

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE MADRID

ESCUELA POLITECNICA SUPERIOR



PROYECTO FIN DE CARRERA

**Caracterización de la coalescencia de burbujas en
columnas verticales turbulentas mediante la aplicación
de técnicas de análisis de secuencias de vídeo**

Autor: Javier Corchero Téllez

Tutor: Jesús Bescós Cano

Diciembre 2014

Caracterización de la coalescencia de burbujas en columnas verticales turbulentas mediante la aplicación de técnicas de análisis de secuencias de vídeo

-PROYECTO FIN DE CARRERA-

AUTOR: Javier Corchero Téllez

TUTOR: Jesús Bescós Cano



**Video Processing and Understanding Lab de la EPS
Dpto. de Tecnología Electrónica y de las Comunicaciones
Escuela Politécnica Superior
Universidad Autónoma de Madrid
Diciembre 2014**

Resumen

A lo largo de este proyecto se ha realizado el estudio, diseño, implementación y evaluación de un sistema autónomo de visión computacional, capaz de llevar a cabo la localización, medida de su sección transversal, y el seguimiento de múltiples objetos de morfología variable en el tiempo; dichos objetos están formados por burbujas de aire inmersas en un fluido en el interior de columnas verticales turbulentas. Su desarrollo se ha llevado a cabo en Matlab, requisito impuesto por el proyecto de investigación en el que se enmarca.

El sistema autónomo de visión computacional, desarrollado en el PFC, cumple con los objetivos fijados de caracterización del entorno, donde se realiza la detección, localización espacial y medida de la sección de los objetos, incluyendo la detección de posibles solapes y su desglose, así como su seguimiento en los sucesivos frames (fotogramas) disponibles. Se ha implementado un sistema de adquisición de datos robusto que permite obtener, a parte de la medida de las secciones de los múltiples objetos existentes en cada frame, las trayectorias de dichos objetos para su posterior análisis.

Como punto de partida se presenta una introducción, donde se lleva a cabo una explicación del escenario en el que se encuentra en el proyecto, para después comentar los métodos considerados e implementados para el cumplimiento de requisitos. Así se presenta una explicación de las consideraciones y condiciones de cada mecanismo implementado.

Con el fin de poder obtener una correcta visión de la problemática presente en el proyecto y la posterior evaluación del sistema desarrollado, en el parte experimental se han realizado baterías de pruebas de cada una de las etapas del sistema, centrándose en la mejora de cada una de ellas (segmentación, extracción de características, obtención de trayectorias, detección de oclusiones...). Finalmente se evalúa el redimiendo global del sistemas desarrollado, presentando las conclusiones, así como futuras líneas de trabajo

Palabras Clave

Seguimiento de objetos, tracking, ruido adaptativo, tratamiento de oclusiones, Motopropulsión, Termofluidodinámica, coalescencia de burbujas, transformada circular de Hough

Abstract

Throughout this Final Master Project, the study, design, implementation and evaluation of an autonomous software for localization and tracking of multiple objects with no constant shape has been developed; these objects are composed by air bubbles which are moving in liquid vertical turbulent columns. Its development and implementation has been carried out in Matlab, a requirement posed by the research project where this software will be used.

This autonomous software accomplishes the established requirements of characterization, data acquisition, object localization and its section area measurement; as well as, the detection of possible overlapped objects, getting the identification of the shapes/area of each one, and their tracking in the consecutive frames. A robust acquisition data system has been implemented; beside the measurement of the section area of multiple objects simultaneously, it allows getting the path followed by each object for a later analysis.

The starting point consists of an introduction which contains an explanation of the project scenario; followed by a description of the methods that have been implemented in order to achieve the objectives; also some considerations on their application in the project has been presented and discussed.

The test procedure to get a general point of view of the scenario and the evaluation of the software are presented in the final chapters. Finally, the global performance of this system is evaluated. To finish, some conclusions are included along with possible future lines of study.

Keywords

Multiple Object tracking, bubble tracking, Motopropulsion, Hough Circle Transform .

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1	Introducción	7
1.1	Motivación	7
1.1.1	Marco del proyecto	7
1.1.2	Escenario PID	9
1.1.3	Marco PFC	11
1.1.4	Instalación experimental	12
1.2	Objetivos y enfoque	18
1.3	Metodología y plan de trabajo	19
2	Base teórica	21
2.1	Representación de objetivos	21
2.1.1	Modelos basados en la forma	22
2.1.2	Representación de la apariencia del objeto	23
2.2	Selección de características	25
2.2.1	Color	25
2.2.2	Bordes	26
2.2.3	Textura	26
2.2.4	Métodos de selección de Características	27
2.3	Detección de objetos	27
2.3.1	Segmentación	29
2.3.2	Caracterización de los objetos	31
2.3.2.1	Detección de puntos característicos	31
2.3.2.2	Transformada circular de Hough	34
2.4	Métodos de seguimiento de un objeto	39
2.4.1	<i>Tracking</i> de puntos	41
2.4.1.1	Métodos estadísticos	42
2.4.1.2	Métodos determinísticos	47
2.4.2	<i>Tracking</i> de Kernel	48
2.4.2.1	Modelo de apariencia basados en plantillas y densidad	49
2.4.2.2	Modelos de apariencia multivista	49
2.4.3	<i>Tracking</i> de silueta	50
2.4.3.1	Coincidencia de forma	50
2.4.3.2	Evolución de contorno	51
2.5	Modelado del seguimiento de múltiples objetivos	51
2.5.1	Métodos de estimación	53
2.5.1.1	Estimadores Clásicos	53
2.5.1.2	Estimadores Bayesianos	54
2.5.1.3	Filtro de Kalman	55
2.5.1.4	Método monte Carlo	57
2.5.1.5	Filtro de partículas	57
3	Diseño	59
3.1	Objetos	59
3.2	Visión de conjunto	61
3.3	Segmentación de oclusiones	63
3.3.1	Velocidades inferiores a 0.5 m/s	64
3.3.1.1	Fases del análisis a velocidad baja	65
3.3.2	Velocidades superiores a 0.5 m/s	71
3.3.2.1	Fases del análisis a velocidad alta	71
3.3.3	Velocidad mínima de ensayo	73
3.3.4	Problemas encontrados	76

3.4 Implementaciones	76
3.4.1 Entorno del laboratorio	76
3.4.1.1 Puntos clave	77
3.4.2 Analizador de trayectorias en MATLAB	79
3.4.2.1 Objetivos y funcionalidades:	79
3.4.3 Adaptación de Algoritmos	80
3.4.3.1 Filtro de Kalman	80
3.4.3.2 Algoritmos de asociación	81
4 Desarrollo	85
4.1 Seguimiento	85
4.1.1 Modelo de Velocidad Constante	86
4.2 Aplicación a Múltiples objetos	87
4.2.1 Inicialización	87
4.2.2 Extracción de características	88
4.2.3 Puntos característicos y filtros de seguimiento	89
4.2.4 Modelo avanzado	92
4.2.5 Flujo del sistema	92
4.2.5.1 Situaciones clave	92
4.2.5.2 Condiciones	94
4.3 Interfaz Gráfica	95
5 Integración, pruebas y resultados	98
5.1 Integración	98
5.2 Equipo y pruebas iniciales	98
5.3 Evaluación de requisitos	100
5.3.1 Calidad de seguimiento	100
5.3.2 Calidad de seguimiento Multitracking	105
6 Conclusiones y trabajo futuro	107
6.1 Trabajo futuro	108
Referencias	109

