno de **negro**
 - Curtosis (TF2).
 - Coeficiente de Fisher (TF2).

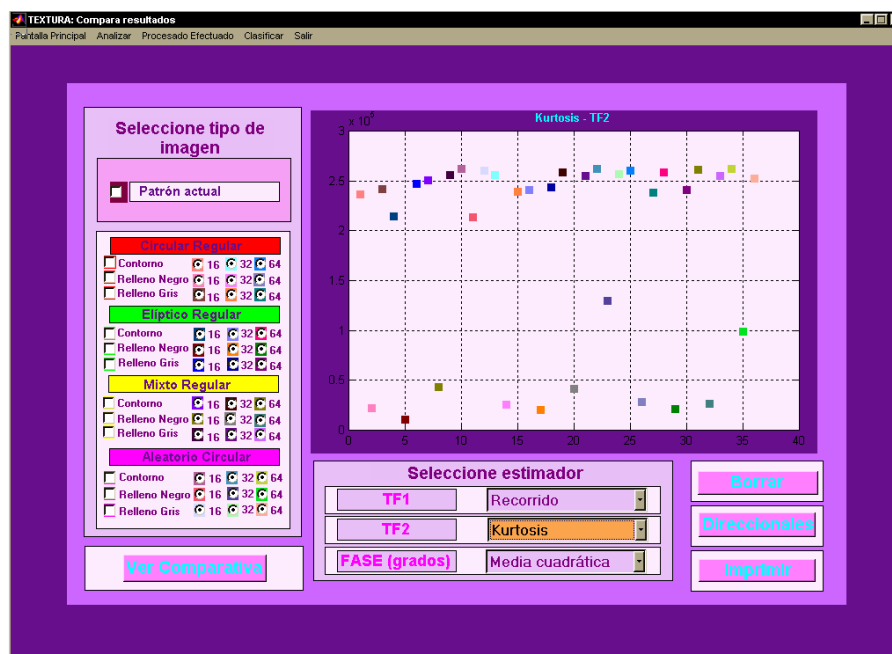


Figura 6.6 Valor de la curtosis para todos los patrones



- Para los **grises**

Tenemos multitud de estimadores para este caso. Algunos de ellos son:

- Recorrido y Valor direcciones máximas para TF1.
- Varianza, Desviación típica y Norma 2 para TF2.

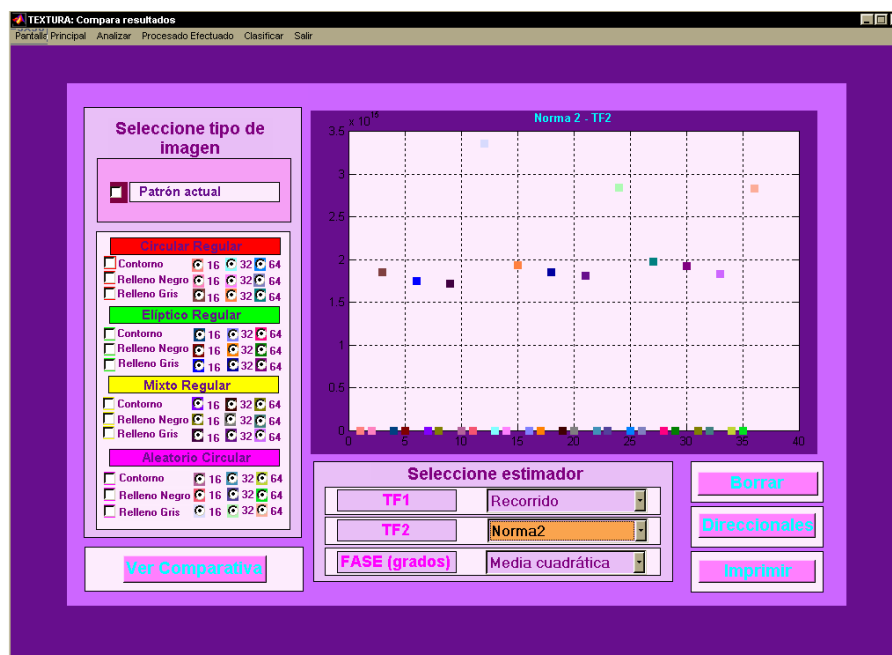


Figura 6.7 Valor de la norma 2 para todos los patrones

Gracias a estos estimadores podemos clasificar todos y cada uno de los patrones procesados, así como construir una herramienta de decisión válida para patrones con otras tonalidades de grises.



6.2.- Aplicación en diferenciación de imágenes con texturas visibles

Como paso previo a la aplicación de la herramienta diseñada en lesiones neurológicas cerebrales, veremos cómo funcionan los algoritmos para imágenes de ecografías, ya que estas imágenes poseen a priori texturas visibles. Pero las secciones de ecografías elegidas estarán inmersas en ruido, lo que dificulta enormemente su clasificación visual.

6.2.1.- Bases físicas de los ultrasonidos

Los ultrasonidos son sonidos (vibraciones mecánicas) que tienen una frecuencia por encima del nivel audible. Al igual que el sonido, los ultrasonidos viajan a través de un medio con una velocidad definida y en forma de una onda, pero a diferencia de las electromagnéticas, la onda del sonido es un disturbio mecánico del medio mediante el cual se transporta la energía del sonido. El diagnóstico por ultrasonidos *depende del medio físico* en el que el sonido se propaga y de cómo las onda ultrasónicas *interaccionan* con los materiales biológicos que atraviesan, especialmente con las estructuras de los tejidos blandos del cuerpo humano.

Las frecuencias en Mhz que se emplean en las aplicaciones diagnósticas se generan y detectan por el "efecto piezoeléctrico". Los materiales piezoeléctricos se llaman transductores porque son capaces de relacionar *energía eléctrica y mecánica*: en los cristales piezoeléctricos, las cargas eléctricas están colocadas de tal manera que reaccionan a la aplicación de un campo eléctrico para producir un campo mecánico, y viceversa. El efecto piezoeléctrico se produce si se aplica un campo eléctrico al transductor, el cual puede así *generar y detectar* ondas ultrasónicas.



El diagnóstico por ultrasonidos se basa en la detección de los ecos que provienen *del interior del organismo*. Debido a la atenuación progresiva del sonido, se produce una reducción progresiva de la amplitud de los ecos que se originan en las estructuras profundas, haciendo más difícil su detección. La atenuación del sonido durante su propagación se debe a desviación de la onda del sonido, y a la pérdida de energía o absorción.

Un pulso de ultrasonido se refleja cuando atraviesa la interfase entre dos medios que tienen diferencias en las impedancias características, y el tiempo que transcurre entre la transmisión del pulso y la recepción del eco dependen de la velocidad de propagación y de la trayectoria. La velocidad de propagación en los diferentes tejidos blandos es similar y se establece como una constante. Los ultrasonidos son generados en pulsos de unos pocos *microsegundos* de duración, con una cadencia de entre 500 y 1.000 pulsos/seg.

Las imágenes de ultrasonidos presentan texturas ligeramente visibles, precisamente por la forma en que se obtienen dichas imágenes.

6.2.2.- Resultados de los algoritmos de procesado

Para esta aplicación hemos tomado 17 zonas de distintas placas de ecografías, pertenecientes a diversos tejidos. Analizaremos entonces 17 imágenes utilizando la interfaz de usuario en su versión “análisis genérico”.

El objetivo que perseguimos con esta prueba es comprobar que los algoritmos diseñados son capaces de determinar texturas de tejidos idénticos y distinguirlas de otros distintos, en una ecografía con un alto nivel de interferencia o ruido.



Más concretamente tendremos 7 imágenes pertenecientes a distintas zonas de un vaso sanguíneo que visualmente son muy distintas (debido a interferencias externas o ruido). Queremos comprobar que los valores de los estimadores son esencialmente iguales para estas imágenes y ligeramente distintos para las demás.

Comprobaremos además que secciones muy oscuras, ininteligibles para el ojo humano, pueden clasificarse usando esta herramienta físico-matemática.

- **Recorrido intercuartílico (TF1 escalar)**

Se muestran los valores del estimador para las 7 secciones del vaso sanguíneo (Tipo 1). Observamos fácilmente que una de las muestras es un punto erróneo, ya que está claramente fuera del rango de las demás. Sin embargo las otras presentan valores muy parecidos pero distintos al del resto de tejidos.

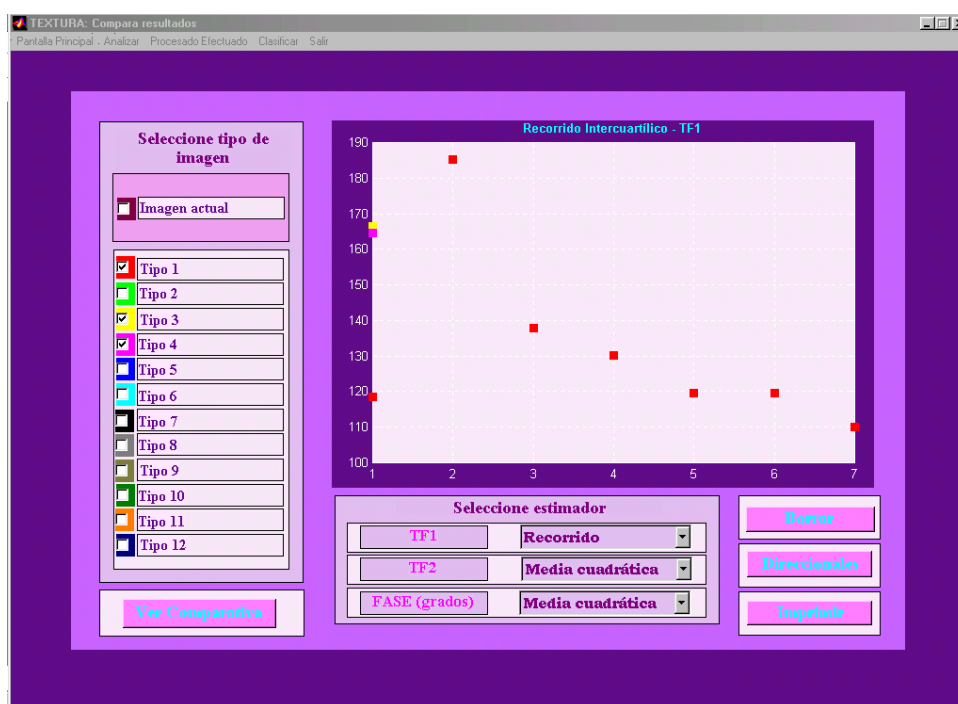


Figura 6.8 Valor del recorrido para las imágenes seleccionadas

De manera muy similar se comportan el resto de estimadores.



Vemos así que imágenes de ecografías pertenecientes al mismo tipo de tejidos, presentan características estadísticas semejantes aún en presencia de ruido.

Esto nos lleva a pensar que la herramienta diseñada puede ser perfectamente válida para encontrar texturas imperceptibles para el ojo humano e incluso para un médico especialista.



6.3.- Aplicación al diagnóstico de lesiones neurológicas

Con la ayuda de la herramienta de análisis diseñada y explicada en capítulos anteriores, se realizará la evaluación de imágenes procedentes de lesiones neurológicas cerebrales. La técnica de utilizada será la resonancia magnética, por ser la única capaz de ofrecer imágenes de las lesiones cerebrales que la esclerosis múltiple origina. Pero estas imágenes no constituyen una prueba concluyente en el diagnóstico de la esclerosis múltiple, ya que pueden ser confundidas con otras perteneciente a lesiones totalmente distintas con una apariencia similar [27], [30], [31], [36], [37], [38], [39], [40].

