

Seguimiento de Partículas por Imágenes en Deposición Electroquímica Ramificada

Anibal Horacio Sanchez

Directores

Dr. Guillermo Marshall

Dra. Marta Mejail

Dr. Fernando Molina

Universidad de Buenos Aires,
Facultad de Ciencias Exactas y Naturales,
Ciudad Universitaria,
CP 1428 Nuñez, Argentina

23 de octubre de 2000

Índice General

1	Introducción	5
2	Procesamiento digital de imágenes	11
2.1	Captura de la secuencia de imágenes	11
2.2	Procesamiento de imágenes	14
2.2.1	Convolución	15
2.2.2	Transformada de Fourier Discreta	16
2.2.3	Operadores para modificación del histograma	18
2.2.4	Filtros para eliminar ruido	24
2.2.5	Filtros para realzar bordes	29
3	Visión por computadora	32
3.1	Filtros para detectar bordes	33
3.1.1	Filtro circular	37
3.1.2	Filtro gradiente estadístico	38
3.1.3	Filtro laplaciano	38
3.1.4	Filtros detectores	40
3.2	Operadores morfológicos	41
3.3	Detección de puntos de interés	44
3.3.1	Operador de Moravec	44
3.3.2	Operador de Moravec continuo	47
3.4	Reconocimiento de objetos	48
3.4.1	Detección de componentes	48
3.4.2	Filtro por tamaño	49
3.4.3	Análisis de centroides	49
3.5	Análisis del movimiento	51
3.5.1	Flujo de imagen	51
3.5.2	Flujo óptico	53
3.5.3	El algoritmo de seguimiento implementado	58
4	Aplicaciones	66
4.1	Introducción a la deposición electroquímica de materiales en celda delgada	67

4.2	La configuración experimental	68
4.3	Plataforma utilizada	74
4.4	Resultados obtenidos	74
4.4.1	Esquema general	74
4.4.2	Visualización de resultados	79
4.5	Análisis completo de una secuencia	83
4.6	Comparación de los resultados	89
5	Conclusiones	93
6	Apéndice	97
6.1	Instalación	97
6.2	Forma de uso	97

Science is what we understand enough to explain to a computer.
Art is everything else we do. — Donald E. Knuth

Capítulo 1

Introducción

En la ciencia, frecuentemente, se necesita obtener la velocidad de flujos líquidos o gaseosos. La velocidad del flujo puede ser muy variable, en magnitud y dirección, según el movimiento observado. Un experimento típico es el análisis de la formación de los vórtices dentro de un fluido.

La presencia de objetos ajenos a la experiencia y la interacción entre los distintos movimientos son problemas que deben ser tenidos en cuenta. La presencia de objetos extraños dificulta la observación y la interacción entre los distintos movimientos influye en la medición de la velocidad del desplazamiento buscado. Estas dificultades son características del experimento, cuantificables, o provocadas por condiciones propias de la situación experimental, por ejemplo ruido ambiente.

Los avances actuales de la tecnología de captura de imágenes permiten utilizar equipos de propósito general, bajo costo y alta resolución gráfica para conservar las experiencias en medios de almacenamiento digital. El registro del movimiento permite realizar el análisis automatizado de las imágenes. El equipo básico utilizado se compone de una cámara de video, una computadora y la interfaz de digitalización de imágenes necesaria para vincularlos.

Mediante la captura, un ensayo experimental se almacena como una *secuencia de imágenes*. Una secuencia de imágenes consiste en una secuencia de cuadros, donde cada cuadro representa solo un instante de tiempo.

Otras técnicas de seguimiento de partículas utilizan imágenes que contienen más de un instante de tiempo en cada cuadro. Estas imágenes se obtienen manipulando el equipo de captura para permitir la incidencia de más de un pulso de luz sobre el mismo cuadro. Para obtener más información sobre el tema y como introducción general al seguimiento de partículas se recomienda el trabajo de Adrian[1].

Una de las técnicas más utilizadas para el análisis del movimiento es la observación del desplazamiento de un punto de referencia dentro del medio. Los puntos de referencia pueden estar presentes o ser incorporados a efectos de la medición. En este último caso, puede controlarse el tipo de elemento introducido

para facilitar el reconocimiento. Los elementos utilizados en este estudio son esferas de Látex, en adelante *partículas*. Se asume que son suficientemente pequeñas para que su velocidad represente la velocidad del medio que las rodea. En el caso particular que nos ocupa, las partículas tienen un diámetro de un micrón y es necesario utilizar el microscopio óptico para visualizarlas.

Las propiedades físicas de las partículas, tamaño, brillo, color, forma y densidad del material, deben ser tenidas en cuenta según la experiencia. Citamos dos ejemplos donde estos factores tienen gran influencia. El primero, se pueden utilizar partículas que bajo una luz fluorescente adquieran mayor contraste con respecto al fondo. El aumento del contraste facilita la identificación de las partículas. Por otra parte, si en la experiencia hay circulación de corriente eléctrica, el material de las partículas no debe adquirir carga electrostática, ya que las partículas podrían adquirir movimiento independiente al fluido de transporte. De esta forma, el movimiento de las partículas no podría ser utilizado para registrar el movimiento del fluido.

El *seguimiento de partículas* busca obtener la velocidad de las partículas en movimiento dentro de una secuencia de imágenes. Las partículas permiten la medición indirecta de la velocidad del fluido.

En el presente trabajo, se describe el seguimiento de partículas que permite obtener la *trayectoria* de cada una de ellas. La trayectoria de una partícula está compuesta por los *vectores de velocidad instantánea*, magnitud y orientación, calculados a partir del movimiento registrado. Los vectores señalan los desplazamientos realizados por una partícula entre una imagen y la siguiente de la secuencia.

Para registrar el movimiento, se utilizan técnicas de *visión artificial*. La tarea es compleja, requiere la utilización de algoritmos para el tratamiento y el análisis de las imágenes. El objetivo es obtener un registro del movimiento de las partículas, trayectorias, durante los experimentos. A este registro del movimiento se lo llama *campo de velocidad*.

Para obtener la velocidad de las partículas en movimiento se realizan los siguientes pasos:

- Captura de la secuencia de imágenes
- Tratamiento de imágenes
- Reconocimiento de objetos
- Análisis del movimiento
- Visualización de resultados

Los puntos anteriores muestran la diversidad de aspectos que se debe tener en cuenta durante la realización del procesamiento. Partiendo de la información

obtenida desde el dispositivo de captura, el seguimiento recupera las estructuras y patrones que describen los movimientos de los objetos dentro de la escena. La información recuperada por los algoritmos de visión artificial es considerada de alto nivel, ya que permite determinar posiciones y objetos del mundo real.

Las etapas mencionadas pueden ser clasificadas dentro de áreas específicas del procesamiento digital de imágenes. La *captura y el tratamiento inicial* se encuadran dentro del *procesamiento de imágenes*¹.

El *reconocimiento de objetos y el análisis del movimiento* se ubican dentro del conjunto de algoritmos que comienzan a conformar el área *visión por computadora*² o visión artificial.

En visión artificial, la detección del movimiento no sólo estudia el seguimiento de objetos individuales (flujo óptico), también desarrolla técnicas para registrar el movimiento por regiones (flujo de imagen), el movimiento de objetos voluminosos y el reconocimiento de estructuras complejas. El seguimiento de partículas trata específicamente con objetos regulares, esféricos y de tamaño reducido. Los resultados obtenidos están condicionados a la conformidad de los objetos con las propiedades mencionadas.

El *objetivo de la tesis* es desarrollar una técnica general de seguimiento de partículas que permita medir la velocidad de flujos líquidos. La meta es lograr una implementación para la investigación de estos fenómenos físicos. Mediante la realización del objetivo, se logrará alcanzar el estado del arte actual en el seguimiento de partículas.

El diseño de la aplicación estuvo orientado a lograr una base general, completa y flexible. Las investigaciones futuras en la materia podrán concentrarse en temas específicos y extender fácilmente la base inicial. A diferencia de otros estudios previos, se hizo hincapié en lograr una *arquitectura funcional* para el seguimiento de partículas.

El estudio requirió el relevamiento de los avances en el área, y la evaluación de las técnicas disponibles a fin de determinar los algoritmos más adecuados. A partir de los resultados del estudio, se desarrollarán algoritmos de procesamiento digital de imágenes y visión por computadora.

Los algoritmos serán utilizados para la preparación de las imágenes, el reconocimiento de objetos y el análisis de las trayectorias. La variedad de algoritmos permitirá diseñar un método general para el seguimiento de partículas.

El seguimiento de partículas en experiencias físicas permite el cálculo de velocidades del fluido de una manera sencilla y precisa. Existen modelos teóricos y computacionales que predicen el campo de velocidades en forma aproximada. El seguimiento de partículas sirve para la validación de dichos modelos. En particular se utilizará el seguimiento de partículas en experiencias de *electrodeposición en*

¹Bibliografía sobre procesamiento digital de imágenes: como introducción al tema [2].

²Bibliografía sobre visión por computadora: como introducción al tema [3] y [4]; y como guía de referencias [5].

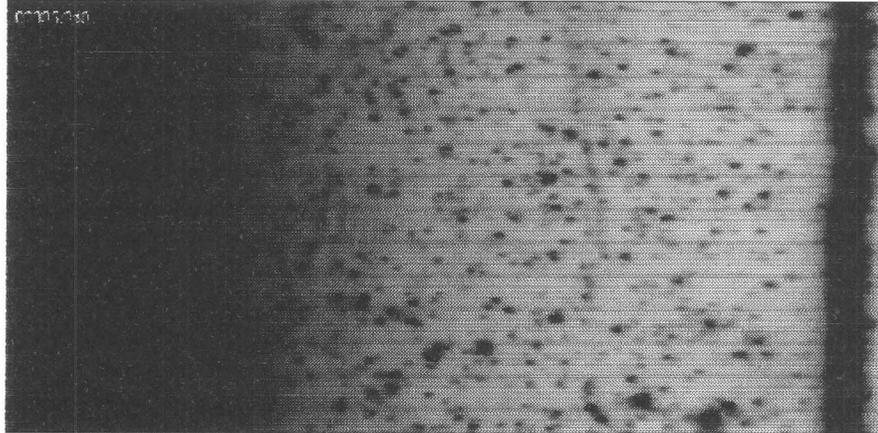


Figura 1.1: Imagen original

celdas delgadas. En este campo de la física se cuenta con experiencias y modelos teóricos que permiten establecer a priori la velocidad y dirección del flujo.

Se utilizarán medidas para evaluar la calidad de los resultados. Estas medidas permitirán comprobar la efectividad de las configuraciones paramétricas que controlan los algoritmos. Las medidas podrán ser utilizadas en otros métodos de seguimiento de partículas para comparar la eficacia de los algoritmos presentados contra resultados publicados en otras investigaciones.

A largo plazo, la perspectiva es mejorar la implementación con el conocimiento que aportará el uso de la misma, y continuar la investigación de los problemas abiertos del seguimiento de partículas: el reconocimiento de partículas y la solución del problema combinatorio de la correspondencia entre objetos. La implementación brindará un ambiente adecuado para desarrollar algoritmos de última generación.

Las imágenes obtenidas a partir del equipo de captura son caracterizadas por la ecuación 1.1,

$$f(x, y) = z \quad (1.1)$$

donde z es el valor de intensidad de la posición (x, y) , con $0 \leq z < 1$; $(x, y) \in I$, I queda definido por la ecuación 1.2,

$$I = \{(i, j) \in \mathbb{R}^2 : 0 \leq i \leq n, 0 \leq j \leq m\} \quad (1.2)$$

dados los requerimientos del seguimiento de partículas, podemos tomar z como un valor escalar, n y m ancho y alto de la imagen.

En la figura 1.1, se presenta un ejemplo de las imágenes obtenidas por el equipo de captura. Dentro de la escena, se observa una gran cantidad de partículas (objetos esféricos de tamaño reducido) y otros elementos presentes en la realización

de la experiencia. Por ejemplo: el número de secuencia, los depósitos acumulados y el borde derecho vertical de la celda. Estos elementos no son objeto de estudio. Durante el procesamiento posterior a la captura, serán eliminados para facilitar el reconocimiento de las partículas, previo al seguimiento.

Partiendo de la imagen digitalizada 1.1, el propósito de los algoritmos de procesamiento de imágenes y visión por computadora es obtener un *conjunto de posiciones que representen cada partícula de la imagen*. El conjunto de posiciones puede ser caracterizado por la ecuación 1.3,

$$F = \{(x, y, p) : (x, y) \in I, p \in P\} \quad (1.3)$$

donde I es el dominio de la imagen, descrito en la ecuación 1.2; P representa el dominio de las propiedades recuperadas por los algoritmos de reconocimientos de objetos. El dominio P depende de la clase de algoritmo implementado. Cada vector (x, y, p) representa una partícula encontrada en la posición (x, y) con la propiedad p . La propiedad p de cada partícula puede ser utilizada, por los algoritmos de seguimiento de partículas, para mejorar la efectividad del análisis del movimiento (análisis de correspondencias entre partículas). La propiedad p puede ser, por ejemplo: el tamaño, la excentricidad, el diámetro máximo o alguna otra medida de la forma de las partículas.

En la práctica, el reconocimiento de los objetos de la escena obtiene como resultado una estructura de datos, representación de la expresión 1.3, más eficiente en términos de cantidad de memoria utilizada que la imagen original. La imagen original 1.1 describe cada punto con un valor de intensidad; en cambio, la representación del conjunto de partículas como objetos discretos contiene solamente las posiciones y propiedades recuperadas. La reducción de información efectuada es una de las principales ventajas de esta forma de seguimiento. *El análisis del movimiento con el uso de posiciones y propiedades es un método veloz y eficiente para el seguimiento de partículas.*

Una vez identificados los objetos de las imágenes, se aplican los algoritmos para el seguimiento de partículas. Estos algoritmos deben resolver *el problema de la correspondencia* entre los distintos elementos. El problema se manifiesta en la dificultad para asignar las partículas a trayectorias coherentes. El algoritmo de búsqueda debe seleccionar la asignación correcta de partículas para cada trayectoria. El problema es de naturaleza combinatoria; el espacio de búsqueda exponencial. Para solucionarlo, se utilizaron distintas heurísticas basadas en las posiciones de las partículas.

En la implementación no se utilizó la propiedad p de las partículas recuperadas por los algoritmos de reconocimiento. En consecuencia, el análisis de correspondencias desarrollado sólo utiliza las posiciones (distribución espacial) para establecer la trayectoria de una partícula. En investigaciones futuras, se podrá extender el método presentado con la comparación de las propiedades de dominio P (tamaño, forma, e intensidad de color).

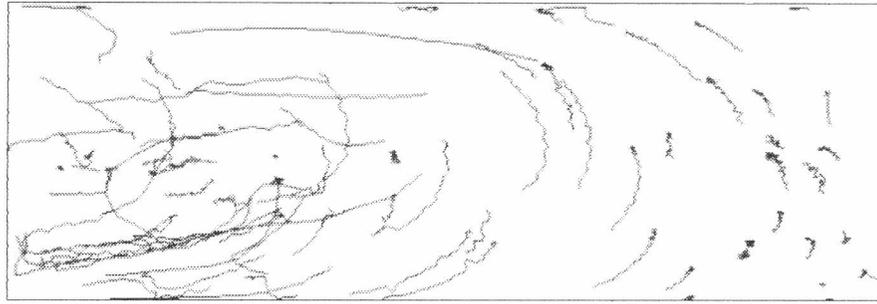


Figura 1.2: Trayectorias encontradas mediante el seguimiento de partículas

Por último, los desplazamientos de las trayectorias encontradas deben ser *visualizados e informados* para permitir su estudio, figura 1.2. En la imagen, se observan las líneas que muestran las trayectorias encontradas por el algoritmo de seguimiento de partículas. Se aprecian los distintos tipos de trayectorias. En el área derecha y en el área superior se observan trayectorias claras, coherentes con la circulación del flujo. En el área izquierda de la imagen (sector turbulento del flujo); las trayectorias son irregulares.

A lo largo de los siguientes capítulos se presentan imágenes de ejemplo en experiencias de *electrodeposición en celdas delgadas*. El orden en la presentación sigue la secuencia de pasos a realizar para el seguimiento de partículas: captura de imágenes, edición de la imagen, remoción del ruido, preparación de las imágenes, detección de objetos, seguimiento de partículas, y visualización de resultados.

En el presente capítulo, se describió la motivación del trabajo, los conceptos básicos, el alcance, y los fundamentos del procesamiento. En el capítulo 2, dedicado al procesamiento digital de imágenes, se describen los filtros del procesamiento de imágenes utilizados para la preparación de las imágenes. En el capítulo 3, visión por computadora, se presenta el algoritmo de reconocimiento de partículas desarrollado, así como también el análisis de trayectorias. Luego, en el capítulo 4 se muestran los resultados obtenidos en dos experiencias donde fue utilizado el método. Por último, en el capítulo 5, se describen los logros alcanzados y las direcciones de desarrollos futuros.

Capítulo 2

Procesamiento digital de imágenes

El propósito del procesamiento digital de imágenes es manipular las imágenes obtenidas a partir de un dispositivo de captura. Este tratamiento puede tener objetivos muy distintos. Dentro del presente capítulo se estudiará el tratamiento de imágenes orientado al seguimiento de partículas implementado. En un comienzo, se presenta la captura de imágenes, primer paso del procesamiento. Luego, la preparación de las imágenes requerida por los algoritmos de reconocimiento, presentados en el capítulo 3 de visión por computadora. Los filtros y operadores fueron desarrollados para mejorar la calidad de las imágenes capturadas y facilitar el reconocimiento de las partículas. Estos filtros realzan las características que indican la presencia de los objetos dentro de la imagen. Se utilizan filtros para eliminar ruido, modificar el histograma de color, y realzar bordes. Para un análisis exhaustivo de estos filtros se recomienda Schalkoff [5] y González [2].

2.1 Captura de la secuencia de imágenes

Con el equipo de captura adecuado es posible obtener imágenes que permiten el almacenamiento y el posterior análisis de las experiencias. Las imágenes capturadas contienen la distribución espacial y la intensidad de la luz reflejada por los distintos elementos de la escena.

El procedimiento regular es capturar las imágenes; luego prepararlas, mediante la aplicación de filtros, para el reconocimiento de los objetos dentro de la escena. Esta etapa inicial del seguimiento de partículas es fundamental para el proceso completo. En un caso ideal, la digitalización correcta de una experiencia sólo requiere la aplicación de los filtros requeridos por los algoritmos de reconocimiento de objetos. Sin embargo, en los casos reales es necesario aplicar filtros para corregir los defectos introducidos por la digitalización.

La calidad de las imágenes obtenidas a partir de un ajuste preciso del equipo

de captura es siempre mejor que la lograda con una digitalización defectuosa y un procesamiento posterior. Lograr las imágenes adecuadas es una tarea difícil que requiere realizar numerosas pruebas antes de efectuar la experiencia misma. Las principales dificultades durante el ajuste inicial son:

- *Reproducción de las condiciones experimentales* La simulación de las condiciones experimentales para el ajuste inicial deben ser lo más parecidas posibles al caso real. Según el tipo de aplicación, puede ser necesario realizar la experiencia varias veces, hasta ajustar los parámetros.
- *Diferencias de percepción visual* El ojo humano tiene características muy diferentes al sistema de captura de imágenes de una computadora. La respuesta ante un mismo estímulo visual puede ser muy diferente. Un objeto es claramente visible al ojo humano y no observable dentro de la secuencia de imágenes.
- *Percepción del movimiento* Relacionado con el punto anterior, la percepción del movimiento ayuda al ojo humano a distinguir los objetos dentro de una escena. Se puede apreciar un objeto en movimiento pero si se observa un solo cuadro por separado, no se distingue el objeto del fondo de la imagen.
- *Subjetividad* El ajuste de los equipos varia si la persona tiene experiencias anteriores. El ojo entrenado puede distinguir mayor cantidad de detalles.

Para la realización de una experiencia, es necesario ajustar los parámetros que controlan el experimento y los parámetros que afectan a la captura. Los parámetros que controlan el experimento son propios del dominio de la experiencia física estudiada. Los factores que afectan la captura se agrupan bajo dos conceptos:

1. Factores relacionados con el equipo de captura

- Medio de almacenamiento
- Tamaño de la imagen
- Resolución de color
- Frecuencia de captura

2. Factores relacionados con el condiciones de la captura

- Enfoque
- Brillo y contraste
- Iluminación
- Ajuste del color

Los factores relacionados con el equipo de captura no pueden ser modificados fácilmente; se cuenta con ellos desde un principio y están relacionados con las capacidades de los equipos. Generalmente, la compra del equipo de captura se realiza a partir de las capacidades requeridas.

El *medio de almacenamiento* afecta a la calidad de la imagen. Si el almacenamiento es *analógico* (por ejemplo, cinta VHS) se introducen pérdidas significativas en la nitidez de las imágenes; obliga a digitalizar la secuencia deseada cada vez que haya que realizar algún procesamiento. Los medios analógicos se degradan durante las sucesivas copias y reproducciones.

El *almacenamiento digital* no tiene los inconvenientes anteriores y permite el almacenamiento con resoluciones arbitrarias. El almacenamiento digital es más costoso que el almacenamiento analógico; pero, por otra parte, permite acceder aleatoriamente a la secuencia. La gran desventaja del almacenamiento digital es que la captura se realiza en el mismo medio que luego va a ser utilizado para el procesamiento. Es decir, la etapa de captura del video no está separada del procesamiento digital. Si se realiza la captura a una frecuencia determinada, esta debe alcanzar para cualquier tipo de procesamiento posterior. En el caso del almacenamiento analógico, el video se encuentra almacenado en un medio externo y para procesarlo siempre será necesario volver a digitalizarlo, con la posibilidad de ajustar la frecuencia de captura.

El *tamaño de la imagen* y la *resolución de color* (cantidad de bits por punto de la imagen) son factores claves ya que representan la zona de interés con el detalle necesario para permitir el análisis. Estos factores imponen las restricciones más duras sobre las capacidades del equipo. El tamaño de la imagen debe alcanzar para contener la experiencia y el rango de colores debe ser suficiente para representar los objetos de la escena.

La *frecuencia de captura* de las imágenes establece el intervalo entre cada cuadro de la secuencia. Este parámetro debe ser seleccionado tomando en cuenta la velocidad estimada de los objetos que se desea observar. La frecuencia de captura afecta a los algoritmos de seguimiento. Los resultados de estos algoritmos están condicionados por las dependencias entre las imágenes.

Los parámetros de captura influyen al procesamiento de cada cuadro, se estiman una vez para cada experimento y luego se utilizan siempre en el mismo rango. En cambio, los factores relacionados con las condiciones de captura varían con las condiciones de los experimentos cada vez que se realizan. Esta característica obliga a un preciso ajuste del equipo de captura para cada experiencia en particular. Con el fin de configurar el sistema una única vez y simplificar el procesamiento, es conveniente ajustar los parámetros de captura para obtener imágenes similares. De esta forma, el ajuste compensa las variaciones experimentales pequeñas en el punto de entrada de los datos. Luego, el procesamiento no requerirá modificaciones mayores.

2.2 Procesamiento de imágenes

El propósito de esta etapa es transformar la imagen original para facilitar la identificación de las partículas. Las operaciones necesarias dependen de la calidad de las imágenes obtenidas y de las imágenes requeridas por los algoritmos de reconocimiento. La identificación de partículas se basa en las propiedades de la imagen resultado para reconocer los objetos.

El tratamiento de imágenes logra la independencia entre los cambios experimentales que afectan a la captura de las imágenes y el reconocimiento de partículas. De esta forma, las variaciones experimentales no afectan la medición de la velocidad.

El procesamiento de las imágenes de una experiencia en particular requiere seleccionar los filtros adecuados y el orden de aplicación de los mismos. Esta tarea demanda un tiempo considerable hasta lograr los resultados esperados. La selección de los filtros es guiada por un proceso de prueba y error, depende de la experiencia en el área y el uso de los filtros. Luego de la selección, es necesario ajustar los parámetros de control de cada filtro. A largo plazo, el uso del sistema para una experiencia dada sólo requiere el ajuste de los parámetros para compensar las pequeñas variaciones experimentales.

Se presenta un conjunto de filtros muy frecuentes en el tratamiento de imágenes. Mediante su uso, es posible procesar distintas imágenes sin necesidad de desarrollar filtros específicos. La generalidad del método se basa en la utilización de estas operaciones.

Existen una gran cantidad de filtros, las categorías más importantes son:

1. Operadores para modificación del histograma
2. Filtros para eliminar ruido
3. Filtros para realzar bordes
4. Filtros para detectar bordes
5. Operadores morfológicos
6. Filtros para detección de características
7. Filtros para reconocimiento de objetos

Los filtros de procesamiento de imágenes (modificación del histograma, supresión del ruido y realce de bordes) modifican los pixels de las imágenes para lograr diferentes objetivos. La modificación de los pixels de la imagen se considera una operatoria de bajo nivel. Su uso es anterior al reconocimiento de estructuras; bordes, esquinas, puntos de interés y objetos.

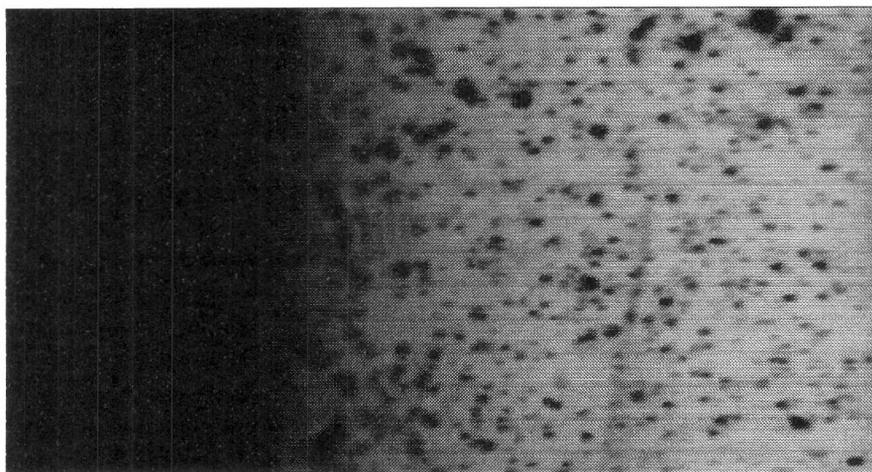


Figura 2.1: Región seleccionada de la imagen original

Los filtros para detectar bordes, los operadores morfológicos, los filtros para detección de características y los filtros para reconocimiento de objetos se relacionan con la presencia de cuerpos dentro de las imágenes; serán estudiados dentro del capítulo 3 visión por computadora.

Antes de comenzar el estudio de cada uno de ellos, cabe mencionar que los filtros reciben las imágenes originales editadas. La edición tiene como objetivo eliminar los elementos que no serán estudiados pero están presentes en la digitalización, números de secuencia y bordes de la escena. Estos elementos no deseados pueden desviar los resultados obtenidos. Para suprimirlos se utilizan filtros que reciben la zona afectada y reemplazan los valores por la media de la vecindad. Por otra parte, el resultado de la edición puede ser una imagen nueva creada a partir de una subregión de la imagen original, a fin de eliminar las regiones no deseadas (Por ejemplo, bordes de la escena).

En la figura 2.1 se observa la imagen original 1.1 editada. En las imágenes, se eliminó el número de secuencia mediante la aplicación de un valor normal en esa subregión y se seleccionó una subregión de la imagen original. A continuación, se presenta los filtros para el tratamiento de imágenes a partir de la figura 2.1. Sin pérdida de generalidad llamaremos a la imagen original editada, imagen original.

2.2.1 Convolución

La convolución queda definida por la ecuación 2.1, y en su versión discreta, ecuación 2.2,

Convolución continua

$$f(x, y) * h(x, y) = \int \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) h(x - \alpha, y - \beta) dx dy \quad (2.1)$$

Convolución discreta

$$f(x, y) * h(x, y) = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{m-1} f(i, j) h(x - i, y - j) \quad (2.2)$$

Bajo ciertas condiciones, los filtros que modifican el valor de un punto teniendo en cuenta los valores de sus vecindad pueden ser descritos e implementados por la convolución entre la imagen y una matriz característica. Las condiciones que permiten la definición de un filtro por su matriz característica son la linealidad e invarianza por desplazamiento, filtros LSI. La dependencia de un valor y su vecindad es llamada *dependencia espacial*. Como referencia para más detalles en la definición de la convolución y sus propiedades ver [2].

Un filtro g es *lineal* si se verifica,

$$g(\alpha f_1(x, y) + \beta f_2(x, y)) = \alpha g(f_1(x, y)) + \beta g(f_2(x, y)) \quad (2.3)$$

Un filtro g es *invariante por desplazamiento* si se verifica,

$$A_p(g(f(x, y))) = g(A_p(f(x, y))) \quad (2.4)$$

donde A_p es la traslación de la función por un vector desplazamiento p .

En las próximas secciones, los filtros serán descritos por su matriz característica o por la ecuación que la define, sin mencionar la necesidad de aplicar la convolución para implementar el filtro.

2.2.2 Transformada de Fourier Discreta

La transformada de Fourier obtiene la representación de una imagen sobre el espacio de frecuencias. En este espacio pueden modificarse selectivamente los valores de las frecuencias que componen la imagen original. Por ejemplo; si se desea realzar los bordes, caracterizados por las frecuencias altas, se debe alterar las frecuencias bajas.