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>FIGURA 1 IMAGEN A 25 CM DE LA SECCIÓN DE INYECCIÓN. VAGUA=1.34 M/S</i>	10
<i>FIGURA 2 IMAGEN A 100 CM DE LA SECCIÓN DE INYECCIÓN. VAGUA=1.34 M/S</i>	10
<i>FIGURA 3 ESQUEMA DEL PROCEDIMIENTO BÁSICO PARA EL TRATAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES</i>	12
<i>FIGURA 4 ESQUEMA DE LA INSTALACIÓN EXPERIMENTAL PARA LOS ESTUDIOS EXPERIMENTALES DE COALESCENCIA EN COLUMNAS VERTICALES TURBULENTAS</i>	13
<i>FIGURA 5 VISTA GENERAL DE LA INSTALACIÓN EXPERIMENTAL</i>	14
<i>FIGURA 6 VISTA GENERAL DE LA INSTALACIÓN EXPERIMENTAL</i>	16
<i>FIGURA 7 VISTA GENERAL DEL SISTEMA DE GUÍAS PARA EL DESPLAZAMIENTO DE CÁMARA DE ALTA VELOCIDAD, SISTEMA DE ILUMINACIÓN Y, SONDA Y POSICIONAMIENTO DE SONDA DE ANEMOMETRÍA DE HILO CALIENTE</i>	17

<i>FIGURA 8 VISTA GENERAL DEL SISTEMA DE ILUMINACIÓN</i>	17
<i>FIGURA 9 METODOLOGÍA PFC</i>	19
<i>FIGURA 10 PLAN DE TRABAJO PFC</i>	20
<i>FIGURA 11 CENTROIDE DE UNA ELIPSE O DE UNA CIRCUNFERENCIA</i>	22
<i>FIGURA 12 FORMAS GEOMÉTRICAS PRIMITIVAS TOMADAS DE IMÁGENES DEL PFC</i>	22
<i>FIGURA 13 CONTORNO DE OBJETOS EN IMÁGENES DEL PFC</i>	23
<i>FIGURA 14 EJEMPLO DE CANNY EN IMÁGENES DEL PFC</i>	26
<i>FIGURA 15 SECUENCIA DE IMÁGENES A LO LARGO DEL TIEMPO</i>	28
<i>FIGURA 16 MODELO DE MEZCLAS DE GAUSSIANAS PARA SUSTRACCIÓN DE FONDO EN IMÁGENES DEL PFC</i>	31
<i>FIGURA 17 DETECTORES HARRIS (1), SIFT (2) Y KLT (3)</i>	32
<i>FIGURA 18 TRANSFORMADA DE HOUGH PARA UN RADIO ESTIMADO $R=R$ SI EN EL ESPACIO IMAGEN SE TIENE $I_{IMAGEN}=1$ SOLO EN PUNTOS PERTENECIENTES A UNA CIRCUNFERENCIA DE RADIO R</i>	35
<i>FIGURA 19 TRANSFORMADA DE HOUGH PARA UN RADIO ESTIMADO $R < R$ SI EN EL ESPACIO IMAGEN SE TIENE $I_{IMAGEN}=1$ SOLO EN PUNTOS PERTENECIENTES A UNA CIRCUNFERENCIA DE RADIO R</i>	35
<i>FIGURA 20 TRANSFORMADA DE HOUGH</i>	37
<i>FIGURA 21 IMAGEN EJEMPLO TOMADA DEL PFC</i>	38
<i>FIGURA 22 TRANSFORMADA DE HOUGH EN IMÁGENES DEL PFC</i>	38
<i>FIGURA 23 TRANSFORMADA DE HOUGH</i>	38
<i>FIGURA 24 TRANSFORMADA DE HOUGH 3D</i>	39
<i>FIGURA 25 MÉTODOS DE TRACKING: (A) CORRESPONDENCIA MULTIPUNTO, (B) TRANSFORMACIÓN PARAMÉTRICA DE UN PATRÓN RECTANGULAR, (C, D) DOS EJEMPLOS DE EVOLUCIÓN DEL CONTORNO</i>	39
<i>FIGURA 26 ESQUEMÁTICO DE MÉTODOS DE TRACKING</i>	40
<i>FIGURA 27 TRACKING DE PUNTOS</i>	41
<i>FIGURA 28 PROBLEMÁTICA EN EL PFC</i>	44
<i>FIGURA 29 APLICACIÓN DEL ALGORITMO MHT EN UNA SECUENCIA DE IMÁGENES DEL PFC</i>	47
<i>FIGURA 30 RESTRICCIONES DE MOVIMIENTO. (A) PROXIMIDAD, (B) VELOCIDAD MÁXIMA (R DENOTA AL RADIO), (C) MOVIMIENTO SUAVE, (D) MOVIMIENTO COMÚN, (E) RESTRICCIONES DE RIGIDEZ</i> ..	48