El objeto de nuestro estudio es básicamente distinguir las lesiones de esclerosis múltiple del resto de lesiones cerebrales cuya sintomatología es muy similar. Gracias a los algoritmos diseñados podremos diferenciar las distintas lesiones y no sólo las de esclerosis múltiple.

Veremos algunos conceptos básicos acerca de la esclerosis múltiple para ver la importancia de diagnóstico fiable.

6.3.1.- Conceptos fundamentales y origen de la esclerosis múltiple. Factores de riesgo.

El sistema nervioso está formado por billones de células conocidas como neuronas. Tales células están comunicadas unas con otras por medio de filamentos especializados o axones, a través de los cuales viajan señales eléctricas. Es decir, los axones tienen un funcionamiento parecido a los cables eléctricos. Como cualquier cable, el axón posee una envoltura aislante a su alrededor que le permite conducir la electricidad de manera eficiente. Dicha cubierta está formada por mielina, sustancia producida por otra célula llamada oligodendrocito.



La reunión de miles de axones con su respectiva capa de mielina forma los nervios, encargados de conectar las diferentes regiones del cerebro entre sí y con el resto del organismo.

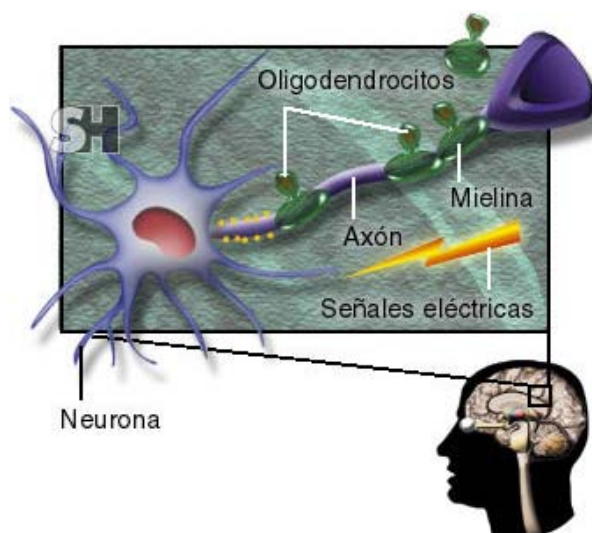


Figura 6.9 Funcionamiento de las neuronas

Cuando se lesiona la mielina no es posible conducir de manera adecuada las señales eléctricas a través de los axones y las neuronas no pueden comunicarse unas con otras. Esto ocasiona numerosas complicaciones que se manifiestan como parálisis, pérdida de la sensibilidad o de la visión, desequilibrio y alteraciones de los procesos mentales, entre muchas otras. Pues bien, en la esclerosis múltiple ocurre una destrucción de la capa de mielina y el sistema nervioso deja de funcionar adecuadamente. Ese fenómeno es llamado por los médicos “desmielinización”.

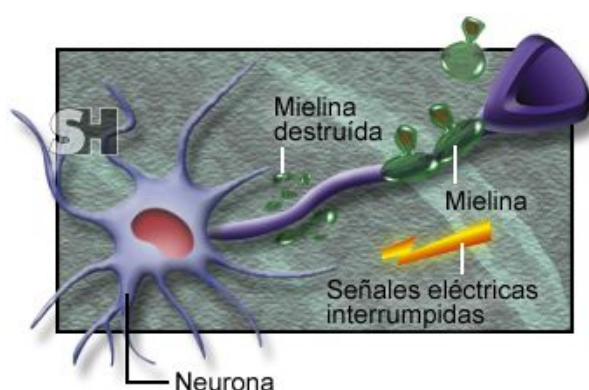


Figura 6.10 Desmielinización

Origen de la esclerosis múltiple

Las personas con esclerosis múltiple (EM) experimentan una intensa inflamación alrededor de la mielina, lo cual termina por destruirla. Dicha inflamación se presenta por un error del organismo: los leucocitos o células de defensa (que en condiciones normales eliminan elementos extraños como gérmenes, parásitos y células cancerígenas) perciben a la mielina como una sustancia extraña y despliegan un fuerte ataque contra ella. El resultado final son extensas áreas de desmielinización en regiones del cerebro, los nervios ópticos y la médula espinal.

Hasta el momento, no se conoce a ciencia cierta qué causa esta equivocación ni cómo la mielina llega a convertirse en blanco del sistema inmunológico. No obstante, es claro que debe existir una predisposición genética, pues los gemelos y familiares de personas con esclerosis múltiple tienen un riesgo alto de sufrir la enfermedad. También se sospecha de la presencia de un factor ambiental desconocido, pues esta dolencia es más frecuente en ciertas regiones del mundo, como en el norte de Europa, el sur de Australia y la región central de América del Norte.



Factores de riesgo

La esclerosis múltiple es una enfermedad que afecta principalmente a mujeres adultas menores de 40 años. La media está en torno a los 31 años. En el norte de Europa, Australia y América del Norte, una de cada 1000 personas la sufren. En países tropicales la frecuencia es mucho menor. De cada diez sujetos afectados, en ocho sigue un curso de exacerbaciones y remisiones con síntomas variables de acuerdo con los nervios afectados. Entre una y dos de cada diez personas experimentan un deterioro neurológico constante, constituyendo las formas progresivas de la enfermedad.

El patrón de recaídas y remisiones está caracterizado por ataques agudos de desmielinización, que duran horas o días, en los cuales los síntomas son máximos (exacerbación). En las semanas y meses siguientes, ocurre una mejoría parcial de las manifestaciones, pero rara vez es posible retornar al estado de salud inicial. En cada persona, la frecuencia de los ataques es diferente. Algunas sufren varias recaídas al año, mientras que en otros individuos pasan varios años entre una crisis y otra.

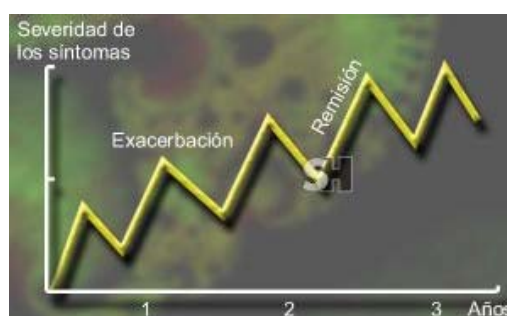


Figura 6.11 Curso de la enfermedad



6.3.2.- Curso de la enfermedad, síntomas y tipos.

La forma de presentación de la esclerosis múltiple es muy variable de una persona a otra. Algunas experimentan un curso severo con múltiples recaídas, gran cantidad de síntomas e incapacidad desde los primeros años de la enfermedad. Por el contrario, en otras tiene una evolución más benigna con pocas manifestaciones, de tal forma que es posible mantener una vida relativamente normal. A continuación serán mencionados los síntomas principales.

- **Neuritis óptica**

La inflamación del nervio óptico (que conecta la retina con el cerebro) es una de las complicaciones más frecuentes. Los médicos llaman a esta condición neuritis óptica. Las manifestaciones dependen de la severidad del daño y van desde visión borrosa hasta ceguera total.

- **Desequilibrio e incoordinación**

Un inconveniente asociado con frecuencia a la esclerosis múltiple es la falta de coordinación, acompañado por temblor y desequilibrio. Bajo tales circunstancias, la marcha se vuelve inestable y el sujeto necesita de ayudas para no caerse.

- **Debilidad y espasticidad**

Otro síntoma común es la dificultad para caminar o mover los brazos, producido por parálisis o disminución de la fuerza. Tales síntomas reflejan la desmielinización de nervios motores, a través de los cuales viajan las órdenes procedentes del cerebro hacia los músculos. Aunque los músculos no pueden moverse, tienden a permanecer rígidos y con



posturas forzadas, acompañado a veces por sacudidas dolorosas. A dicho problema se le conoce como *espasticidad* y es origen de gran incomodidad.

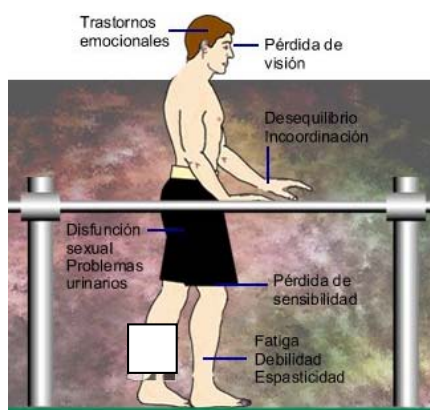


Figura 6.12 Síntomas

- **Otros síntomas**

Pérdida de sensibilidad, problemas de vejiga, sexualidad, fatiga y habla anormal.

Los resultados de la desmielinización son muy diversos y únicos en cada individuo. Algunos enfermos experimentan síntomas severos, mientras que otros los padecen leves. Estos pueden ser temporales, presentes sólo durante una exacerbación (brote) o pueden ser secuelas definitivas. Los síntomas, su impacto y su tiempo de duración son impredecibles. Hay varias modalidades en el curso de la enfermedad, que pasamos a describir.



1. Esclerosis Múltiple con brotes y remisiones

Se caracteriza por reagudizaciones de carácter imprevisibles, en los cuales los brotes aportan nuevos signos y síntomas, modifican o agravan los ya preexistentes. Dichas reagudizaciones pueden tener una duración variable (días o a veces meses), y puede ir seguida de una remisión, que puede ser parcial, o incluso una recuperación de la funcionalidad del SNC. A partir de dicho momento la enfermedad puede permanecer estable durante meses o años. Su frecuencia es de aproximadamente 25%.

2. Esclerosis Múltiple Benigna

Se la considera una subcategoría de la Esclerosis Múltiple con brotes y remisiones, luego de ocurrido uno o dos brotes con una restitución completa de la funcionalidad, esta forma de EM, no muestra empeoramiento con el tiempo y no se observa grado de incapacidad permanente alguno. Se la identifica cuando habiéndosela clasificado como EM con brotes y remisiones, transcurridos de 10 a 15 años, no se aprecian más que una incapacidad mínima. Su frecuencia oscila en el 20% del total.

3. Esclerosis Múltiple Progresiva Secundaria

Inicialmente comienza con la forma de brotes y remisiones, pero luego toma un curso de incapacidad progresiva, que generalmente termina superponiendo un brote sobre otro. Su frecuencia es de aproximadamente el 40%.



4. Esclerosis Progresiva Primaria

Demuestra la ausencia de brotes definidos, comienza lentamente y su curso es insidioso, dejando con el transcurso del tiempo un grado de invalidez creciente. A veces puede estabilizarse o por el contrario continuar su tendencia durante meses y años. Su incidencia es de un 15% aproximadamente.

6.3.3.- Diagnóstico. Problemas para emitir un diagnóstico fiable

La esclerosis múltiple temprana puede aparecer con síntomas vagos, que pueden desaparecer espontáneamente y atribuirse a diversos tipos de patologías. Por ello hay ocasiones en las que el especialista puede tardar cierto tiempo en emitir un diagnóstico con ciertas garantías.