La ecuación 2.5 define la transformada de Fourier discreta.

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \exp(-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})) \quad (2.5)$$

Por otra parte, la operación inversa 2.6 toma la imagen original en el espacio de las frecuencias y recupera la imagen original.

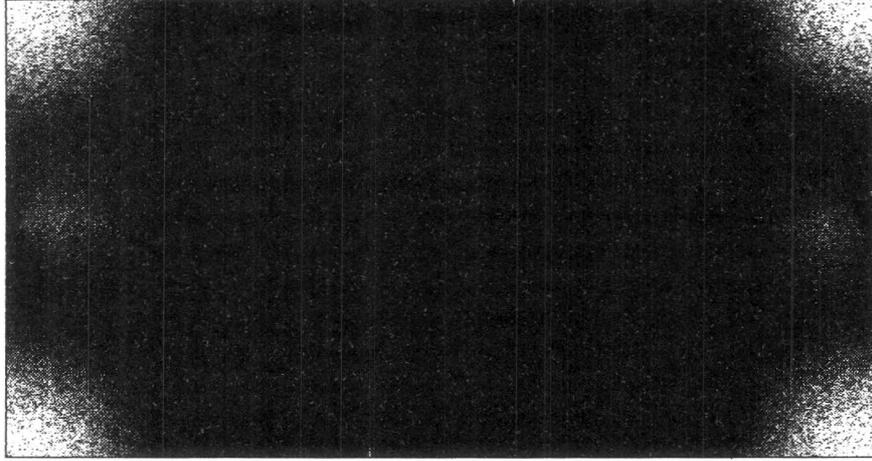


Figura 2.2: Transformada de Fourier de la imagen original

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u, v) \exp(j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})) \quad (2.6)$$

La transformada de Fourier obtiene una imagen con dominio en \mathbb{C}^2 . La imagen 2.2 permite observar la imagen original 2.1 procesada con la transformada de Fourier discreta; se visualiza la amplitud $|F(u, v)|$ de la transformada de Fourier discreta $F(u, v)$. Los valores de $|F(u, v)|$ son graficados como cambios en la intensidad de cada punto. Las frecuencias bajas de la imagen original pueden ser observadas en la concentración de valores de intensidad altos en los vértices de la imagen de la transformada (no centrada). Esta concentración en las frecuencias bajas es característica de las imágenes obtenidas del mundo real. En el centro de la imagen, las frecuencias altas tienen valores de intensidad más bajos. Las frecuencias altas corresponden a la presencia de bordes, discontinuidades y ruido en la imagen. Las frecuencias bajas representan las regiones homogéneas de las imagen.

La aplicación más importante de la transformada de Fourier se debe a la equivalencia entre la convolución espacial, descrita en la sección 2.2.1, y el producto en el espacio de las frecuencias. En las ecuaciones 2.7 y 2.8 se expresa la dualidad del *teorema de la convolución*,

$$f(x, y) * h(x, y) \iff F(u, v)H(u, v) \quad (2.7)$$

$$f(x, y)h(x, y) \iff F(u, v) * H(u, v) \quad (2.8)$$

El cálculo de la transformada de Fourier es posible realizarlo de forma eficiente, en el orden $O(N \log N)$. El algoritmo de cálculo se llama *transformada rápida*

de Fourier (Fast Fourier Transform, FFT). Este resultado permite utilizar 2.7 y 2.8 para acelerar los tiempos de cómputo de los filtros espaciales. Dado un filtro en su ecuación como convolución por una matriz característica (convolución, ver sección 2.2.1), este puede ser implementado convirtiendo la imagen y la matriz al espacio de las frecuencias mediante la transformada rápida de Fourier discreta, y el cálculo del producto punto a punto entre ambas. Por último, se aplica la transformada inversa para retornar a valores reales.

Para filtros con soporte grande, la implementación con la transformada rápida de Fourier realiza menor cantidad de operaciones que la implementación por la convolución con su matriz característica.

Gracias a su capacidad para discriminar frecuencias, la transformada de Fourier discreta también es utilizada en la implementación de filtros para resaltar bordes, detectar bordes y remoción de ruido.

2.2.3 Operadores para modificación del histograma

Una regla general para evaluar los niveles de intensidad de las imágenes es la visualización del *histograma*. El histograma es una función discreta que representa cada nivel de intensidad de la imagen con la cantidad de ocurrencias del mismo dentro de la imagen. La ecuación 2.9 define el histograma,

$$g(i) = \# \{f(x, y) / f(x, y) = i\} \quad (2.9)$$

En la figura 2.3 se presenta el histograma de la imagen original 2.1. En el histograma se observan los elementos de la imagen según los valores de intensidad que los caracterizan. Se destaca el pico del fondo de la imagen y el de las partículas dentro de la escena. Las partículas, al ocupar una superficie mas reducida, tienen un pico de menor altura. Por otra parte, la disposición general de los valores indica que la imagen utiliza una región reducida del espectro de valores de intensidad.

El histograma puede ser utilizado como: una herramienta para aislar los elementos de la imagen según sus valores de intensidad, un indicador para el ajuste de los parámetros de captura, o como estimación de la función de distribución de probabilidad de la imagen.

El primer uso mencionado apunta al uso de un filtro por valor de intensidad para conservar solamente los valores del objeto que se desea aislar. De esta forma, se realiza la segmentación del objeto buscado (filtro umbral, ver sección 2.2.3).

Por otro lado, durante la captura de la secuencia de imágenes, la visualización del histograma permite ajustar los parámetros de captura para usar todo el espectro de los valores de intensidad. El histograma es una guía para el ajuste de los parámetros.

En los filtros presentados a continuación, el histograma es utilizado como estimación de la función de distribución de probabilidad de los valores de intensidad. A partir de la misma, se obtiene la estimación de la función de distribución

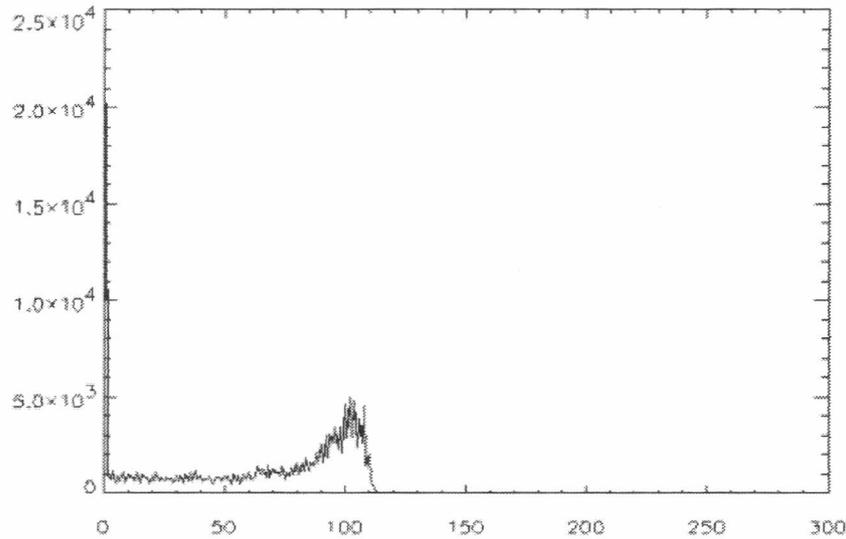


Figura 2.3: Histograma de la imagen original

acumulada de la imagen.

Cambio de escala

El cambio de escala transforma los valores de intensidad de la imagen original de forma tal que se utilice el espectro completo de valores de intensidad. La imagen original 2.1 concentra sus valores en uno de los extremos del espectro (histograma 2.3). El filtro distribuye los valores linealmente a lo largo del espectro. La ecuación 2.10 define el cambio de escala,

$$g(x, y) = \frac{f(x, y)}{\max(f(u, v))} \quad (2.10)$$

En la figura 2.4, se observa el resultado de la aplicación del cambio de escala a la imagen original 1.1. Se aprecia la imagen original 2.1 con los valores de intensidad acentuados por el cambio de escala. Los elementos presentes en la imagen tienen mayor definición y contraste.

En el histograma de la figura 2.5, se observa claramente el efecto del cambio de escala. Los mismo picos del histograma original 2.3 se encuentran distribuidos en la amplitud del espectro. El cambio de escala mantiene la misma cantidad de valores pero asigna un valor relativo más alto. Dada la captura de imágenes realizada, este valor se encuentra disponible ya que las imágenes obtenidas utilizan un rango reducido de los valores de intensidad. La distribución de los picos

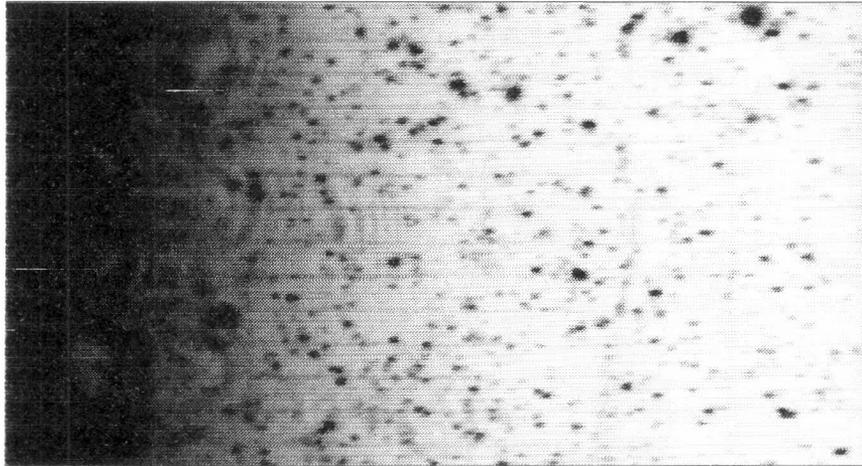


Figura 2.4: Imagen procesada con el cambio de escala

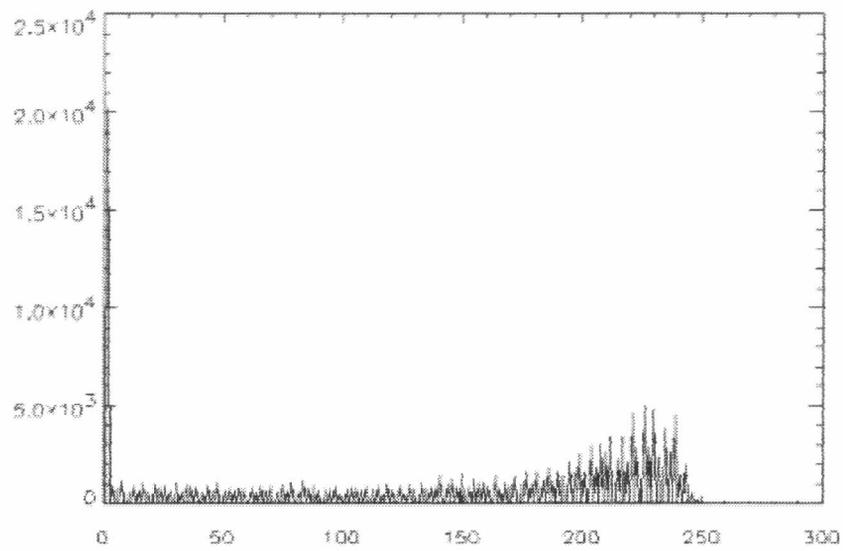


Figura 2.5: Histograma de la imagen procesada con el cambio de escala

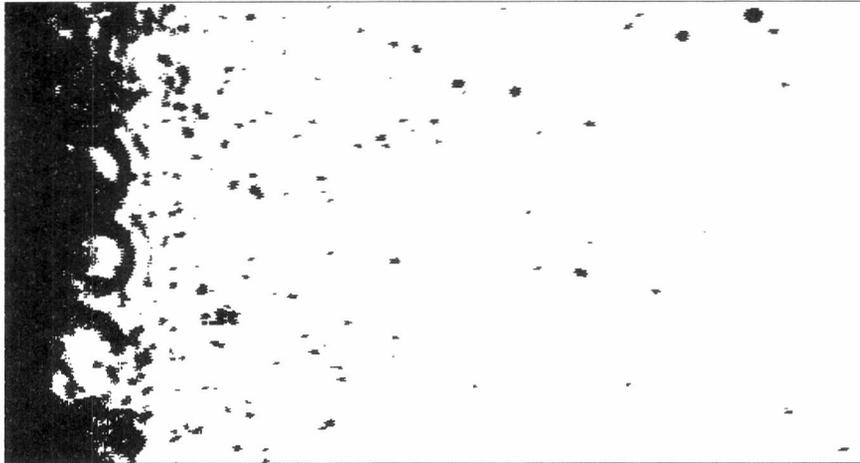


Figura 2.6: Imagen procesada con el filtro umbral

originales en un espacio mayor se verifica en la aparición de espacios entre los picos. El cambio de escala expresa la imagen original en otra forma mas visual, los datos son los mismos con una distribución diferente.

Umbral

El filtro umbral permite discriminar los valores de una región del espectro para conservarlos o resaltarlos. El filtro examina cada punto y aplica una regla de conversión según el valor.

En el histograma de la figura 2.3, para aislar las partículas y eliminar el fondo, es posible seleccionar un valor intermedio α a partir del cual los valores superiores toman un valor máximo de intensidad λ y los valores inferiores, un valores mínimo ζ . El valor umbral α es seleccionado para conservar los puntos requeridos. La ecuación 2.11 define el filtro umbral por un valor α ,

$$g_{\alpha}(x, y) = \begin{cases} \lambda & f(x, y) \geq \alpha \\ \zeta & \text{sino} \end{cases} \quad (2.11)$$

La efectividad de este filtro depende de la separación por valores de intensidad de los elementos de la imagen. La separación puede ser evaluada a partir de los picos que integran el histograma. Cuanto más pronunciados y separados se encuentren, mejor segmentación se obtendrá mediante la aplicación del filtro umbral por el valor α seleccionado.

En la figura 2.6, se observa el resultado del procesamiento de la imagen original 2.1 por el filtro umbral. En la aplicación del filtro umbral 2.6, se tomó $\lambda = 1$, $\zeta = 0$ y α un valor cercano al valor del pico del fondo de la imagen. El efecto fue la supresión adecuada del fondo, que resalta los objetos de la escena. Comienzan a ser observadas las partículas y otros objetos más voluminosos.

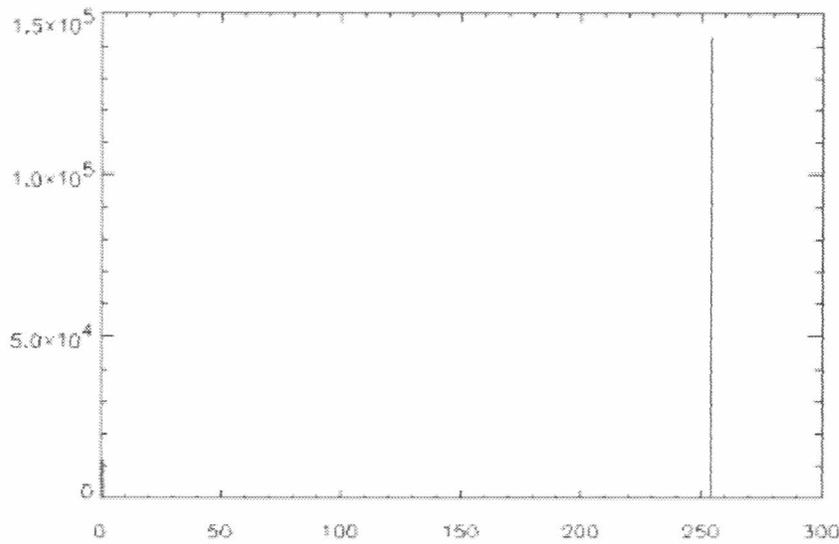


Figura 2.7: Histograma de la imagen procesada con el filtro umbral

En la figura 2.7, se presenta el histograma de la figura 2.6 procesada. En el histograma, se observa la distribución de los dos valores λ y ζ luego de aplicar del filtro umbral.

α - umbral

Este filtro es similar al filtro umbral, ver sección 2.2.3, con la diferencia que en lugar de tomar un valor umbral α requiere un porcentaje umbral β . El valor umbral α se obtiene a partir de la función de distribución acumulada F de la imagen que satisfaga el porcentaje requerido β , como se ve en la ecuación 2.12. La función de distribución acumulada F retorna el valor de intensidad α tal que los puntos con valores de intensidad menores representan un porcentaje β de los puntos de la imagen.

$$\alpha = F(\beta) \quad (2.12)$$

Luego, se realiza la aplicación del filtro umbral, presentado en la sección anterior, con el valor umbral α .

El filtro α -umbral permite aplicar un umbral estimando dinámicamente el valor α de intensidad a partir de un porcentaje de la función de distribución acumulada F de cada imagen.

Las imágenes de la secuencia pueden variar en sus valores de intensidad según la evolución de la experiencia. Si se utiliza un filtro umbral se debe estimar el

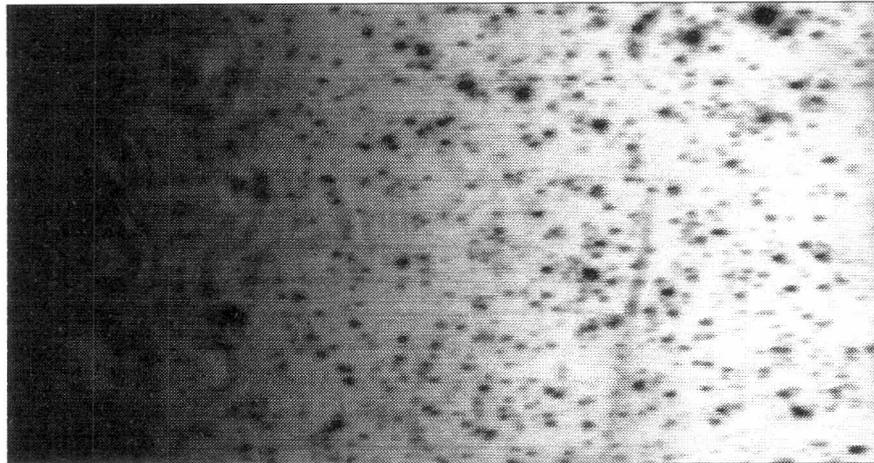


Figura 2.8: Imagen procesada con ecualización

valor α para cada imagen. Si se usa el filtro α -umbral, la estimación del umbral α se realiza a partir de un porcentaje β de la función de distribución acumulada F para cada imagen. Los valores de intensidad pueden variar, invalidando al valor umbral α seleccionado para el filtro umbral, pero la función de distribución acumulada F ajusta el umbral α a partir del porcentaje β para el filtro α -umbral. De esta forma, se expresa el valor α de forma adaptiva con respecto a la función de distribución acumulada F .

Ecualización

La ecualización permite tomar el histograma de la imagen original y modificarlo para distribuir más uniformemente los valores dentro del rango disponible. Dada la función de distribución acumulada estimada F , la ecualización queda definida por la ecuación 2.13,

$$g(x, y) = F(f(x, y)) \quad (2.13)$$

En la figura 2.8 se observa el resultado de la aplicación de la ecualización a la imagen original 2.1. Los valores de intensidad fueron asignados según la función de distribución acumulada de forma tal que los valores menos frecuentes incrementen su probabilidad de ocurrencia.

En la figura 2.9, se observa el histograma de la imagen ecualizada 2.8. En el histograma de la imagen ecualizada se aprecia la distribución de los valores de intensidad realizada por el filtro. Con respecto al histograma de la imagen original 2.3, los valores de intensidad bajos disminuyeron y los valores altos aumentaron para equilibrar la función de distribución de probabilidad observada originalmente.

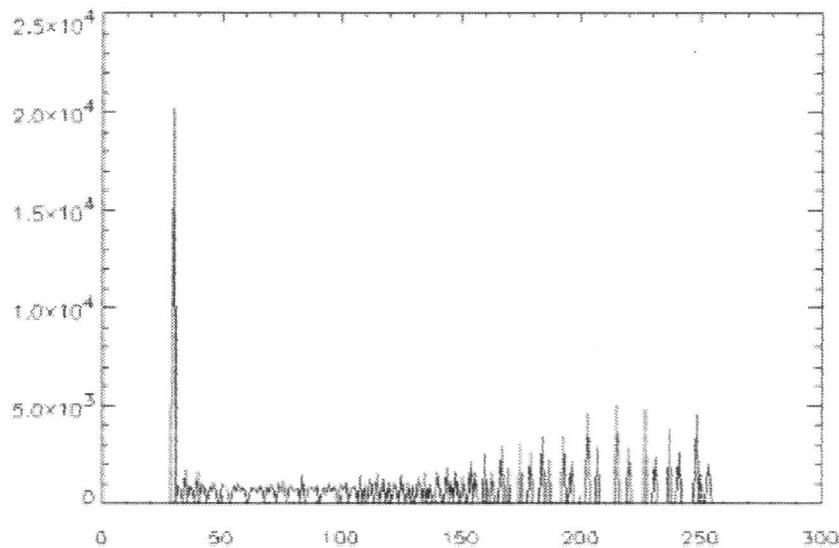


Figura 2.9: Histograma de la imagen procesada con el filtro de ecualizado

2.2.4 Filtros para eliminar ruido

Las imágenes digitalizadas tienen ruido provocado por el equipo de captura. El ruido se observa en los cambios abruptos y discontinuos en los niveles de intensidad. Este ruido es más pronunciado cuando se utiliza el equipo de captura cerca de su capacidad máxima.

La presencia de ruido provoca problemas en el reconocimiento de partículas, ya que distorsiona los niveles de intensidad y la forma de los objetos. El resultado es la eliminación del ruido a través de la pérdida de nitidez.

A continuación se estudiarán filtros utilizados en la eliminación del ruido. La presentación de cada filtro consistirá en la definición del mismo y en un ejemplo de su aplicación. Los ejemplos presentados siguen la secuencia de pasos realizados para un caso particular del seguimiento de partículas; en consecuencia, se tomará como imagen original (datos entrada a los filtros para eliminar ruido) la imagen editada: sin números de secuencia, sin los bordes de la escena, y procesada con un cambio de escala. El cambio de escala puede ser encontrado en la sección 2.2.3.

De acá en adelante, la figura 2.10, resultante de la aplicación de edición inicial, será considerada como la imagen original. En la imagen, se observan los elementos originales con los valores acentuados; el brillo y el contraste aumentaron por el cambio de escala aplicado.

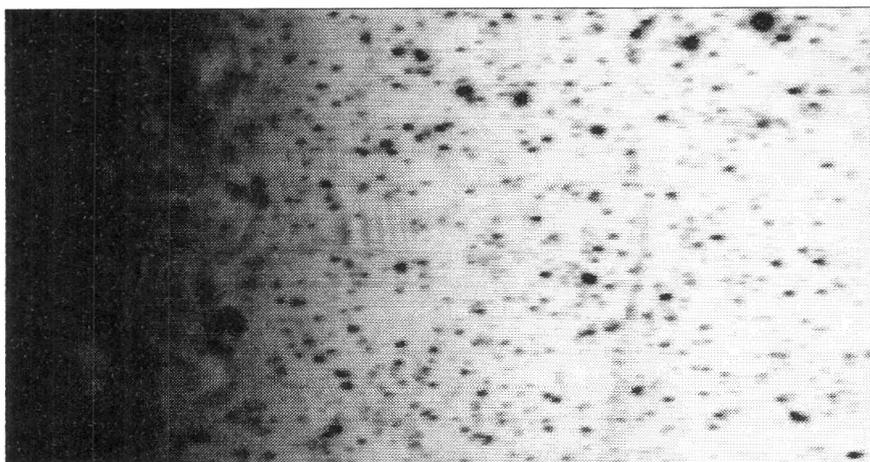


Figura 2.10: Imagen procesada con el cambio de escala

Filtro de la media

El filtro de la media asigna a cada punto de la imagen la media entre su valor y los valores de la vecindad. La media permite eliminar el ruido o atenuar su presencia. La ecuación 2.14 define el filtro de la media,

$$g(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{(i,j) \in S} f(x+i, y+j) \quad (2.14)$$

donde M es el tamaño de la ventana de trabajo, y S es conjunto compuesto de los vectores de desplazamiento dentro de la ventana de trabajo. Un caso particular del filtro de la media, ecuación 2.15, para una matriz de 3×3 ,

$$H_3 = \begin{pmatrix} \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{9} & \frac{1}{9} \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

En la figura 2.11 se observa la aplicación de la matriz 2.15 a la imagen original 2.10. Los objetos de la imagen perdieron nitidez. Esta pérdida es evidente en la definición de los contornos entre las partículas y el fondo. Las irregularidades de los niveles de intensidad, provocadas por el ruido de la imagen, ya no son observables. Un efecto no deseado del uso del filtro es la desaparición de las partículas de tamaño reducido, partículas con menos de 4 puntos.

Filtro de suavizado

El filtro de suavizado asigna a cada punto de la imagen un valor estimado a partir del media de los valores de su vecindad. Este filtro es similar al filtro de la media,

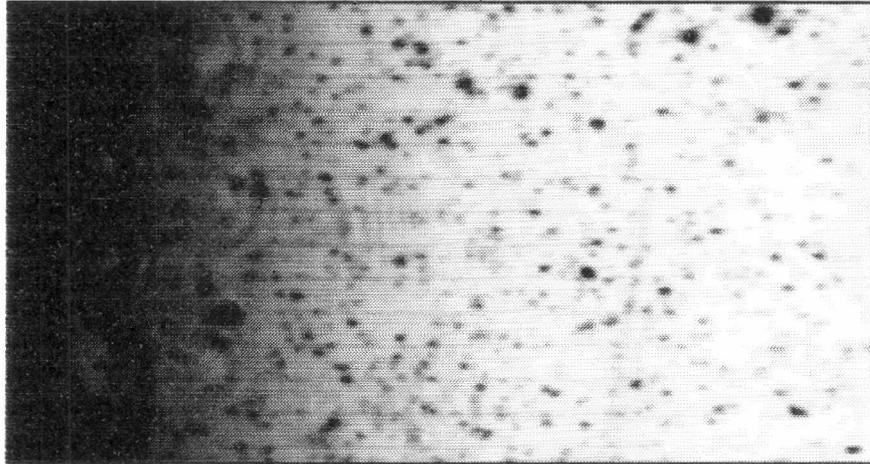


Figura 2.11: Imagen procesada con el filtro de la media

ver sección 2.2.4. La media entre los valores de la vecindad permite eliminar el ruido o atenuar su presencia en la escena.

Un caso particular del filtro de suavizado, como se ve en la ecuación 2.16, para una matriz de 3×3 ,

$$H_3 = \begin{pmatrix} \frac{1}{8} & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{8} & 0 & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{8} & \frac{1}{8} \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

El valor central nuevo es estimado a partir de la media de los valores de la vecindad.

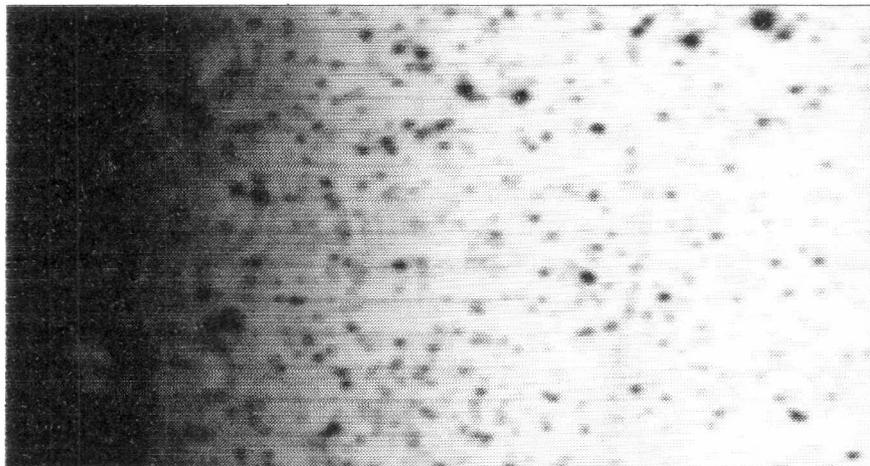


Figura 2.12: Imagen procesada con el filtro de suavizado

En la figura 2.12 se observa la aplicación de la matriz 2.16 a la imagen original 2.10. La imagen procesada con el filtro de suavizado es similar a la imagen presentada en el filtro de la media pero con efectos más fuertes: pérdida de nitidez, pérdida de definición de las partículas de tamaño reducido, y supresión del ruido.

Filtro de la mediana

Este filtro estima el valor de cada punto de la imagen como la mediana de los valores del punto y la vecindad. La principal ventaja es la supresión del ruido sin incorporar distorsiones fuertes en la definición de los contornos de los objetos y niveles de intensidad.

La definición del filtro de la mediana requiere tomar una región de tamaño fijo y ordenar sus valores, como se ve en la expresión 2.17,

$$R(f) = f_1, f_2, \dots, f_N, f_i \leq f_{i+1} \quad (2.17)$$

Luego, dado el orden de los valores de la ecuación 2.17, el filtro de la mediana se define como la ecuación 2.18,

$$g(x, y) = \begin{cases} R(F)_{\frac{N}{2}} & , \text{ si } N \text{ es par} \\ \frac{R(F)_{\lceil \frac{N}{2} \rceil} + R(F)_{\lfloor \frac{N}{2} \rfloor}}{2} & , \text{ si } N \text{ es impar} \end{cases} \quad (2.18)$$

La mediana selecciona el valor ubicado en la posición media de la lista ordenada de valores. La estimación deja a un lado los valores extremos mínimos o máximos, y toma su valor entre los valores más probables.