<i>FIGURA 31 TRACKING UTILIZANDO MEAN-SHIFT. (IZQ.) LOCALIZACIÓN ESTIMADA DEL OBJETO EN EL INSTANTE T-1. CUADRO (DERCH.) EN EL INSTANTE T CON POSICIÓN INICIAL ESTIMADA UTILIZANDO LA POSICIÓN PREVIA DEL OBJETO.</i>	<i>49</i>
<i>FIGURA 32 EJEMPLO DE IMÁGENES CON DIFERENTES VELOCIDADES DE FLUIDO. (A) VELOCIDAD 0 M/S (B) 0.5 M/S, (C) 0.9 M/S, (D) 1.5 M/S.....</i>	<i>59</i>
<i>FIGURA 33. EJEMPLO DE IMÁGENES DE UN MISMO OBJETIVO A VELOCIDAD 0M/S.....</i>	<i>60</i>
<i>FIGURA 34 EJEMPLO DE IMÁGENES DE UN MISMO OBJETIVO A VELOCIDAD 1.5 M/S.....</i>	<i>60</i>
<i>FIGURA 35 PLANTA DEL EXPERIMENTO, COLUMNA (IZQ.) / CÁMARA DE ALTA VELOCIDAD (DERCH.)... </i>	<i>61</i>
<i>FIGURA 36 EJEMPLOS DE SOLAPAMIENTO A BAJAS VELOCIDADES (MENORES A 0.5M/S).....</i>	<i>62</i>
<i>FIGURA 37 EJEMPLOS DE SOLAPAMIENTO A VELOCIDADES ALTAS (1.5-2 M/S).....</i>	<i>62</i>
<i>FIGURA 38 SEGMENTACIÓN DEL FONDO (VELOCIDAD 1.2 M/S)</i>	<i>63</i>
<i>FIGURA 39 EJEMPLO BÁSICO DE SOLAPAMIENTO A VELOCIDAD INFERIOR A 0.5 M/S</i>	<i>64</i>
<i>FIGURA 40 SIMPLIFICACIÓN DEL MÉTODO DE DETECCIÓN DE SOLAPAMIENTO.....</i>	<i>65</i>
<i>FIGURA 41 SIGNATURA PARA UN CUADRADO.....</i>	<i>67</i>
<i>FIGURA 42 APROXIMACIÓN POLIGONAL POR PARTICIÓN SUCESIVA</i>	<i>67</i>
<i>FIGURA 43 DETECCIÓN DE LA CURVATURA.....</i>	<i>69</i>
<i>FIGURA 44 EJEMPLO BÁSICO SOLAPAMIENTO A VELOCIDADES SUPERIORES A 0.5M/S.....</i>	<i>71</i>
<i>FIGURA 45 TRANSFORMADA CIRCULAR DE HOUGH.....</i>	<i>72</i>
<i>FIGURA 46 CARACTERIZACIÓN DE SOLAPAMIENTOS.....</i>	<i>72</i>
<i>FIGURA 47 PERFILES TRANSVERSALES DE VELOCIDAD EN MOVIMIENTOS EN CONDUCTOS</i>	<i>74</i>
<i>FIGURA 48 IMÁGENES DE MUESTRA CON VELOCIDADES DE FLUIDO DE 0.8 M/S Y 1.3 M/S</i>	<i>75</i>
<i>FIGURA 49 IMÁGENES DE MUESTRA CON VELOCIDADES DE FLUIDO DE 0.8 M/S Y 1.3 M/S</i>	<i>75</i>
<i>FIGURA 50 PROBLEMÁTICA SEGUIMIENTO</i>	<i>78</i>
<i>FIGURA 51 RESULTADOS 1 OBTENIDO EN EL PFC.....</i>	<i>84</i>
<i>FIGURA 52 RESULTADOS 2 OBTENIDO EN EL PFC.....</i>	<i>84</i>
<i>FIGURA 53 OBJETOS PRESENTES EN LA IMAGEN. TRANSFORMADA CIRCULAR DE HOUGH</i>	<i>88</i>
<i>FIGURA 54 ANÁLISIS DE CARACTERÍSTICAS. MÉTODO HARRIS (IZQ.), MÉTODO MINIMUM EIGENVALUE ALGORITHM (CENTRO), MÉTODO KLT (DERCH.).....</i>	<i>88</i>

<i>FIGURA 55 ESQUEMA DE SEGUIMIENTO</i>	89
<i>FIGURA 56 EJEMPLO DE ASIGNACIÓN</i>	90
<i>FIGURA 57 MENÚ DE INICIO PRESENTE EN LA APLICACIÓN</i>	96
<i>FIGURA 58 MENÚ DE SELECCIÓN DE IMÁGENES PARA SU FUTURO ANÁLISIS</i>	96
<i>FIGURA 59 MENÚ DE SELECCIÓN DE LA REGIÓN DE INTERÉS (ROI)</i>	97
<i>FIGURA 60 VISUALIZACIÓN DE TRAYECTORIAS</i>	97
<i>FIGURA 61 SECUENCIA LLEVADA A CABO EN LOS EXPERIMENTOS</i>	99
<i>FIGURA 62 EJEMPLOS CON VELOCIDAD DE FLUIDO 0M/S (SIN OCLUSIÓN 1ºFILA / CON OCLUSIÓN 2º)</i> .	99
<i>FIGURA 63 EJEMPLOS CON VELOCIDAD DE FLUIDO 1M/S</i>	99
<i>FIGURA 64 EJEMPLOS DE CALIDAD PHILLIPS Y CHHABRA</i>	101
<i>FIGURA 65 PRUEBA REALIZADA CON EL PRIMER MÉTODO DE ASIGNACIÓN (BAJA CONCENTRACIÓN)</i> .	102
<i>FIGURA 66 PRUEBA REALIZADA CON EL PRIMER MÉTODO DE ASIGNACIÓN (MEDIA CONCENTRACIÓN)</i>	102
<i>FIGURA 67 PRUEBA REALIZADA CON EL PRIMER MÉTODO DE ASIGNACIÓN (ALTA CONCENTRACIÓN)</i>	103
<i>FIGURA 68 PRUEBA REALIZADA CON EL SEGUNDO MÉTODO DE ASIGNACIÓN (BAJA CONCENTRACIÓN)</i>	103
<i>FIGURA 69 PRUEBA REALIZADA CON EL SEGUNDO MÉTODO DE ASIGNACIÓN (MEDIA CONCENTRACIÓN)</i>	104
<i>FIGURA 70 PRUEBA REALIZADA CON EL SEGUNDO MÉTODO DE ASIGNACIÓN (ALTA CONCENTRACIÓN)</i>	104
<i>FIGURA 71 RESULTADOS MULTITRACKING</i>	106

1 Introducción

El objetivo de este capítulo consiste en la justificación del trabajo a realizar en base a su interés dentro del proyecto científico experimental en el cual se encuadra. Para ello primero expondremos de forma rápida en qué consiste el proyecto científico, para a continuación, una vez descrita la instalación experimental disponible, pasar a exponer brevemente el interés del trabajo presentado en este Proyecto Fin de Carrera.

1.1 Motivación

1.1.1 Marco del proyecto

El punto de partida son dos proyectos coordinados y financiados por el Ministerio de Educación, Dirección General de Investigación dentro del grupo Proyectos I+D, Acciones Estratégicas y ERANETS, y en los cuales participan o participaron investigadores de las Universidades de Sevilla (Departamento de Mecánica de Fluidos), Universidad Politécnica de Madrid (Departamentos de Motopropulsión y Termofluidodinámica, Matemática Aplicada y Estadística), Zaragoza (Departamento de Ingeniería Mecánica) y Jaén (Departamento de Ingeniería Mecánica y Minera). El primero de ellos bajo el título “*Análisis de los Mecanismos de Generación y Dinámica de Burbujas: Aplicación al Diseño de Sistemas de Producción Industrial*” y el segundo bajo el título “*Generación de Burbujas por Nucleación e Inyección de Gas. Visualización y Caracterización de Flujos Bifásicos con Burbujas*”.

Dentro de los dos proyectos coordinados del párrafo anterior, se encuentran los subproyectos titulados “*Generación de burbujas mediante inyección de aire a través de pequeñas agujas*” y “*Visualización y coalescencia de burbujas en regímenes turbulentos en columnas verticales*” a desarrollar en el Departamento de Motopropulsión y Termofluidodinámica (UPM). El primero, que actualmente puede considerarse finalizado al menos dentro de los objetivos inicialmente pretendidos, puso en evidencia la necesidad del desarrollo de una herramienta, esencial para el desarrollo del segundo subproyecto, que permitiese la visualización de burbujas inmersas en un líquido en movimiento, medida de su tamaño, así como su seguimiento en su movimiento con el líquido en el cual se

encuentran inmersas, medida de su trayectoria. Es la herramienta que se pretende desarrollar en este Proyecto Fin de Carrera.