El primer criterio para sospechar la enfermedad es la presencia de por lo menos dos ataques con deterioro neurológico, separados uno del otro por un intervalo mínimo de un mes. El segundo es el compromiso de dos o más regiones diferentes del sistema nervioso

La esclerosis múltiple es esencialmente un diagnóstico clínico, no hay pruebas específicas para esta enfermedad y no hay una sola prueba que sea totalmente concluyente. En consecuencia, para pronunciar un diagnóstico fiable se necesitan varios procedimientos y pruebas. Seguidamente se exponen algunas de estas exploraciones:



- **Historia Clínica:** se necesita conocer datos sobre la enfermedad en curso, así como elementos relacionados con alguna enfermedad intercurrente previa, en el que se incluye un examen clínico completo.
- **Examen Neurológico:** El neurólogo busca anomalías que le permitan obtener una localización del trastorno y a la vez eliminar otras causas patológicas que provoquen síntomas similares a la esclerosis.

- **Estudio de Líquido Cefalorraquídeo**

En algunos casos el análisis de líquido cefalorraquídeo (un líquido que rodea el cerebro y la médula espinal) puede brindar información valiosa. La presencia de anticuerpos en dicho líquido es un hallazgo propio de la esclerosis múltiple, pero que no se encuentra en personas sanas. Necesita hospitalización e incluso en algunos casos necesita de un breve periodo de recuperación.

- **Potenciales evocados auditivos y visuales**

Cuando hay desmielinización, es posible que la conducción de mensajes por los nervios se aminore. Los potenciales evocados miden el tiempo que le lleva al cerebro recibir e interpretar mensajes, por tanto, la velocidad de conducción de los nervios. Para ello, se colocan en la cabeza electrodos pequeños que monitorizan las ondas cerebrales en respuesta a estímulos visuales y auditivos. Normalmente, la reacción del cerebro es casi instantánea pero si hay desmielinización en el sistema nervioso central,



puede haber una demora. Esta prueba no es invasora ni dolorosa y no requiere hospitalización.

- **Resonancia magnética**

Con la resonancia magnética se obtienen imágenes del Cerebro y de la Médula Espinal, señalando las zonas donde existen lesiones desmielinizantes (cicatrices o placas). Si bien es la única prueba en la que se pueden ver las lesiones de la EM, no puede considerarse concluyente, en particular porque no todas las lesiones pueden ser captadas y porque muchas otras enfermedades pueden producir anomalías idénticas. La resonancia magnética indica claramente el tamaño, número y distribución de lesiones y, junto con la Historia Clínica y el Examen Neurológico, es un indicador muy importante para confirmar el diagnóstico de EM.

Importante es también su aplicación para ver la evolución de la enfermedad. En pacientes con edades comprendidas entre los 11 y los 59 años que han sufrido dos o más ataques, la detección de anormalidades características de la enfermedad en las imágenes de resonancia magnética, permite emitir un diagnóstico concluyente. Sin embargo en pacientes que presentan sólo síndromes clínicos, las imágenes de resonancia magnética no constituyen un diagnóstico seguro, ya que la anormalidades presentes pueden ser debidas a otras patologías.

En las imágenes potenciadas en T2 (ver epígrafe 2.2), las lesiones de esclerosis múltiple aparecen como áreas blancas brillantes. Las técnicas más específicas para detectar lesiones en cortes parasagitales, es la técnica potenciada en T2 a nivel de los ventrículos laterales.



Problemas para emitir un diagnóstico fiable

Existen otras patologías neurológicas cerebrales que pueden confundirse con la esclerosis múltiple. Actualmente es complicado emitir un diagnóstico diferencial entre las lesiones que definiremos a continuación y la esclerosis múltiple.

- **Leucoaraiosis**

La leucoaraiosis no es una entidad en sí misma. Es un conjunto de alteraciones de la sustancia blanca que se observa como hiperintensidades en las imágenes de resonancia. Aparecen como un tejido granulado de blanco sutil.

Se trata de lesiones hipodensas, difusas y mal delimitadas que se sitúan en la sustancia blanca y región periventricular. Las enfermedades que las producen pueden ser de diversa índole (inflamación, edema, desmielinización, gliosis, etc.). En general se asocia a la hipertensión arterial sistólica, el antecedente de ictus, las alteraciones de la marcha y las caídas inmotivadas. La edad es un factor de riesgo demostrado.

- **Infartos lacunares**

Son pequeños infartos, de no más de 5 mm de diámetro, que se detectan principalmente en los núcleos grises basales. En la mayoría de los casos se deben a obstrucciones de pequeñas arterias, producidas por la hipertensión arterial y aparecen en conjuntos de múltiples lesiones.



- **Tumores**

También pequeños tumores cerebrales pueden ser confundidos con las imágenes de lesiones de esclerosis múltiple. Por su pequeño tamaño y por la forma, estos tumores pueden inducir a un diagnóstico erróneo.

6.3.2.- Resultados del procesado efectuado

Pensando en dar solución al problema del diagnóstico por resonancia magnética de la esclerosis múltiple, aplicamos los algoritmos de análisis de texturas diseñados a un conjunto de lesiones neurológicas de diversa índole.

Características de las imágenes de RM procesadas

La digitalización de las imágenes se ha realizado de la siguiente forma:

Una vez colocada la placa en un negatoscopio, se empleó una cámara digital Nikon modelo COOLPIX500, con 5 Megapíxeles de resolución. Usamos un nivel para asegurarnos el paralelismo entre el plano del objetivo y el del negatoscopio

Se han procesado 14 imágenes de lesiones cerebrales, clasificadas por un neurólogo de la siguiente forma:

- 5 imágenes de esclerosis múltiple.
- 5 de leucoaraiosis.
- 2 de infartos.
- 2 de tumores.



El conjunto de estimadores aplicado es el reseñado como “estimadores de textura seleccionados”, compuesto por 22 estimadores escalares (contando las cinco primeras direcciones máximas como un único estimador al igual que los cinco primeros píxeles máximos) y 29 direccionales.

Tras procesar las 14 imágenes, calculando los estimadores tanto para la lesión completa como para el interior de la misma, se evalúan los resultados eligiendo un grupo más reducido y que nos permite clasificar perfectamente las distintas lesiones evaluadas.

Podemos concluir entonces analizando los valores de los 102 estimadores calculados, que sólo 17 serán realmente útiles para discernir entre lesiones cerebrales distintas pero visualmente idénticas.

Veremos primero el conjunto total de los estimadores seleccionados y después el árbol de decisión que se utiliza para clasificar las distintas lesiones.

- **Estimadores calculados sobre la imagen completa de la lesión**

1.- Escalares

- **Fase**

- Media cuadrática.
- Norma2.



2.- Direccionales

- **Módulo al cuadrado (TF2)**
 - Media cuadrática.
 - Mediana.
 - Rango.
 - Recorrido.
 - Coeficiente Absoluto de asimetría.
 - Dirección de la textura dominante.
 - Tamaño textura dominante.
- **Estimadores calculados sobre el interior de la lesión**

1.- Escalares

- **Módulo (TF1)**
 - Valor de las cinco primeras direcciones máximas.
- **Módulo al cuadrado (TF2)**
 - Media cuadrática.
 - Varianza.
 - Desviación típica.
 - Norma 2.
 - Valor de las cinco primeras direcciones máximas.



2.- Direccionales

- Fase

- Dirección textura dominante.
- Tamaño textura dominante.

Árbol de decisión

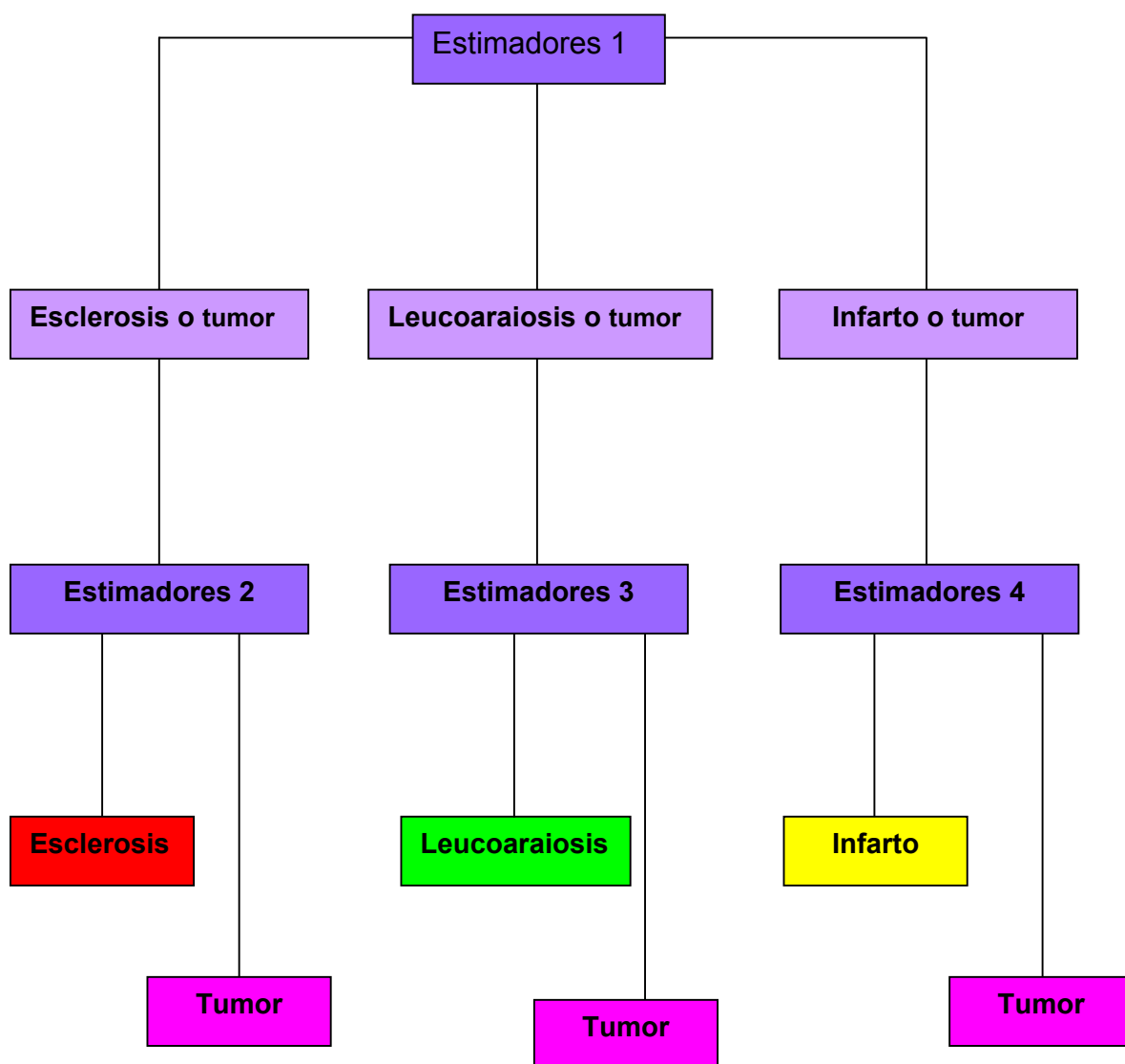


Figura 6.13 Árbol de decisión



Siguiendo los pasos expuestos en el árbol de decisión podemos clasificar con resultados muy satisfactorios las distintas lesiones cerebrales.

Los estimadores reseñados como *estimadores 1*, *estimadores 2*, *estimadores 3* y *estimadores 4*, son agrupaciones de los valores de los 17 estimadores seleccionados. Algunos de estos resultados se muestran a continuación con la ayuda de la interfaz de usuario creada al efecto.