Dada la definición 2.18, el filtro no puede ser descripto por la convolución con una matriz; se verifica que el filtro no es lineal invariante al desplazamiento.

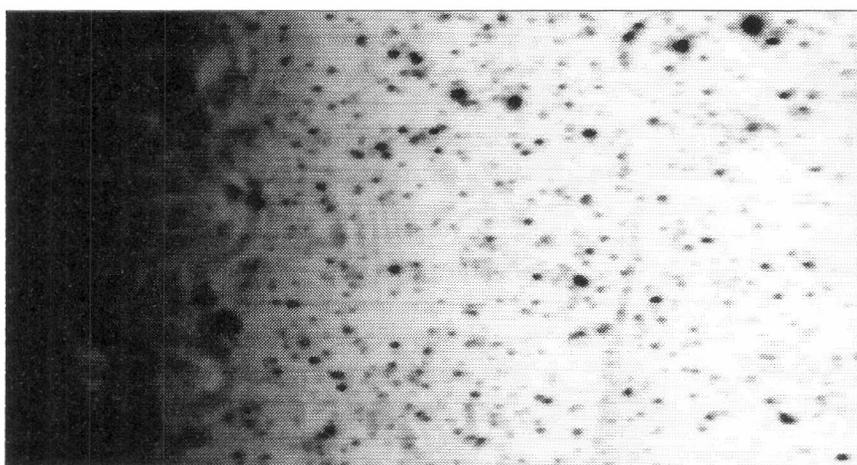


Figura 2.13: Imagen procesada con el filtro de la mediana

En la figura 2.13 se observa la aplicación del filtro de la mediana a la imagen original 2.10. El ruido fue suprimido, y los objetos de la imagen original 2.10 sólo perdieron levemente su definición gracias a la propiedad de selección del valor central de la lista.

Filtro gaussiano

Dentro de los filtros más utilizados para eliminar el ruido se encuentran los filtros gaussianos. Las matrices características 2.19 toman sus valores de la discretización de una campana de Gauss.

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 2 & 4 & 2 & 2 & 1 \\ 2 & 2 & 4 & 8 & 4 & 2 & 2 \\ 2 & 4 & 8 & 16 & 8 & 4 & 2 \\ 2 & 2 & 4 & 8 & 4 & 2 & 2 \\ 1 & 2 & 2 & 4 & 2 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 2 & 2 & 2 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 4 & 7 & 10 & 7 & 4 & 1 \\ 4 & 12 & 26 & 33 & 26 & 12 & 4 \\ 7 & 26 & 55 & 71 & 55 & 26 & 7 \\ 10 & 33 & 71 & 91 & 71 & 33 & 10 \\ 7 & 26 & 55 & 71 & 55 & 26 & 7 \\ 4 & 12 & 26 & 33 & 26 & 12 & 4 \\ 1 & 4 & 7 & 10 & 7 & 4 & 1 \end{pmatrix} \quad (2.19)$$

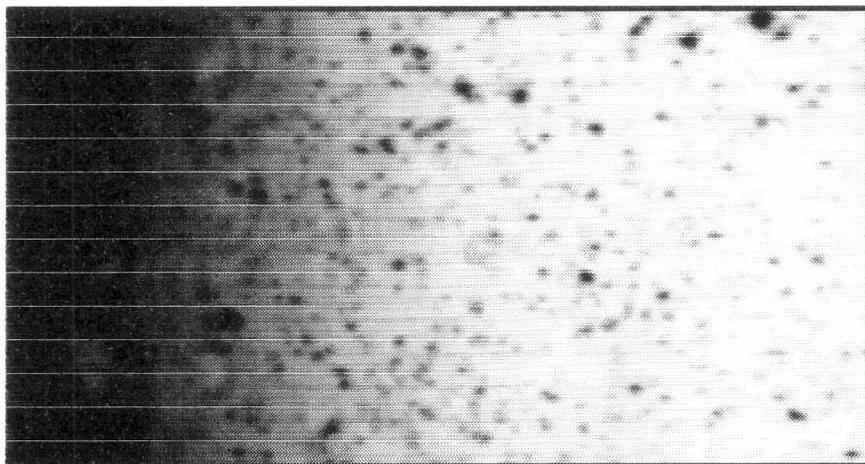


Figura 2.14: Imagen procesada con un filtro gaussiano

El diseño de las matrices 2.19 con los valores presentados son apropiados para la cancelación del ruido con distribución gaussiana. El valor central tiene un peso fuerte en el cálculo y los valores de la vecindad, cuanto más alejados se encuentran, menor peso tienen.

En la figura 2.14 se observa la aplicación de un filtro gaussiano a la imagen original 2.10; se aprecia la supresión del ruido y una pérdida fuerte de definición en los contornos de los objetos.

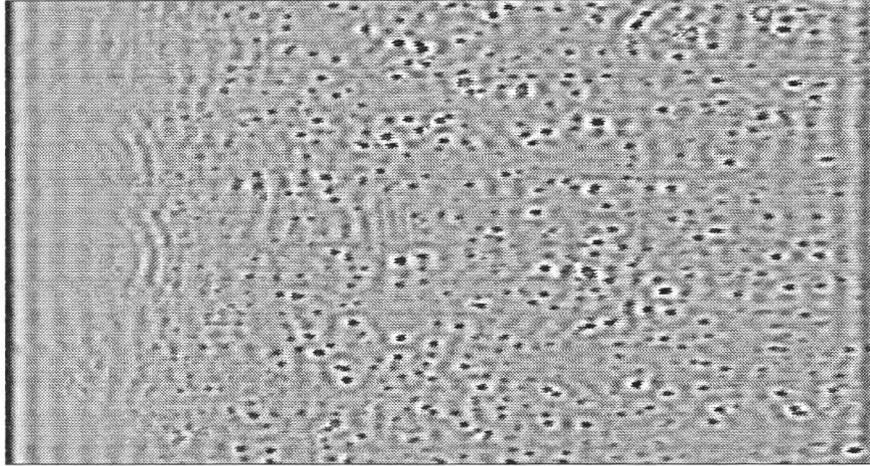


Figura 2.15: Imagen procesada con un filtro pasa-alto

Dado el tamaño relativamente grande de las matrices de los filtros gaussianos, la pérdida de definición provocada elimina gran cantidad de partículas. Por este motivo, su uso es limitado en el seguimiento de partículas. Para obtener más información sobre el diseño de estos filtros consultar las referencias [2] y [4].

2.2.5 Filtros para realzar bordes

Los filtros para realzar bordes buscan mejorar la definición de los contornos de los objetos. Son utilizados para mejorar la nitidez de la imagen luego de una digitalización defectuosa o el uso de filtros para eliminar el ruido.

Existen dos métodos para mejorar los bordes, por manipulación de las frecuencias - transformada de Fourier - o por diferencias direccionales.

Filtro pasa-alto por transformada de Fourier

El filtro pasa-alto utiliza la transformada de Fourier para encontrar la representación de la imagen en el espacio de las frecuencias y eliminar las frecuencias bajas que caracterizan el fondo de la imagen (región homogénea). La presencia de bordes y discontinuidades en la imagen está relacionada con las frecuencias altas de la imagen.

En la transformada de Fourier, las frecuencias bajas se encuentran en la región del origen de coordenadas. Partiendo de la imagen original transformada por Fourier 2.2, si se suprimen las frecuencias bajas de una imagen y se aplica la transformada inversa se obtiene la figura 2.15. En la imagen resultante, se observan los bordes de los objetos con valores altos de intensidad.

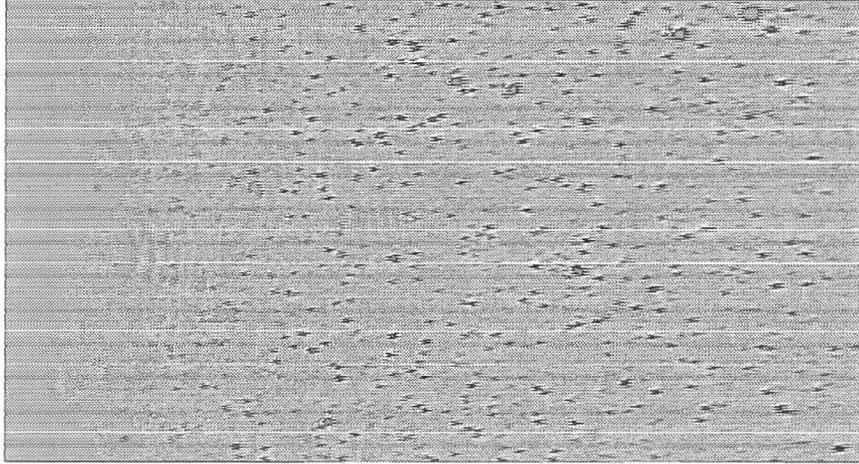


Figura 2.16: Imagen procesada con un filtro pasa-alto espacial

Filtro pasa-alto por convolución espacial

El filtro pasa-alto por convolución espacial realiza los bordes calculando las diferencias entre la imagen original y una versión suavizada de la misma. La imagen suavizada posee los bordes menos acentuados. En la imagen diferencia entre la imagen original y la imagen suavizada surgen los bordes y discontinuidades presentes en la imagen original.

El filtro pasa-alto por convolución espacial se define, por la ecuación 2.20, como,

$$g(x, y) = f(x, y) - f_s(x, y) \quad (2.20)$$

donde f_s queda definido por la ecuación 2.21,

$$f_s(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k f(x+i, y+j) \quad (2.21)$$

donde N es el tamaño de la ventana de trabajo. De la ecuación 2.21, se deduce la implementación del filtro para un caso particular con ventana de 3×3 , ver matriz 2.22,

$$H_3 = \begin{pmatrix} \frac{-1}{9} & \frac{-1}{9} & \frac{-1}{9} \\ \frac{-1}{9} & \frac{8}{9} & \frac{-1}{9} \\ \frac{-1}{9} & \frac{-1}{9} & \frac{-1}{9} \end{pmatrix} \quad (2.22)$$

En la figura 2.16 se observa la aplicación de la matriz 2.22 a la imagen original 2.10. Los bordes y discontinuidades están presentes con un nivel de intensidad que señala su presencia. A diferencia de los resultados obtenidos en la aplicación del filtro pasa-alto por transformada de Fourier, ver sección 2.2.5, en este caso se

observan las irregularidades eléctricas introducidas por el equipo de captura en los contornos de las partículas.

En el siguiente capítulo 3 visión por computadora, se verá en mayor detalle el uso de las diferencias direccionales para la manipulación de bordes.

Capítulo 3

Visión por computadora

Los filtros mencionados en el capítulo de procesamiento de imágenes, capítulo 2, se utilizan en el procesamiento inicial de la secuencia de imágenes. Estos filtros operan sobre los pixels que componen las imágenes. Cada pixel es tratado de forma independiente, y los pixels de la vecindad son utilizados para obtener estimaciones del valor central. Los operadores presentados a continuación tienen como finalidad obtener información de los objetos del mundo real. A medida que avanza el procesamiento, los datos obtenidos son agrupados en regiones coherentes de puntos. Estas regiones representan objetos del mundo real.

Los algoritmos presentados a continuación en este estudio requieren como entrada una imagen en la que cada punto tiene un valor binario. El valor de cada punto establece si el mismo puede pertenecer o no a un objeto. La imagen binaria puede ser obtenida por la aplicación de un umbral (filtro umbral, ver sección 2.2.3).

El preprocesamiento de la secuencia de imágenes fue utilizado para conservar los puntos que cumplan con un criterio. El criterio establece si un punto es visible o no. La categorización de los puntos en dos estados es una restricción fuerte y una simplificación importante; reduce la información disponible para el reconocimiento de objetos. El reconocimiento de objetos analiza si los puntos conforman un objeto buscado.

Otras técnicas más complejas de visión artificial permiten el reconocimiento de objetos a partir de los valores intensidad. Estas técnicas deben lidiar directamente contra el ruido de la imagen: defectos en la captura, ruido en el fondo de la imagen, e imágenes con poco contraste.

En la figura 3.1 se observa un ejemplo del resultado del procesamiento inicial. Están presentes solamente los puntos que pueden integrar un objeto. Los puntos encontrados pueden pertenecer a los objetos buscados, a otras estructuras o al ruido de fondo. El próximo paso es aplicar operadores que analicen los puntos con el fin de determinar su pertenencia a un objeto: reconocimiento de objetos. Estos operadores se basan en el contexto espacial (región mas amplia que la vecindad de un punto) para establecer la pertenencia a un objeto.

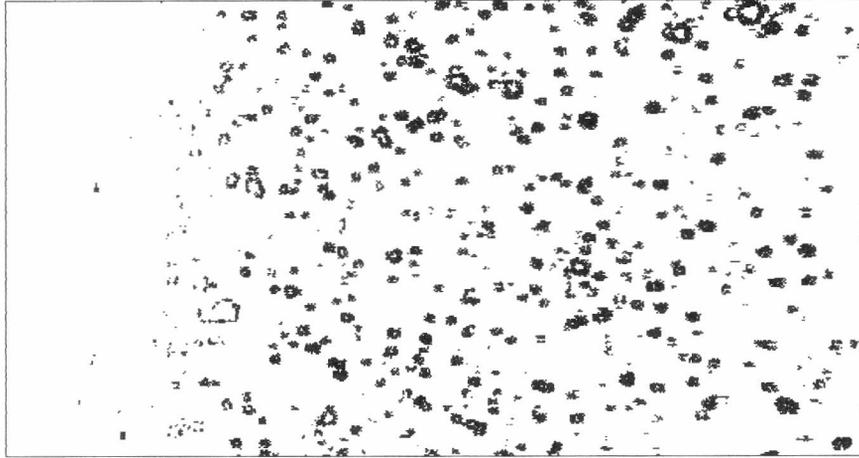


Figura 3.1: Imagen digitalizada preprocesada

El tema central de la visión por computadora es la recuperación y el análisis de las estructuras del mundo real. Actualmente, el área de visión por computadora es un tema abierto y de investigación intensa. En este capítulo se presentan algoritmos utilizados en el seguimiento de partículas para el reconocimiento de objetos basado en características (puntos de interés) y el análisis del movimiento. Se presentan además nociones de otras técnicas de visión por computadora que ejemplifican diferencias y muestran otras alternativas de implementación.

La división entre los filtros que pertenecen al procesamiento de imágenes y a visión por computadora no es clara. El criterio utilizado se basa en el uso de los operadores para el reconocimiento de estructuras: bordes, formas y puntos de interés. El reconocimiento de estas estructuras es una de las primeras etapas en la recuperación de estructuras más complejas. Los operadores considerados son: filtros para detectar bordes (ver sección 3.1), operadores morfológicos (ver sección 3.2) y operadores para detección de puntos de interés (ver sección 3.3). Como introducción y referencia general se recomienda Schalkoff [5], Jain [4], y Smith [3].

3.1 Filtros para detectar bordes

Los bordes caracterizan la presencia de un objeto; son observados por los cambios que provocan en los valores de intensidad. Los cambios pueden ser abruptos o graduales, caracterizando distintos tipos de bordes. La variación entre los valores de intensidad se obtiene calculando la diferencia entre un valor en una posición dada y su vecindad.

Considerando la imagen preprocesada como los valores que toma una función (ecuación 1.1), el gradiente de la función $\nabla f(x, y)$ es una medida de cambio de

dicha función, ecuación 3.1,

$$\nabla f(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\delta f(x, y)}{\delta x} \\ \frac{\delta f(x, y)}{\delta y} \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

En los valores altos de la primer derivada de la función imagen, se encuentran zonas donde se producen cambios importantes en los valores de intensidad. La magnitud del gradiente $\nabla f(x, y)$ es un indicador de la presencia de los bordes. El gradiente puede ser estimado a partir de las derivadas direccionales. Las derivadas direccionales son estimadas a partir de la ecuación 3.2,

$$\frac{\delta f}{\delta x}(x, y) \cong \frac{f(x+\Delta x, y) - f(x, y)}{\Delta x} \quad \frac{\delta f}{\delta y}(x, y) \cong \frac{f(x, y+\Delta y) - f(x, y)}{\Delta y} \quad (3.2)$$

El gradiente es un vector orientado en la dirección de mayor variación. La estimación de la magnitud del gradiente se utiliza como una medida del cambio direccional en la intensidad de cada punto de la imagen, como se ve en la ecuación 3.3,

$$|\nabla f(x, y)| \cong \sqrt{\left(\frac{\delta f}{\delta x}(x, y)\right)^2 + \left(\frac{\delta f}{\delta y}(x, y)\right)^2} \quad (3.3)$$

Los valores altos de la estimación del gradiente representan regiones con diferencias direccionales altas que pueden ser provocados por bordes; pero también por otros cambios direccionales: sombras, ruido, reflejos, o zonas de variación direccional progresiva y continua.

En al práctica, se utilizan otras normas más sencillas para la estimación de la magnitud del gradiente.

El ruido de una imagen provoca cambios abruptos en los valores de intensidad. Una propiedad relevante de los filtros detectores de bordes es la sensibilidad al ruido de la imagen. Idealmente, el filtro debe ser capaz de detectar los bordes y ser insensible al ruido presente en la imagen. Para más información sobre los filtros detectores de bordes ver [6], [7], [8], y [9].

Los filtros se implementan a través de distintas matrices detectoras. Las matrices se aplican de forma separada, y posteriormente se combinan sus resultados. Por ejemplo, tomando como punto de partida las expresiones 3.2, se deducen las matrices 3.4 para la estimación de los gradientes,

$$\begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Las imágenes resultantes de la aplicación de las matrices direccionales 3.4 se suman, previa elevación al cuadrado y posterior raíz, para obtener la imagen con los bordes detectados. Una forma alternativa de cálculo es la suma de los valores absolutos, sin necesidad del cómputo posterior de la raíz.

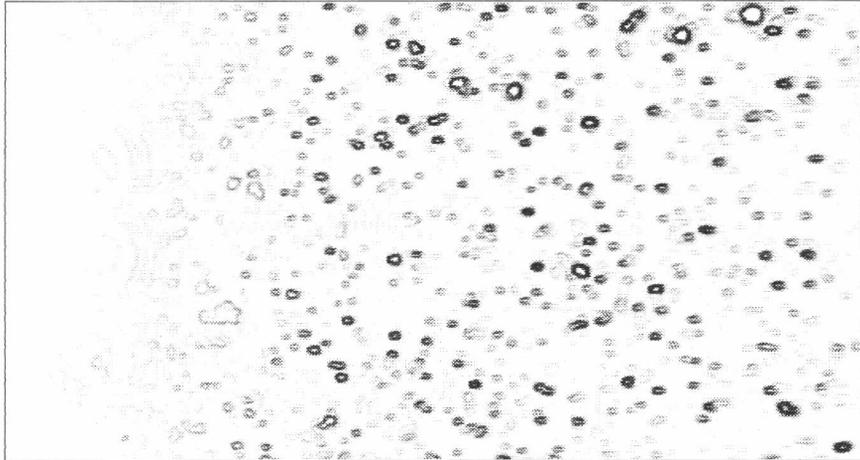


Figura 3.2: Imagen procesada con el filtro Prewitt

Los filtros de detección de bordes más difundidos son el filtro de Prewitt - matrices 3.5 - (ver [10]), Sobel - matrices 3.7 - (ver [11], y [12]), y Roberts - matrices 3.6 - (ver [13]).

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

A diferencia de los operadores de Prewitt 3.5 y Roberts 3.6, el operador de Sobel 3.7 asigna mayor prioridad al valor central de la matriz.

En las figuras 3.2, 3.3, y 3.4 se observa la aplicación de las matrices de Prewitt 3.5, Sobel 3.7 y Roberts 3.6 a la imagen preprocesada de la figura 3.1. En las figuras 3.2 y 3.3, los bordes fueron detectados correctamente. Los bordes de los objetos están definidos de forma nítida. En este caso particular su aplicación es equivalente. Por el contrario, en la figura 3.4, resultado de la aplicación del filtro Roberts 3.6, los bordes se encuentran menos destacados y la sensibilidad del filtro detectó el ruido eléctrico, provocado por el equipo de captura (ver sección 2.1). Con las matrices de Prewitt 3.5 y Sobel 3.7 el mayor tamaño de las matrices lleva implícito un efecto mayor en la región y una leve supresión del ruido.

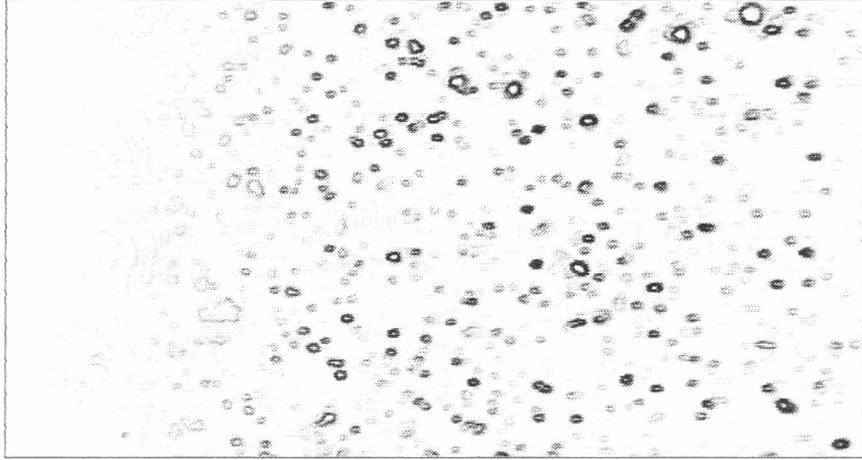


Figura 3.3: Imagen procesada con el filtro Sobel

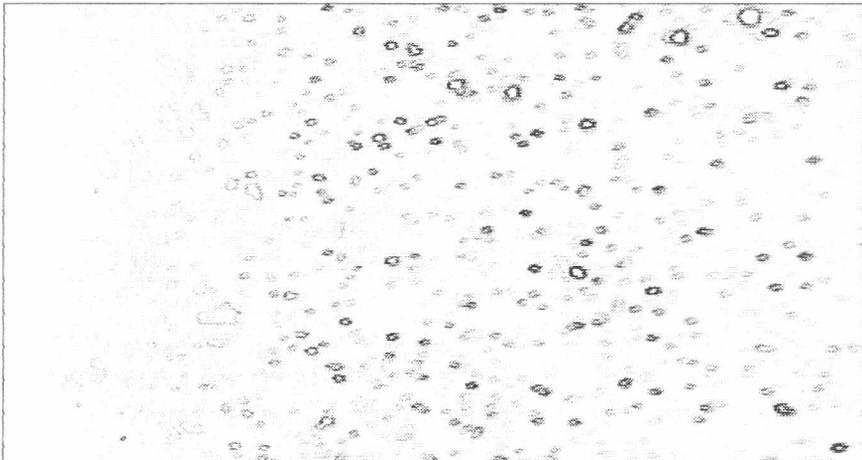


Figura 3.4: Imagen procesada con el filtro Roberts

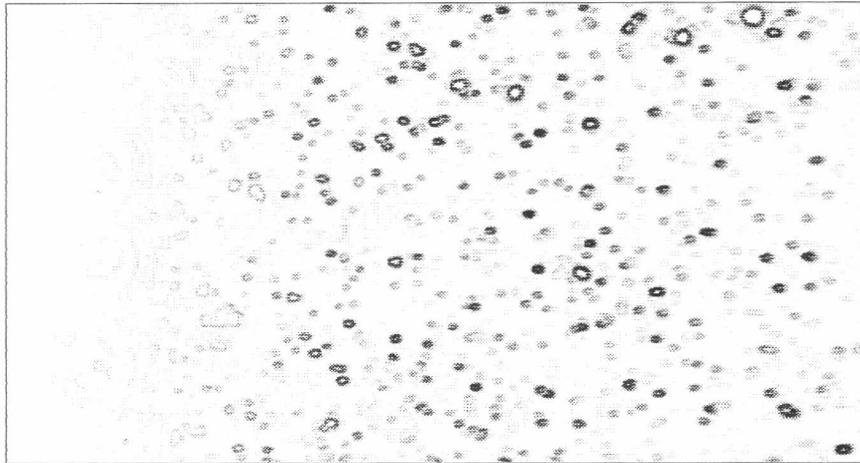


Figura 3.5: Imagen procesada con un filtro circular

3.1.1 Filtro circular

Los filtros circulares también utilizan la estimación de la magnitud del gradiente para detectar los bordes. En este caso se evalúa el cambio direccional en mayor cantidad de direcciones para mejorar la sensibilidad. El filtro obtiene las imágenes parciales resultantes de la aplicación de cada matriz direccional. Luego se obtiene el valor máximo para cada pixel de las imágenes direccionales. En 3.8 se presentan distintas matrices utilizadas,

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Las matrices de 3.8 deben ser rotadas sucesivamente para obtener cada una de las ocho matrices direccionales. En la expresión 3.9, se aprecian las rotaciones de la primer matriz presentada en la ecuación 3.8,

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

En la figura 3.5 se observa el uso de un filtro circular sobre la imagen pre-procesada de la figura 3.1. La sensibilidad del filtro detectó los bordes suaves.

Los bordes de las partículas de mayor tamaño están notablemente acentuados. El uso de las ocho matrices direccionales incrementa el tiempo de procesamiento requerido. Para más información sobre los filtros circulares ver [9].

3.1.2 Filtro gradiente estadístico

Los filtros detectores basados en la estimación de la magnitud del gradiente son sensibles a la presencia de ruido. Para mejorar los resultados, las imágenes son procesadas con filtros supresores de ruido antes de la aplicación de los filtros detectores de bordes.

Otra alternativa es diseñar filtros de detección de bordes que tengan en cuenta el ruido de la imagen. Los valores de las matrices del filtro gradiente estadístico responden a la distribución estadística del ruido para contrarrestar su efecto. En las matrices 3.10, 3.11 y 3.12, se presentan distintas instancias del filtro para diferentes atenuaciones del ruido,

$$\begin{bmatrix} 0.97 & 0 & -0.97 \\ 1.00 & 0 & -1.00 \\ 0.97 & 0 & -0.97 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -0.97 & -1.00 & -0.97 \\ 0.00 & 0 & 0.00 \\ 0.97 & 1.00 & 0.97 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

$$\begin{bmatrix} 0.776 & 0 & -0.776 \\ 1.000 & 0 & -1.000 \\ 0.776 & 0 & -0.776 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -0.776 & -1.00 & -0.776 \\ 0.00 & 0 & 0.00 \\ 0.776 & 1.00 & 0.776 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

$$\begin{bmatrix} 0.802 & 0.836 & 0 & -0.836 & -0.802 \\ 0.845 & 0.897 & 0 & -0.897 & -0.845 \\ 0.870 & 1.000 & 0 & -1.000 & -0.870 \\ 0.845 & 0.897 & 0 & -0.897 & -0.845 \\ 0.802 & 0.836 & 0 & -0.836 & -0.802 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.267 & 0.364 & 0 & -0.364 & -0.267 \\ 0.373 & 0.562 & 0 & -0.562 & -0.373 \\ 0.463 & 1.000 & 0 & -1.000 & -0.463 \\ 0.373 & 0.562 & 0 & -0.562 & -0.373 \\ 0.267 & 0.364 & 0 & -0.364 & -0.267 \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

En la figura 3.6 se observa el uso del filtro gradiente estadístico 3.10 sobre la imagen preprocesada de la figura 3.1. Los bordes fueron detectados correctamente y el ruido resultó atenuado. La supresión del ruido provocó pérdida de definición en los contornos de los objetos.

Para más información sobre el diseño del filtro consultar la referencia [2].

3.1.3 Filtro laplaciano

Las imágenes obtenidas a partir de la estimación del gradiente de la primera derivada permiten visualizar las diferencias direccionales. Luego, mediante la aplicación de un filtro umbral es posible encontrar los bordes de los objetos. En general, este método produce detecciones falsas.