El estudio de la generación, rotura y coalescencia de burbujas—colapso de dos o más burbujas en una única burbuja—ha surgido con gran interés a nivel internacional; algo que descubriremos sin más que ir a revistas especializadas, situadas en los primeros puestos del JCR (Journal Citation Report) o ISI (international Scientific Index). La razón se basa en su importancia en los procesos de transmisión de calor y especialmente por su importancia en la Industria Metalúrgica, Farmacéutica, Alimentaria, etc.; importancia debida a su influencia en diferentes procesos, por ejemplo en limpieza de impurezas en componentes en estado líquido por arrastre o por tensión superficial, en procesos de disolución de gases, extracción de combustibles fósiles etc.

La generación y rotura ha sido ampliamente estudiada desde los años 30, quizás un caso significativo en cuanto a rotura lo representan los estudios del grupo J. C. Lasheras en la USC (University of South California), sin embargo el caso de coalescencia o unión de una o varias burbujas es un problema menos estudiado debido a su complejidad; evidentemente resulta de interés, pues al disminuir el número de burbujas y aumentar su tamaño disminuye la superficie de la interface gas/líquido alterando los procesos físicos a los cuales se pretende aplicar y de los cuales se ha hablado anteriormente.

La coalescencia exige primero la rotura de la burbuja o burbujas, algo que favorece el régimen turbulento en el que se mueve la burbuja, y segundo la fusión con la burbuja vecina formando una única burbuja. Esto exige el alcance o choque entre burbujas que produzcan primero la rotura, favorecida por régimen turbulento, y posteriormente la fusión de ambas burbujas; evidentemente ello exige que las burbujas se muevan a diferentes velocidades, dependiendo del tamaño, para que así se pueda producir dicho alcance o que las burbujas se muevan de una forma caótica como es el caso de burbujas ascendiendo en un líquido en reposo; evidentemente la densidad de burbujas incrementará la probabilidad de choque o alcance entre burbujas.

Con el fin de realizar una distinción entre los dos proyectos (Proyecto final de carrera y el proyecto de investigación y desarrollo en el que se enmarca), se utilizarán las nomenclaturas PFC y PID respectivamente.

1.1.2 Escenario PID

Es usual, para simplificar el estudio de los procesos físicos que tienen lugar y ante la dificultad de estimar las fuerzas que actúan sobre la interface liquido/gas y el gas contenido en su interior, asumir que las burbujas se mueven a la misma velocidad que el líquido en el que se encuentran inmersas lo que facilita el estudio y explicación de los procesos de rotura, pero que lleva a la conclusión de la improbabilidad de la existencia de la coalescencia. En cualquier caso la diferencia de velocidades entre burbuja y líquido originaría fuerzas aerodinámicas sobre la burbuja, una resistencia proporcional a la sección de la burbuja y el cuadrado de la diferencia de velocidades; ello en una estimación cualitativa se traduciría en una resistencia elevada para burbujas con sección elevada o radio grande que haría que el líquido arrastrara la burbuja a la misma velocidad que el líquido mientras que si la sección de la burbuja fuese muy pequeña, poca resistencia, la burbuja prácticamente no se enteraría de la velocidad del fluido y seguiría su propio movimiento. Consecuentemente, se puede esperar que las burbujas de gran sección y las de pequeña sección viajen a velocidades distintas.

Requisitos iniciales del proyecto en el que se encuadra el PFC:

a) Localizar las burbujas en diferentes secciones, localizadas a diferentes distancias de la sección de inyección, a través de las imágenes obtenidas con una cámara de alta velocidad.

b) Medir su tamaño y obtener su distribución de tamaños, calcular su distribución de frecuencias en cada una de las secciones para evaluar los cambios de tamaño a medida que se alejan de la sección de inyección, para así detectar si existe rotura o coalescencia.

c) Seguimiento de las burbujas en imágenes sucesivas y medir su velocidad.

Si el tamaño medio de las burbujas aumenta a medida que la sección de estudio se aleja de la sección de inyección significaría que existe coalescencia mientras que si ocurre al revés significaría la existencia de rotura; es de adelantar, a través de la inspección visual, la existencia de coalescencia, ver figuras 1 y 2. Las figuras 1 y 2 representan las mismas condiciones de funcionamiento, la única diferencia es la distancia a la sección de inyección; la Fig. 1 corresponde la sección localizada a 25 cm de la sección de inyección

mientras la Fig. 2 corresponde a la sección situada a 100 cm de la sección de inyección. Finalmente y, como índice de calidad del trabajo, los dos subproyectos ya han originado dos publicaciones en revistas situadas en el Q1 (25% del Top) del JCR de sus respectivas áreas.

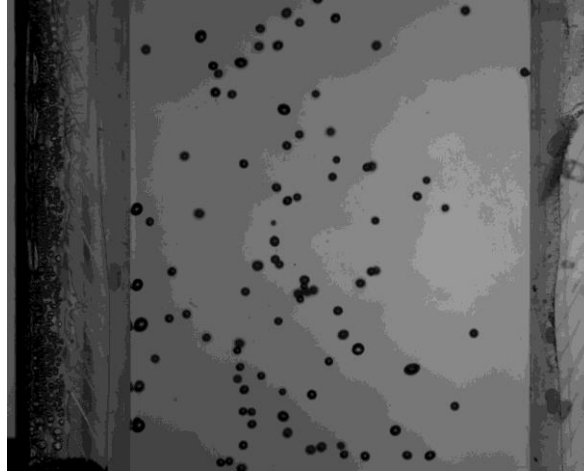


Figura 1 Imagen a 25 cm de la sección de inyección. Vagua=1.34 m/s

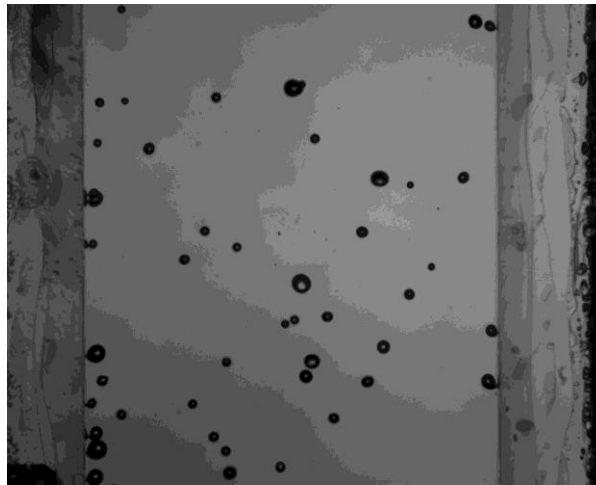


Figura 2 Imagen a 100 cm de la sección de inyección. Vagua=1.34 m/s

1.1.3 Marco PFC

En base a los requisitos antes mencionados, se ha diseñado un sistema de Visión Computacional (Multiple Object Tracking) que tiene como finalidad la extracción de información del mundo físico a partir de imágenes, utilizando para ello la implementación de una herramienta en Matlab.

Este tipo de sistemas pretende con determinadas restricciones, reproducir el sentido de la vista del ser humano, definiendo las siguientes fases; visión, tratamiento, segmentación, análisis y clasificación y por ultimo reconocimiento, ver Fig. 3.