Estimadores 1

- Valor de la primera dirección máxima para TF1 (escalar)

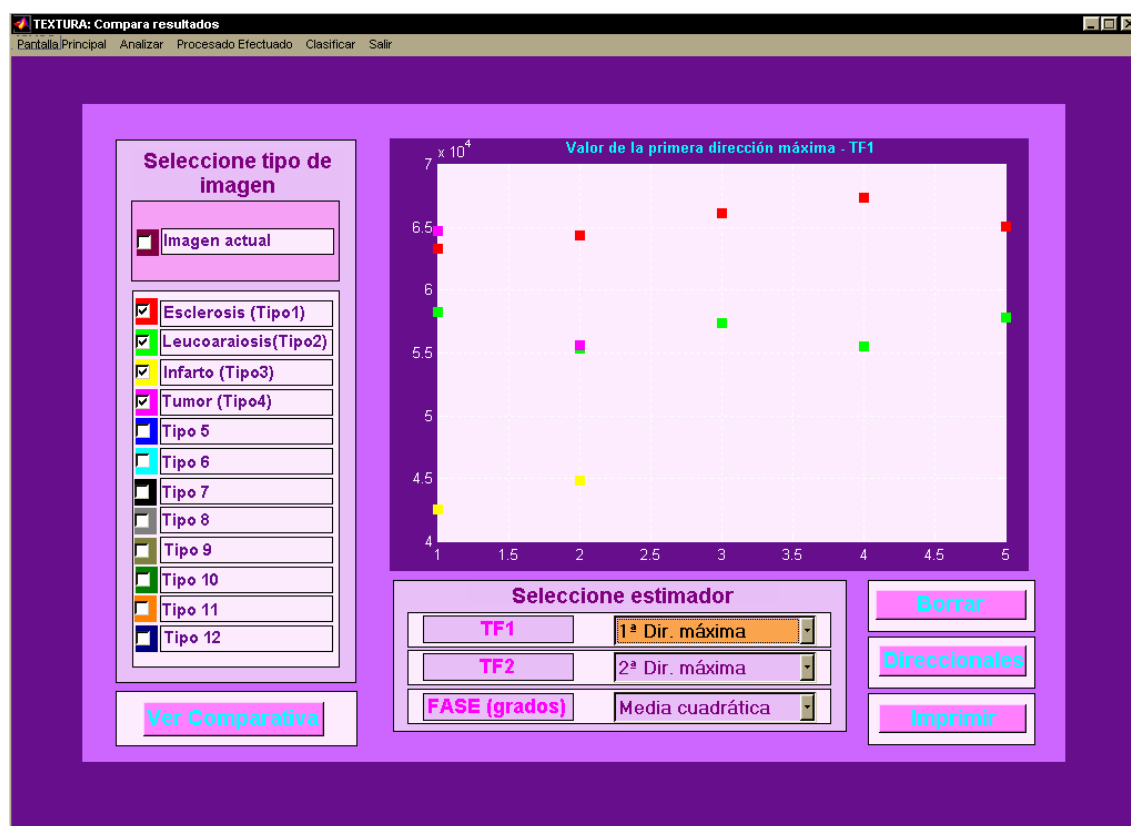


Figura 6.14 Valor de la primera dirección máxima



Se puede observar fácilmente la ambigüedad existente entre los tumores y el resto de lesiones (aunque con los infartos no ocurre, seguimos los mismos pasos para asegurar el diagnóstico).

Resultados similares se obtienen con los valores de las **cinco primeras direcciones máximas** , **Norma 2**, **Desviación típica**, **Varianza** y **Media cuadrática** para TF2.

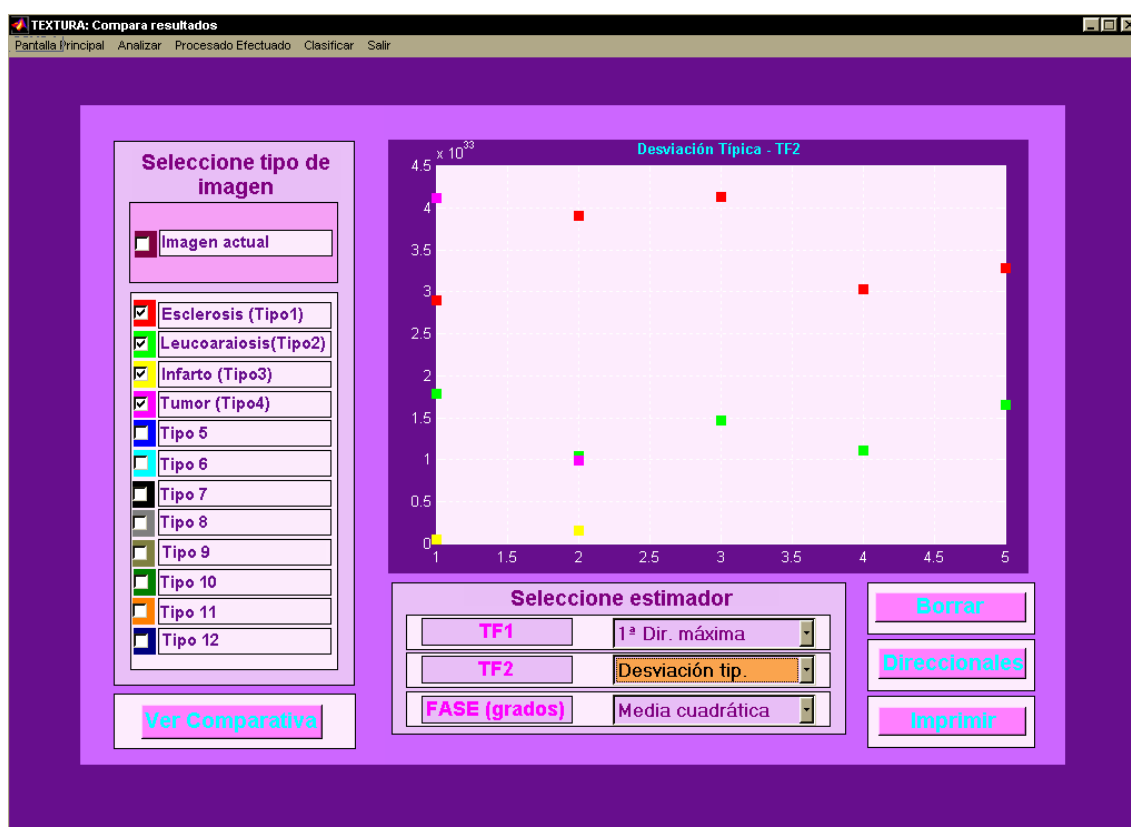


Figura 6.15 Valor de la desviación típica



Estimadores 2 (esclerosis y tumor)

- Coeficiente Absoluto de Asimetría (TF2 direccional)

Observando las gráficas, podemos ver que las lesiones de esclerosis tienen un máximo relativo en el ángulo 180° y picos más bajos en los de 80° y 280° . Sin embargo en los tumores ocurre la situación contraria: los picos más altos se encuentran en 80° y 280° , mientras que el de 180° es más bajo.

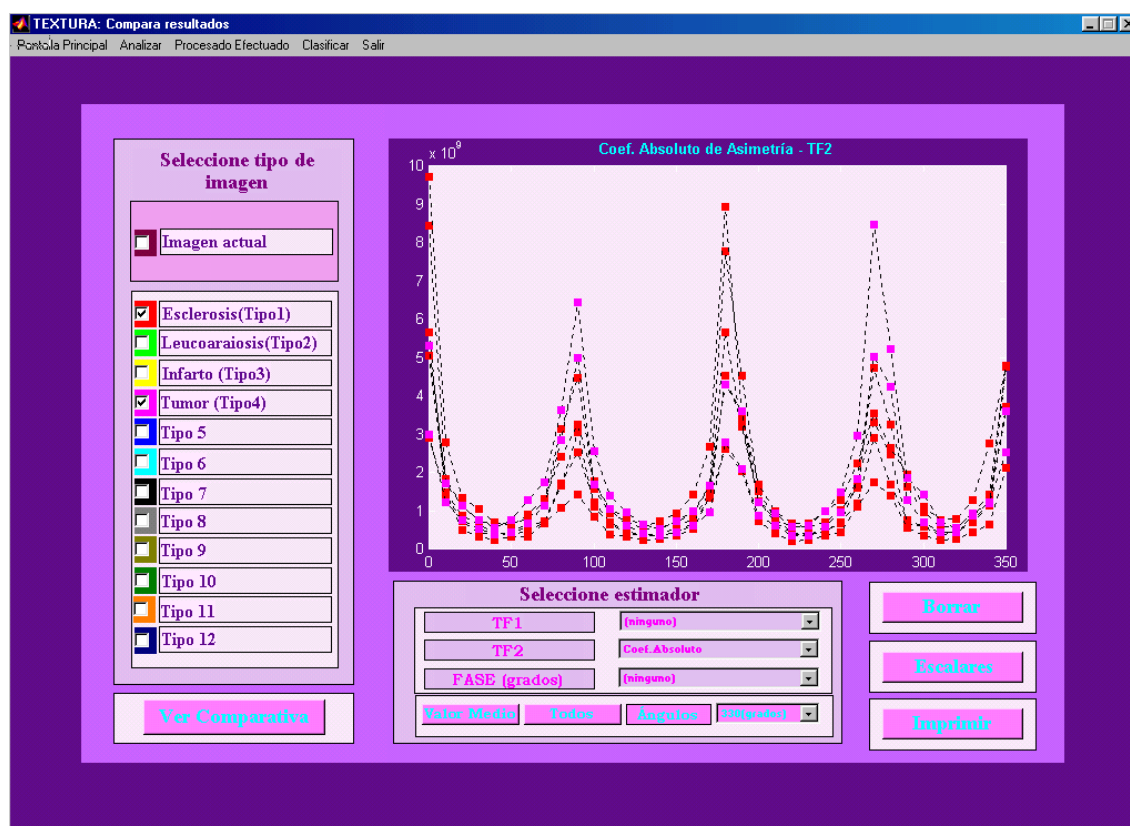


Figura 6.16 Coeficiente absoluto de asimetría

Utilizando la opción “valor medio” (se hace la media ponderada de los valores presentes en la base de datos para cada tipo), lo veremos de forma más clara.