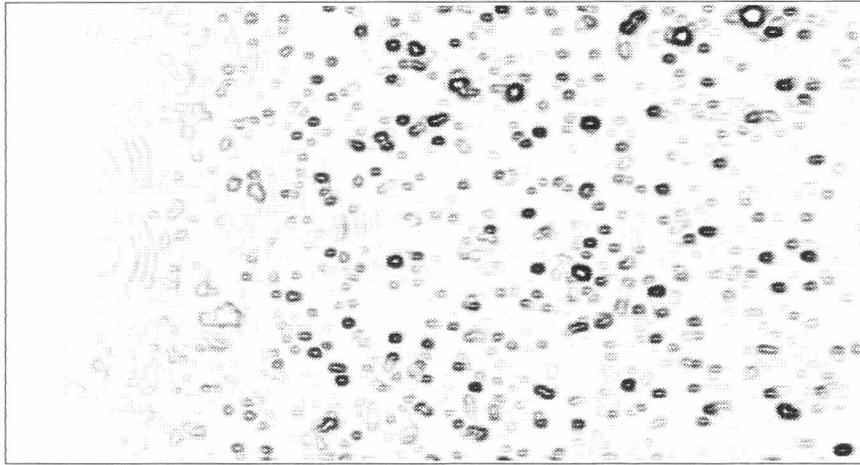


Figura 3.6: Imagen procesada con un filtro gradiente estadístico

Otra forma de encontrar los bordes es utilizando la estimación de la primer derivada como indicador de cambio de los valores de intensidad, es buscar el máximo valor de esta estimación. Los máximos locales del gradiente se encuentran en las raíces de la derivada sobre el eje x . De esta forma, sólo se ubica el punto de mayor cambio local en la función imagen. La segunda derivada de la función imagen se define en la ecuación 3.13,

$$\nabla^2 f(\bar{x}) = \frac{\delta^2 f(\bar{x})}{\delta x^2} + \frac{\delta^2 f(\bar{x})}{\delta y^2} \quad (3.13)$$

Los términos de la suma 3.13 pueden ser estimados a partir de las ecuaciones de 3.14,

$$\begin{aligned} \frac{\delta^2 f(\bar{x})}{\delta x^2} &= f(i, j + 1) - 2f(i, j) + f(i, j - 1) \\ \frac{\delta^2 f(\bar{x})}{\delta y^2} &= f(i + 1, j) - 2f(i, j) + f(i - 1, j) \end{aligned} \quad (3.14)$$

Combinando las ecuaciones de la ecuación 3.14 en un operador, se obtiene la máscara 3.15,

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

Otra implementación posible, en base a la ecuación 3.14, y buscando valores que no anulen puntos de la imagen se obtiene la matriz 3.16,

$$\begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 \\ 4 & -20 & 4 \\ 1 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

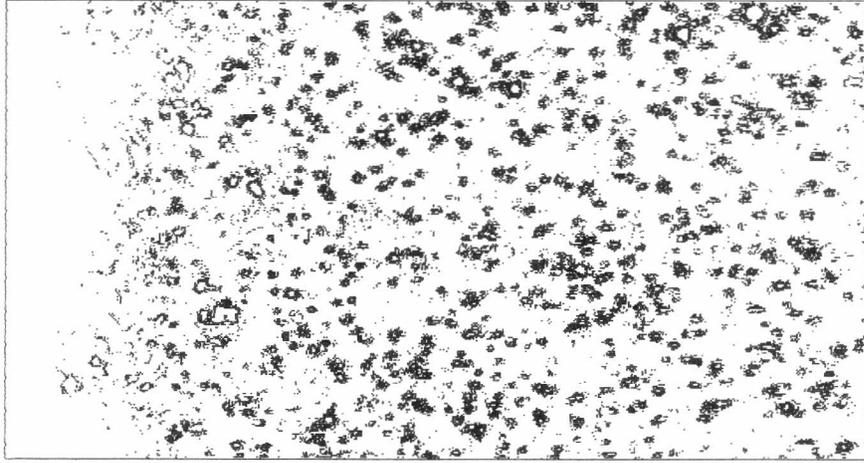


Figura 3.7: Imagen procesada con un filtro laplaciano.

En la figura 3.7 se observa el efecto del uso del filtro laplaciano 3.16 sobre la imagen preprocesada de la figura 3.1. Los valores donde el laplaciano $\nabla^2 f$ es cero indican la presencia de bordes. Los bordes de los objetos se encuentran bien definidos. Para más información sobre el filtro laplaciano ver [14], y [8].

3.1.4 Filtros detectores

A partir de la noción de diferencia direccional es posible diseñar otras matrices detectoras. Las máscaras 3.17, 3.18, y 3.19 usan las diferencias direccionales entre el punto central y la vecindad para obtener los resultados,

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -2 & -2 & 1 \\ 1 & -2 & 0 & -2 & 1 \\ 1 & -2 & -2 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & -2 & -2 & -2 & -2 & 1 \\ 1 & -2 & 1 & 1 & 1 & -2 & 1 \\ 1 & -2 & 1 & 0 & 1 & -2 & 1 \\ 1 & -2 & 1 & 1 & 1 & -2 & 1 \\ 1 & -2 & -2 & -2 & -2 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

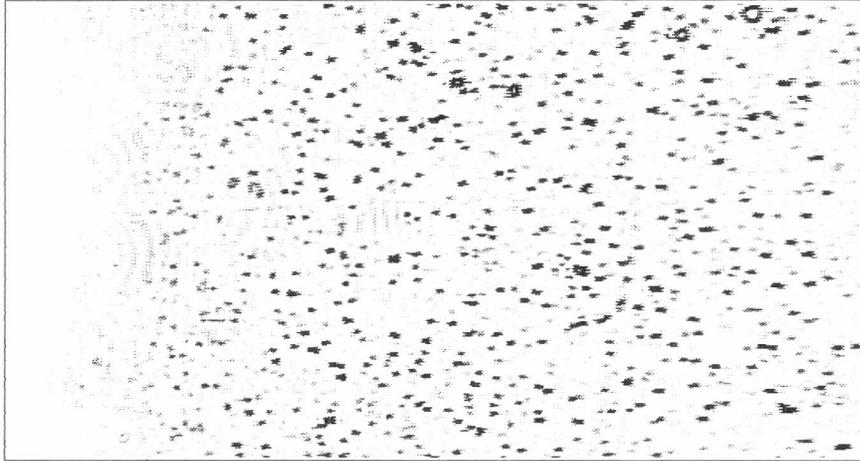


Figura 3.8: Imagen procesada con un filtro detector de bordes

Las matrices 3.18 y 3.19 tienen un efecto supresor de ruido ya que estiman el valor central a partir de su vecindad, sin tener en cuenta el valor original. Para más información sobre el cálculo de los coeficientes consultar la referencia [2].

En la figura 3.8 se observa el efecto del uso de la matriz 3.17 sobre la imagen preprocesada de la figura 3.1. El filtro realizó una segmentación correcta de los objetos. La imagen está prácticamente binarizada sin necesidad de aplicar un filtro umbral.

3.2 Operadores morfológicos

La visión por computadora requiere el estudio de las formas de los objetos dentro de la escena. Los operadores morfológicos permiten modificar las imágenes según las forma de los elementos buscados. Los operadores estudiados requieren las imágenes en dos niveles de intensidad (binarias).

La unión, intersección y complemento de dos imágenes A y B quedan definidas por las expresiones 3.20, 3.21 y 3.22 respectivamente,

$$A \cup B = \{p/p \in A \text{ o } p \in B\} \quad (3.20)$$

$$A \cap B = \{p/p \in A \text{ y } p \in B\} \quad (3.21)$$

$$\bar{A} = \{p/p \in \Omega \text{ y } p \notin A\} \quad (3.22)$$

La traslación se define como, ver ecuación 3.23,

$$A_p = \{a + p/a \in A\} \quad (3.23)$$

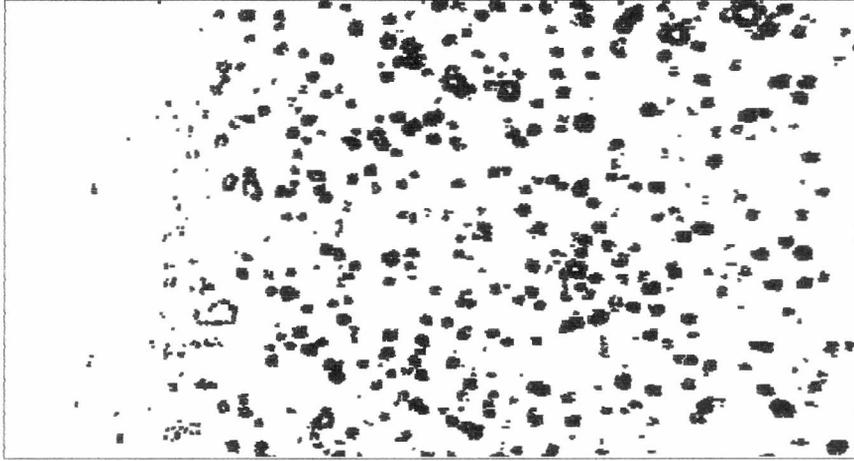


Figura 3.9: Imagen procesada con el operador dilatación

La dilatación y la erosión son los operadores morfológicos fundamentales. La dilatación 3.24 implementa la expansión en cada punto de los objetos por una forma dada A ,

$$A \oplus B = \bigcup_{b_i \in B} A_{b_i} \quad (3.24)$$

En la figura 3.9 se observa el efecto del uso del operador dilatación 3.24 sobre la imagen preprocesada y binarizada de la figura 2.6. La dilatación tiene un efecto expansivo en los objetos de la imagen.

La erosión 3.25, por el contrario, implementa la contracción de los objetos por una forma dada A , que debe ser satisfecha por cada punto para que sea conservado,

$$A \ominus B = \{p/B_p \subseteq A\} \quad (3.25)$$

En la figura 3.10 se observa el efecto del uso del operador erosión 3.25 sobre la imagen preprocesada y binarizada de la figura 2.6.

El objeto A seleccionado para operar sobre la imagen binaria es llamado elemento estructurante. La forma del elemento estructurante es un factor clave en el uso de operadores morfológicos. Según su forma, es posible destacar o eliminar los puntos de los objetos en la escena. En este caso, se utilizó como elemento estructurante una matriz 2×2 con valor 1 en todas sus posiciones.

La aplicación sucesiva de una erosión y una dilatación se denomina apertura, como se ve en la expresión 3.26,

$$(A \ominus E) \oplus E \quad (3.26)$$

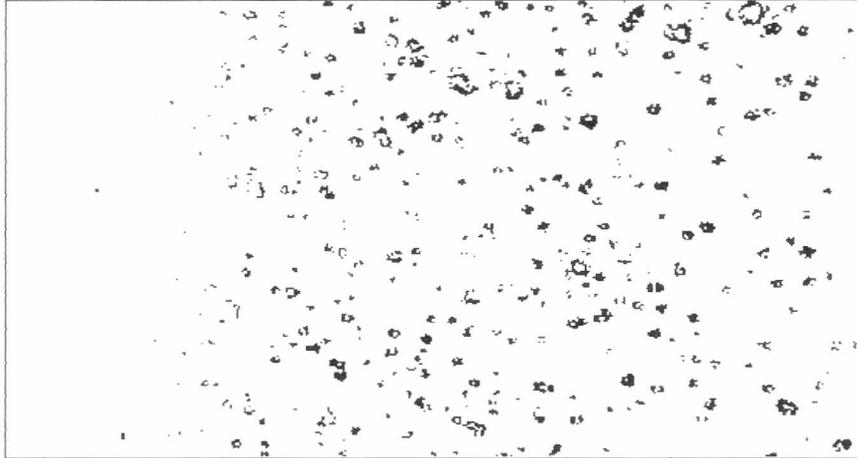


Figura 3.10: Imagen procesada con el operador erosión

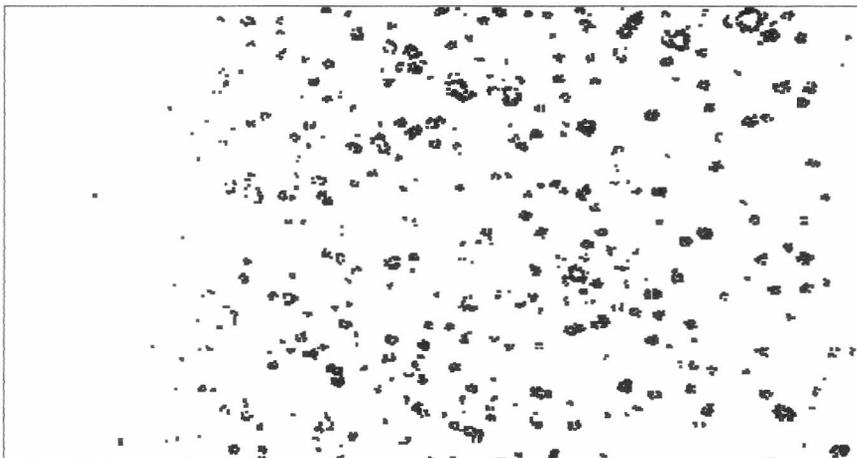


Figura 3.11: Imagen procesada con el operador apertura

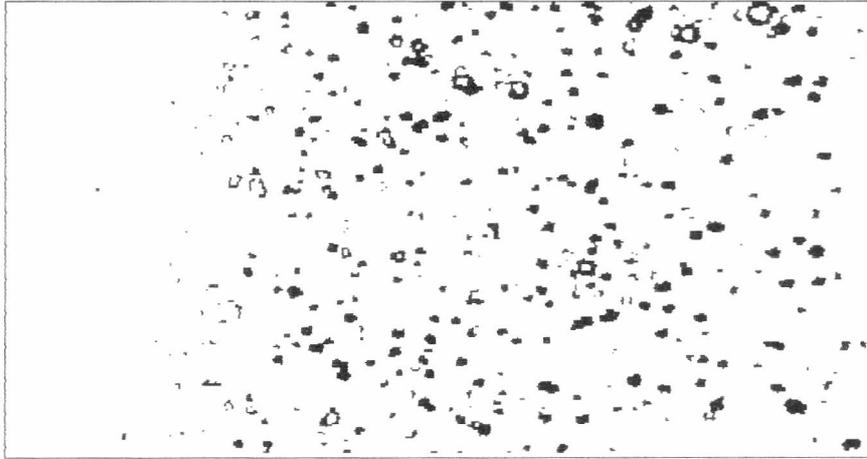


Figura 3.12: Imagen procesada con el operador cierre

En la figura 3.11 se observa el efecto del uso del operador apertura 3.26 sobre la imagen preprocesada y binarizada de la figura 2.6. La apertura es utilizada para remover puntos más pequeños que el elemento estructurante.

La aplicación sucesiva de una dilatación y una erosión se denomina cierre, ecuación 3.27,

$$(A \oplus E) \ominus E \quad (3.27)$$

En la figura 3.12 se observa el efecto del uso del operador cierre 3.27 en la imagen preprocesada y binarizada de la figura 2.6. El cierre es utilizado para completar los vacíos más pequeños que el elemento estructurante. Para más información sobre los operadores morfológicos ver [8].

3.3 Detección de puntos de interés

Los puntos de interés son zonas de gran variación direccional que no poseen la continuidad de un borde. Los puntos de interés son utilizados para reconocer los objetos en movimiento. Estos puntos son característicos para un objeto dado durante la secuencia de movimientos. Por ejemplo, un punto de interés puede ser un vértice o una esquina de un objeto. Una partícula puede ser representada por uno o varios puntos de interés. Para más información sobre la detección de puntos de interés ver [9], [8], [15], y [16].

3.3.1 Operador de Moravec

El operador destaca los pixels de la imagen que poseen una variación direccional grande con respecto a su vecindad. La variación direccional parcial se define como,

ver expresión 3.28,

$$d_{(i,j)}(x, y) = [f(x, y) - f(x + i, y + j)]^2 + [f(x, y) - f(x - i, y - j)]^2 \quad (3.28)$$

donde $(i, j) \in S = \{(0, 1), (1, 0), (1, 1), (1, -1)\}$, determinan la orientación de la diferencia direccional calculada, y $1 \leq x, y < N - 1$ con N tamaño de la imagen. Tomando p como el tamaño de la ventana de trabajo, definimos la estimación de la variación direccional parcial de una región, ver expresión 3.29,

$$D_{(i,j)}(k, l) = \sum_{\substack{0 \leq m < p \\ 0 \leq n < p}} d_{(i,j)}(k \cdot p + m, l \cdot p + n) \quad (3.29)$$

donde $1 \leq k \times p + m < N - 1$ y $1 \leq l \times p + n < N - 1$. En particular, para el seguimiento de partículas, teniendo en cuenta el tamaño reducido de los objetos, tomamos $p = 1$. En este caso, $D_{(i,j)}(x, y) = d_{(i,j)}(x, y)$.

El estimador de la variación direccional de cada región se define como, ver expresión 3.30,

$$\hat{D}(x, y) = \min_{(i,j) \in S} D_{(i,j)}(x, y) \quad (3.30)$$

Por último, se suprimen los valores que no son máximos locales dentro de una región de $q \times q$ pixels, ver expresión 3.31,

$$E(x, y) = \begin{cases} \hat{D}(x, y) & \text{si } \hat{D}(x, y) = \max_{(k,l) \in R(x,y)} \hat{D}(x, y) \\ 0 & \text{sino} \end{cases} \quad (3.31)$$

donde $R(x, y)$ representa las coordenadas de los vecinos al punto, en la ventana de $q \times q$ pixels correspondiente, dentro de la imagen. Luego del cálculo de los máximos locales, para remover los puntos de interés débiles se aplica a la matriz resultado E un filtro umbral por un valor mínimo permitido.

En el algoritmo 1 se presenta el operador de Moravec.

Para cada punto, la estimación de la variación direccional es el mínimo de los valores de cambio en cada dirección. La estimación por el mínimo es tolerante al ruido y a la dispersión de los valores puntuales. Otras estimaciones más complejas pueden ser obtenidas a partir de la media, el máximo, o la mediana de los valores de cambio para cada dirección del punto.

El valor obtenido para cada ventana v es el máximo de todas las estimaciones puntuales $MN(x, y)$. Un punto de interés se define como una zona de gran variación direccional, el máximo de los valores estimados representa un punto de interés.

En la figura 3.13, se observa los resultados de procesar la figura 3.1 con el operador de Moravec, algoritmo 1. Para cada objeto se detectaron los puntos de interés que lo caracterizan. Cabe destacar las detecciones múltiples realizadas

Algoritmo 1 Operador de Moravec

/* Cálculo de diferencias direccionales cuadráticas */

para todo x, y **hacer**

$$d_h(x, y) \leftarrow (f(x, y) - f(x + 1, y))^2 + (f(x, y) - f(x - 1, y))^2$$

$$d_v(x, y) \leftarrow (f(x, y) - f(x, y + 1))^2 + (f(x, y) - f(x, y - 1))^2$$

$$d_{d1}(x, y) \leftarrow (f(x, y) - f(x + 1, y + 1))^2 + (f(x, y) - f(x - 1, y - 1))^2$$

$$d_{d2}(x, y) \leftarrow (f(x, y) - f(x - 1, y + 1))^2 + (f(x, y) - f(x + 1, y - 1))^2$$

/* Cálculo de la mínima diferencia direccional */

para todo x, y **hacer**

$$MN(x, y) \leftarrow \min(d_h(x, y), d_v(x, y), d_{d1}(x, y), d_{d2}(x, y))$$

/* Cálculo de máximos locales */

para todo ventana v de tamaño $q \times q$ dentro de la imagen MN **hacer**

$$MX \leftarrow \max(MN(x, y) / (x, y) \in v)$$

para todo (x, y) dentro de la ventana v **hacer**

si $MN(x, y) = MX$ **entonces**

$$f(x, y) \leftarrow MX$$

sino

$$f(x, y) \leftarrow 0$$

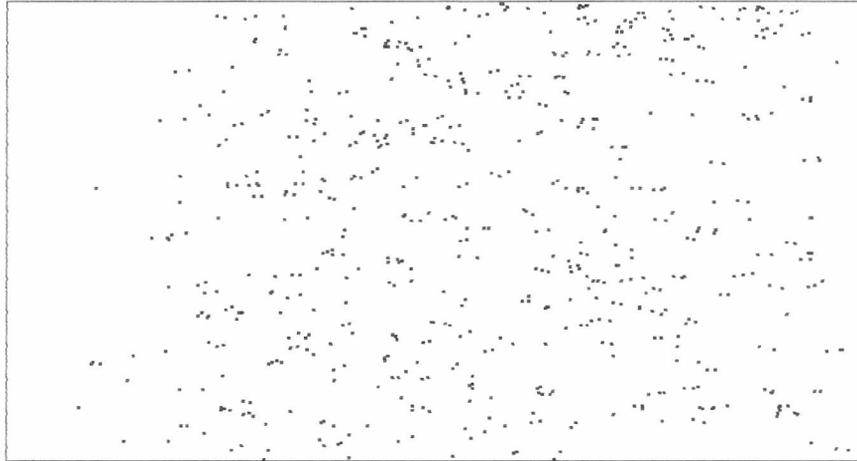


Figura 3.13: Imagen procesada con el operador de Moravec

para cada partícula. A continuación se detalla otra forma de evitar las detecciones múltiples.

3.3.2 Operador de Moravec continuo

En el algoritmo original del operador de Moravec (ver sección 3.3.1), el cálculo del máximo local de las estimaciones de diferencias direccionales aísla y selecciona el mayor punto de interés dentro de una subregión. El cálculo del máximo introduce detecciones múltiples de una partícula para cada subregión donde se encuentre. Si el objeto está en movimiento, se observan detecciones múltiples a medida que avanza por las subregiones. El seguimiento puede ser aplicado a las detecciones múltiples; pero las detecciones no son estables y no se corresponden con la observación del experimento.

Se modificó el operador original para no realizar el cálculo de los máximos locales. En el algoritmo 2 se presenta el algoritmo del operador de Moravec continuo.

Algoritmo 2 Operador de Moravec continuo

```

/* Cálculo de diferencias direccionales cuadráticas */
para todo  $x, y$  hacer
   $d_h(x, y) \leftarrow (f(x, y) - f(x + 1, y))^2 + (f(x, y) - f(x - 1, y))^2$ 
   $d_v(x, y) \leftarrow (f(x, y) - f(x, y + 1))^2 + (f(x, y) - f(x, y - 1))^2$ 
   $d_{d1}(x, y) \leftarrow (f(x, y) - f(x + 1, y + 1))^2 + (f(x, y) - f(x - 1, y - 1))^2$ 
   $d_{d2}(x, y) \leftarrow (f(x, y) - f(x - 1, y + 1))^2 + (f(x, y) - f(x + 1, y - 1))^2$ 
/* Cálculo de la mínima diferencia direccional */
para todo  $x, y$  hacer
   $MN(x, y) \leftarrow \max(d_h(x, y), d_v(x, y), d_{d1}(x, y), d_{d2}(x, y))$ 

```

Luego, se aplica un filtro umbral a las imágenes procesadas con el operador de Moravec modificado. El filtro umbral conserva las mayores estimaciones de cambio direccional de cada punto. La selección de los valores globales superiores a un umbral evita la detección múltiple de un objeto provocada por la división en subregiones, y aplica un criterio de uniformidad a todos los objetos detectados. Los valores superiores a un umbral conforman zonas de interés; en este caso, representativas de una partícula.

En la figura 3.14, obtenida a partir de la imagen preprocesada de la figura 3.1 por el algoritmo del operador de Moravec continuo 2, se observan las detecciones realizadas. Para cada objeto de la imagen se detectaron las zonas de interés. El operador es altamente sensible a pequeñas variaciones direccionales.

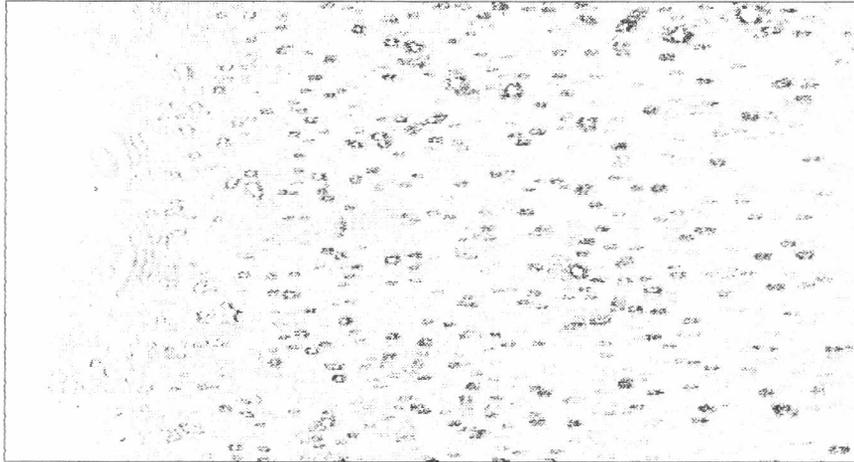


Figura 3.14: Imagen procesada con el filtro de Moravec continuo

3.4 Reconocimiento de objetos

Esta etapa del procesamiento identifica las partículas dentro de las imágenes. La identificación se concreta mediante el cálculo de la posición de cada partícula. Posteriormente, esta información es utilizada por los algoritmos de análisis de trayectorias.

En el presente trabajo, el reconocimiento es simple ya que las imágenes son producidas para el seguimiento. Las partículas dentro de la imagen son objetos relativamente esféricos y regulares. Bajo estas condiciones, la tarea es sencilla y pueden establecerse criterios precisos para la detección. En el capítulo de resultados 4, se detalla el reconocimiento utilizado.

En el estudio se relaciona la presencia de un objeto con la posición de una partícula. Otros métodos para el reconocimiento de objetos detectan estructuras de bajo nivel para luego correlacionarlas y sacar conclusiones sobre los objetos hallados. En este contexto, se formula una hipótesis y la verificación de la misma bajo un modelo base de objetos posibles. La representación de la estructura de los objetos, la correspondencia entre estructuras y las medidas usadas son áreas de investigación intensa. Para resolver el problema del reconocimiento de objetos se pueden utilizar técnicas de inteligencia artificial y redes neuronales.

A continuación se presentan los operadores para el reconocimiento de partículas, anterior al análisis del movimiento.

3.4.1 Detección de componentes

Una vez seleccionados los puntos según su valor y el de su vecindad es posible agruparlos como elemento. La detección de componentes se basa en la distribución espacial de los puntos para relacionar los puntos que integran un mismo

elemento. Para encontrar cada componente, el algoritmo toma una imagen binarizada y encuentra zonas conexas. Donde dos pixels están conectados si son vecinos inmediatos. En el algoritmo 3, se presenta el operador de detección de componentes,

Algoritmo 3 Detección de componentes

```

actual ← 1
para todo  $x, y$  hacer
  si  $f_v$  el vecino anterior de  $f(x, y)$  tiene valor asignado entonces
     $f(x, y) \leftarrow f_v$ 
  sino
    actual ← actual + 1
     $f(x, y) \leftarrow$  actual

```

El algoritmo recorre los puntos asignando un valor distinto a cada punto, a menos que un punto vecino ya tuviese realizada una asignación; en ese caso, toma el valor del vecino. De esta forma, al finalizar el algoritmo, los puntos que componen un objeto tienen un mismo valor asignado que los identifica.

3.4.2 Filtro por tamaño

El filtro por tamaño permite eliminar o conservar objetos de la imagen según su tamaño. El tamaño se define como la cantidad de pixels del objeto. En las experiencias del seguimiento de partículas es posible determinar el rango del tamaño de las partículas. Los objetos cuyo tamaño no se encuentre en el rango son otros objetos detectados dentro de la escena (valores mayores al límite superior del rango) o ruido de la imagen (valores menores al límite inferior). El filtro por tamaño se define como, como se ve en la ecuación 3.32,

$$g_\alpha(x, y) = \begin{cases} 1 & f(x, y) \in A, \alpha \leq \#(A) \leq \beta \\ 0 & \text{sino} \end{cases} \quad (3.32)$$

En el contexto del algoritmo anterior (ver detección de componentes 3.4.1), si cada objeto tiene un valor de intensidad distinto, a partir del histograma de la imagen se obtiene el tamaño de cada elemento. Luego, con la información de la cantidad de pixels de cada objeto y el índice con el que están identificados, es posible eliminar los objetos que se encuentran fuera del rango aceptado.

3.4.3 Análisis de centroides

Los algoritmos de seguimiento de partículas estudiados utilizan la posición de cada partícula para el análisis de las trayectorias. En oposición, por ejemplo, con un método de seguimiento que utilice correspondencia de patrones o formas. Esta

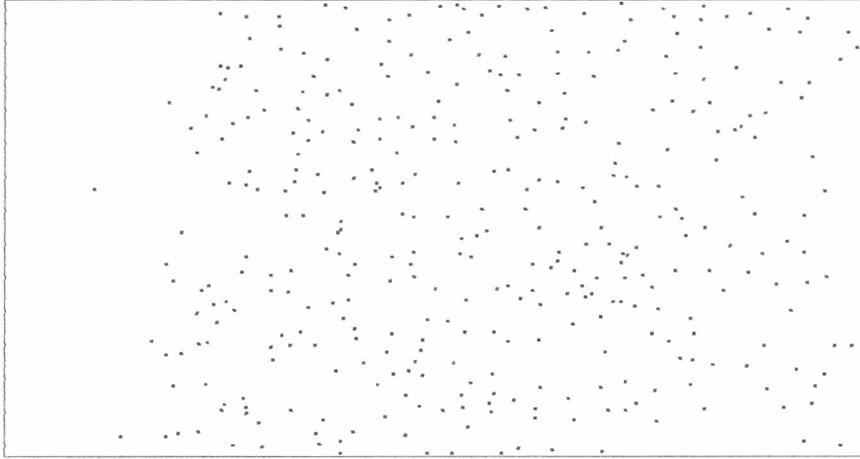


Figura 3.15: Imagen de los centroides de las partículas encontradas

simplificación del problema del análisis del movimiento permite concentrarnos en el problemas del análisis de correspondencias basado en las posiciones de los objetos, ver sección 3.5.

Tomando una imagen binarizada donde fueron aislados los objetos de estudio, para obtener la posición (x, y) representativa de cada elemento se utiliza el centroide o centro de masa. En el algoritmo 4, se presenta el algoritmo para obtener los centroides de las partículas de la imagen,

Algoritmo 4 Centroide

para todo A **hacer**

$$n \leftarrow \#(A)$$

$$x_c \leftarrow \frac{\sum_{i=0}^{n-1} x_i^A}{n}$$

$$y_c \leftarrow \frac{\sum_{i=0}^{n-1} y_i^A}{n}$$

$$g(x_c, y_c) \leftarrow 1$$

El algoritmo 4 presentado obtiene para cada objeto A de la imagen la media de las posiciones (x, y) que lo componen.