- **Primera fase:** Captura o Adquisición de las imágenes digitales, realizando un muestreo, discretización y almacenamiento de las mismas. Utilizando para ello un tipo de sensor, en este caso una cámara de alta velocidad, la cual aporta imágenes en escala de grises de 1280x528 pixeles dando una resolución horizontal/vertical de 96ppp, con una profundidad de 8bits.
- **Segunda fase:** Tratamiento digital de las imágenes, etapa de preprocesamiento, donde se realiza una eliminación de las partes no deseadas y se realizan las características de interés mediante filtros o transformaciones geométricas
- **Tercera fase:** Segmentación, división de la escena en regiones de atributos similares, realizando una extracción y aislamiento de las regiones que la componen, extrayendo de este modo los objetos de interés.
- **Cuarta fase:** Extracción de características clave de cada objeto; se obtiene una clasificación de todos los elementos contenidos en la imagen para su posterior seguimiento en imágenes sucesivas.

- **Quinta fase:** Reconocimiento, fase centrada en la distinción de los objetos segmentados, en base al análisis de sus características extraídas previamente para su diferenciación y seguimiento.

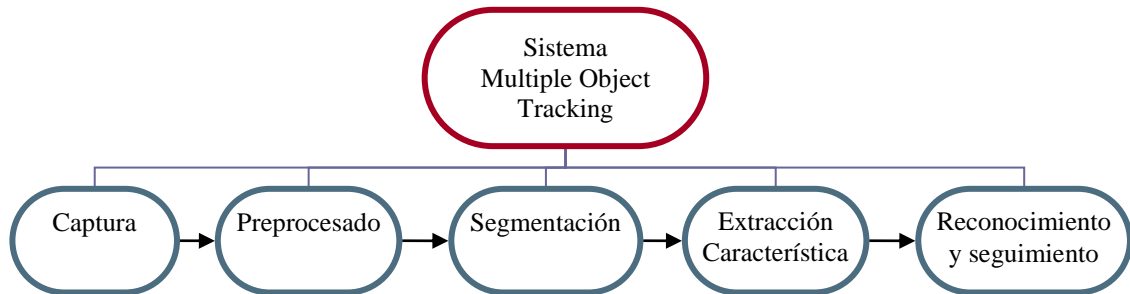


Figura 3 Esquema del procedimiento básico para el tratamiento digital de imágenes

1.1.4 Instalación experimental

Para el estudio de los procesos de coalescencia de burbujas en columnas turbulentas verticales, se ha diseñado la instalación experimental cuyo esquema se muestra en la Fig. 1.4 y una vista general en la Fig. 5. Consta de un circuito de recirculación de agua que partiendo del depósito es bombeada a través de la instalación, proporcionando en la columna de ensayo velocidades del agua comprendidas entre cero y 3.0 m/s dependiendo del sistema de control de flujo y del tamaño de la sección de ensayo; se dispone de la posibilidad de instalar diferentes secciones de ensayo. Actualmente se ha instalado una sección de 40x40 mm que proporciona el mayor margen de velocidades de agua y, que en una primera estimación parece ser la sección de mayor interés.

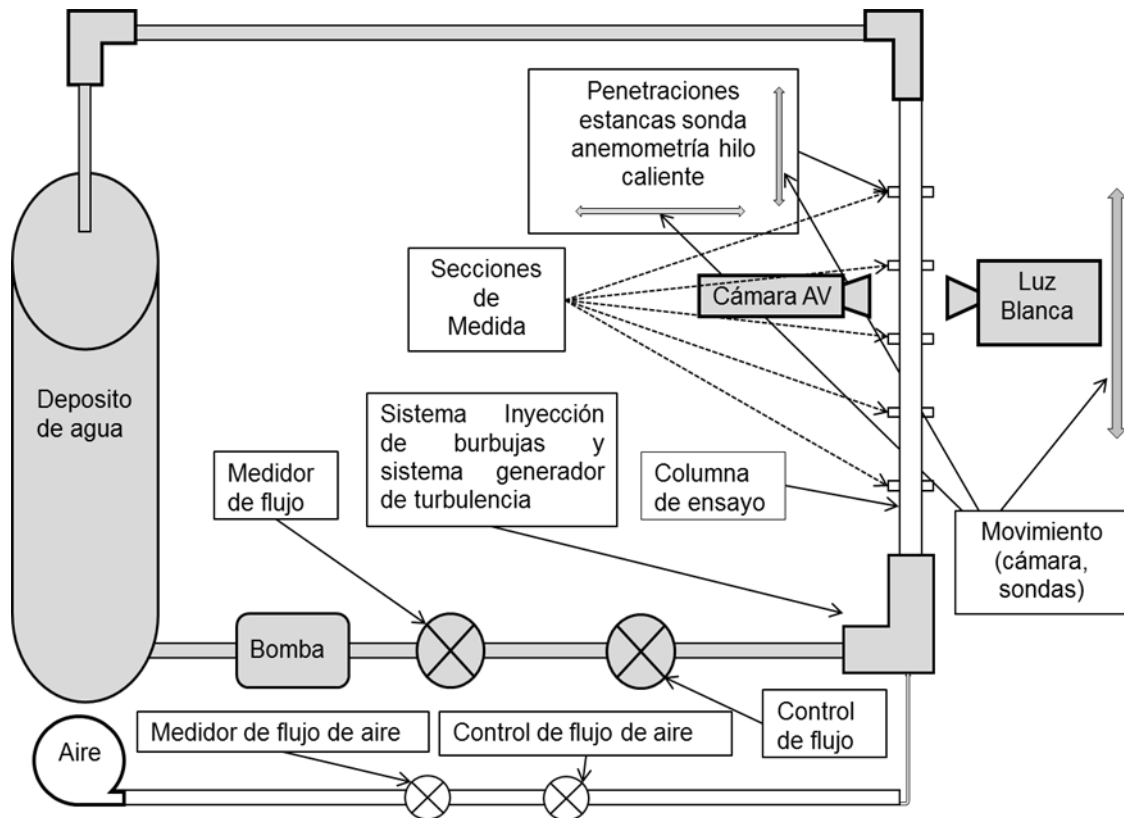


Figura 4 Esquema de la instalación experimental para los estudios experimentales de coalescencia en columnas verticales turbulentas

La instalación consta, en su parte inferior, del sistema de bombeo incluida la bomba de agua, el sistema de estrangulación o control de flujo y, el sistema de medida del flujo de agua mediante turbina, permitiendo la medida del flujo instantáneo, litros/hora, o el flujo acumulado, litros bombeados en un tiempo dado, tiempo medido externamente y que puede ser utilizado para controlar el tiempo de funcionamiento del sistema de bombeo.

Simultáneamente en la parte inferior se encuentra el sistema de suministro de aire para la generación de burbujas así como su sistema de medida de flujo y control del aire de inyección, ver Fig. 4. La parte horizontal expuesta finaliza en un codo encargado de convertir el movimiento de flujo horizontal, velocidad horizontal del agua, en un flujo vertical para su posterior entrada en la columna vertical, donde se encuentra la sección de ensayo.