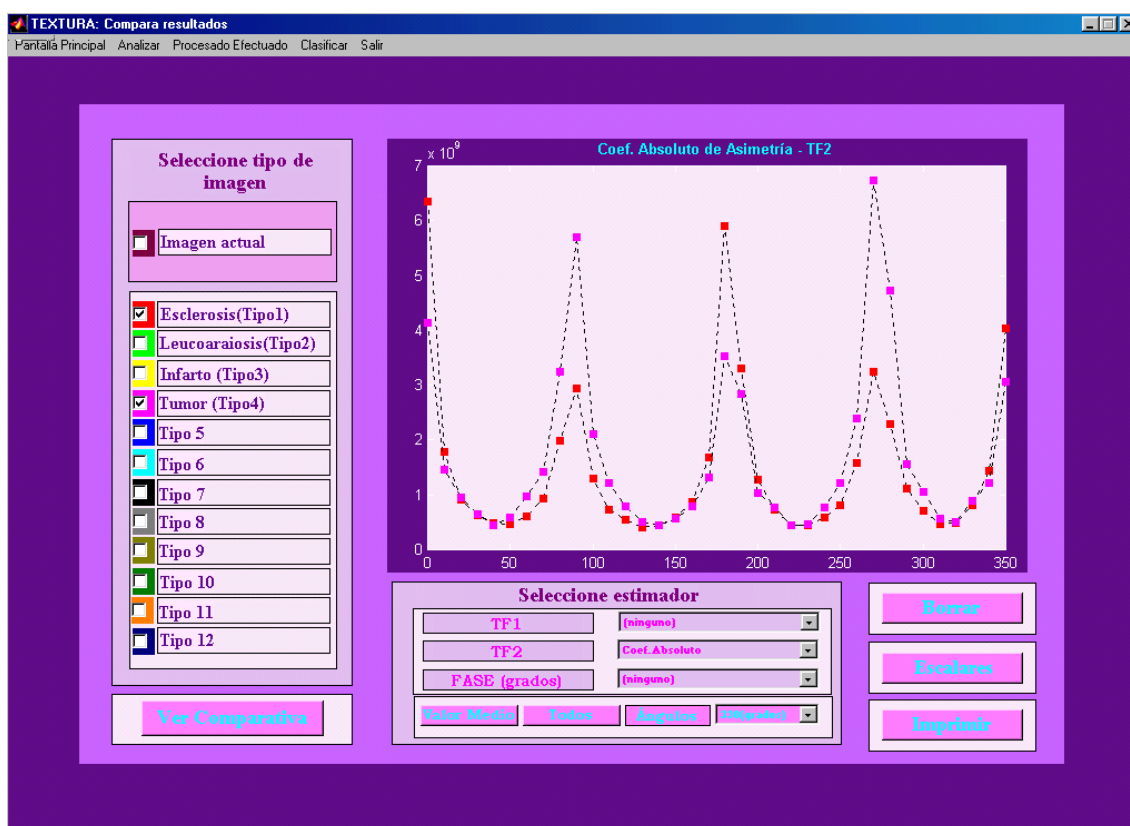


Figura 6.17 Coeficiente absoluto de asimetría

Resultados similares se obtienen con el **Recorrido intercuartílico** y la **Mediana**. El tamaño de la textura dominante también nos serviría, ya que los tumores tienen el valor máximo en cero y las lesiones de esclerosis no.



Estimadores 3 (leucoaraiosis y tumor)

- Norma 2 (Fase escalar)

También se observa la diferencia en la **Media cuadrática**, aunque con órdenes de magnitud menores. Veamos las gráficas

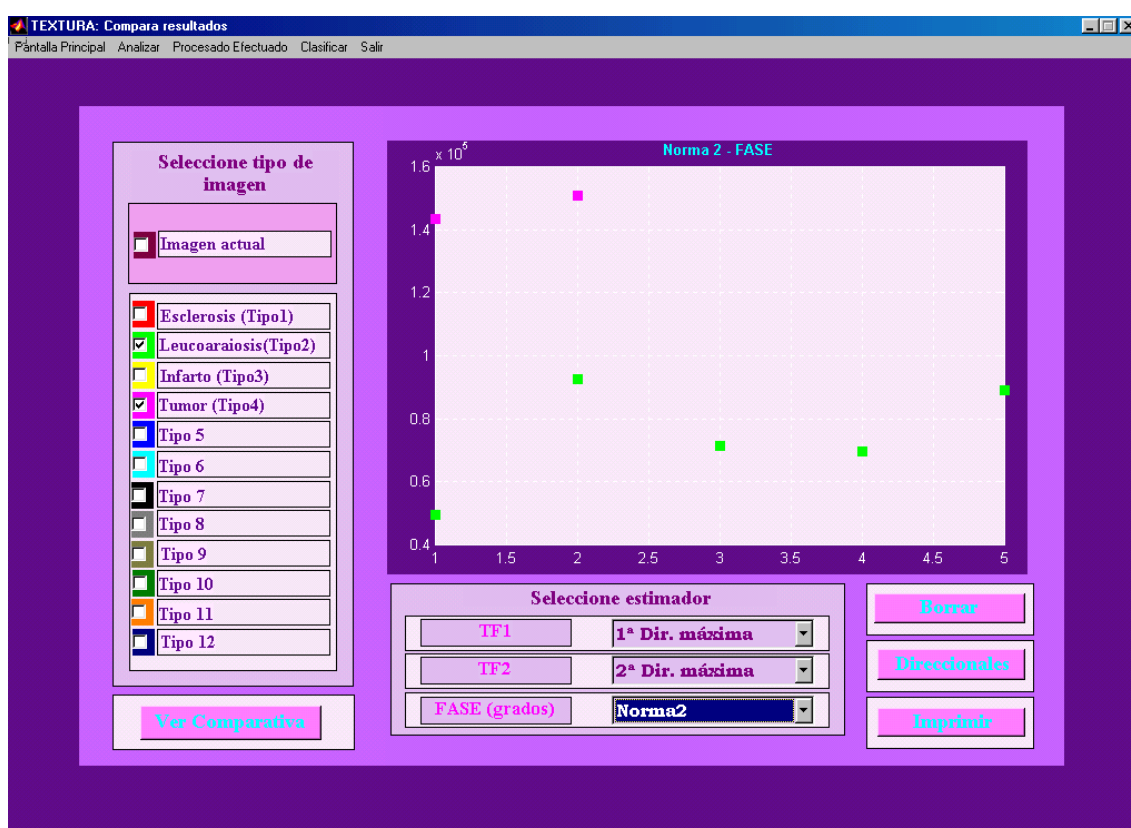


Figura 6.18 Norma2

- Dirección textura dominante (Fase direccional)

En las posiciones correspondientes a 100° y 260° , las lesiones de leucoaraiosis marcan valores negativos mientras que los tumores tienen valores positivos.

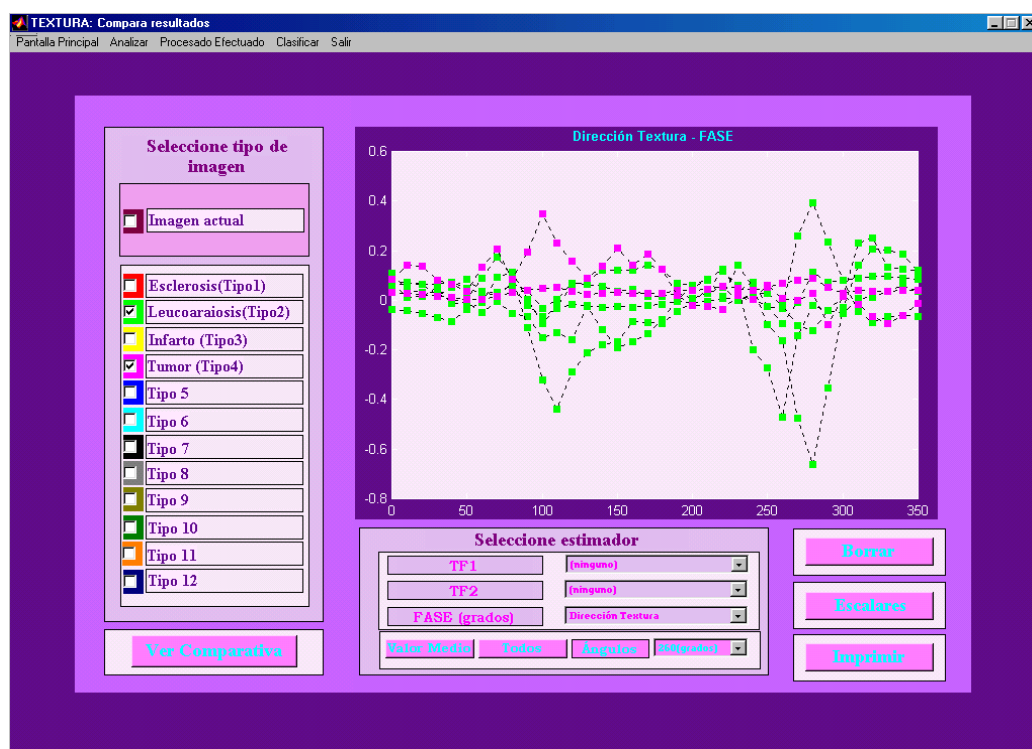


Figura 6.19 Dirección textura dominante

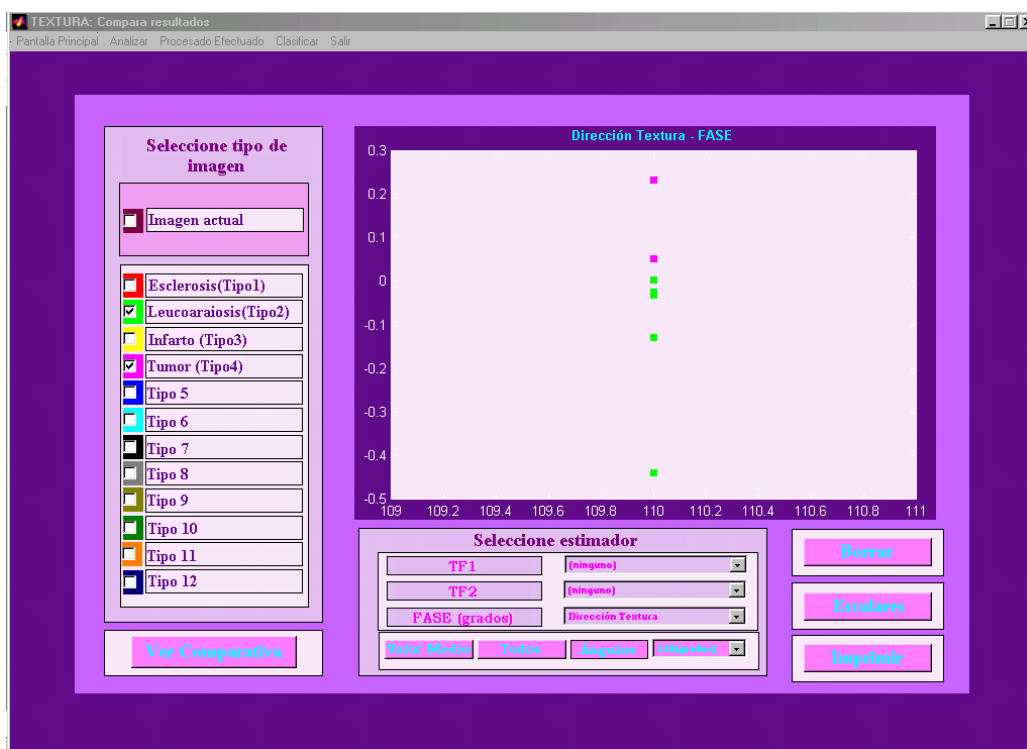


Figura 6.20 Ángulo de interés. Dirección textura dominante



En el **tamaño de la textura dominante**, ocurre lo mismo pero para el valor de rho igual a cinco.

Estimadores 4 (infarto y tumor)

Ya vimos que el conjunto de “estimadores 1” no inducían a error en la clasificación de infartos y tumores, pero para asegurarnos incluimos en el árbol de decisión algunos estimadores más.

- Tamaño textura dominante (TF2 direccional)

En los infartos el máximo no está en cero mientras que en los tumores sí.