A partir de la imagen binarizada de la figura 2.6, aplicando el análisis de los centroides se obtiene la figura 3.15. Para cada elemento de la imagen se obtiene su posición. Cabe destacar la notable reducción de información realizada. Partiendo de una imagen con valores discretos en cierto rango, se obtiene una posición (x, y) por cada objeto detectado de la imagen. El procesamiento posterior de la información obtenida opera con estructuras dinámicas de almacenamiento de datos esparsos, en lugar de matrices regulares de puntos.

3.5 Análisis del movimiento

En principio, existen dos formas de medir la velocidad: detectando el desplazamiento de subregiones, flujo de imagen; o detectando el desplazamiento de puntos individuales, flujo óptico. En las próximas secciones, se describe brevemente el método de análisis del movimiento por flujo de imagen; y en profundidad, el uso del flujo óptico, considerado más adecuado para el seguimiento de partículas.

3.5.1 Flujo de imagen

El flujo de imagen es el campo de velocidad obtenido por la proyección de los elementos en movimiento sobre el plano de la imagen. El movimiento dentro del plano de la imagen pueden ser ocasionado por el movimiento del observador, el movimiento de los objetos en escena, o ambos. El flujo de imagen es el proceso visual de rango corto, más local que los métodos de correspondencia (flujo óptico), los cuales trabajan con las características de la imagen.

El flujo de imagen contiene información sobre el *movimiento por regiones*. El campo de velocidad obtenido expresa *cualitativamente* la velocidad de un sector de la imagen. La regularidad del movimiento condiciona la utilidad de la medición del flujo de imagen.

Formas de cálculo

Las técnicas para el cálculo del campo de velocidad por flujo de imagen pueden ser clasificadas en dos categorías:

1. Métodos basados en el gradiente
2. Métodos basados en la correlación

Los *métodos basados en el gradiente*, también conocidos como diferenciales o métodos variacionales, están basados en la siguiente ecuación de conservación de la intensidad de la imagen:

$$I(x, y, t) = I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (3.33)$$

donde $(\delta x, \delta y)$ es el vector de desplazamiento dentro de la imagen y δt el intervalo de tiempo. La ecuación 3.33 se basa en dos restricciones: conservación de la intensidad y movimientos limitados en intervalos cortos. Este método es adecuado para determinar movimientos de rango corto y poca variabilidad.

Los *métodos basados en la correlación de subregiones* de la imagen entre los sucesivos cuadros ha sido utilizado como parte de otros métodos. La utilidad del método es limitada ya que no reduce la información a procesar, como los métodos basados en características (flujo óptico, ver sección 3.5.2), y tiene un alto costo en tiempo de cómputo. Su uso más frecuente se encuentra en la evaluación restringida

de correspondencias entre las subregiones de características encontradas en una imagen. Para más información sobre los métodos basados en el gradiente ver [17], [18], [19], y [20].

Flujo de imagen por correlación de regiones

La forma más inmediata de resolver el problema de la detección del movimiento es buscar regiones que se hayan desplazado dentro de la secuencia de imágenes. Dada una región en el instante t_i , se busca entre las regiones del instante t_{i+1} para encontrar aquella que mejor se identifique con la original. Se utiliza a la región del instante t_i como patrón de búsqueda. Para restringir el espacio de búsqueda, es conveniente establecer la velocidad máxima V_m de los cuerpos en movimiento. Dada V_m , el máximo desplazamiento (u, v) posible se encuentra acotado por la ecuación 3.34,

$$0 \leq \sqrt{(u^2 + v^2)} \leq V_m \quad (3.34)$$

La restricción sobre la velocidad establece una circunferencia con los puntos que deben ser analizados. El movimiento de los puntos de una imagen puede ser modelado por la ecuación 3.35,

$$I(x, y, t) = a \cdot I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) + m + n \quad (3.35)$$

donde a es un factor de escala introducido para tener en cuenta las diferencias en el contraste, m representa las posibles desviaciones del valor de intensidad promedio y n es el ruido que se observa en las imágenes digitales.

Bajo este modelo la correlación cruzada máxima es el estimador de máxima verosimilitud, ver [21]. En la expresión 3.36 se presenta el coeficiente de correlación cruzada,

$$\rho_{f,g}(u, v) = \frac{\sum_{y=1}^p \sum_{x=1}^p (f(x, y) - \bar{f}) \cdot (g(x, y; u, v) - \bar{g}(u, v))}{(\sum_{y=1}^p \sum_{x=1}^p (f(x, y) - \bar{f})^2)^{\frac{1}{2}} \cdot (\sum_{y=1}^p \sum_{x=1}^p (g(x, y; u, v) - \bar{g}(u, v))^2)^{\frac{1}{2}}} \quad (3.36)$$

La búsqueda de la subregión $g(x, y; u, v)$ que mejor se identifique con $f(x, y)$ se reduce a encontrar la subregión que maximice el estimador de máxima verosimilitud $\rho_{f,g}(u, v)$. El uso del coeficiente de correlación cruzada 3.36 tiene un costo computacional alto.

En la práctica, se utilizan modelos más simples que, sin ser tan robustos como el coeficiente de correlación cruzada, aseguran la rapidez de los resultados, ver expresión 3.37,

$$i(u, v) = - \sum \sum ((f(x, y) - \bar{f}) - (g(x, y; u, v) - \bar{g}(u, v)))^2 \quad (3.37)$$

La suma de diferencias debe ser minimizada para encontrar el desplazamiento de la región original. Otro esquema similar a 3.37 es la suma de diferencias absolutas, como se ve en la ecuación 3.38,

$$i(u, v) = - \sum \sum |(f(x, y) - \bar{f}) - (g(x, y; u, v) - \bar{g}(u, v))| \quad (3.38)$$

Otros modelos aun más simples, que no poseen las propiedades de los anteriores, pero son veloces gracias a su sencillez; utilizan la norma L^1 ecuación 3.39, L^2 (distancia euclídea) ecuación 3.40 o norma ∞ ecuación 3.41,

$$i(u, v) = \sum \sum |f(x, y) - g(x, y; u, v)| \quad (3.39)$$

$$i(u, v) = \sqrt{\sum \sum (f(x, y) - g(x, y; u_s, v_s))^2} \quad (3.40)$$

$$i(u, v) = \max |f(x, y) - g(x, y; u, v)| \quad (3.41)$$

Para más información sobre el cálculo del flujo de imagen basado en la correlación ver [22], [23], y [24]

3.5.2 Flujo óptico

El flujo óptico es el campo de velocidad determinado por el movimiento de los objetos que *requiere la segmentación e identificación de los elementos en la escena*. El flujo óptico es un proceso visual de rango largo que permite el *seguimiento individual* de los objetos. El seguimiento por flujo óptico busca la correspondencia de las características encontradas entre las imágenes de la secuencia.

Los objetos deben poseer características (esquinas, bordes, puntos) que los distinguan y permanezcan invariantes a lo largo del tiempo. La estabilidad de las características permite seguir a los objetos a lo largo de la secuencia de imágenes.

El reconocimiento de objetos es complejo y requiere conocimiento del dominio de la aplicación. El movimiento individual de cada elemento puede ser significativo en si mismo, trayectoria del objeto; o puede agruparse para obtener información sobre estructuras más elaboradas, movimiento de cuerpos rígidos o movimiento en tres dimensiones.

El seguimiento de partículas implementado utiliza un reconocimiento de objetos simple y una búsqueda de trayectorias exhaustiva. Los objetos son siempre partículas, de formas regulares y esféricas, sin diferencias que permitan establecer identidades. Ésta similitud entre los objetos aumenta el espacio de búsqueda en el problema de la correspondencia entre imágenes.

Formas de cálculo

Los métodos basados en las características establecen correspondencias entre las características invariantes de los objetos; soportan el movimiento discontinuo e irregular. Estos métodos permiten establecer la trayectoria completa de cada partícula en la secuencia de imágenes. Las mayores dificultades se encuentran en determinar las características a utilizar para identificar a los objetos y la solución del problema de correspondencia de objetos entre cuadros. La reducción de la información y del tiempo de procesamiento requerido para el análisis de correspondencias es su principal ventaja.

Flujo óptico basado en características

Una vez realizado el reconocimiento de los objetos y obtenidas las posiciones de los objetos, se aplican los algoritmos para el seguimiento de partículas: *análisis de las trayectorias*. Para determinar los desplazamientos individuales, los algoritmos requieren resolver el problema de la correspondencia entre objetos. Este problema se hace evidente mientras se construye la trayectoria de cada partícula y no es posible determinar, entre varias partículas cercanas, cual corresponde con cada trayectoria.

El análisis de las trayectorias establece los desplazamientos de cada partícula a lo largo del tiempo. Dados dos cuadros de la secuencia de imágenes, cada objeto del primer cuadro puede ser asociado con cualquier objeto del cuadro siguiente. El problema de la correspondencia entre los objetos (matching) no tiene solución en un tiempo de cómputo polinomial. Para resolverlo es necesario introducir restricciones con el objetivo de acotar el problema. Las restricciones se basan en la regularidad esperada del movimiento de los objetos según la experiencia de estudio. Para más información sobre el cálculo del flujo óptico basado en características ver [17], [25], [14], [26], [27], y [23].

Dada una partícula en un instante intermedio de la experiencia, la partícula tiene una trayectoria anterior conocida que permite estimar cual va a ser su próxima posición. A partir del valor estimado, se buscan las partículas cercanas, *candidatos*, a esta posición en la imagen $t + 1$. Las partículas encontradas son posibles desplazamientos de la partícula original. Del conjunto de posiciones encontradas se debe seleccionar la mejor correspondencia.

En la figura 3.16, se observan los desplazamientos posibles de una partícula. El proceso de búsqueda se repite para cada partícula de la imagen t . Cada partícula de la imagen $t + 1$ puede ser reclamada por más de una partícula de la imagen t . Estableciendo todos los desplazamientos posibles, se obtiene un grafo bipartito donde se destacan las partículas del cuadro t , las partículas del cuadro $t + 1$, y todos los desplazamientos posibles. La solución buscada es una asignación coherente de todas las partículas de un cuadro a otro. El problema enunciado es un problema de correspondencia.

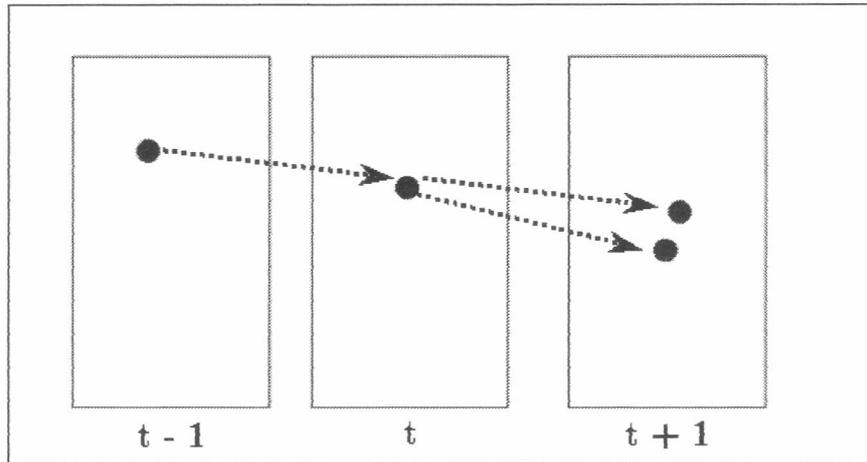


Figura 3.16: Desplazamientos posibles de una partícula

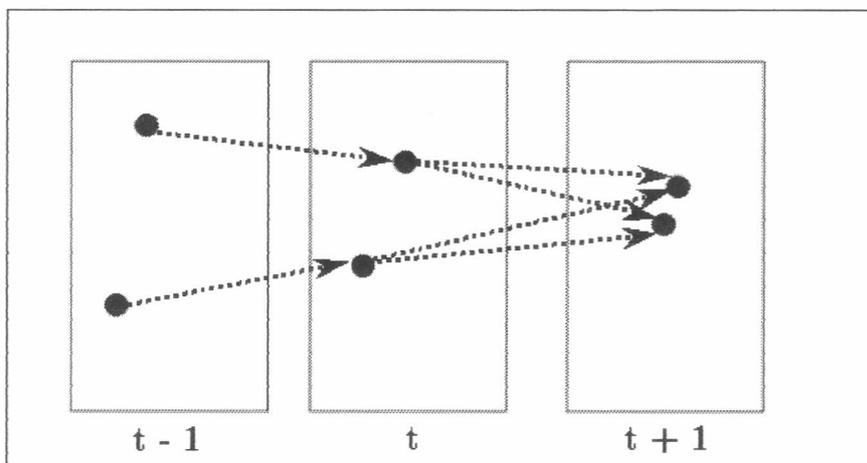


Figura 3.17: Partículas reclamadas por dos trayectorias distintas

En la figura 3.17, se observan los reclamos para cada trayectoria. Las partículas de la imagen $t + 1$ son reclamadas por dos trayectorias de la imagen t .

La solución del problema de correspondencia puede ser representada como una función h tal que asigna a cada partícula de la imagen t una partícula de la imagen $t + 1$. Tomando c_t como la cantidad de partículas del instante t , $m = \max(c_i, c_{i+1})$, y $n = \min(c_i, c_{i+1})$; el espacio de búsqueda, definido por todas las asignaciones posibles de una partícula del instante t en una partícula del instante $t + 1$, es de orden exponencial, como se ve en la ecuación 3.42,

$$O(E) = \frac{m!}{(m - n)!} \quad (3.42)$$

La expresión 3.42 representa la cantidad de conjuntos de asignaciones de n partículas en m partículas distintos que pueden existir.

Luego de establecer las correspondencias, tomando $d = |m - n|$, d partículas no tienen correspondencia posible; ya que no se encuentra la cantidad suficiente de partículas. Esto puede ser provocado por un error en la identificación de las partículas, una oclusión temporaria, o las partículas escapando de la región de observación.

El caso inicial de la creación de las trayectorias y estimaciones en el momento t_0 de la experiencia es considerado un tema particular de la implementación del algoritmo, ver sección estrategias de búsqueda 3.5.3.

Espacio de búsqueda restringido Durante la realización de las experiencias se conoce una cota máxima de la velocidad de las partículas. Sobre esta estimación se establece la frecuencia de captura necesaria para obtener los datos requeridos. Contando con la cota máxima de la velocidad, se reduce el espacio de búsqueda a una zona cercana a la posición de cada partícula. Las partículas de la siguiente imagen que se encuentren dentro de esta zona se consideran desplazamientos posibles.

La complejidad del problema abstracto se reduce si se tiene en cuenta que las partículas se mueven de forma predecible. Dada la frecuencia de captura y considerando la cota superior de la velocidad, se establece una ventana en el instante t de (*ancho* . *alto*) y una ventana en el instante $t + 1$ de posiciones alcanzables por las partículas de la ventana original. Tomando c como el desplazamiento máximo de una partícula por unidad de tiempo, la ventana de posiciones alcanzables en $t + 1$ tiene un tamaño de $[(\text{ancho} + 2c) \cdot (\text{alto} + 2c)]$. Luego, con δ densidad de partículas en el fluido, tenemos que $k = [(\text{ancho} + 2c) \cdot (\text{alto} + 2c)] \cdot \delta$ representa una estimación de la cantidad de partículas en la subregión alcanzable desde la ventana t_i en la próxima imagen de la secuencia. Tomando p_t como la cantidad de partículas identificadas en la ventana en t , el espacio de búsqueda es menor que la expresión 3.42, ya que cada partícula puede a lo sumo ser relacionada con otra de una región alcanzable, como se ve en la ecuación 3.43,

$$O(E) = g \frac{k!}{(k - p_t)!} \quad (3.43)$$

donde g es la cantidad de ventanas de (*ancho . alto*) de la imagen del instante t , y lleva la expresión 3.43 de una subregión a toda la imagen. Dadas las p_t posiciones de las partículas encontradas en una subregión, a lo sumo habrá k desplazamientos hacia partículas en la subregión alcanzada a velocidad máxima. El espacio de búsqueda es grande pero con densidades bajas y la velocidad de cálculo actual puede realizarse una búsqueda exhaustiva del espacio restringido.

Análisis de los desplazamientos La búsqueda de los mejores desplazamientos requiere definir cómo se comparan las distintas asignaciones de partículas. Una medida posible es tratar de minimizar la suma de los desplazamientos parciales a medida que se construye la trayectoria: menor distancia. Esta medida tiene varias desventajas. Utiliza un único criterio de calificación (la distancia de desplazamiento) y busca los mínimos locales para cada trayectoria. Fácilmente, se puede encontrar un ejemplo en que la elección de un desplazamiento subóptimo permite armar la trayectoria correcta (optimización global de las trayectorias). Por otra parte, si a medida que se recorre la lista de trayectorias se asignan los desplazamientos directamente y cada desplazamiento sólo puede ser seleccionado para una trayectoria, la selección del mejor desplazamiento para cada trayectoria depende del orden en que se recorre la lista de trayectorias. Si dos trayectorias compiten por un desplazamiento, lo obtiene la primera en la lista de trayectorias. Estos inconvenientes aumentan la complejidad del análisis de los desplazamientos.

El algoritmo de análisis de desplazamientos debe tener en cuenta *la estrategia de búsqueda* y *la medida de calificación* para la evaluación de las asignaciones. La estrategia de búsqueda se refiere a la forma en que se recorre el espacio de datos generado por todos los desplazamientos posibles. La medida se utiliza para evaluar los desplazamientos con respecto a la coherencia esperada. La medida de calificación está relacionada con el modelo de los trayectorias buscadas.

A partir de la *posición p de una partícula* en dos instantes de tiempo $t - 1$ y t , se estima su posición \hat{p} en el próximo instante $t + 1$. El cálculo de la estimación tiene en cuenta las características del movimiento. Dada *la posición estimada \hat{p}* en el instante $t + 1$ para cada trayectoria a , se obtienen las partículas p_i cercanas a esta posición, candidatas del análisis de la correspondencia, donde $t + 1$ es el índice de tiempo dentro de la secuencia e i el índice que identifica a la partícula dentro del conjunto de partículas encontradas en esa imagen. Las candidatas son evaluadas utilizando la *medida de calificación o coherencia*. La medida $d(\hat{p}, p_i)$ debe tener en cuenta varios factores,

1. Error con respecto a la estimación
2. Orientación
3. Coherencia del desplazamiento con respecto a la trayectoria anterior

Cabe destacar que dos trayectorias a y b distintas pueden tener estimaciones tales que reclamen una misma posición de la próxima imagen. La intersección de los conjuntos de partículas reclamadas no es vacía. Los algoritmos de seguimiento deben resolver este *conflicto* utilizando la medida de calificación para encontrar la mejor asignación.

Actualmente, el problema de la correspondencia, las estrategias de búsqueda, la medida de calificación de los candidatos y la resolución de los conflictos entre trayectorias son áreas de investigación activa.

3.5.3 El algoritmo de seguimiento implementado

Como se mencionó anteriormente, los temas principales del algoritmo de seguimiento de partículas son:

1. Estrategia de búsqueda
2. Análisis de desplazamientos encontrados
3. Resolución de conflictos entre trayectorias

A continuación, se describen las decisiones de implementación tomadas en este estudio. Como se mencionó anteriormente, el criterio seguido estuvo orientado a obtener una base flexible, que facilite el desarrollo de investigaciones posteriores. Las investigaciones futuras en la materia podrán concentrarse en temas específicos y extender fácilmente la arquitectura funcional inicial.

Estrategias de búsqueda

Dado un momento intermedio del procesamiento se tiene: un conjunto de trayectorias construidas T y un conjunto de partículas por asignar $P = \{p_i/0 \leq i < n\}$, con n cantidad de partículas encontradas. El problema de la correspondencia entre las trayectorias y las partículas puede ser analizado desde dos puntos de vista: análisis por trayectorias y análisis por partículas.

- En el *análisis por trayectorias*, dada una trayectoria t , se obtienen todos los desplazamientos posibles p_i dentro de una zona de desplazamiento máximo Z desde la posición estimada \hat{p}^t . Luego, para cada trayectoria se selecciona el mejor desplazamiento p_i tal que minimice la medida de calificación $d(\hat{p}^t, p_i)$.

En la expresión 3.44, se presenta la función $h_P : T \rightarrow P$ de asignación de partículas p_i a trayectorias t ,

$$h_P(t) = \min_{p_i \in Z(\hat{p}^t)} d(\hat{p}^t, p_i) \quad (3.44)$$

donde P es el conjunto de partículas encontradas, \hat{p}^t es la posición estimada para la trayectoria t , y $p_i \in Z(\hat{p}^t)$ se refiere a los desplazamientos dentro de la zona de las posiciones vecinas a la estimación \hat{p}^t .

- En el *análisis por partículas*, dada una partícula p , se buscan todas las trayectorias t_j que la reclaman con la posición estimada \hat{p}^{t_j} . Luego, cada partícula es asignada a la mejor trayectoria t_j tal que minimice la medida de calificación $d(\hat{p}^{t_j}, p)$. En la expresión 3.45, se presenta la función $h_T : P \rightarrow T$ de asignación de trayectorias t_j a partículas p ,

$$h_T(p) = \min_{t_j / \hat{p}^{t_j} \in Z(p)} d(\hat{p}^{t_j}, p) \quad (3.45)$$

donde T es el conjunto de trayectorias, \hat{p}^{t_j} es la posición estimada para cada trayectoria t_j , y $\hat{p}^{t_j} \in Z(p)$ se refiere a las trayectorias dentro de la zona de las posiciones vecinas a p .

En ambos casos, las evaluaciones se basan en la medida de calificación d .

En la implementación realizada, el orden de la lista de trayectorias y partículas afecta los selección de los desplazamientos.

En los algoritmos 5 y 6, se presenta esta forma dual de enfrentar el problema. Los algoritmos generan una lista de desplazamientos y recorren la lista asignando un candidato en cada iteración. En la selección del candidato, se aplica un umbral mínimo para evitar la selección de desplazamientos con calificación mala en el caso de no existir un buen candidato. Finalmente, las partículas que no fueron asignadas a ninguna trayectoria son recuperadas como comienzo de nuevas trayectorias.

La desventaja principal de ambos métodos se encuentra en que las asignaciones se resuelven en el orden en que se recorre la lista de desplazamientos. Los conflictos entre los reclamos realizados son resueltos mediante el método más simple: el primero que lo reclama lo obtiene. En ambos casos, se realiza un análisis parcial del espacio de búsqueda. Por ejemplo, en el algoritmo 5, dadas dos trayectorias que reclaman una misma partícula, el algoritmo analiza primero una de las trayectorias y asigna la partícula como mejor desplazamiento. La segunda trayectoria perdió la asignación de la partícula debido a que el algoritmo comenzó primero por la otra trayectoria, sin tener en cuenta si la calificación de la segunda trayectoria era mejor que la de la primer trayectoria.

Algoritmo 5 Seguimiento por trayectorias

```
/* Análisis de las trayectorias */
para todo tr hacer
  /* Dada una trayectoria tr */
  /* buscar los desplazamientos para cada partícula */
  desp  $\leftarrow$  BUSCAR_DESPLAZAMIENTOS(tr, vx, vy)

  /* Calificar los desplazamientos */
  califica  $\leftarrow$  MEDIDA(desp, nivel_restrictivo)

  /* Buscar el mejor desplazamiento */
  m  $\leftarrow$  MINIMO(califica)

  /* Si satisface un criterio minimo */
  si m > ctemin entonces
    /* Si ya fue usado por otra trayectoria */
    si ESTA_USADO(m) entonces
      /* Acumular el contador de conflictos */
      conflicto  $\leftarrow$  conflicto + 1
    sino
      /* Armar la trayectoria con el desplazamiento */
      INCORPORAR_TRAYECTORIA(tr, m)
  RECUPERAR_PERDIDAS()
```

Algoritmo 6 Seguimiento por partículas

```
/* Análisis de las partículas */
para todo pr hacer
  /* Dada una partícula pr */
  /* buscar los desplazamientos */
  desp  $\leftarrow$  BUSCAR_DESPLAZAMIENTOS(pr, vx, vy)

  /* Calificar los desplazamientos para cada trayectoria */
  califica  $\leftarrow$  MEDIDA(desp, nivel_restrictivo)

  /* Buscar el mejor desplazamiento */
  m  $\leftarrow$  MINIMO(califica)

  /* Si satisface un criterio mínimo */
  si m > ctemin entonces
    /* Si ya fue usado por otra trayectoria */
    si ESTA_USADO(m) entonces
      /* Acumular el contador de conflictos */
      conflicto  $\leftarrow$  conflicto + 1
    sino
      /* Armar la trayectoria con el desplazamiento */
      INCORPORAR_TRAYECTORIA(m, pr)
  RECUPERAR_PERDIDAS()
```

Parámetros Dado el análisis presentado sobre la reducción del espacio de búsqueda basado en la región alcanzada a velocidad máxima (ver 3.5.2), los algoritmos de seguimiento implementados reciben como parámetro el tamaño de la ventana inicial, la ventana de búsqueda y el nivel restrictivo a utilizar en el análisis de las trayectorias:

- En la primer imagen de la secuencia, *la ventana inicial* establece todos los desplazamientos para cada partícula hacia el cuadro siguiente. Todos los desplazamientos para una misma partícula son considerados trayectorias. No se busca el mejor desplazamiento para cada trayectoria, ya que en la primer imagen no se dispone de estimaciones. En la próxima iteración, para cada trayectoria, se estima su próxima posición.
- Las *ventana de búsqueda* limita el rango de posiciones consideradas como desplazamientos posibles de una trayectoria en el procesamiento de la secuencia completa. Cada posición encontrada dentro de la ventana será analizada para asignarla a la mejor trayectoria.
- El *nivel restrictivo* se utiliza para controlar la evaluación de los desplazamientos. En la próxima sección, se describe en detalle.

Los parámetros son estimados para cada experiencia. El ajuste correcto obtiene trayectorias que se corresponden con el movimiento observado. Las trayectorias detectadas correctamente son seguidas a lo largo de mayor cantidad de cuadros. Esto se observa en la longitud final de las trayectorias.

Análisis de desplazamientos encontrados

Los desplazamientos encontrados a través de la estrategia de búsqueda son calificados mediante una medida que asegura una coherencia mínima. La medida implementada combina tres criterios que establecen distintos niveles de restricción en los desplazamientos aceptados:

1. Error con respecto a la estimación. Determina, cuánto varía la posición encontrada con respecto a la estimación anterior, se aplicó la distancia euclídea para su cálculo.
2. Orientación con respecto a la trayectoria anterior. La trayectoria tenía una dirección anterior, el criterio establece la variación direccional con respecto al sentido anterior, se aplicó la diferencia en radianes.
3. Coherencia del desplazamiento con respecto a la velocidad del movimiento registrado. Este criterio establece la diferencia entre los desplazamientos anteriores y el desplazamiento actual. Dada la velocidad de captura utilizada, consideramos los desplazamientos individuales constantes. Si bien

las partículas pueden acelerar o desacelerar, la frecuencia de captura alta permite considerar las variaciones de velocidad despreciables.

Llamamos *grado de libertad de desplazamientos permitidos* a la combinación de los criterios mencionados anteriormente. El grado de libertad permite controlar la coherencia de las trayectorias.

Se implementaron tres niveles restrictivos:

- Nivel restrictivo 0. Se considera solamente el error con respecto a la estimación anterior.
- Nivel restrictivo 1. Se considera Nivel restrictivo 0 y diferencia con respecto a la orientación en radianes.
- Nivel restrictivo 2. Se considera Nivel restrictivo 1 y diferencia con respecto a la velocidad anterior.

Por ejemplo, el nivel restrictivo 0, permite que las trayectorias sigan cualquier dirección siempre que la posición de la partícula se encuentre cerca de la estimación. En los casos donde el movimiento de las partículas es errático, un grado de libertad alto encuentra exitosamente las trayectorias.

La combinación de los criterios se realiza mediante una suma ponderada. Las constantes aplicadas a cada criterio deben ser estimadas en la práctica de acuerdo a la influencia que se les desee dar sobre la libertad de la trayectoria. Los casos presentados en el capítulo 4, consideran las constantes con valor 1.

En resumen, el algoritmo implementado permite ensayar las estrategias de búsqueda, análisis por trayectorias y análisis por partículas, con cada nivel restrictivo, ajustando los pesos de cada componente de la sumatoria.

Dependencia espacial en el análisis de desplazamientos El movimiento de un fluido es altamente homogéneo. Dada esta característica, el movimiento de las partículas vecinas inmersas en el fluido es similar. En este sentido, no puede asociarse a una trayectoria un desplazamiento en contra de la dirección general del fluido. La dirección del fluido es inferida a partir del movimiento del conjunto de partículas vecinas.

Esta restricción en el movimiento es llamada *dependencia espacial*. La dependencia espacial entre las partículas vecinas pueden ser expresada dentro de la medida de evaluación de desplazamientos.