Figura 5 Vista general de la instalación experimental

A continuación del codo descrito y antes de entrar en la columna de ensayo, se encuentra el sistema generador de turbulencia en la corriente de agua así como el sistema de inyección controlada de burbujas, ver Fig. 4. Este sistema consta: a) primeramente de un panel de abeja, encargado de romper los torbellinos generados en el codo, y así conseguir una velocidad vertical y uniforme del agua en toda la sección de salida de dicho panel de abeja o enderezador de corriente, b) a continuación, a la salida del enderezador, se encuentra el sistema generador de turbulencia, formado por un sistema de mallas entrelazadas y, c) a través del sistema enderezador y generador de turbulencia, penetran 9 capilares que son los encargados de inyectar verticalmente las burbujas de diferentes tamaños en la corriente turbulenta; dicha inyección tiene lugar en un plano horizontal situado aproximadamente 5 cm por encima del sistema generador de turbulencia; dichos capilares tienen un diámetro máximo de 350 micras. La salida del sistema enderezador, generador de turbulencia e inyección, representa la entrada en la columna de ensayo.

La columna de ensayo está formada por una columna vertical de 2 m de altura y sección interior cuadrada de 40x40 mm, está fabricada en PMMA (PoliMetilMetrAcrilato), material muy transparente a la luz blanca utilizada como iluminación. En dicha columna se han fijado 5 secciones de medida, cada una de ellas separadas entre sí por una distancia de 25 cm, ver Fig. 4 y 6; la primera, empezando desde el plano de inyección, se encuentra a 25 cm de dicho plano de inyección.

En cada sección de medida se dispone de la posibilidad de fotografiar la distribución de burbujas con cámara de alta velocidad, donde el tiempo de apertura de la cámara puede ser fijado independientemente de la velocidad de la cámara o número de imágenes/segundo; existe la posibilidad de fotografiar la distribución de burbujas en los dos planos verticales de simetría de la columna, normales a las paredes de la columna de ensayo, para lo cual se dispone de un sistema de guías verticales para el desplazamiento tanto de la cámara como del sistema de iluminación, ver Fig. 6 y 7. Se ha utilizado una velocidad de 1000 imágenes/s, suficiente para los procesos a estudiar; para esta velocidad de la cámara se dispone de la máxima resolución, 1280x528 píxeles, lo que teniendo en cuenta el ancho de la columna de ensayo se dispone de una resolución superior 0.04 mm/píxel; dicha resolución permitiría detectar burbujas con diámetros igual o superiores 200 micras. El número de imágenes/segundo podría aumentarse apreciablemente pero a costa de disminuir el tamaño del campo de visualización, la velocidad puede subir apreciablemente pero a costa de reducir el tamaño del sensor; puede mantenerse la resolución pero reduciendo el campo visual. Para la iluminación se utiliza luz blanca difusa directa, existe un sistema de difusión entre foco luminoso y columna, la cámara se encuentra en la posición opuesta; se fotografía la sombra de la burbuja sobre el sensor, ver Fig. 6, 7 y 8.

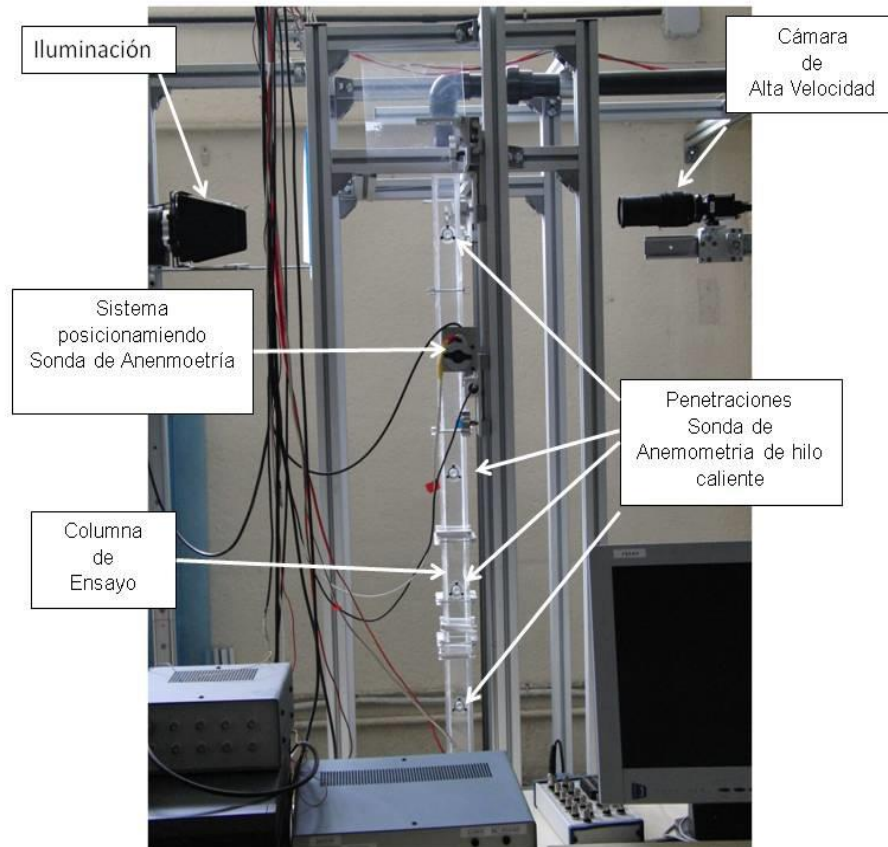


Figura 6 Vista general de la instalación experimental

Finalmente en cada sección de medida, aunque no sea de interés para el trabajo a realizar aquí, sí tiene importancia en el estudio final del proceso de coalescencia, ver Fig. 4 y 6, se encuentra una penetración estanca que permite la entrada de la sonda de anemometría de hilo caliente, cuyo objetivo es caracterizar el movimiento turbulento del fluido en cada sección de medida. Puede posicionarse transversamente con desplazamiento inferiores a 0.01 mm, pudiendo medir la velocidad así como sus fluctuaciones de alta frecuencia, turbulencia, en secciones muy próximas a la pared mediante la utilización de las sondas para capa límite.