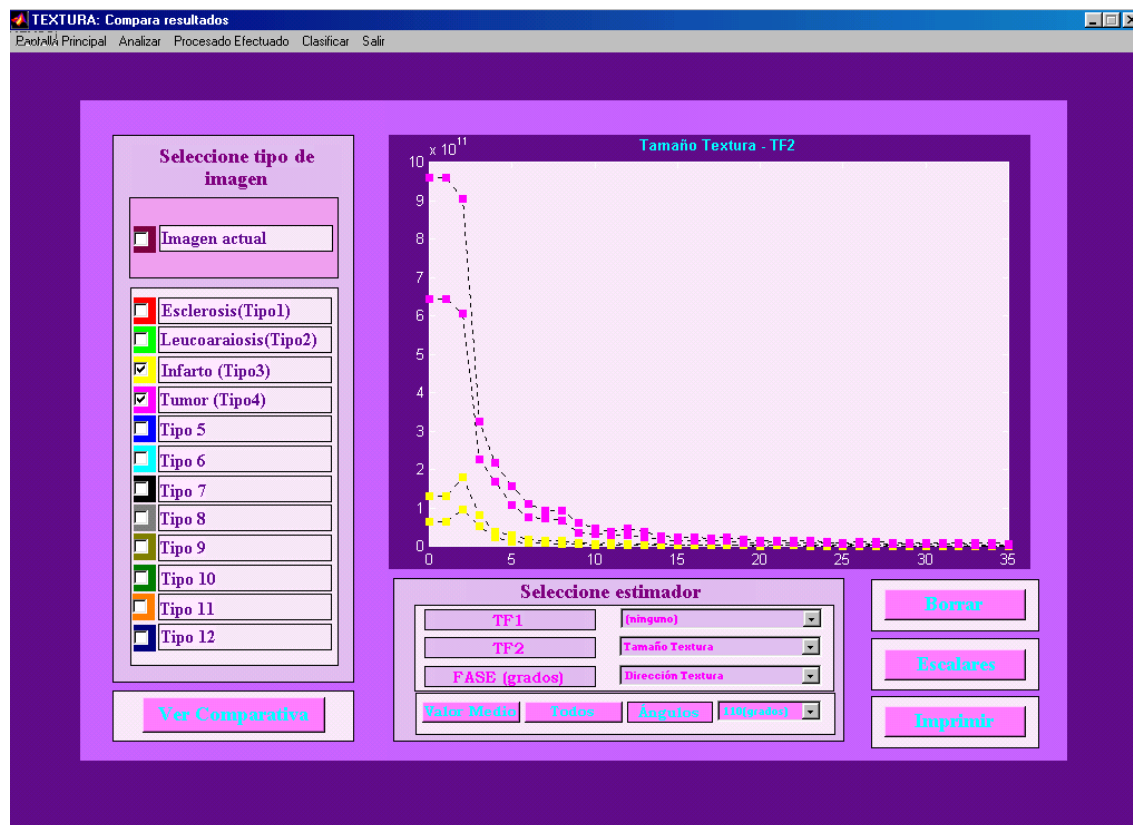


Figura 6.21 Tamaño textura



- Rango (TF2 direccional)

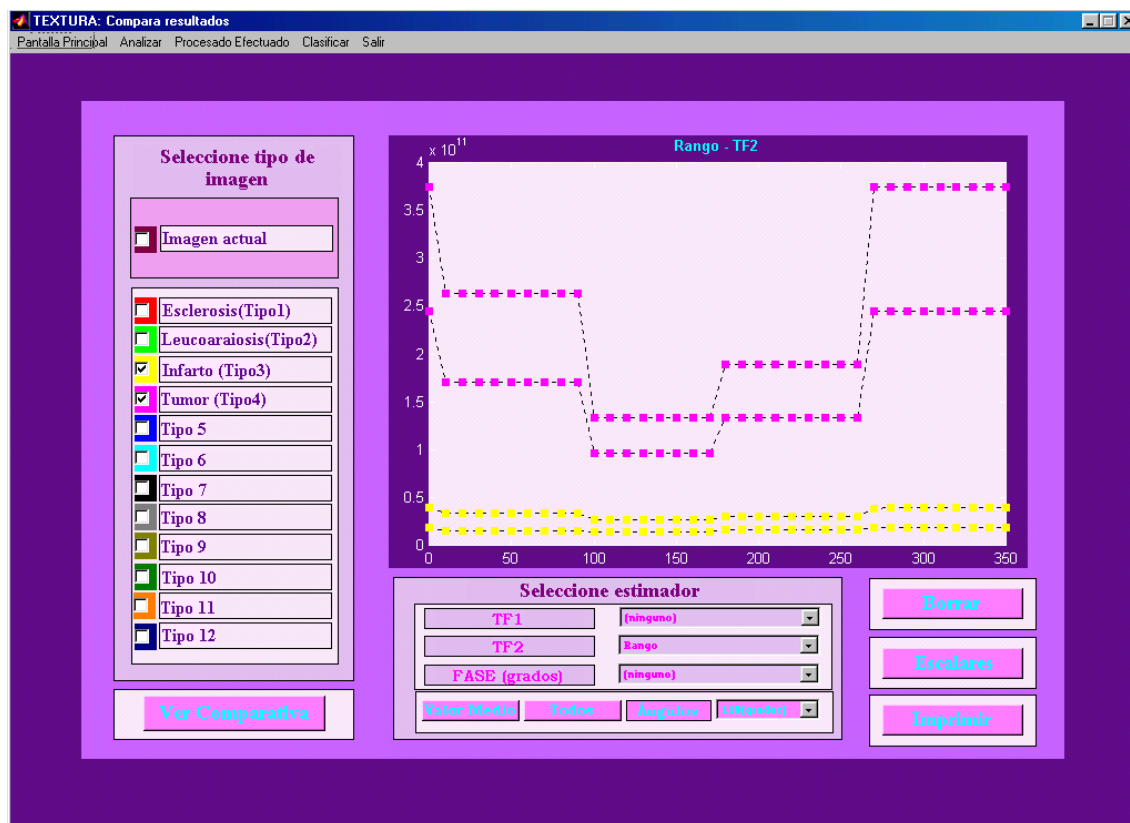


Figura 6.22 Rango

Características similares presentan la **Dirección de la textura dominante**, **Coeficiente absoluto de asimetría**, **Recorrido intercuartílico** y **Media cuadrática**, todos ellos calculados para TF2 direccional.

Mediante un algoritmo basado en los valores que toman los estimadores descritos, se emite el diagnóstico que permite clasificar un conjunto de lesiones cerebrales que visualmente presentaban características similares pero pertenecientes a patologías distintas



7.- CONCLUSIONES Y LÍNEAS DE DESARROLLO

7.1.- Conclusiones

El análisis presentado en este documento, permite obtener de forma cuantitativa una serie de características de las imágenes de resonancia magnética, que posibilitan la clasificación de lesiones distintas pero con similar apariencia visual.

Al ser una herramienta genérica de análisis de características, también facilita la extracción de características para otras imágenes con características distintas.

Los estimadores desarrollados para analizar las lesiones neurológicas cerebrales, han sido capaces de distinguir las imágenes de esclerosis múltiple de las de otras lesiones neurológicas. Además no sólo se ha conseguido distinguir las lesiones de esclerosis múltiple del resto de patologías, sino que se han podido clasificar el total de lesiones estudiadas.

Anteriormente se expuso la importancia de las imágenes de resonancia magnética en el estudio, diagnóstico y evolución de la esclerosis múltiple, por ser la única técnica capaz de ofrecer imágenes de las lesiones desmielinizantes. Es por ello especialmente importante poder obtener la máxima información posible de estas imágenes y donde la herramienta diseñada resulta de gran utilidad.



Aunque los resultados obtenidos con las imágenes disponibles fueron altamente satisfactorios, éstos deberán ser validados con el análisis de una muestra mayor.

Se muestran a continuación la relación de imágenes procesadas, estimadores calculados y gráficas visualizadas:

- **Patrones ideales de textura**

➤ N° patrones analizados:	36
➤ Estimadores escalares seleccionados:	22
➤ Estimadores direccionales seleccionados:	32
➤ Estimadores escalares evaluados:	$[(26 \times 12) \times 5] + [22 \times 24] = 2088$
➤ Estimadores direccionales evaluados:	$[(26 \times 12) \times 5] + [32 \times 24] = 2328$
➤ N° total de gráficas analizadas:	9507

- **Imágenes de ecografías**

➤ N° imágenes analizadas:	17
➤ Estimadores escalares seleccionados:	22
➤ Estimadores direccionales seleccionados:	32
➤ Estimadores escalares evaluados:	$[22 \times 17] = 374$
➤ Estimadores direccionales evaluados:	$[32 \times 17] = 544$
➤ N° total de gráficas analizadas:	694



- **Imágenes de resonancia magnética**

➤ N° imágenes analizadas:	14
➤ Estimadores escalares seleccionados:	22
➤ Estimadores direccionales seleccionados:	32
➤ Estimadores escalares evaluados:	$[22 \times 14] \times 2 = 616$
➤ Estimadores direccionales evaluados:	$[32 \times 14] \times 2 = 952$
➤ N° total de gráficas analizadas:	1508

TOTAL ESTIMADORES EVALUADOS: 6902

TOTAL GRÁFICAS ANALIZADAS: 11709

7.2.- Líneas de desarrollo

7.2.1.- Utilizar las imágenes digitales de resonancia magnética

Las imágenes utilizadas en este proyecto se han obtenido digitalizando unas placas impresas de resonancia con una cámara digital. Si en lugar de obtenerlas de este modo tuviésemos directamente las matrices que generan las imágenes antes de ser impresas, se reducirían errores en la digitalización (brillos, sombras...) y los resultados del procesado podrían ser mejores.

7.2.2.- Aplicar la herramienta diseñada a otros tipos de imágenes

Sería ampliamente interesante aplicar los algoritmos diseñados a otras imágenes cuya técnica de adquisición no sea la resonancia magnética o la



ecografía. En imágenes de tomografía computerizada y de mamografías podría ser útil evaluar los resultados de los estimadores propuestos en este análisis, con objeto de clasificar otros tipos de lesiones.

7.2.3.- Convertir a un programa ejecutable

Tanto los algoritmos diseñados como la interfaz gráfica de usuario sólo funcionan bajo el entorno Matlab. Sería interesante poder convertirlo a un programa ejecutable (Matlab contiene herramientas específicas para la compilación) y así se permitiría la encriptación de los códigos y la utilización en cualquier PC, sin necesidad de que tenga instalado el programa Matlab.



8.- BIBLIOGRAFÍA Y REFERENCIAS

- [1] Ballard D.H., Brown C.M.: *Computer vision*, Prentice-Hall, 1995, 63-165.
- [2] Bankman I.N., Spisz T. S. & Pavlopoulos S. (Ed.): "Handbook of Medical Imaging Processing and Analysis", Academic Press, 2000.
- [3] Bhattacharyya G.K., & Jonson R.A.: Statistical concepts and methods, John Wiley & Sons, 1977.
- [4] Bracewell R.N.: *Two dimensional imaging*, Prentice Hall, 1995, 267-338.
- [5] Bushberg J., Seibert J.A., Leidholdt E.M., Boone J.M. Te essential physics of medical imaging, Williams & Wilkins, 1994.
- [6] Calot G.: Curso de estadística descriptiva, Paraninfo, 1988.
- [7] Carlton R.R., Adler A.M.: Principels of radiographic imaging. An art and a science, Delmar Publisher, 1996.
- [8] Coquillat F.: Estadística descriptiva. Metodología y cálculo, Tebar Flores, 1991.
- [9] De la Escalera A.: *Visión por computador*, Prentice-Hall, 2001, 111-248.
- [10] Fowles, G.R.: *Introduction to modern optics*, Dover, 1989.
- [11] Giancoli D.C.: *Física. Principios con aplicaciones*, Prentice Hall, 1997.
- [12] González Jiménez J.: *Visión por computador*, Paraninfo, 2000, 93-392.