Los últimos avances en el procesamiento de imágenes, orientados a poner en práctica la noción de dependencia espacial, aplican la teoría de campos de Markov (MRF, Markov random field) en la la reconstrucción de imágenes y supresión de ruidos. La teoría MRF provee una herramienta de modelado para los problemas de visión dentro de una estructura Bayesiana.

Tomando el problema de la asignación entre trayectorias - partículas, la aplicación de MRF se orienta a maximizar la probabilidad de una configuración dada (MAP, maximum a posteriori). La búsqueda de la solución se implementa mediante un algoritmo de optimización combinatoria, por ejemplo recocido simulado (Ver Geman [28]). La implementación de una medida que utilice campos de Markov para tener en cuenta la dependencia espacial es una de las direcciones de desarrollos futuros.

Resolución de conflictos entre trayectorias

Dada la baja influencia de los conflictos entre trayectorias, se optó por tomar la primera asignación de una trayectoria con una partícula como correcta. Los conflictos posteriores son detectados y controlados estadísticamente para seguir su influencia, pero no son analizados para influir en el resultado final del algoritmo. En el caso de encontrar una experiencia con gran cantidad de conflictos, es posible implementar una comparación entre los conflictos para obtener la mejor asignación trayectoria - partícula, con respecto a la medida mencionada en el punto anterior u otra diseñada ad hoc.

Las partículas perdidas, que no fueron asignadas a ninguna trayectoria, son recuperadas como trayectorias nuevas. Dado el orden de creación, las trayectorias más antiguas tienen prioridad en la asignación de las partículas. De esta forma, las *partículas no asignadas*, por ruido o por ingreso dentro de la escena, crean trayectorias y no provocan problemas de asignación a las originales.

Análisis numérico de los resultados

Un *indicador de la calidad del seguimiento* es la relación entre la longitud final de la trayectoria y la cantidad de cuadros de la secuencia, $\frac{l_f}{t_f}$. En el caso ideal, cuando la trayectoria pudo ser seguida a lo largo de toda la secuencia, el índice es 1. La *media de los índices* de todas las trayectorias se utiliza para evaluar la efectividad general del seguimiento realizado.

Un *indicador de la efectividad* de los parámetros seleccionados es la cantidad de partículas perdidas. En la situación ideal, no habría partículas perdidas. En los algoritmos implementados, las partículas perdidas son utilizadas para crear nuevas trayectorias. Es posible detectar un nivel restrictivo demasiado alto por la cantidad de partículas perdidas. Si pocas partículas llegan a satisfacer el nivel restrictivo, entonces el nivel es inadecuado.

En la implementación, la resolución de conflictos se realiza asignando el desplazamiento al primer reclamo encontrado, y el resto de los reclamos son ignorados. La *cantidad de conflictos registrados* es un indicador de problemas en las asignaciones. El ajuste de los parámetros debe minimizar la cantidad de conflictos.

Estas medidas permiten comparar con valores concretos la calidad de los diferentes métodos de seguimiento para una misma secuencia, y un mismo método de seguimiento entre distintas secuencias de imágenes. En el capítulo 4, se presenta un análisis de los valores obtenidos para estos indicadores en el seguimiento de partículas microscópicas en un fluido en experiencias de deposición electroquímica.

Capítulo 4

Aplicaciones

En los capítulos anteriores se presentaron las técnicas y algoritmos de procesamiento de imágenes y visión por computadora necesarios para obtener las trayectorias de las partículas.

La *captura de imágenes* es un proceso complejo que requiere el ajuste cuidadoso de los parámetros que la controlan. El ajuste correcto de los parámetros destaca los objetos de la imagen, facilitando el reconocimiento. El *procesamiento de imágenes* permite subsanar problemas de la captura y preparar las imágenes para el reconocimiento. Los algoritmos de *visión por computadora* son utilizados para reconocer los objetos de las imágenes y obtener sus trayectorias. Los objetos buscados son identificados aplicando un criterio de selección adecuado al dominio del problema. El *reconocimiento* obtiene las posiciones de los objetos buscados. El *análisis de trayectorias* relaciona las posiciones encontradas para reconstruir el recorrido de cada partícula. Cada posición constituye un candidato dentro del espacio de búsqueda. El algoritmo selecciona los candidatos que minimizan una medida de distorsión. La selección de los mejores candidatos asegura la coherencia de las trayectorias.

Las imágenes utilizadas en los capítulos anteriores para presentar los ejemplos de los filtros y algoritmos descritos pertenecen al procesamiento de la secuencia denominada 121201. La secuencia fue obtenida en un experimento de electrodeposición de materiales en celda delgada. Actualmente, la electrodeposición es un fenómeno físico de investigación activa. A continuación se introduce la problemática del desarrollo de patrones de crecimiento en deposición electroquímica en celda delgada. En el estudio experimental, se registraron imágenes para seguir el desarrollo del frente de los campos de concentración y remolinos convectivos en flujos en su mayor parte gravitoconvectivos. En conjunto, el trabajo constituye la técnica de velocimetría de partículas por imágenes. Como resultado del trabajo, se presenta el seguimiento de partículas de la secuencia 121201 y un análisis completo de otra secuencia de imágenes. En ambos casos, se presentan los resultados del procesamiento en distintas formas de visualización.

Por otra parte, la técnica de velocimetría de partículas por imágenes y la apli-

cación desarrollada fueron utilizadas en el trabajo [29], con algunas extensiones para adaptarlo al dominio.

4.1 Introducción a la deposición electroquímica de materiales en celda delgada

La electrodeposición en celda delgada ha despertado un interés creciente como un paradigma para el estudio teórico y experimental de la formación de patrones de crecimiento (crecimiento inestable de interfaces)[30, 31]. La figura 4.1 muestra un ejemplo del tipo de crecimiento obtenido. La electrodeposición en celda delgada es además un tema de gran relevancia por sus variadas aplicaciones industriales desde la producción de energía a la biología y medicina.

El crecimiento de agregados de metal en deposición electroquímica (ECD) en celdas delgadas tienen morfologías de crecimiento complejas, ver figura 4.1, [32] - [51]. Este sistema ha sido estudiado extensamente como un ejemplo del crecimiento interfacial inestable. La morfología del depósito puede ser fractal, densamente ramificada, o dendrítica dependiendo de la geometría de la celda, concentración electrolítica, voltaje, y otros parámetros. Los detalles de la variación morfológica aún no están completamente comprendidos. El transporte de los iones en la celda electroquímica es provocado por una combinación de la migración, difusión y convección, y juega un rol crucial en el crecimiento del depósito. La existencia del transporte ocasionado por el fluido hidrodinámico en este sistema fue reconocido en los experimentos de Brady y Ball [33], y un número de mediciones recientes de la concentración de iones y el campo de velocidad convectivo, en particular [35, 37, 39, 40, 42, 51], ha subrayado su importancia. La convección provocada por la interacción del campo eléctrico con las regiones de carga en el espacio local y la convección impulsada por gradientes de densidad han sido ambos estudiados en considerable detalle.

A medida que la corriente fluye a través de una celda electroquímica delgada, se generan variaciones de concentración cerca de ambos electrodos. En el ánodo, la concentración se incrementa sobre su nivel inicial por el transporte de los aniones hacia él, y la disolución de los iones de metal del ánodo. En el cátodo, la concentración de iones disminuye a medida que los iones del metal se depositan, y los aniones migran hacia el ánodo. Estos cambios en la concentración provocan variaciones en la densidad y, en consecuencia, la generación de vórtices o remolinos gravitoconvectivos inicialmente localizados en los electrodos, ver figura 4.2 y 4.3.

Este flujo fue estudiado recientemente por Huth [37] quien usó una técnica de seguimiento de partículas para medir el campo de velocidad. El presente estudio utiliza técnicas similares al trabajo mencionado.

En [36] se presenta un modelo teórico macroscópico que describe los regímenes límites en los cuales la electroconvección o gravitoconvección dominan. En par-

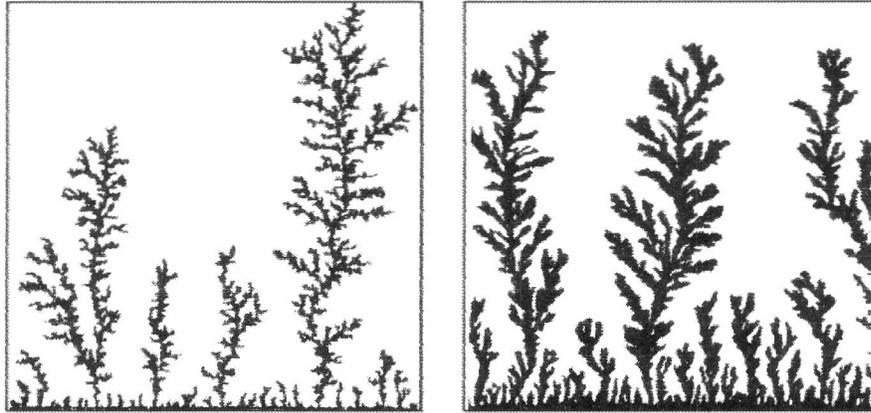


Figura 4.1: Electrodepositos obtenidos en distintas condiciones experimentales. (reproducido de [37]).

ticular, se describe el movimiento difuso, migratorio y convectivo de iones en un fluido viscoso sujeto a un campo eléctrico. Las predicciones de dicho modelo capturan el fenómeno físico esencial.

En [49] se presenta un estudio sobre la interacción del frente en ECD bajo los regímenes convectivos conducidos por la gravedad. El estudio fue realizado a través de mediciones experimentales y análisis teóricos, mejorando trabajos previos [36]. En el estudio [49], se utilizaron técnicas de velocimetría por imágenes de partículas para verificar las predicciones del modelo. El seguimiento de partículas fue realizado manualmente, ver figura 4.7, y como primer ensayo de los algoritmos de reconocimiento de partículas, presentados en este estudio, se obtuvo la imagen suma de las partículas encontradas, ver figura 4.6.

4.2 La configuración experimental

En la figura 4.4, se muestra esquemáticamente la celda de ECD. Consiste de una capa delgada de solución sin soporte (se usa una solución acuosa de sulfato de cobre) confinada entre dos placas de vidrio paralelas. Los electrodos planos de cobre separados por 12 mm son ubicados en los dos extremos de la celda; su espesor ($0,1\text{ mm}$) define el espesor de la celda. El ancho de la celda es 20 mm . Los experimentos son realizados a un voltaje constante aplicado de 10 V . La configuración óptica es similar a la descrita en [42]. La luz desde un diodo emisor de luz brillante es conducido y alineado a través de un agujero pequeño de 1 mm . Después que atraviesa la celda, el haz es reenfocado por las lentes L_1 y L_2 . Un borde de corte K posicionado paralelo a los electrodos en el plano focal L_2 bloquea la mitad de la luz. La imagen es vista con una cámara de video CCD con un lente de $50\text{ mm } f/1.4$ montado más allá del borde de corte. En los experimentos, se

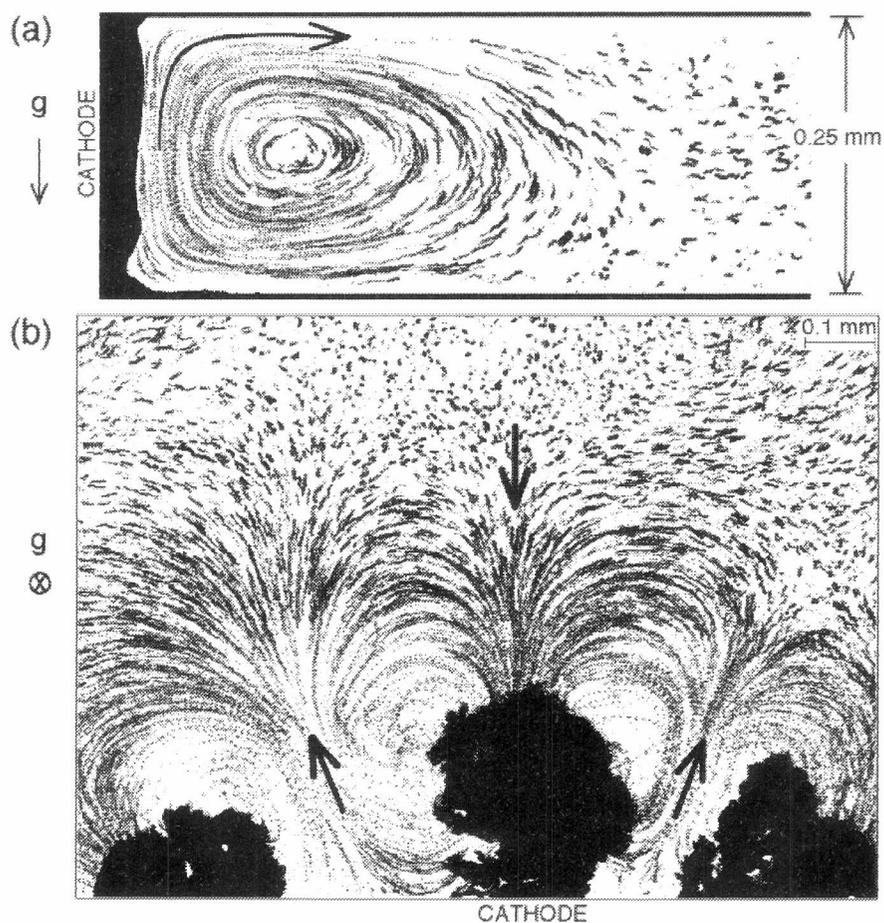


Figura 4.2: Movimiento convectivo en ECD visualizado en un experimento con partículas trazadoras: (a) vista lateral mostrando las trayectorias de las partículas en el plano vertical, para condiciones en las cuales la gravitoconvección es dominante, (b) vista superior mostrando las trayectorias de las partículas en el plano horizontal, para condiciones en las cuales la electroconvección es dominante (reproducido de [49] o [37]).

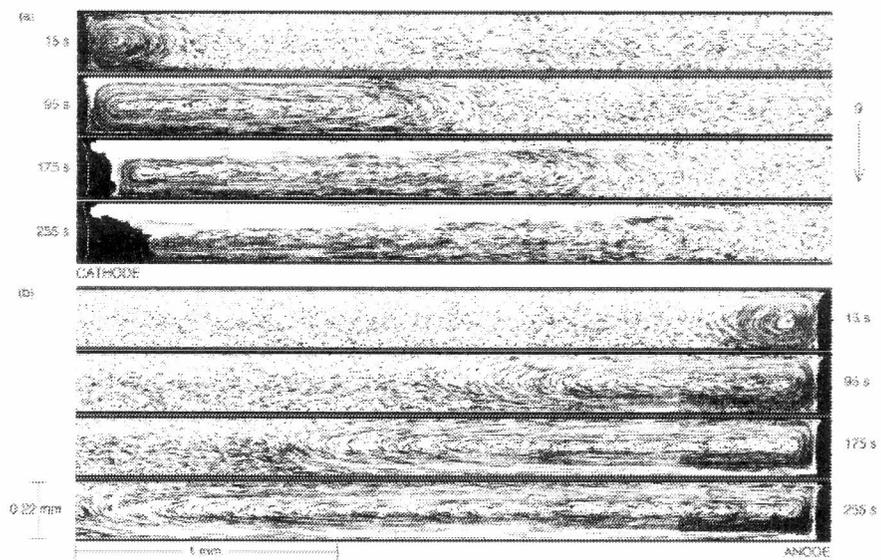


Figura 4.3: Vista lateral de un experimento ECD mostrando el crecimiento de los remolinos convectivos, cerca del cátodo donde el electrolito disipado eleva y conduce un flujo en sentido horario y cerca del ánodo donde el electrolito con concentración alta cae y también conduce un flujo en sentido horario (reproducido de [37]).

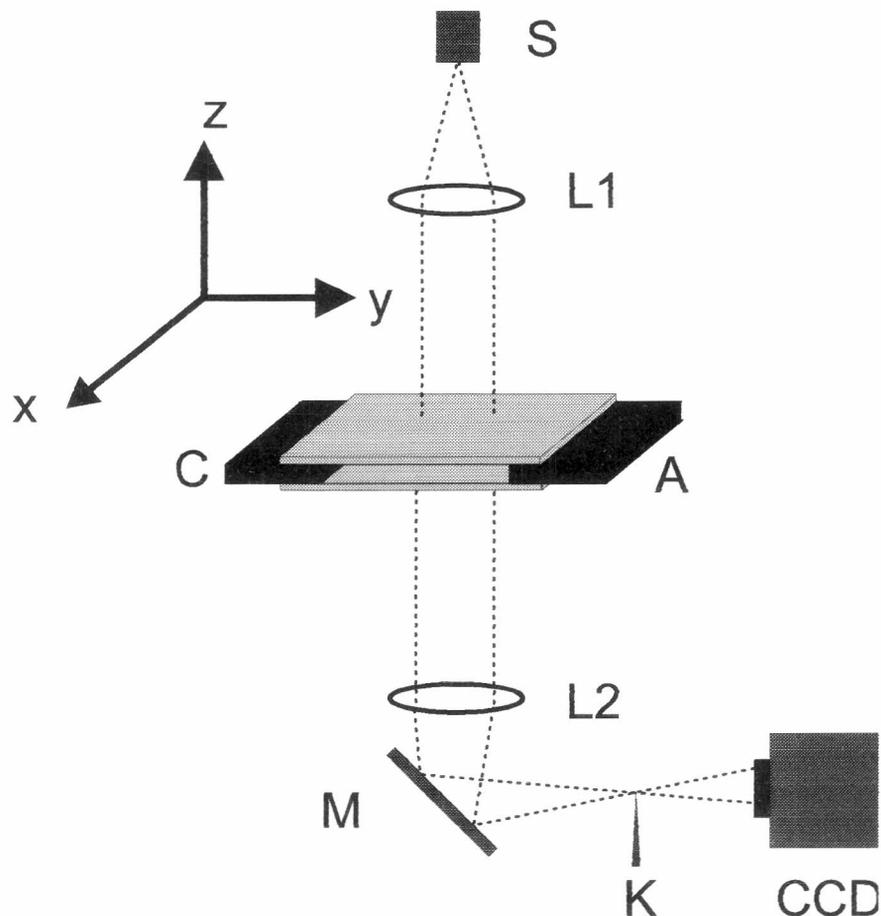


Figura 4.4: Diagrama esquemático del sistema experimental S , una fuente puntual de luz; L_1 , L_2 , lentes; M , espejo; K borde de corte; CCD , cámara de vídeo. Se presenta también el sistema de coordenadas usado (reproducido de [49]).

incorporan esferas de Látex de $0.9 \mu\text{m}$ al electrolito como partículas trazadoras para la visualización del movimiento del fluido. Para la observación simultánea del gradiente de concentración a través de las imágenes de schlieren y las partículas trazadoras, los lentes de la cámara se reemplazan por un objetivo de microscopio con distancia de trabajo larga. Las imágenes son digitalizadas y almacenadas en disco hasta 30 cuadros por segundo con una resolución espacial de hasta $0.5 \mu\text{m}$ por punto.

Las imágenes de schlieren de la celda ECD son usadas para el estudio de la evolución del depósito y del frente de concentración en el ánodo y el cátodo. La figura 4.5 muestra una secuencia de imágenes de schlieren obtenidas en una corrida con concentración electrolítica $c = 0.3 \text{ mol/l}$. Las zonas brillantes corresponden a los valores positivos de dc/dy , mientras que las zonas oscuras en el

centro de la celda indican concentración constante. Los gradientes pronunciados son observados cerca de los electrodos y en el frente del depósito, mientras que la concentración es esencialmente constante en el centro de la celda en el tiempo cubierto por la figura 4.5. En el estadio inicial (los cuadros en el área superior de la figura 4.5), los frentes de concentración se desarrollan rápidamente en el ánodo y cátodo, de forma paralela a los electrodos. Cuando el crecimiento ramificado se dispara, el frente de concentración en el cátodo se deforma alrededor de las ramificaciones del depósito. En los estadios posteriores, las ramificaciones de crecimiento rápido del depósito se aproximan al frente de concentración, deformándolo y comprimiéndolo localmente, sin alcanzar al frente de concentración. En su lugar, el crecimiento del frente de concentración se vuelve esclavo del depósito, y el frente de concentración se mueve a una distancia fija por delante de las ramificaciones crecientes [49]. El experimento es continuado hasta que el depósito y el frente de concentración catódica encuentran el frente de concentración anódica. Cuando la gravitoconvección prevalece, la ramificación es más rala, menos densa, y solo unas pocas ramas (en algunos casos solo una) progresan más allá de los primeros estadios, mientras que el resto detiene su crecimiento.

En la figura 4.5, se observa el cambio en la morfología del depósito cuando el depósito ha llegado a los $3/4$ de la distancia cátodo-ánodo. Esta transición, en la cual se vuelve más densamente ramificado, es acompañada por un cambio en la velocidad de crecimiento. La transición se produce por el cambio en el ambiente químico en las puntas crecientes del agregado debido al arribo del frente de concentración anódica [37] [48]. Las imágenes presentadas fueron tratadas con un cambio de escala 2.2.3 para mejorar la visualización de los depósitos.

Para ilustrar el movimiento de las partículas trazadoras cerca del cátodo, una serie temporal de imágenes fue sumada conjuntamente y aplicado un umbral. La figura 4.6 es una vista superior de la celda mostrando trayectorias de partículas. Las partículas tienen un componente x para sus velocidades, debido a una leve desviación de la celda en esa dirección.

Para investigar la relación espacial entre la capa límite de concentración y los vórtices gravitoconvectivos, se mide la intensidad schlieren y, simultáneamente, el movimiento de las partículas incorporadas al electrolito. La figura 4.7 muestra un secuencia temporal de imágenes mostrando la imagen de schlieren de la capa límite y las partículas visualizadoras del flujo. La posición de una partícula está indicada por un punto negro en cada cuadro. En los primeros siete cuadros la partícula marcada se mueve lejos del cátodo, avanza por el fluido en movimiento saliente en la mitad superior del vórtice. El último cuadro muestra un ciclo casi completo de una partícula, con flechas indicando la dirección del flujo. La secuencia de imágenes demuestran que el tamaño del remolino convectivo es igual a la capa límite de concentración. Las imágenes presentadas fueron tratadas durante la captura con la aplicación ImagePC [52] para mejorar el brillo y el contraste. De esta forma, se logra visulizar con claridad las partículas, y el frente de concentración.

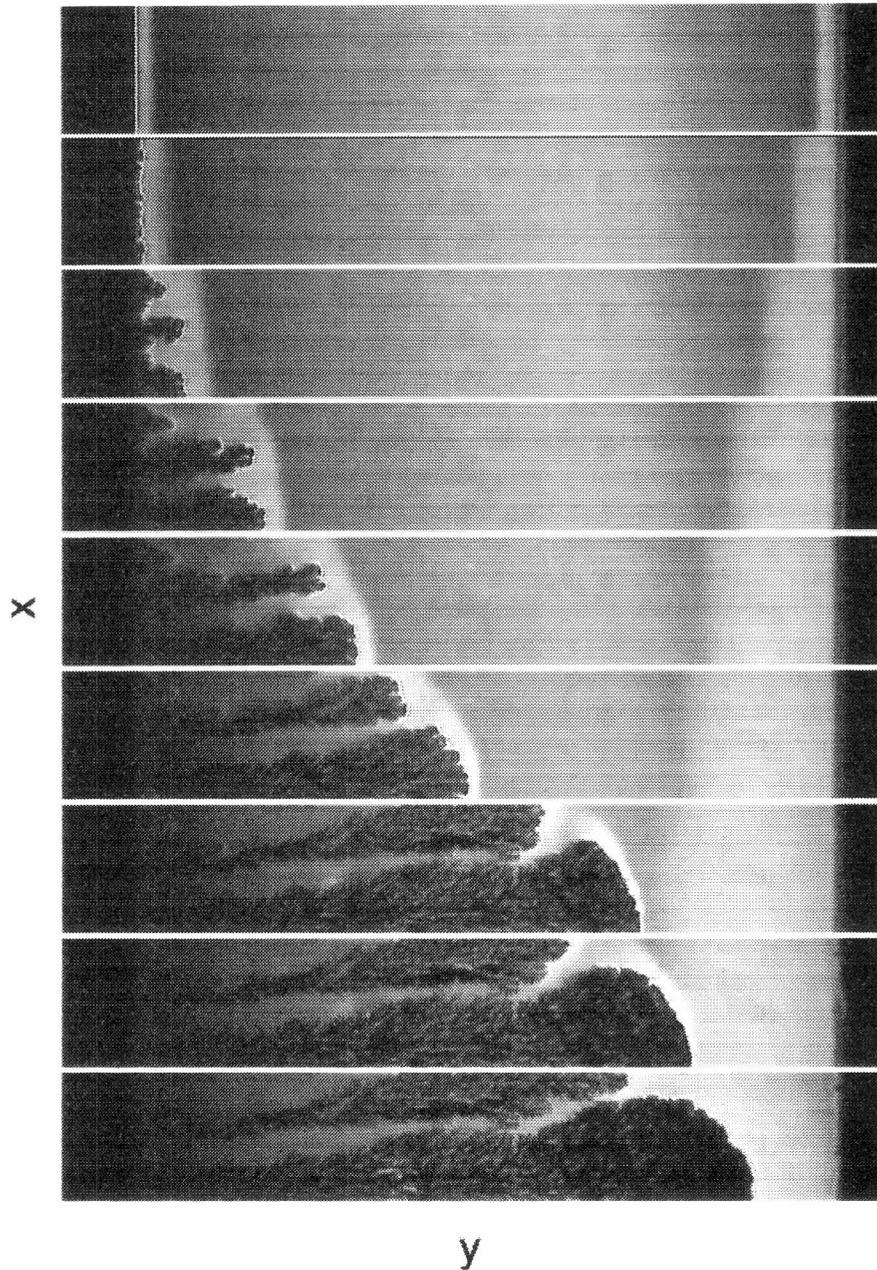


Figura 4.5: Imágenes de schlieren mostrando la evolución de los frentes de concentración catódico (izquierda) y anódico (derecha), y el depósito creciendo sobre el cátodo. Vista superior de una sección delgada de la celda para $c = 0.3 \text{ mol/l}$. La distancia entre los electrodos es 12 mm, y el tiempo se incrementa: 20, 40, 65, 90, 115 y 135 segundos, tiempo total 600 segundos (reproducido de [49]).

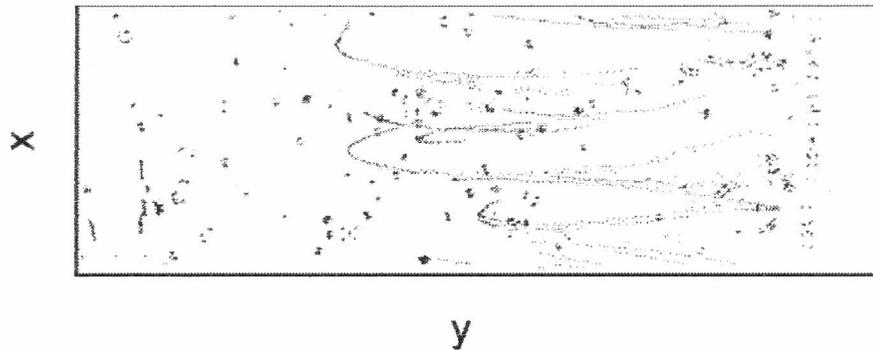


Figura 4.6: Vista superior de las trayectorias de las partículas de visualización en el remolino gravitoconvectivo cerca del cátodo. Varias imágenes digitales durante un intervalo están superpuestas y aplicado un umbral para mostrar el movimiento de las partículas trazadoras. Las dimensiones de las imágenes: 0.90 x 2.75 mm.

4.3 Plataforma utilizada

Las rutinas y los algoritmos para el análisis de trayectorias fueron implementados en IDL 5.0 [53]. IDL es un ambiente de desarrollo completo para el análisis interactivo y la visualización de datos. IDL integra un lenguaje orientado al procesamiento de vectores con técnicas de análisis matemático y visualización gráfica. El desarrollo con IDL permite la implementación de aplicaciones en tiempos menores. La herramienta permite la exploración interactiva de datos a través de comandos, que luego pueden ser integrados en aplicaciones completas. Las operaciones matriciales provistas por el ambiente permiten trabajar sobre matrices completas, sin el uso de ciclos, simplificando la programación y reduciendo el tiempo de desarrollo. IDL provee una librería de funciones que permiten realizar plots rápidos multidimensionales, visualización de volúmenes, visualización y manipulación de imágenes, animación de secuencias de imágenes, y análisis estadísticos y numéricos. Por otra parte, el código desarrollado puede ser ejecutado en múltiples plataformas, donde se disponga del ambiente IDL, sin necesidad de compilación.