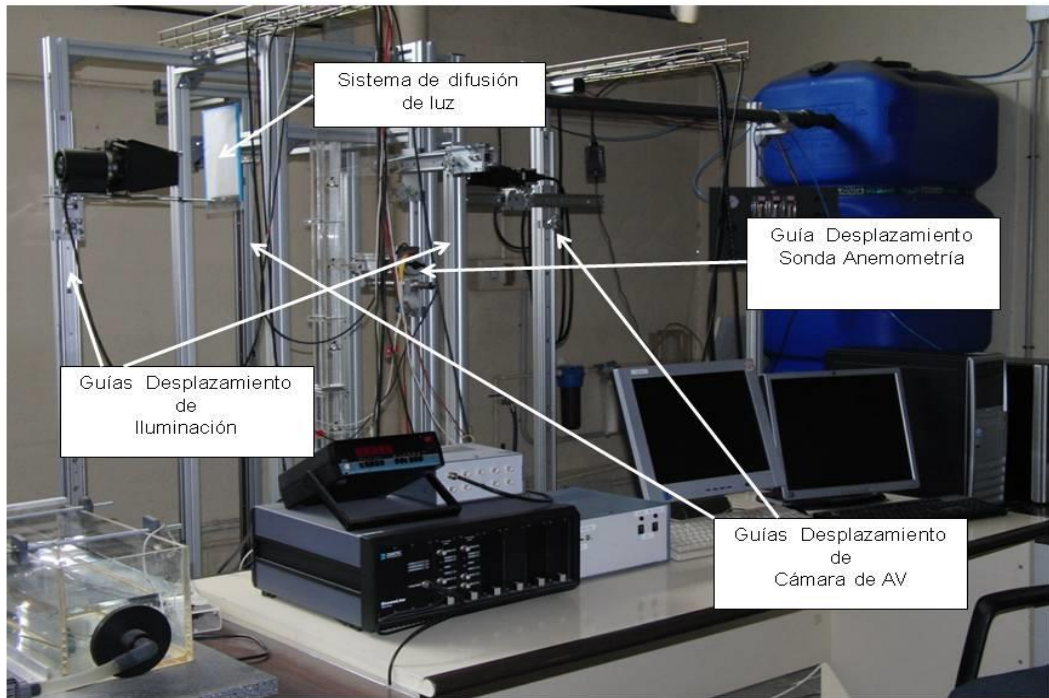


Figura 7 Vista general del sistema de guías para el desplazamiento de cámara de alta velocidad, sistema de iluminación y, sonda y posicionamiento de sonda de anemometría de hilo caliente

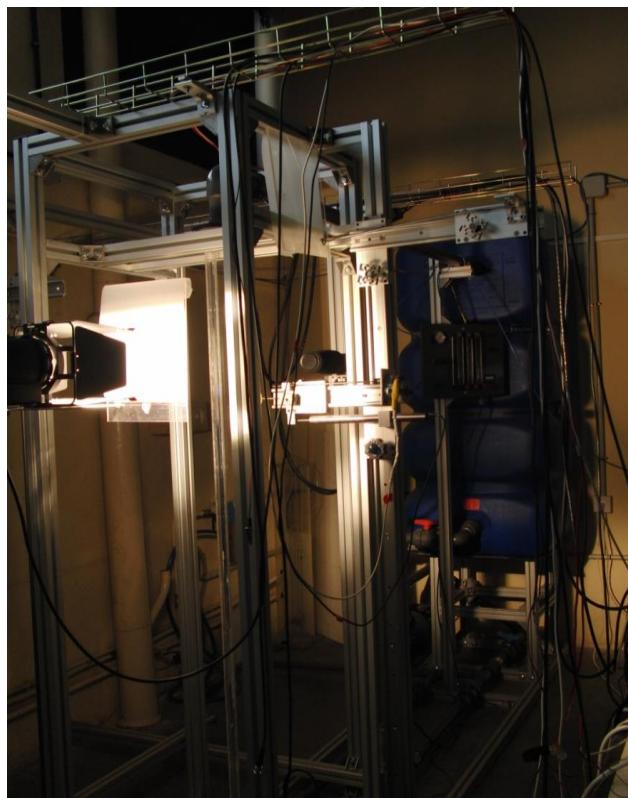


Figura 8 Vista general del sistema de iluminación

1.2 Objetivos y enfoque

El objetivo de este PFC consiste en el diseño e implementación de un sistema autónomo de visión computacional en Matlab, capaz de realizar el seguimiento de objetos cuya morfología no es constante así como la medida de su tamaño. Para llevar a cabo este propósito, se ha fijado el cumplimiento de los siguientes objetivos:

a) Caracterización del entorno

Detección, localización espacial y medida de la sección de la burbuja. Deberá, partiendo de una serie de fotos, localizar la posición espacial del centro de masas de las burbujas en cada foto, calcular su radio equivalente para su caracterización y finalmente obtener la distribución de frecuencias en función del radio equivalente, lo que permitiría cuantificar el proceso de coalescencia o, si ocurriese, el de rotura. Dentro del objetivo de localización y medida de las burbujas es también de interés, poder localizar posibles solapes de burbujas y desglosar las burbujas solapadas, para: 1) disponer de una distribución lo más real posible y, 2) permitir trabajar con una mayor concentración de burbujas; debe tenerse presente que dichos solapes siempre existirán al proyectar una distribución tridimensional sobre un único plano, el sensor de la cámara de alta velocidad.

b) Adquisición de datos

Deberá establecer un sistema de entrada robusto así como uno de salida donde se almacenarán tanto los datos de interés, de entrada y resultados obtenidos. Esto permitiría el tratamiento externo de los mismos; el objetivo es su inclusión en un proyecto científico, lo que, dependiendo de los resultados obtenidos, pueda permitir el estudio externo de nuevas variables de interés.

c) Trayectoria

Seguimiento de las burbujas. Seguir el movimiento de las burbujas en las fotos sucesivas lo que permitiría el conocimiento de la posición y la velocidad de cada burbuja aislada en función de su tamaño o radio equivalente. Proporcionaría una primera

explicación del proceso de coalescencia al proporcionar o justificar la posibilidad de choque entre burbujas; justificaría, tal como se expuso en apartados anteriores, la posibilidad de alcance entre burbujas.

d) **Análisis de Resultados**

Finalmente, en un primer paso y aparte de las entradas y salidas adecuadas a ficheros para un posible tratamiento exterior de los resultados, sería interesante incluir un sistema de postproceso que proporcione al menos la distribución de frecuencias de ocurrencia en función del radio equivalente así como evolución de la velocidad de las burbujas en función de su tamaño.

1.3 Metodología y plan de trabajo

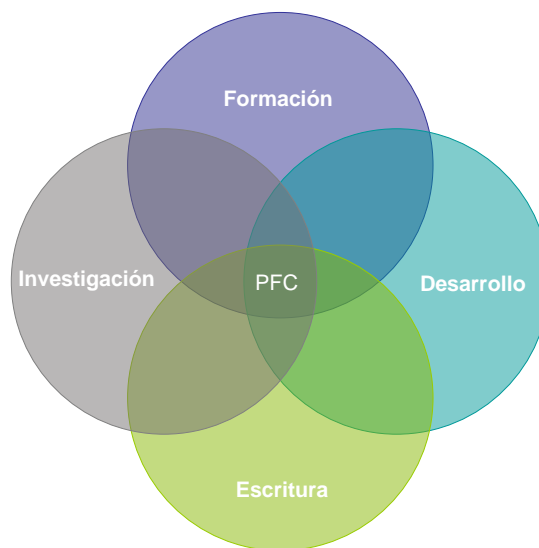


Figura 9 Metodología PFC

Como se puede observar en las figuras 9 y 10, se ha desarrollado un plan de trabajo dividido en 4 líneas no necesariamente secuenciales, con el fin de cumplir los objetivos mencionados en el apartado anterior.