- [13] González R. C., Woods R.W.: *Digital image processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [14] Gonzalez Rico J., Delabat R., Muñoz Beltrán C.: *Tecnología radiológica*, Paraninfo, Madrid, 1996.
- [15] Hanselman D., Littelfield B.: *Mastering Matlab 5. A comprehensive tutorial and reference*, Prentice-Hall, 1998.
- [16] Hashemi R.H., Bradley W.G.: *MRI. The basics*, Williams & Wilkins, 1997.
- [17] Hecht E.: *Óptica. Serie Schaum. Teoría y problemas resueltos*, Schaum-Mc Graw-Hill, 1987.
- [18] Hecht E., Zajac A.: *Óptica*, Addison Wesley, 1988.
- [19] Kastler B., Vetter D., Gangi A., Principios de RM. Manual de autoaprendizaje, Masson 1997.
- [20] Maravall Gómez-Allende D.: *Reconocimiento de formas y visión artificial*, Rama, 1993, 257-327.
- [21] Moriarty D.M., Belinda S.Y., Regal J., He J., Clyde E., Markowitz C.E., Robert I., Grossman R.I., & Oded G.: *Espectroscopía por resonancia magnética de N- acetilaspartato cerebral total: un marcador potencial para la toma de decisiones en la EM recurrente-remitente*, Cuadernos de esclerosis múltiple, 2001, 10: 22-30.
- [22] Plaza J.F., Álvarez Cermeño J.C.: *Daño axonal en la esclerosis múltiple*, Cuadernos de esclerosis múltiple, 2001, 10: 31-37.
- [23] Watt A., Policarpo F.: *The computer images*, Addison-Wesley, 1998, 217-261.



- [24] Webster J.G.: *Medical instrumentation. Application and design*, John Wiley & Sons , 1998.

- [25] Gómez González, E.: *Combined digital holography and histogram filtering applied to computer-aided diagnosis*, in Middleton, J., Pande, G.N., Jones, M.L. (Eds.): "Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering 3", Gordon & Breach, 2001, 459-464.

- [26] Gómez González, E.: *Computer-aided diagnosis by Virtual Holographic Recognition*, in Brunch, H-P., Köckerling, F.Bouchard, R., Schug-Pass, C. (Eds.): "New aspects of High Technology in Medicine", Monduzzi Ed., 2000 331-335.

- [27] Gómez González, E.: *Computational evaluation of holographic features in radiological images by application of an expert system* in Middleton, J., Shrive, N.G., Jones, M.L. (Eds.): "Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering 4", 2001 (in press).

- [28] Gómez González, E.: *Digital holographic recognition and feature analysis applied to early detection of multiple sclerosis in magnetic resonance images* in Middleton, J., Shrive, N.G., Jones, M.L. (Eds.): "Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering 4", 2001 (in press).

- [29] Gómez González, E. *Virtual Holographic Recognition and its Applications in Medicine and Other Fields*, Proceedings of the International Holography Conference, SPIE, 2000 (in press).



- [30] Gómez González, E. *Computer-aided diagnosis by holographic medical image recognition* in Merran S., Osorio, A. (Eds.) "Actes de la 2ème. Journée Informatique et Imagèrie Medicale: "Present et Avenir" (conferencia invitada), Nancy, CNRS Délégation Nord-Est, 2000 (in press).
- [31] Gómez González, E., Cano Rodríguez, A., Fernández Muñoz, J.M.: *Application of an expert system to holographic analysis of mammograms*, accepted *infoRAD* section and invited presentation, 87th Scientific Assembly and Annual Meeting of the Radiological Society of North America (RSNA 2001), Chicago, USA, 2001.
- [32] Gómez González, E., Cano Rodríguez, A., Risquete García, R., Gimeno Domènech, F., de la Puerta Quesada, A., González Álvarez, J.: *Characterization of Malignant Lesions in Radiological Images by Computer-performed Holographic Analysis*, *infoRAD* section and invited presentation, 86th Scientific Assembly and Annual Meeting of the Radiological Society of North America (RSNA 2000), Radiology, 2000 217(P), 691.
- [33] Gómez-González, E., Cano-Rodríguez, A., De la Puerta-Quesada, A. & Risquete García, R.: *Computer-aided diagnosis by holographic medical imagen recognition*, *infoRAD* section and invited presentation, 85th Scientific Assembly and Annual Meeting of the Radiological Society of North America (RSNA 1999), Radiology, 1999, 213(P), 577.
- [34] Gómez González, E., Aguilera Navarro, J.M., Vera Valencia, M., Jiménez Hernández, M.D., Torrecillas Narváez, M.D., Fernández Muñoz, J.M. & Cano Rodríguez, A.: *Aplicación del reconocimiento holográfico digital a esclerosis múltiple*, LII Reunión de la Sociedad Española de Neurología, Neurología 16 (10) 2001, 158.



- [35] Aguilera Navarro, J.M., Gómez González, E., Vera Valencia, M., Jiménez Hernández, M.D., Torrecillas Narváez, M.D., Fernández Muñoz, J.M. & Cano Rodríguez, A.: *Análisis de imágenes de RM por reconocimiento holográfico digital*, LII Reunión de la Sociedad Española de Neurología, Neurología 16 (10) 2001, 159.

- [36] Gómez González, E.: *Aplicaciones del reconocimiento holográfico digital*, in Franco, V., Conde, A., Márquez R. (Eds.): "Resúmenes de las Comunicaciones de la XXVIII Reunión Bienal de la Real Sociedad Española de Física", Universidad de Sevilla, 2001.

- [37] Gómez González, E, Gimeno Domènech, F.A., de la Puerta Quesada, A., Suárez Carrasco, S. & González Aranda, J.M.: *Fundamentos físicos del reconocimiento holográfico virtual aplicado en radiología*, XXV Congreso Nacional de la Sociedad Española de Radiología Médica, Madrid, Spain, 2000.

- [38] Gómez González, E.: *Holografía generada por ordenador y filtrado de histogramas aplicados al reconocimiento de objetos en imágenes digitalizadas*, in Abascal, R., Domínguez, J. & Bugueda, G. (Eds.): IV Congreso de Métodos Numéricos en Ingeniería, SEMNI, Sevilla, Spain, 1999.

- [39] Gómez González, E.: *Método de análisis de coincidencias de imágenes médicas y/o de microscopía*, PCT Patents PCT/ES/99/00385 & others pending. Vicerrectorado de Investigación, Universidad de Sevilla, 1999

- [40] Gómez González, E.: *Método de análisis de coincidencias de imágenes médicas y/o de microscopía mediante combinación de filtrado de histogramas e identificación holográfica*, Spanish Patents P9802509 & others pending. Vicerrectorado de Investigación, Universidad de Sevilla, 1998.



Referencias en internet

- [41] Antequera T., Caro A., Cernadas E., Durán M. L. Clasificación de distintos tipos de jamón ibérico utilizando análisis de texturas. Revista electrónica de Visión por Computador, nº 5 Julio 2001.

<http://revc.uab.es/revista/05/0501-art.pdf>

- [42] Bolinger, Lizann: *Magnetic resonance imaging*.

<http://www.uiowa.edu/~c051186/MRClassN.pdf>

- [43] Centro de Biofísica Médica Santiago de Cuba, Noda Guerra M.E., Cabal Mirabal C., González Dalmau E., y Paz Viera J.E. : *Resonancia magnética de imágenes cubana: tres años de servicio en el sistema nacional de salud*.

http://bvs.sld.cu/revistas/spu/vol25_2_99/spu03299.html

- [44] Clarke L.P., Croft B.Y. & Staab E. : *New NCI Initiatives in Computer Aided Dagnosis*.

<http://www.nci.nih.gov/bip/spiepr.htm>

- [45] De la Cruz J.M., Pajares G. Clasificación de texturas naturales mediante k-Means.

<http://www.revc.uab.es/revista/06/0603-abs.htm>



- [46] Departamento de Inmunología y Oncología. Laboratorio de microfotónica. Centro Nacional de Biotecnología Universidad Autónoma de Madrid : *Proceso de imagen en biología y medicina.*

http://country.cnb.uam.es/Photonic_sp/review/proceso.html

- [47] El ultrasonido en el diagnóstico de la patología venosa

<http://www.flebovision.com.ar/us.html>

- [48] Eresa. Equipos e instalaciones

<http://www.eresacom.com/index.html>

- [49] Hornak. JP *The Basics of MRI*

[http:// www.cis.rit.edu/htbooks/mri.html](http://www.cis.rit.edu/htbooks/mri.html)

- [50] Multiple Sclerosis Foundation

<http://www.msfacts.org/.html>

- [51] Nuevas aplicaciones en Resonancia Magnética en Madera para aplicaciones en la Industria Forestal.

<http://www.mri.cl/investigacion/esp/jalbornol/.htm>



- [52] Procesamiento Digital de Imágenes SAR

<http://www.aeroespacio.com.ar/site/anteriores/529-537/531/sar.html>

- [53] Programa de acción: Cáncer de próstata

http://www.ssa.gob.mx/docprog/estrategia_3/cancer_prostata.pdf

- [54] Real-Time Face Recognition Using Feature Combination. Proceedings of the Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG'98)
14-16 April 1998, Nara, Japan.

<http://www-rocq.inria.fr/imedia/Articles/nastar-fg98.pdf>

- [55] Revista Mexicana de Ingeniería Biométrica. Vol XIX • No.3 • ISSN 0188-9532 • noviembre 1998

http://itzamna.uam.mx/rmib/Vol_XIX_No_3.pdf

- [56] Sección de Neuroinmunología y Enfermedades Desmielinizantes, Instituto de Investigaciones Neurológicas "Dr Raúl Carrea", Correale J.: *Diagnóstico y Tratamiento de la Esclerosis Múltiple*

<http://www.healthing.com/esclerosis/esclerosis4.html>



- [57] Sistema de Identificación de Personas Mediante el Análisis Biométrico del Iris

<http://digital.ni.com/worldwide/latam.nsf/b63ef100ab4b5df486256425006883b7/c9d72e537885c89686256be400703830?OpenDocument>

- [58] Texture Deconvolution. A A Clark, B T Thomas, N W Campbell, P Greenway, "Texture Deconvolution for the Fourier-based Analysis of Non-Rectangular Regions", *British Machine Vision Conference*, Vol. 1, pages 193-202, 1999

www.cs.bris.ac.uk/~clark/TextureDeconvolution/

- [59] Universidad del País Vasco. Doctorado en Tecnologías de la Información. Visión artificial dinámica

<http://matematicas.metropoli2000.com/cursos/maple/maplevr3.html>

- [60] Universidad Politécnica de Valencia. Análisis de imágenes 2D aplicada al diagnóstico de melanomas.

<http://www.plutarco.disca.upv.es/~jcperez/doctorado/SV2D3DPI.htm>

- [61] Virtual Journal of Orthodontics.

<http://www.vjo.it.html>



ANEXO I : Resumen de la posición de los estimadores en el archivo generado.