4.4 Resultados obtenidos

4.4.1 Esquema general

Los filtros y algoritmos presentados en los capítulos de procesamiento de imágenes y visión por computadora son utilizados para procesar las secuencias de imágenes. Los ejemplos de los capítulos anteriores fueron obtenidos del procesamiento de los cuadros 232 a 265 de la secuencia 121201 de 300 cuadros. Para la producción

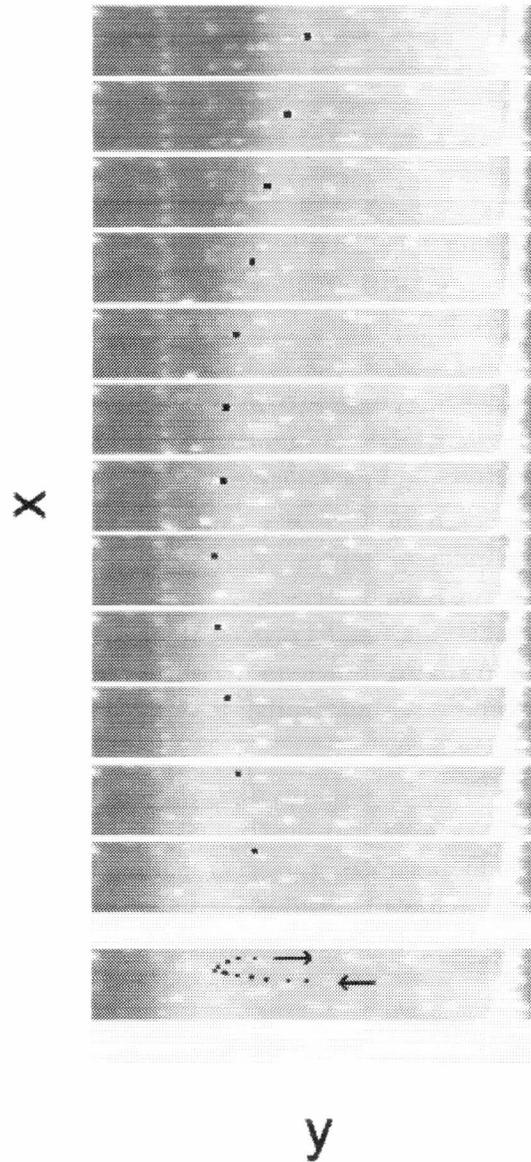


Figura 4.7: Una serie temporal de imágenes mostrando la intensidad schlieren y las partículas visualizadoras del flujo cerca del cátodo, el cual está sobre la derecha. El tiempo se incrementa hacia abajo. Los cuadros son tomados a un índice de 3 cps, el primer cuadro 30 segundos después del comienzo del experimento. La posición de una partícula dada está marcado con un punto negro en cada imagen. La imagen inferior muestra un ciclo de una partícula casi completo, con flechas indicando la dirección del flujo. Las dimensiones para cada imagen: 0.23 x 1.5 mm. (reproducido de [49]).

de las imágenes, se probó cada filtro o algoritmo en un cuadro de la secuencia mencionada.

Rutina de procesamiento

La implementación permite integrar en una rutina los filtros y algoritmos para procesar la secuencia de imágenes. El diseño de la rutina es guiado por un proceso de selección de los filtros y algoritmos más adecuados para el tratamiento de las imágenes y la detección de partículas.

La principal ventaja del método es la facilidad para combinar las diferentes funciones y automatizar el procesamiento de las secuencias de imágenes. Tomando como ejemplo la secuencia 121201, el algoritmo 7 fue diseñado para obtener las trayectorias de las partículas de la secuencia 121201,

El algoritmo 7 convierte el formato multicuadro de la imagen capturada (TIFF) a imágenes independientes, ver figura 1.1. El almacenamiento en archivos independientes permite seleccionar, eliminar, analizar secuencias parciales y tratar imágenes particulares. El procesamiento con imágenes independientes es más flexible que el formato multicuadro obtenido del equipo de captura. El formato multicuadro requiere realizar todas las modificaciones a través de algún software de edición de imágenes.

Las rutinas toman las imágenes de un directorio origen y dejan los resultados del procesamiento en otro directorio destino. La distinción entre directorio de origen y directorio destino permite conservar cada paso del procesamiento. Si algún paso del algoritmo arroja resultados incorrectos, es posible retomar desde ese punto con otra alternativa de procesamiento.

Tratamiento de imágenes

La edición de las imágenes realizada en la rutina está compuesta por la supresión de los bordes de la escena, ver figura 2.1. Dada la reducción de tamaño de la imagen, los tiempos de procesamiento y la región de estudio se reducen considerablemente. Otros objetos presentes fueron eliminados sin necesidad de reconocimiento. En otras situaciones, los objetos reconocidos deben ser seleccionados para aislar las partículas (Por ejemplo, por el tamaño).

Luego de la edición de imagen, se aplica un filtro de la media para eliminar el ruido de fondo generado por el equipo de captura. El ruido de la imagen reduce la efectividad de los filtros de detección.

En este punto, las imágenes fueron tratadas y se encuentran listas para ser procesadas por los filtros y algoritmos para reconocimiento y seguimiento, visión por computadora.

Algoritmo 7 Rutina para procesamiento de la secuencia 121201

PRO RUTINA121201

```
; Conversión formato tif multicuadros a
; secuencia de imágenes independientes
CONV_TIFF, "d:\220202.tif", "c:\secuencia\1\"

; Eliminar bordes de la escena
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\1\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\2\"", "SELECCION", PARAM1 = 0,
PARAM2=79, PARAM3 = 627, PARAM4=294
VID_CERRAR, v

; Eliminar ruido de fondo
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\2\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\3\"", "MEDIAMI", PARAM5=0
VID_CERRAR, v

; Aplicar operador de Moravec
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\3\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\4\"", "MORAVECC"
VID_CERRAR, v

; Aplicar del filtro umbral
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\4\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\5\"", "ÜMBRAL", PARAM1=40,
PARAM5=0
VID_CERRAR, v

; Aplicar del operador dilatación
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\5\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\6\"", "DILATACION", PARAM1=1
VID_CERRAR, v
```

```

; Análisis de centroides
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\6\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\7\ ", "CENTROIDE", PARAM5=0
VID_CERRAR, v

; Conversión de la imagen a posiciones
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\7\ ")
VID_APUNTOS, v, "c:\secuencia\8\ "
VID_CERRAR, v

; Imagen suma de posiciones
p = PTO_ABRIR("c:\secuencia\puntos.txt")
PTO_SUMA, p, "c:\secuencia\ "
PTO_CERRAR, p

; Seguimiento de las partículas
p = PTO_ABRIR("c:\secuencia\8\puntos.txt")
t = PTO_SEGUIM(p, "c:\secuencia\8\ ", 0, 0, 24, 24, 48, 48)

; Informe resultado con las trayectorias
TRA_GRABAR_IMAGEN_EN, t, "c:\secuencia\8\seguimiento.bmp", LIM-
ITE = 10

; Imagen resultado con las trayectorias
TRA_GRABAR_TRAY_EN, t, "c:\secuencia\8\ ", "seguimiento.txt", LIM-
ITE = 10
PTO_CERRAR, p
END

```

Reconocimiento de objetos

Para reconocer las partículas se usó el operador de Moravec continuo. En estas imágenes, el operador destacó notablemente las partículas buscadas, ver figura 3.14. Las imágenes obtenidas no requieren mayores esfuerzos para segmentar las partículas. Se aplicó un filtro umbral con un valor adecuado para separar las partículas del fondo de la escena, ver figura 2.6. En algunos casos, los objetos encontrados se encuentran fragmentados. Para unir los fragmentos, se utilizó una iteración del operador dilatación, ver figura 3.9. El operador no modifica significativamente la posición central de los objetos; el centroide es utilizado para la construcción de las trayectorias.

En esta secuencia, los objetos reconocidos son en su mayor parte partículas. Los otros objetos reconocidos son depósitos de materiales. Debido a que su presencia no desvía los resultados del seguimiento, se decidió evitar la aplicación de un operador para eliminarlos.

Una vez identificadas las partículas, se determina su centro de masa o centroide, y las coordenadas (x, y) de las mismas, ver figura 3.15. Esto se realiza para cada cuadro. El archivo de puntos resultante de cada cuadro tiene un tamaño mucho menor que la imagen original y contiene la información necesaria para el seguimiento. El almacenamiento de este archivo permite realizar el seguimiento con distintos parámetros y restricciones según el objetivo del seguimiento, sin necesidad de realizar nuevamente todo el procesamiento de imágenes.

Seguimiento de partículas

Los algoritmos de seguimiento de partículas reciben como parámetros las dimensiones de la ventana inicial, la ventana de búsqueda y el nivel restrictivo de la medida a utilizar. En las primeras imágenes de la secuencia, la ventana inicial establece todos los desplazamientos considerados como trayectorias. La ventana de búsqueda limita el rango de posiciones consideradas como desplazamientos posibles de cada trayectoria. El nivel restrictivo aplicado se utiliza para controlar la evaluación de los desplazamientos encontrados. De los desplazamientos analizados para cada partícula, el mejor desplazamiento conforma la trayectoria de una partícula.

4.4.2 Visualización de resultados

Las formas de analizar los resultados son tres: imagen suma de posiciones, imagen con las trayectorias encontradas e informe de trayectorias.

Imagen suma de posiciones

A continuación, las rutinas generan la imagen con la suma de las posiciones. La imagen suma contiene todas las posiciones encontradas en la secuencia de

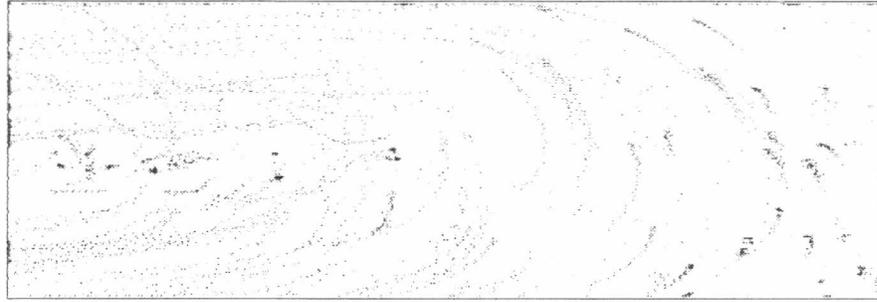


Figura 4.8: Imagen suma de posiciones de los cuadros 232 a 265 de la secuencia 121201

imágenes en los distintos instantes de tiempo superpuestos en un cuadro único,

En la figura 4.8 se observan las posiciones encontradas en la secuencia 121201. Cada posición de un partícula en un instante de tiempo, está representada por un punto en la imagen. Visualmente, se reconocen las trayectorias por la sucesión de posiciones detectadas. En este caso, resultan llamativas las trayectorias de la zona izquierda central de la imagen que tienen una orientación distinta del movimiento del flujo. Esto puede ser provocado por movimientos en otro plano de profundidad. Los algoritmos deben arrojar resultados que se correspondan con las trayectorias observadas.

La imagen suma es una herramienta para evaluar la calidad del procesamiento de imágenes realizado hasta el momento. Si la imagen no muestra claramente las trayectorias coherentes de posiciones, el procesamiento precedente debe ser modificado para mejorar el resultado de los algoritmos de seguimiento.

La imagen suma es utilizada para guiar la preparación de las imágenes, realizar análisis cualitativos de la experiencia, y verificar el funcionamiento correcto de los algoritmos de seguimiento.

Imagen de las trayectorias encontradas

Las trayectorias encontradas puede ser graficadas en una imagen. En la figura 4.9 se aprecian las trayectorias encontradas por los algoritmos de seguimiento. En la región centro izquierda (área turbulenta), las trayectorias son confusas. Sin embargo, las trayectorias fueron detectadas correctamente. La observación de trayectorias en las áreas difíciles requieren imágenes más detalladas, enfocadas específicamente en esa zona.

La imagen suma de posiciones y la imagen de las trayectorias encontradas pueden ser combinadas para observar la correspondencia del las trayectorias con las posiciones reales.

En la figura 4.10, se observa la superposición de las trayectorias con las posiciones. Las trayectorias encontradas siguen notablemente las posiciones recono-

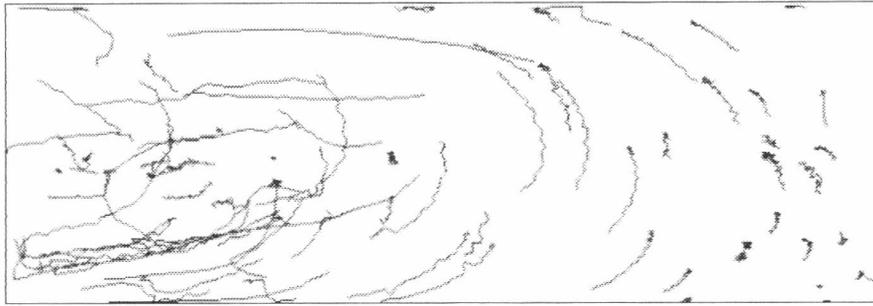


Figura 4.9: Seguimiento de los cuadros 232 a 265 de la secuencia 121201

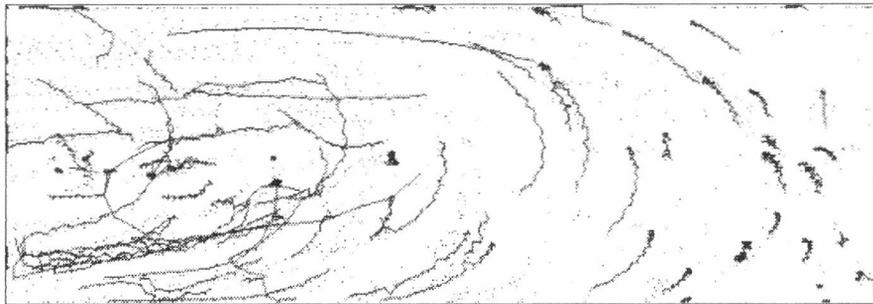


Figura 4.10: Imagen de la superposición de la suma de posiciones y las trayectorias encontradas

cidas del mundo real. La imagen también presenta los puntos que no pudieron ser asociados con una trayectoria. En el área superior izquierda, se aprecian posiciones regulares que no fueron seguidas.

Informe de trayectorias encontradas

El registro final de las trayectorias encontradas se realiza en un informe de trayectorias, ver tabla 4.1.

COMIENZO: seguimiento.txt

N	t(n)	t(n+1)	x(n)	y(n)	x(n+1)	y(n+1)	dx	dy	V	Alfa
0	000	001	586	1	589	1	3	0	3.00	0.00
0	001	002	589	1	585	1	-4	0	4.00	180.00
0	002	004	585	1	586	1	1	0	1.00	0.00
0	004	005	586	1	585	1	-1	0	1.00	180.00
0	005	007	585	1	587	1	2	0	2.00	0.00
0	007	008	587	1	589	1	2	0	2.00	0.00
0	008	009	589	1	588	1	-1	0	1.00	180.00
0	009	010	588	1	585	1	-3	0	3.00	180.00
0	010	011	585	1	589	1	4	0	4.00	0.00
0	011	013	589	1	586	1	-3	0	3.00	180.00
0	013	014	586	1	589	1	3	0	3.00	0.00
0	014	016	589	1	587	1	-2	0	2.00	180.00
0	016	018	587	1	584	1	-3	0	3.00	180.00
			Pasos	13						
1	000	001	206	3	204	2	-2	-1	2.24	206.57
1	001	002	204	2	199	2	-5	0	5.00	180.00
.....										
674	010	011	57	140	61	138	4	-2	4.47	333.43
674	011	012	61	138	64	136	3	-2	3.61	326.31
674	012	015	64	136	70	132	6	-4	7.21	326.31
674	015	016	70	132	70	131	0	-1	1.00	270.00
674	016	017	70	131	71	129	1	-2	2.24	296.57
674	017	019	71	129	76	128	5	-1	5.10	348.69
674	019	022	76	128	81	124	5	-4	6.40	321.34
674	022	023	81	124	78	122	-3	-2	3.61	213.69
674	023	024	78	122	80	121	2	-1	2.24	333.43
674	024	026	80	121	88	121	8	0	8.00	0.00
674	026	027	88	121	89	121	1	0	1.00	0.00
			Pasos	11						

Tabla 4.1: Ejemplo del registro obtenido de las trayectorias encontradas en el procesamiento de una secuencia de imágenes.

En el informe se detalla por cada trayectoria encontrada: el número de trayectoria p , el cuadro en que comenzó el desplazamiento t_n , el cuadro donde finalizó el desplazamiento t_{n+1} , la posición (x, y) del instante t_n , la posición (x, y) del instante t_{n+1} , el desplazamiento $(\Delta x, \Delta y)$, la velocidad v , y la orientación del desplazamiento α . El informe permite el análisis numérico de los resultados

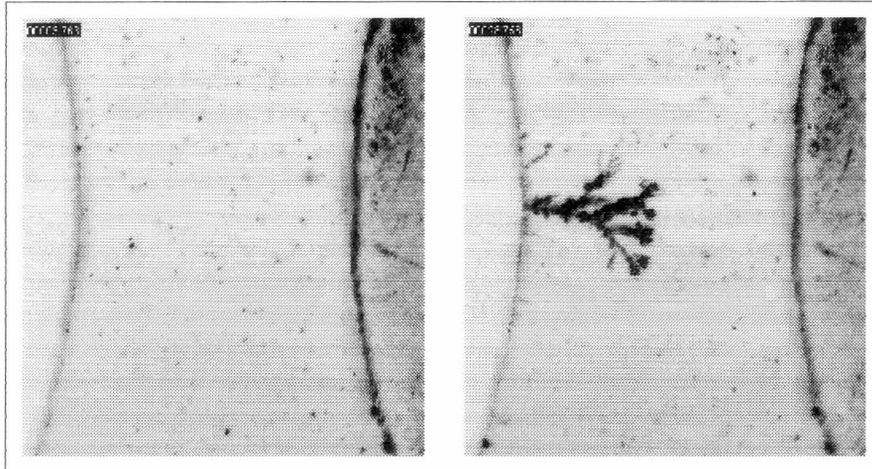


Figura 4.11: Disposición inicial de la escena y crecimiento de la dendrita en un cuadro intermedio de la secuencia

obtenidos.

El algoritmo 7 logrado puede ser aplicado nuevamente en otra secuencia parcial de la secuencia original o a otra experiencia.

4.5 Análisis completo de una secuencia

A continuación se presentan los resultados del procesamiento de una serie de imágenes. La secuencia 220202 contiene 300 cuadros y fue capturada a 8 cuadros por segundo. En la experiencia se utilizaron partículas de 0.5 mm de diámetro. A diferencia de la experiencia anterior, el estudio de la secuencia requirió seleccionar los cuadros donde se aprecia mejor el movimiento y es posible aislar los objetos voluminosos. Las imágenes utilizadas para el análisis pertenecen a [50].

En la figura 4.11 izquierda se observa la disposición de la escena en los primeros momentos de la experiencia. A los lados, se encuentran el cátodo y el ánodo. Las partículas ya se encuentran presentes en el fluido de transporte. En la esquina izquierda superior se destacan los números de secuencia de los cuadros. En la figura 4.11, la dendrita creció hasta el centro de la escena. A medida que crece se observan los vórtices del fluido y las ramificaciones de los depósitos de materiales.

En las figura 4.12 se puede apreciar el desarrollo de la experiencia hasta el estado final. La dendrita formada por los depósitos de materiales creció hasta alcanzar el polo eléctrico opuesto. Para analizar la experiencia se utilizó el algoritmo 8.

El algoritmo 8 es similar al algoritmo 7 utilizado para analizar la secuencia 121201. La diferencia entre ambos se encuentra en la preparación de las imágenes y la detección de los objetos. La edición de las imágenes está compuesta de la

Algoritmo 8 Rutina para procesamiento de la secuencia 220202

PRO RUTINA220202

```
; Conversión formato tif multicuadros a
; secuencia de imágenes independientes
CONV_TIFF, "d:\220202.tif", "c:\secuencia\1\"

; Invertir eje Y
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\1\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\2\", "ESPEJO"
VID_CERRAR, v

; Ocultar números de secuencia
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\2\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\3\", "CEROS", PARAM1 = 0, PARAM2
= 0, PARAM3=60, PARAM4=20
VID_CERRAR, v

; Eliminar bordes de la escena
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\3\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\4\", "SELECCION", PARAM1 = 59,
PARAM2 = 0, PARAM3=314, PARAM4=426
VID_CERRAR, v

; Eliminar ruido de fondo
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\4\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\5\", "MEDIAMI"
VID_CERRAR, v

; Aplicación del filtro detector
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\6\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\7\", "DETECC", PARAM1 = 5
VID_CERRAR, v

; Aplicación del umbral
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\7\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\8\", "ÚMBRAL", PARAM1 = 160
VID_CERRAR, v
```

```
; Análisis de centroides
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\8\")
VID_PROCESAR, v, "c:\secuencia\9\ ", "CENTROIDE"
VID_CERRAR, v

; Conversión de la imagen a posiciones
v = VID_ABRIR("c:\secuencia\9\ ")
VID_APUNTOS, v, "c:\secuencia\"
VID_CERRAR, v

; Imagen suma de posiciones
p = PTO_ABRIR("c:\secuencia\puntos.txt")
PTO_SUMA, p, "c:\secuencia\"
PTO_CERRAR, p

; Seguimiento de las partículas
p = PTO_ABRIR("c:\secuencia\puntos.txt")
t = PTO_SEGUIM(p, "c:\secuencia\", 0, 0, 16, 16, 32, 32)

; Informe resultado con las trayectorias
TRA_GRABAR_IMAGEN_EN, t, 'c:\secuencia\seguimiento.bmp', LIMITE
= 15

; Imagen resultado con las trayectorias
TRA_GRABAR_TRAY_EN, t, 'c:\secuencia\', 'seguimiento.txt', LIMITE =
15
PTO_CERRAR, p
END
```

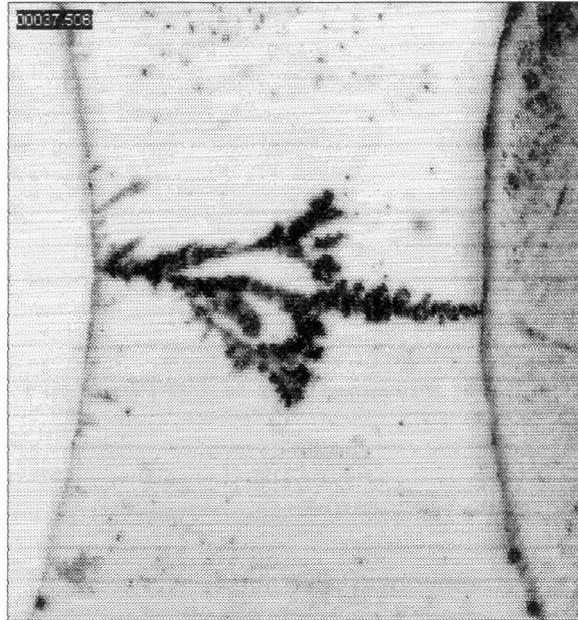


Figura 4.12: Disposición final de la escena

inversión en el eje Y , supresión de los números de secuencia y bordes de la escena. La inversión es necesaria debido a las características de la imagen multicuadro generada por el equipo de captura. Para el reconocimiento de las partículas, se utilizó un filtro detector, ver sección 3.1.4.

En la figura 4.13 se observan los resultados del procesamiento de los cuadros 30 al 59 de la secuencia. En la imagen suma, las partículas recorren el ancho completo de la imagen en apenas 30 cuadros. Este hecho indica que la velocidad de captura fue lenta, el seguimiento de partículas puede mejorar si la experiencia se vuelve a realizar con una frecuencia de captura mayor. La imagen con las trayectorias encontradas muestra la efectividad de los algoritmos aplicados. Se encontraron gran cantidad de trayectorias a pesar de la frecuencia de captura lenta. La efectividad del algoritmo se mantiene en los resultados restantes.

En la figura 4.14 se observan los resultados del seguimiento de partículas de una secuencia parcial con movimiento del flujo irregular. Comienzan a diferenciarse el movimiento en el área superior e inferior con respecto a la dendrita. En ambos casos los algoritmos de seguimiento encontraron trayectorias que se corresponden con el movimiento observado. En el área superior, el movimiento más lento y la gran cantidad de partículas concentradas permitieron obtener mayor cantidad de trayectorias.

Finalmente, una vez que la dendrita hace contacto con el polo opuesto la circulación de corriente directa detiene el movimiento del fluido. En la figura 4.15 se observa el seguimiento del movimiento residual en el área superior e inferior.

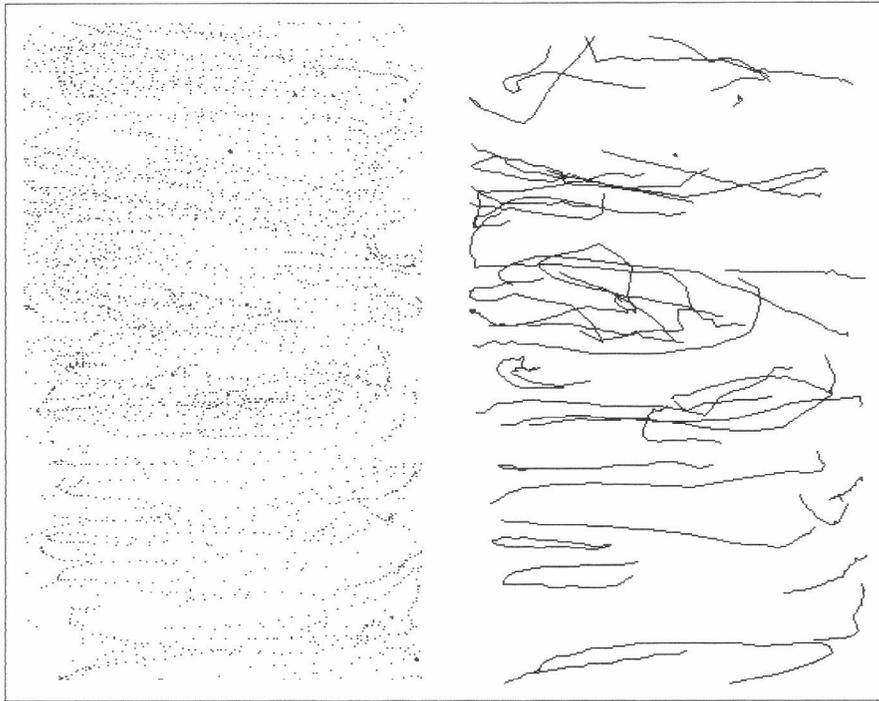


Figura 4.13: Imagen suma de las partículas y trayectorias encontradas entre los cuadros 30 y 59 de la secuencia 220202

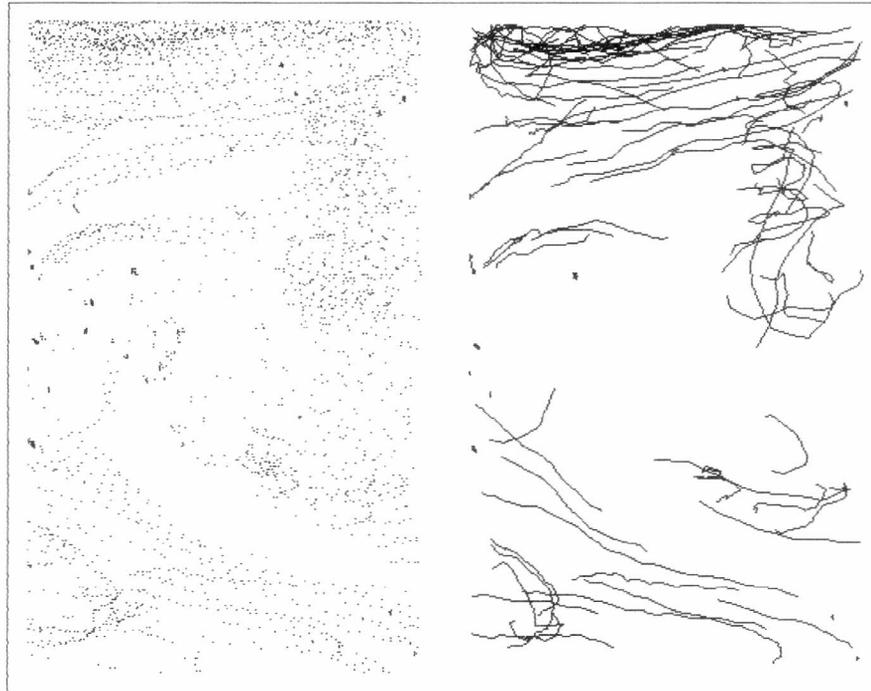


Figura 4.14: Imagen suma de las partículas y trayectorias encontradas entre los cuadros 260 y 289 de la secuencia 220202

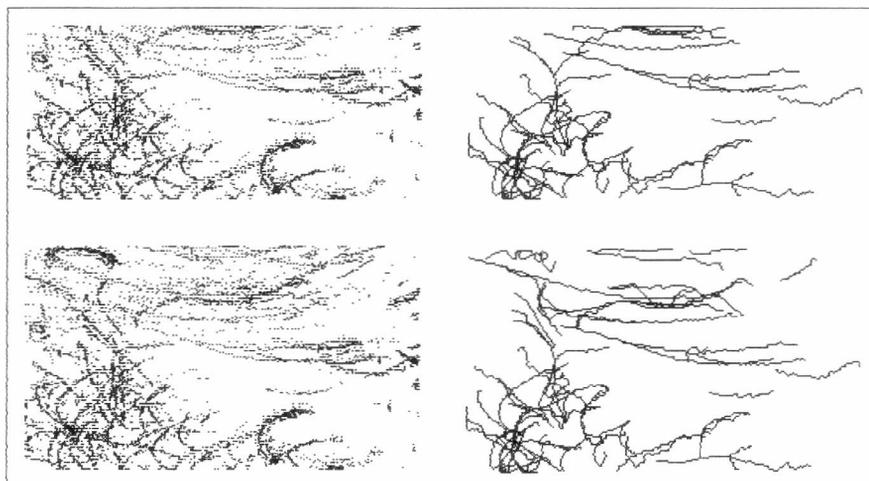


Figura 4.15: Imagen suma de las partículas, columna izquierda, y trayectorias encontradas, columna derecha, entre los cuadros 291 y 398 de la secuencia 220202, en el área superior e inferior, respectivamente, a la dendrita (crecimiento central del depósito formado por la deposición del material de la solución electrolítica, ver figura 4.11 y 4.12)

Se aplicó el seguimiento a las subregiones de interés (área superior e inferior); se presentan las imágenes suma y seguimientos correspondientes.

4.6 Comparación de los resultados

A continuación se presentan los resultados numéricos de los índices de partículas perdidas, conflictos, cantidad de trayectorias encontradas e índice de la longitud media de las trayectorias con respecto a la cantidad de cuadros de la imagen. Cada una de las corridas presentadas está descrita por la secuencia (121202 o 220202), segmento analizado -cuadro de comienzo (tres dígitos), cuadro de fin (tres dígitos) -, método de seguimiento (0 análisis por trayectorias y 1 análisis por partículas) y medida de evaluación utilizada (0, 1, 2, ver sección 3.5.3), ver tabla 4.2.

Secuencia	Perdidas	Conflictos	Cantidad	Media rel.
121201-01506200	0.159429	0.351930	824	0.109456
121201-01506201	0.171433	0.291769	876	0.101744
121201-01506202	0.168322	0.291010	864	0.102812
121201-01506210	0.197397	0.037549	978	0.091241
121201-01506211	0.210000	0.032794	1031	0.085787
121201-01506212	0.205299	0.031828	1012	0.087566
121201-23226500	0.101849	0.392165	878	0.154173
121201-23226501	0.131091	0.286341	988	0.134523
121201-23226502	0.133862	0.289440	999	0.133527
121201-23226510	0.135086	0.019720	997	0.134707
121201-23226511	0.164105	0.017297	1110	0.120147
121201-23226512	0.163207	0.016382	1107	0.120555
220202-03005900	0.148657	0.361168	738	0.169797
220202-03005901	0.159318	0.304577	775	0.160445
220202-03005902	0.162017	0.310904	784	0.158603
220202-03005910	0.144293	0.029178	723	0.173129
220202-03005911	0.163808	0.024868	789	0.157598
220202-03005912	0.168720	0.026881	807	0.154083
220202-26028900	0.138067	0.357308	671	0.180482
220202-26028901	0.162682	0.292693	749	0.155748
220202-26028902	0.165737	0.296813	759	0.153832
220202-26028910	0.137757	0.029101	670	0.180443
220202-26028911	0.177664	0.024791	797	0.148228
220202-26028912	0.178889	0.024095	803	0.147121
220202-291398s00	0.060055	0.410644	537	0.092100
220202-291398s01	0.084955	0.318087	711	0.064369
220202-291398s02	0.087281	0.317214	724	0.063588
220202-291398s10	0.061764	0.015839	545	0.090474
220202-291398s11	0.100048	0.008118	815	0.059091
220202-291398s12	0.098166	0.007899	801	0.060672
220202-291398i00	0.062820	0.404655	697	0.089422
220202-291398i01	0.088065	0.315725	917	0.063586
220202-291398i02	0.090838	0.311247	936	0.062675
220202-291398i10	0.067273	0.016346	736	0.084315
220202-291398i11	0.101920	0.008681	1034	0.058398
220202-291398i12	0.100921	0.008303	1025	0.060506

Tabla 4.2: Comparación de los resultados obtenidos en las secuencias de imágenes procesadas.

Los resultados permiten evaluar el seguimiento para cada método de seguimiento y medida utilizada.

Como se mencionó en la sección 3.5.2, luego de realizar la detección de las partículas, se aplican los algoritmos para el seguimiento de partículas, con el fin de determinar las trayectorias. Para determinar los desplazamientos individuales, los algoritmos deben resolver el problema de la correspondencia entre objetos. La solución implementada se basa en la introducción de restricciones (en relación con regularidad esperada del movimiento de los objetos).

El algoritmo de análisis de desplazamientos debe tener en cuenta la estrategia de búsqueda y la medida de calificación para la evaluación de las asignaciones. La estrategia de búsqueda se refiere a la forma en que se recorre el espacio de datos generado por todos los desplazamientos posibles. La medida se utiliza para evaluar los desplazamientos con respecto a la coherencia esperada. La medida de calificación está relacionada con el modelo de los trayectorias buscadas. El problema de la correspondencia entre las trayectorias y las partículas fue analizado con dos estrategias: análisis por trayectorias y análisis por partículas. En el análisis por trayectorias, dada una trayectoria, se obtienen todos los desplazamientos posibles dentro de una zona de desplazamiento máximo. En el análisis por partículas, dada una partícula, se buscan todas las trayectorias que la reclaman. Luego, cada partícula es asignada a la mejor trayectoria. En la búsqueda de trayectorias implementada se definieron tres medidas para comparar las distintas asignaciones de partículas, ver sección 3.5.3.

En cada corrida, se observa que *un nivel restrictivo bajo* registra menos partículas perdidas. Esto se debe a la libertad para asociar las partículas con las trayectorias. Siguiendo este resultado, un nivel restrictivo bajo provoca un crecimiento en el índice de conflictos. A mayor cantidad de candidatos asociados con las trayectorias, los conflictos en la asignación aumentan.

La *implementación recupera las partículas perdidas* como trayectorias nuevas (ver algoritmos 5 y 6). Si aparecen nuevas partículas, los algoritmos construyen trayectorias nuevas. O si se interrumpe la continuidad de una trayectoria, los algoritmos comienzan una trayectoria nueva con el segmento posterior de la trayectoria original.

En los resultados se destaca que un *nivel restrictivo alto*, aumenta la cantidad de trayectorias registradas. El nivel restrictivo alto, genera más partículas perdidas que crean mayor cantidad de trayectorias. Dada la implementación, la cantidad de trayectorias está relacionada con la cantidad de partículas perdidas. Las corridas con niveles restrictivos bajos obtuvieron trayectorias más largas (longitud media relativa mayor).

El *análisis por trayectorias en comparación con el análisis por partículas* obtuvo resultados mejores (menor cantidad de partículas perdidas, menor cantidad de trayectorias y trayectorias más largas). Por otra parte, el nivel restrictivo más bajo obtuvo mejores resultados pero incrementó la cantidad de conflictos.

Las imágenes digitalizadas tienen un gran nivel de detalle y la frecuencia

de captura permitió seguir correctamente las partículas. El análisis indica que la secuencia 121201 fue realizada con los parámetros adecuados. En cambio, en el seguimiento de la secuencia de 220202, la frecuencia de captura utilizada fue menor en relación con la velocidad de partículas. El resultado final fue menor cantidad de trayectorias, con una coherencia menor.

Capítulo 5

Conclusiones

El seguimiento de partículas es un método valioso para la medición de la velocidad y dirección de un flujo líquido. En las experiencias de deposición electroquímica presentadas, fue una herramienta indispensable para la validación del modelo teórico. El seguimiento de partículas presentado requirió el desarrollo de algoritmos para medir la evolución del movimiento de fluidos. Las rutinas fueron ajustadas y utilizadas para la medición de velocidades en las experiencias detalladas.

La técnica requiere incorporar partículas de tamaño reducido en el fluido en movimiento y capturar una secuencia de imágenes de las experiencias para procesarlas posteriormente. A partir del movimiento de las partículas, se infiere el movimiento del medio de transporte. La característica principal es la facilidad para medir velocidades en forma no invasiva. Para obtener la velocidad de las partículas en movimiento se realiza la captura de la secuencia y el tratamiento de imágenes, el reconocimiento de objetos, el análisis del movimiento y la visualización de resultados.

La concepción del estudio tuvo como premisa la implementación de un ambiente para la medición de la velocidad de partículas. El diseño de la aplicación estuvo orientado a lograr una base general, completa y flexible para permitir que investigaciones futuras puedan concentrarse en temas específicos y extender la base inicial. El estudio establece una *arquitectura funcional* para el seguimiento de partículas.

Las etapas iniciales del proyecto requirieron adquirir pericia en la *experimentación y captura de las imágenes*, la comparación de resultados y la búsqueda de formas objetivas de medición. La calidad de la captura de las imágenes es un factor fundamental del proceso completo. La calidad de las imágenes obtenidas a partir de un ajuste preciso del equipo de captura es mejor que la calidad lograda con una digitalización defectuosa y un procesamiento posterior. Lograr las imágenes adecuadas es una tarea difícil que requiere realizar numerosas pruebas, antes de efectuar la experiencia misma, para ajustar los parámetros que la controlan.

El *preprocesamiento de las imágenes* permite mejorar la calidad de las imágenes capturadas y facilitar el reconocimiento de las partículas. Los filtros fueron utilizados para editar el contenido, eliminar ruido, modificar el histograma de color, y realzar bordes presentes en las imágenes. El propósito de esta etapa es transformar la imagen original para facilitar la identificación de las partículas. Las operaciones necesarias dependen de la calidad de las imágenes obtenidas y de las imágenes requeridas por los algoritmos de reconocimiento. El tratamiento de imágenes logra la independencia entre los cambios experimentales que afectan a la captura de las imágenes y el reconocimiento de partículas. De esta forma, las variaciones experimentales no afectan la medición de la velocidad. El procesamiento de las imágenes de una experiencia en particular requiere seleccionar los filtros adecuados y el orden de aplicación de los mismos. Esta tarea demanda un tiempo considerable hasta lograr los resultados esperados. La selección de los filtros es guiada por un proceso de prueba y error, depende de la experiencia en el área y el uso de los filtros. El uso del sistema para una experiencia dada sólo requiere el ajuste de los parámetros para compensar las pequeñas variaciones experimentales.

El *reconocimiento de objetos* permitió recuperar la posición de las partículas a partir de los puntos de la imagen. La técnica desarrollada se enfoca específicamente al seguimiento de partículas. En el presente trabajo, el reconocimiento fue resuelto de forma sencilla ya que las imágenes son producidas para el seguimiento. Las partículas dentro de la imagen son objetos relativamente esféricos y regulares. Bajo estas condiciones, pueden establecerse criterios precisos para la detección, se relaciona la presencia de un objeto con la posición de una partícula.

El *análisis del movimiento* en visión artificial estudia el flujo de imagen y el flujo óptico. Dadas las características del seguimiento de partículas, el flujo óptico resulta más adecuado para su estudio. El flujo óptico es el campo de velocidad determinado por el movimiento de los objetos que *requiere la segmentación e identificación de los elementos en la escena*. Una vez realizado el reconocimiento de los objetos y obtenidas las posiciones de los objetos, se aplican los algoritmos para el seguimiento de partículas, *análisis de las trayectorias*. Para determinar los desplazamientos individuales, los algoritmos requieren resolver el problema de la correspondencia entre objetos. A medida que se asignan las partículas a trayectorias pueden surgir conflictos entre los reclamos de las trayectorias. El algoritmo de seguimiento resuelve la estrategia de búsqueda del espacio combinatorio, el análisis de desplazamientos encontrados, y los conflictos entre trayectorias.

El *algoritmo de seguimiento implementado* provee la capacidad de utilizar distintos métodos de análisis de una experiencia. La estrategia de búsqueda de candidatos puede ser orientada a trayectorias u orientada a partículas. A su vez, dentro de una estrategia de búsqueda, los candidatos pueden ser evaluados por medio de tres niveles restrictivos. Los niveles restrictivos condicionan la libertad de los candidatos considerados aceptables.

Para el *análisis numérico de los resultados* se presentaron índices que per-

miten comparar con valores concretos la calidad de los diferentes métodos de seguimiento para una misma secuencia, y un mismo método de seguimiento entre distintas secuencias de imágenes. El indicador de la calidad del seguimiento es la relación entre la longitud final de la trayectoria y la cantidad de cuadros de la secuencia. La media del indicador de todas las trayectorias se utiliza para evaluar la efectividad general del seguimiento realizado. El indicador de la efectividad de los parámetros seleccionados es la cantidad de partículas perdidas. La cantidad de conflictos registrados es un indicador de problemas de las asignaciones. Los indicadores pueden ser utilizados para comparar los resultados con otros métodos de seguimiento.

Por último, se presentaron los resultados del análisis realizado para cuantificar las características de las estrategias de seguimiento implementadas. Se presentó un análisis de los valores obtenidos para estos indicadores en distintas experiencias.

Este primer estudio constituye una *base para investigaciones futuras*; en el corto plazo se prevén extensiones para mejorar la detección de partículas y el análisis de trayectorias. Los filtros de detección presentados son genéricos. Se desarrollarán filtros específicos que operen sobre las propiedades de las partículas, tamaño y forma. El desarrollo de filtros y operadores específicos permitirá mejorar la detección para una experiencia determinada. El análisis de trayectorias implementado resuelve el problema de la correspondencia mediante una solución directa. Las extensiones futuras realizarán un análisis más elaborado del *problema combinatorio y la búsqueda de una solución global* a través de algoritmos de optimización. La implementación de algoritmos de seguimiento basados en el conjunto de correspondencias permitirá sumar otras características del movimiento de fluidos a la medida de coherencia. Para la búsqueda de una solución óptima, será posible implementar otras estrategias de búsqueda y *métodos de optimización combinatoria* tales como el *recocido simulado* (simulated annealing) y *algoritmos genéticos*.

El movimiento de un fluido es altamente homogéneo. La *dependencia espacial* entre las partículas vecinas puede ser expresada dentro de la medida de evaluación de desplazamientos. La *teoría de campos de Markov* provee una herramienta de modelado para los problemas de visión dentro de una estructura Bayesiana. En investigaciones futuras, la búsqueda de una solución al problema de asignación de partículas a trayectorias podrá ser implementada a través de una optimización combinatoria por campos de Markov.

Las extensiones mencionadas se orientan a extender la implementación presentada e incorporar otras técnicas que mejoren los resultados, la aplicación del método, el conocimiento general del seguimiento de partículas y la medición de la velocidad de fluidos.

El seguimiento de partículas fue utilizado para la medición de velocidad de partículas en deposición electroquímica de metales en celda delgada. Los estudios de los campos de velocidad estuvieron destinados a explicar las diferentes

morfologías, a escala macroscópica y más precisamente las transiciones entre las mismas. En el corto plazo se contemplan otros usos en mecánica de fluidos; tales como análisis de flujos de aire, flujos de agua, experimentos de convección termal turbulenta y, en general, en el estudio de fluidos con geometrías complejas.

- [27] B. Buxton, H. Buxton, D. Murray, and N. Williams, Machine Perception of Visual Motion, Technical Report 3, Long Range Research Laboratory, GEC, Wembley, 1985.
- [28] S. Geman and D. Geman, Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence **PAMI-6 No. 6**, 721–741 (1984).
- [29] E. Andrade, F. Molina, and D. Posadas, Adhesion of Colloidal Hematite Onto Mercury in Water-Ethanol Media, Journal of Colloid and Interface Science **215**, 370–380 (1999).
- [30] M. Matsushita, M. Sano, Y. Hayakawa, H. Honjo, and Y. Sawada, Phys. Rev. Lett. **53**, 1984 (1984).
- [31] T. Vicsek, *Fractal Growth Phenomena*, World Scientific, Singapore, 1992.
- [32] D. Barkey, J. Electrochem. Soc. **138**, 2912 (1991).
- [33] R. M. Brady and Ball, Nature (London) **309**, 225 (1984).
- [34] J. Chazalviel, Electrochemical Aspects of the Generation of Ramified Metallic Electrodeposits, Phys. Rev. A **42**, 7355 (1990).
- [35] D. P. Barkey, D. Watt, Z. Liu, and S. Raber, J. Electrochem. Soc. **141**, 1206 (1994).
- [36] G. Marshall, P. Mocskos, H. Swinney, and J. Huth, Buoyancy and Electrically Driven Convection Models in Thin-Layer Electrodeposition, Phys. Rev. E **59**, 2157 (1999).
- [37] J. Huth, H. Swinney, W. McCormick, A. Kuhn, and F. Argoul, Role of Convection in Thin Layer Electrodeposition, Phys. Rev. E **51**, 3444 (1995).
- [38] J. Chazalviel, V. Fleury, and M. Rosso, Electrodeposition of Fractal Aggregates, Trends in Electrochemistry **1**, 231 (1992).
- [39] K. A. Linehan and J. R. de Bruyn, Can. J. Phys. **73**, 177 (1995).
- [40] C. Livermore and P.-Z. Wong, Phys. Rev. Lett. **72**, 3847 (1994).
- [41] M. Rosso, J. Chazalviel, V. Fleury, and E. Chassaing, Electrochim. Acta **39**, 507 (1994).
- [42] R. H. Cork, D. C. Pritchard, and W. Y. Tam, Phys. Rev. A **44**, 6940 (1991).
- [43] V. Fleury, J. Chazalviel, and M. Rosso, Coupling of Drift, Diffusion and Electroconvection, in the Vicinity of Growing Electrodeposits, Phys. Rev. E **48**, 1279 (1993).

Bibliografía

- [1] R. J. Adrian, Particle-Imaging Techniques for Experimental Fluid Mechanics, *Annu. Rev. Fluid Mech* **23**, 261–304 (1991).
- [2] R. Gonzalez, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [3] S. M. Smith, Reviews of Optic Flow, Motion Segmentation, Edge Finding and Corner Finding, Technical Report TR97SMS1, FMRIB, Oxford University, 1997.
- [4] R. Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck, *Machine Vision*, McGraw-Hill International Editions, 1995.
- [5] B. J. Schalkoff, *Digital Image Processing and Computer Vision*, John Wiley & Sons, Inc., 1989.
- [6] D. Ballard and C. Brown, *Computer Vision*, Prentice Hall, New Jersey, 1982.
- [7] J. Canny, Finding Edges and Lines in Images, Master's thesis, MIT, Cambridge, USA, 1983.
- [8] J.A.Noble, *Descriptions of Image Surfaces*, PhD thesis, Robotics Research Group, Department of Engineering Science, Oxford University, 1989.
- [9] R. Haralick and L. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, volume 1, Addison-Wesley, 1992.
- [10] J. Prewitt, Object Enhancement and Extraction, in *Picture Processing and Psychopictorics*, edited by B. L. Y. A. Rosenfeld, Academic Press, 1970.
- [11] I. Sobel, An Isotropic 3 X 3 Image Gradient Operator, in *Vision for Three-Dimensional Scenes*, edited by H. Freeman, pages 376–379, Academic Press, 1990.
- [12] P. Danielsson, Generalized and Separable Sobel Operators, in *Machine Vision for Three-Dimensional Scenes*, edited by H. Freeman, Academic Press, 1990.

Capítulo 6

Apéndice

A continuación se detallan los requerimientos e instrucciones para el uso de la aplicación para el seguimiento de partículas. Las rutinas y los algoritmos fueron implementados en IDL 5.0 [53]. Dadas las características del entorno de trabajo, la aplicación permite el análisis, la visualización y la exploración interactiva de los datos a través de comandos, que luego pueden ser integrados en aplicaciones completas. Por otra parte, el código desarrollado puede ser ejecutado en múltiples plataformas, donde se disponga del ambiente IDL, sin necesidad de compilación a código binario.

6.1 Instalación

La aplicación para el seguimiento de partículas puede ser descargada desde la página web <http://www.i-solution.com.ar/hsanchez/>. La aplicación se distribuye en un archivo de datos comprimido.

Una vez descargado, el archivo debe ser descomprimido en un directorio. Luego, dentro del entorno de trabajo IDL, se debe declarar el directorio de trabajo (File, Preferences, Path), donde anteriormente se instaló la aplicación. El directorio incorporado debe ser configurado para incluir los subdirectorios (opción del menú de diálogo). De esta forma, el IDL reconocerá el directorio y los subdirectorios, donde se instaló la aplicación, como un directorio de búsqueda de funciones. Cuando se desee ejecutar una función, esta será automáticamente compilada y ejecutada (siempre que el archivo, donde se encuentre la función, se nombre de forma idéntica).

Con la configuración descrita, el sistema se encuentra listo para ser utilizado.

6.2 Forma de uso

El uso de la aplicación se basa en la programación de *scripts* de procesamiento de imágenes. Cada script define una función de seguimiento de partículas, que

utiliza otras funciones de la librería de la aplicación y del entorno IDL. En la sección 4.4.1 se presentan dos ejemplos de scripts. Una vez creado el script, se compila, mediante la opción del menú correspondiente, y se invoca la función de seguimiento desde la línea de comandos.

Las rutinas de la aplicación de seguimiento de partículas están divididas en cuatro áreas funcionales: video, imágenes, puntos, trayectorias, y registro. Cada una de ellas se encuentra en los siguientes directorios respectivamente: VID, IMA, PTO, TRA, y LOG. Video se refiere a las rutinas para administración de la secuencia de imágenes. Imágenes se refiere a las rutinas para procesamiento digital de imágenes. Puntos se refiere a las rutinas para el manejo del archivo de coordenadas, obtenido luego del reconocimiento de partículas. Trayectorias se refiere a las rutinas para búsqueda de trayectorias. Registro se refiere a las rutinas para la salida de la información de las trayectorias encontradas.

Los scripts de la sección 4.4.1 presentan el modelo de script usado más frecuentemente. En los scripts se destacan los siguientes pasos: conversión del formato TIFF multicuadro obtenido en la captura al formato de imágenes independientes, procesamiento para mejorar la calidad de las imágenes, detección de partículas, cálculo de los centroides e imagen suma de puntos, y seguimiento de las partículas.

Bibliografía

- [1] R. J. Adrian, Particle-Imaging Techniques for Experimental Fluid Mechanics, *Annu. Rev. Fluid Mech* **23**, 261–304 (1991).
- [2] R. Gonzalez, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [3] S. M. Smith, Reviews of Optic Flow, Motion Segmentation, Edge Finding and Corner Finding, Technical Report TR97SMS1, FMRIB, Oxford University, 1997.
- [4] R. Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck, *Machine Vision*, McGraw-Hill International Editions, 1995.
- [5] B. J. Schalkoff, *Digital Image Processing and Computer Vision*, John Wiley & Sons, Inc., 1989.
- [6] D. Ballard and C. Brown, *Computer Vision*, Prentice Hall, New Jersey, 1982.
- [7] J. Canny, Finding Edges and Lines in Images, Master's thesis, MIT, Cambridge, USA, 1983.
- [8] J.A.Noble, *Descriptions of Image Surfaces*, PhD thesis, Robotics Research Group, Department of Engineering Science, Oxford University, 1989.
- [9] R. Haralick and L. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, volume 1, Addison-Wesley, 1992.
- [10] J. Prewitt, Object Enhancement and Extraction, in *Picture Processing and Psychopictorics*, edited by B. L. Y. A. Rosenfeld, Academic Press, 1970.
- [11] I. Sobel, An Isotropic 3 X 3 Image Gradient Operator, in *Vision for Three-Dimensional Scenes*, edited by H. Freeman, pages 376–379, Academic Press, 1990.
- [12] P. Danielsson, Generalized and Separable Sobel Operators, in *Machine Vision for Three-Dimensional Scenes*, edited by H. Freeman, Academic Press, 1990.

- [13] L. Roberts, Machine Perception of Three Dimensional Solids, in *Optical and Electro-Optical Information Processing*, edited by J. Tippet, pages 159–197, MIT Press, 1965.
- [14] D. Marr and E. Hildreth, Theory of Edge Detection, *Proc. Roy. Soc. London.* **B-207**, 187–217 (1980).
- [15] H. Moravec, Towards Automatic Visual Obstacle Avoidance, in *Proc. Of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, page 584, 1977.
- [16] H. Moravec, Visual Mapping by a Robot Rover, in *Proc. Of the 6th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 598–600, 1979.
- [17] B. Horn and B. Schunk, Determining Optical Flow, *Artificial Intelligence* **17**, 185–203 (1981).
- [18] H.Nagel, Displacement Vectors Derived from Second Order Intensity Variations in Image Sequences, *Computer Vision, Graphics and Image Processing* **21**, 85–117 (1983).
- [19] H.Nagel, On the Estimation of Optic Flow: Relations Between Different Approaches and some New Results, *Artificial Intelligence* **33**, 299–324 (1987).
- [20] H.Nagel, Extending the ‘oriented Smoothness Constraint’ Into the Temporal Domain and the Estimation of Derivatives of Optical Flow, in *Proc. 1st European Conf. On Computer Vision*, pages 139–148, 1990.
- [21] T. W. Ryan, *The Prediction of Cross-Correlation Accuracy in Digital Stereo-Pair Images*, PhD thesis, University of Arizona, 1981.
- [22] D. Lawton, Processing Translational Motion Sequences, *Computer Vision, Graphics and Image Processing* **22**, 116–144 (1983).
- [23] S. Barnard and W. Thompson, Disparity Analysis of Images, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **2(4)**, 333–340 (1980).
- [24] L. Shapiro, H. Wang, and J. Brady, A Matching and Tracking Strategy for Independently-Moving, Non-Rigid Objects, in *Proc. 3rd British Machine Vision Conference*, 1992.
- [25] J. Canny, A Computational Approach to Edge Detection, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **8(6)**, 679–698 (1986).
- [26] E. Hildreth, Computations Underlying the Measurement of Visual Motion, *Artificial Intelligence* **23**, 309–354 (1984).

- [27] B. Buxton, H. Buxton, D. Murray, and N. Williams, Machine Perception of Visual Motion, Technical Report 3, Long Range Research Laboratory, GEC, Wembley, 1985.
- [28] S. Geman and D. Geman, Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence **PAMI-6 No. 6**, 721–741 (1984).
- [29] E. Andrade, F. Molina, and D. Posadas, Adhesion of Colloidal Hematite Onto Mercury in Water-Ethanol Media, Journal of Colloid and Interface Science **215**, 370–380 (1999).
- [30] M. Matsushita, M. Sano, Y. Hayakawa, H. Honjo, and Y. Sawada, Phys. Rev. Lett. **53**, 1984 (1984).
- [31] T. Vicsek, *Fractal Growth Phenomena*, World Scientific, Singapore, 1992.
- [32] D. Barkey, J. Electrochem. Soc. **138**, 2912 (1991).
- [33] R. M. Brady and Ball, Nature (London) **309**, 225 (1984).
- [34] J. Chazalviel, Electrochemical Aspects of the Generation of Ramified Metallic Electrodeposits, Phys. Rev. A **42**, 7355 (1990).
- [35] D. P. Barkey, D. Watt, Z. Liu, and S. Raber, J. Electrochem. Soc. **141**, 1206 (1994).
- [36] G. Marshall, P. Mocskos, H. Swinney, and J. Huth, Buoyancy and Electrically Driven Convection Models in Thin-Layer Electrodeposition, Phys. Rev. E **59**, 2157 (1999).
- [37] J. Huth, H. Swinney, W. McCormick, A. Kuhn, and F. Argoul, Role of Convection in Thin Layer Electrodeposition, Phys. Rev. E **51**, 3444 (1995).
- [38] J. Chazalviel, V. Fleury, and M. Rosso, Electrodeposition of Fractal Aggregates, Trends in Electrochemistry **1**, 231 (1992).
- [39] K. A. Linehan and J. R. de Bruyn, Can. J. Phys. **73**, 177 (1995).
- [40] C. Livermore and P.-Z. Wong, Phys. Rev. Lett. **72**, 3847 (1994).
- [41] M. Rosso, J. Chazalviel, V. Fleury, and E. Chassaing, Electrochim. Acta **39**, 507 (1994).
- [42] R. H. Cork, D. C. Pritchard, and W. Y. Tam, Phys. Rev. A **44**, 6940 (1991).
- [43] V. Fleury, J. Chazalviel, and M. Rosso, Coupling of Drift, Diffusion and Electroconvection, in the Vicinity of Growing Electrodeposits, Phys. Rev. E **48**, 1279 (1993).

- [44] V. Fleury, J. Kaufman, and B. Hibbert, Evolution of the Space-Charge Layer During Electrochemical Deposition with Convection, *Phys. Rev. E* **48**, 3831 (1993).
- [45] V. Fleury, J. Kaufman, and B. Hibbert, *Nature* **367**, 435 (1994).
- [46] V. Fleury, J. Chazalviel, and M. Rosso, *Phys. Rev. Lett.* **68**, 2492 (1992).
- [47] V. Fleury, M. Rosso, J. Chazalviel, and B. Sapoval, *Phys. Rev. A* **44**, 6693 (1991).
- [48] V. Fleury, M. Rosso, and J. Chazalviel, *Phys. Rev. A* **43**, 6908 (1991).
- [49] S. Dengra, G. Marshall, and F. Molina, Front Tracking in Thin-Layer Electrodeposition, *Journal of the Physical Society of Japan* **69**, 963 (2000).
- [50] J. Bradley, S. Dengra, G. Gonzalez, G. Marshall, and F. Molina, *Journal of Electroanalytical Chemistry* **478**, 128 (1999).
- [51] F. Argoul, E. Freysz, A. Kuhn, C. Leger, and L. Potin, *Phys. Rev. E* **53**, 1777 (1996).
- [52] *ImagePC*, Scion Corporation, <http://www.scioncorp.com> Se utilizó una versión portada para PC por Scion Corporation. La versión original, NIH Image para Mac del National Institutes of Health (NIH), <http://rsb.info.nih.gov/nih-image/>.
- [53] *IDL*, Research Incorporated, <http://www.rsinc.com>.