- Posición de los estimadores iniciales (sin la moda)

Letra asignada por Excel	Nº del estimador escalar	Estimador escalar	Nº del estimador direccional	Estimador direccional
A	estimador 1	Media aritmética	estimador 1	Media aritmética
B	estimador 2	Media geométrica	estimador 2	Media geométrica
C	estimador 3	Media armónica	estimador 3	Media armónica
D	estimador 4	Media cuadrática	estimador 4	Media cuadrática
E	estimador 5	Mediana	estimador 5	Mediana
F	estimador 6	Cuartil 0.25	estimador 6	Cuartil 0.25
G		Cuartil 0.5		Cuartil 0.5
H		Cuartil 0.75		Cuartil 0.75
I	-	Orden decil	-	Orden decil
J	estimador 7	Decil	estimador 7	Decil
K	-	Orden percentil	-	Orden percentil
L	estimador 8	Percentil	estimador 8	Percentil
M	estimador 9	Rango	estimador 9	Rango
N	estimador 10	Desviación media	estimador 10	Desviación media
O	estimador 11	Varianza	estimador 11	Varianza



P	estimador 12	Desviación típica	estimador 12	Desviación típica
Q	estimador 13	Coef. variación Pearson	estimador 13	Coef. variación Pearson
R	estimador 14	Recorrido	estimador 14	Recorrido
S	estimador 15	Coef. Fisher	estimador 15	Coef. Fisher
T	estimador 16	Coef. Bowley	estimador 16	Coef. Bowley
U	estimador 17	Coef. Absoluto	estimador 17	Coef. Absoluto
V	estimador 18	Curtosis	estimador 18	Curtosis
W	estimador 19	Máximo	estimador 19	Máximo
X	estimador 20	Mínimo	estimador 20	Mínimo
Y	estimador 21	Norma 2	estimador 21	Norma 2
Z	estimador 22	Norma infinito	estimador 22	Norma infinito
AA	estimador 23	Norma frobenius	estimador 23	Norma frobenius
AB	estimador 24	Fila centro de masas	-	0
AC		Columna centro de masas	-	0
AD	-	Tipo patrón	-	Tipo patrón
AE	-	Diámetro		Diámetro
AF	-	Tamaño píxel	-	Tamaño píxel
AG	-	-1	-	Dirección
AH	-	-1	estimador 24	Dirección textura dominante
AI	-	-1	estimador 25	Dirección relativa textura



AJ	-	-1	-	Valor de rho
AK	-	-1	estimador 26	Tamaño textura dominante
AL	estimador 25	Valor 1ª dirección máxima	-	0
AM		Valor 2ª dirección máxima	-	0
AN		Valor 3ª dirección máxima	-	0
AO		Valor 4ª dirección máxima	-	0
AP		Valor 5ª dirección máxima	-	0
AQ		Ángulo 1ª dirección máxima	-	0
AR		Ángulo 2ª dirección máxima	-	0
AS		Ángulo 3ª dirección máxima	-	0
AT		Ángulo 4ª dirección máxima	-	0
AU		Ángulo 5ª dirección máxima	-	0
AV	estimador 26	Fila 1er píxel máximo	-	0



AW		Fila 2º_píxel máximo	-	0
AX		Fila 3er_píxel máximo	-	0
AY		Fila 4º_píxel máximo	-	0
AZ		Fila 5º_píxel máximo	-	0
BA		Columna 1er píxel máximo	-	0
BB		Columna 2º píxel máximo	-	0
BC		Columna 3er píxel máximo	-	0
BD		Columna 4º píxel máximo	-	0
BE		Columna 5º píxel máximo	-	0
BF		Valor 1er_píxel máximo	-	0
BG		Valor 2º_píxel máximo	-	0
BH		Valor 3er_píxel máximo	-	0
BI		Valor 4º_píxel máximo	-	0
BJ		Valor 5º_píxel máximo	-	0



• **Posición estimadores seleccionados para TF1:**

<i>Letra asignada por Excel</i>	<i>Nº del estimador escalar</i>	<i>Estimador escalar</i>	<i>Nº del estimador direccional</i>	<i>Estimador direccional</i>
A	Lesión neurológica	Tipo clasificación	Lesión neurológica	Tipo clasificación
	Patrón ideal	/ Tipo patrón /	Patrón ideal	/ Tipo patrón /
	Imagen genérica	Tipo clasificación	Imagen genérica	Tipo clasificación
B	Lesión neurológica	Nº de historia	Lesión neurológica	Nº de historia
	Patrón ideal	/Tamaño objeto /	Patrón ideal	/Tamaño objeto /
	Imagen genérica	Código imagen	Imagen genérica	Código imagen
C	Lesión neurológica	Nombre lesión	Lesión neurológica	Nombre lesión
	Patrón ideal	/Resolución/	Patrón ideal	/Resolución/
	Imagen genérica	Nombre imagen	Imagen genérica	Nombre imagen
D	estimador 1	Recorrido	estimador 1	Media cuadrática
E	estimador 2	Valor 1ª dirección máxima	estimador 2	Rango
F		Valor 2ª dirección máxima	estimador 3	Varianza
G		Valor 3ª dirección máxima	estimador 4	Desviación típica
H		Valor 4ª dirección máxima	estimador 5	Coef. variación Pearson
I		Valor 5ª dirección máxima	estimador 6	Recorrido
J		Ángulo 1ª dirección máxima	estimador 7	Coef. Absoluto



K		Ángulo 2 ^a dirección máxima	-	Dirección
L		Ángulo 3 ^a dirección máxima	estimador 8	Dirección textura dominante
M		Ángulo 4 ^a dirección máxima	estimador 9	Dirección relativa textura
N		Ángulo 5 ^a dirección máxima	-	Valor de rho
O	estimador 3	Fila 1 ^{er} píxel máximo	estimador 10	Tamaño textura dominante
P		Fila 2 ^o píxel máximo		
Q		Fila 3 ^{er} píxel máximo		
R		Fila 4 ^o píxel máximo		
S		Fila 5 ^o píxel máximo		
T		Columna 1 ^{er} píxel máximo		
U		Columna 2 ^o píxel máximo		
V		Columna 3 ^{er} píxel máximo		
W		Columna 4 ^o píxel máximo		
X		Columna 5 ^o píxel máximo		
Y		Valor 1 ^{er} píxel máximo		
Z		Valor 2 ^o píxel máximo		



AA		Valor 3er_píxel máximo
AB		Valor 4º_píxel máximo
AC		Valor 5º_píxel máximo



• **Posición estimadores seleccionados para TF2:**

Letra asignada por Excel	Nº del estimador escalar	Estimador escalar	Nº del estimador direccional	Estimador direccional
A	Lesión neurológica	Tipo clasificación / Tipo patrón / Tipo clasificación	Lesión neurológica	Tipo clasificación / Tipo patrón / Tipo clasificación
	Patrón ideal		Patrón ideal	
	Imagen genérica		Imagen genérica	
B	Lesión neurológica	Nº de historia /Tamaño objeto / Código imagen	Lesión neurológica	Nº de historia /Tamaño objeto / Código imagen
	Patrón ideal		Patrón ideal	
	Imagen genérica		Imagen genérica	
C	Lesión neurológica	Nombre lesión /Resolución/ Nombre imagen	Lesión neurológica	Nombre lesión /Resolución/ Nombre imagen
	Patrón ideal		Patrón ideal	
	Imagen genérica		Imagen genérica	
D	estimador 1	Media cuadrática	estimador 1	Media cuadrática
E	estimador 2	Varianza	estimador 2	Mediana
F	estimador 3	Desviación típica	estimador 3	Rango
G	estimador 4	Coef. Fisher	estimador 4	Varianza
H	estimador 5	Curtosis	estimador 5	Desviación típica
I	estimador 6	Norma 2	estimador 6	Coef. variación Pearson
J		Valor 1ª dirección máxima	estimador 7	Recorrido
K	estimador 7	Valor 2ª dirección máxima	estimador 8	Coef. Absoluto



L		Valor 3ª dirección máxima	-	Dirección
M		Valor 4ª dirección máxima	estimador 9	Dirección textura dominante
N		Valor 5ª dirección máxima	estimador 10	Dirección relativa textura
O		Ángulo 1ª dirección máxima	-	Valor de rho
P		Ángulo 2ª dirección máxima	estimador 11	Tamaño textura dominante
Q		Ángulo 3ª dirección máxima		
R		Ángulo 4ª dirección máxima		
S		Ángulo 5ª dirección máxima		
T	estimador 8	Fila 1er_píxel máximo		
U		Fila 2º_píxel máximo		
V		Fila 3er_píxel máximo		
W		Fila 4º_píxel máximo		
X		Fila 5º_píxel máximo		
Y		Columna 1er píxel máximo		



Z		Columna 2º píxel máximo
AA		Columna 3er píxel máximo
AB		Columna 4º píxel máximo
AC		Columna 5º píxel máximo
AD		Valor 1er píxel máximo
AE		Valor 2º píxel máximo
AF		Valor 3er píxel máximo
AG		Valor 4º píxel máximo
AH		Valor 5º píxel máximo



• **Posición estimadores seleccionados para la Fase:**

Letra asignada por Excel	Nº del estimador escalar	Estimador escalar	Nº del estimador direccional	Estimador direccional
A	Lesión neurológica	Tipo clasificación / Tipo patrón / Tipo clasificación	Lesión neurológica	Tipo clasificación / Tipo patrón / Tipo clasificación
	Patrón ideal		Patrón ideal	
	Imagen genérica		Imagen genérica	
B	Lesión neurológica	Nº de historia /Tamaño objeto / Código imagen	Lesión neurológica	Nº de historia /Tamaño objeto / Código imagen
	Patrón ideal		Patrón ideal	
	Imagen genérica		Imagen genérica	
C	Lesión neurológica	Nombre lesión /Resolución/ Nombre imagen	Lesión neurológica	Nombre lesión /Resolución/ Nombre imagen
	Patrón ideal		Patrón ideal	
	Imagen genérica		Imagen genérica	
D	estimador 1	Media cuadrática	estimador 1	Media cuadrática
E	estimador 2	Mediana	estimador 2	Mediana
F	estimador 3	Cuartil 0.25	estimador 3	Rango
G	estimador 4	Rango	estimador 4	Varianza
H	estimador 5	Varianza	estimador 5	Desviación típica
I	estimador 6	Desviación Típica	estimador 6	Coef. variación Pearson
J	estimador 7	Coef. var. Pearson	estimador 7	Recorrido
K	estimador 8	Norma 2	estimador 8	Coef. Absoluto
L	estimador 9	Fila centro de masas	-	Dirección



M		Columna centro de masas	estimador 9	Dirección textura dominante
N	estimador 10	Valor 1ª dirección máxima	estimador 10	Dirección relativa textura
O		Valor 2ª dirección máxima	-	Valor de rho
P		Valor 3ª dirección máxima	estimador 11	Tamaño textura dominante
Q		Valor 4ª dirección máxima		
R		Valor 5ª dirección máxima		
S		Ángulo 1ª dirección máxima		
T		Ángulo 2ª dirección máxima		
U		Ángulo 3ª dirección máxima		
V		Ángulo 4ª dirección máxima		
W		Ángulo 5ª dirección máxima		
X	estimador 11	Fila 1er_píxel máximo		
Y		Fila 2º_píxel máximo		



Z		Fila 3^{er} píxel máximo
AA		Fila 4^o píxel máximo
AB		Fila 5^o píxel máximo
AC		Columna 1^{er} píxel máximo
AD		Columna 2^o píxel máximo
AE		Columna 3^{er} píxel máximo
AF		Columna 4^o píxel máximo
AG		Columna 5^o píxel máximo
AH		Valor 1^{er} píxel máximo
AI		Valor 2^o píxel máximo
AJ		Valor 3^{er} píxel máximo
AK		Valor 4^o píxel máximo
AL		Valor 5^o píxel máximo