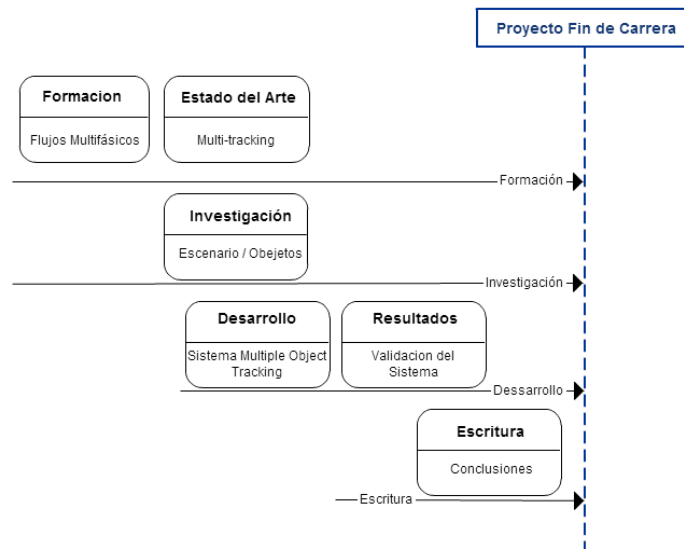


Figura 10 Plan de trabajo PFC

- Formación:** Tanto a nivel de reconcomiendo y seguimiento de objetos como la naturaleza y comportamiento de los mismo. Con el fin de entender la problemática del escenario en el que se encuadra el proyecto, se ha realizado en una primera instancia, la lectura de publicaciones científicas de referencia junto con una formación especializada de *Mecánica de fluidos*. Realizándose un profundo análisis del estado del arte en métodos de tracking y, eligiendo el sistema más adecuado para las necesidades del proyecto actual.
- Investigación:** Tras la finalización de la formación especializada y durante la etapa del estado del arte, dio comienzo la etapa investigación, uno de los puntos más importantes en el desarrollo del proyecto. Etapa centrada en la investigación e implementación de los algoritmos, importando nuevas técnicas e ideas centradas en el cumplimiento de los objetivos.
- Desarrollo:** Fijando como objetivo la creación de un sistema de seguimiento de objetos, se llevó a cabo el desarrollo en Matlab de todas la fases que lo componen (segmentación, extracción del fondo identificación de los objetos de interés, obtención de características clave, correspondencia y seguimiento) junto con las pruebas unitarias y de integración para el correcto cumplimiento de los requisitos iniciales y consecución de un sistema estable.
- Escritura:** Tarea realizada durante todo el proceso de desarrollo, centrándose en mayor medida, en las últimas fases del proyecto.

2 Base teórica

El objetivo de este capítulo consiste en la descripción del estado del arte relacionado con los sistemas de seguimiento de múltiples objetos deformables en secuencias de video. Sistemas basados en la selección de una región de interés de una imagen, definiéndola como objetivo, para su posterior búsqueda en los fotogramas sucesivos.

Este capítulo se encuentra dividido en base a las etapas que componen los sistemas de tracking: representación del objetivo, extracción de sus características, detección del objetivo en la escena y su seguimiento posterior (trayectoria seguida por el objetivo). Dichas etapas se encuentran condicionadas entre sí, puesto que la técnica escogida para la representación condiciona la detección y seguimiento del objetivo.

Tras la realización de un estudio previo, implementando diferentes sistemas de detección y extracción de características clave, se observó que las partes más críticas en el desarrollo del sistema eran la detección de regiones estática, clasificación de objetos y discriminación de los mismos en las situaciones de oclusión.

Con el fin de tener una visión global de los métodos estudiados, a continuación se presentan las técnicas comúnmente utilizadas para resolver cada una de las etapas anteriormente mencionadas, relacionándolas directamente con el proyecto actual y su implementación en él. Para obtener una correcta descripción de las distintas teorías y conseguir una visión global de las técnicas utilizadas hasta el momento, se han estudiado y referenciado las diferentes fuentes (publicaciones, proyectos, tesis...); recogidas en el capítulo de referencias de este PFC.

2.1 Representación de objetivos

En esta sección se describen las representaciones de la forma de los objetos comúnmente utilizadas en el seguimiento de objetivos para, después, estudiar representaciones más complejas que unen forma y apariencia. Se han diferenciado dos grupos, los modelos basados únicamente en la forma y los modelos basados en la apariencia de los objetos.

2.1.1 Modelos basados en la forma

Este primer grupo constituyen los modelos más simples, aquellos que utilizan como referencia la forma del objeto para realizar el seguimiento, cuyas versiones son:

- **Modelo de Puntos:** Representación del objeto por un punto, el centro de masas que define el centro geométrico del objeto. Esta metodología de representación es una de las más importantes para seguimiento de objetos que ocupan regiones pequeñas en la imagen, Fig. 11.

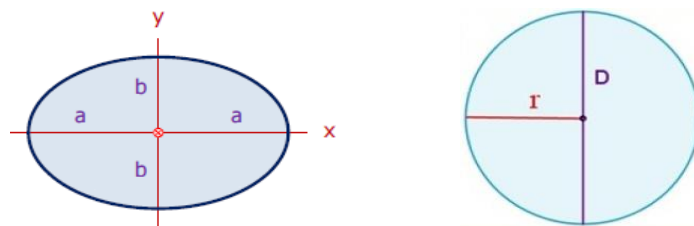


Figura 11 Centroide de una elipse o de una circunferencia

- **Modelo de formas geométricas primitivas:** Consideradas primitivas por su constitución básica en las partes que la conforman, Fig. 12. La forma del objetivo es representada por un rectángulo, elipse, etc. El movimiento del blanco u objetivo para estas representaciones es modelado comúnmente por transformaciones de translación, afinidad o proyección. A pesar de que estas formas primitivas son más apropiadas para representación de objetos rígidos simples, también son usadas, como en el caso que nos ocupa para tracking de objetos no rígidos.

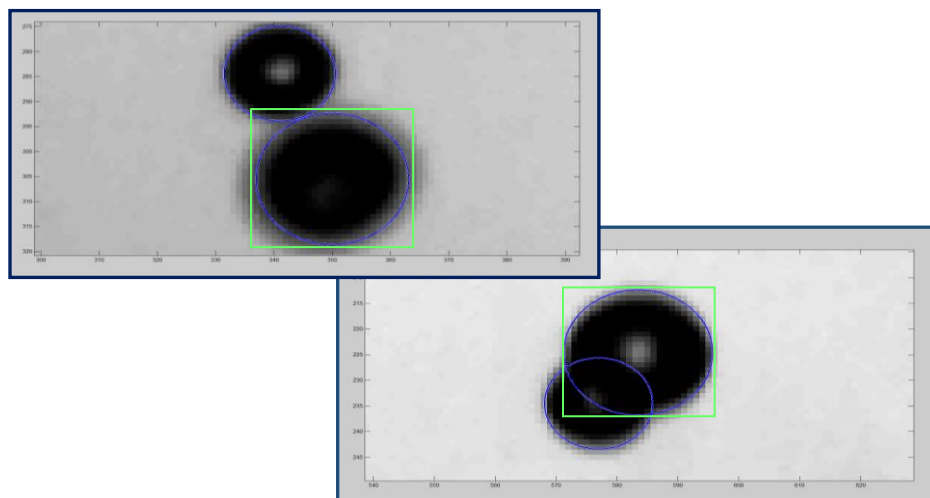


Figura 12 Formas geométricas primitivas tomadas de imágenes del PFC

- **Modelo de Silueta y Contorno:** La representación del contorno define los límites y la forma de un objeto de interés, Fig. 13. Representación muy extendida para el seguimiento de formas no rígidas más complejas; en ellas la región dentro del contorno es denominada silueta del objeto.

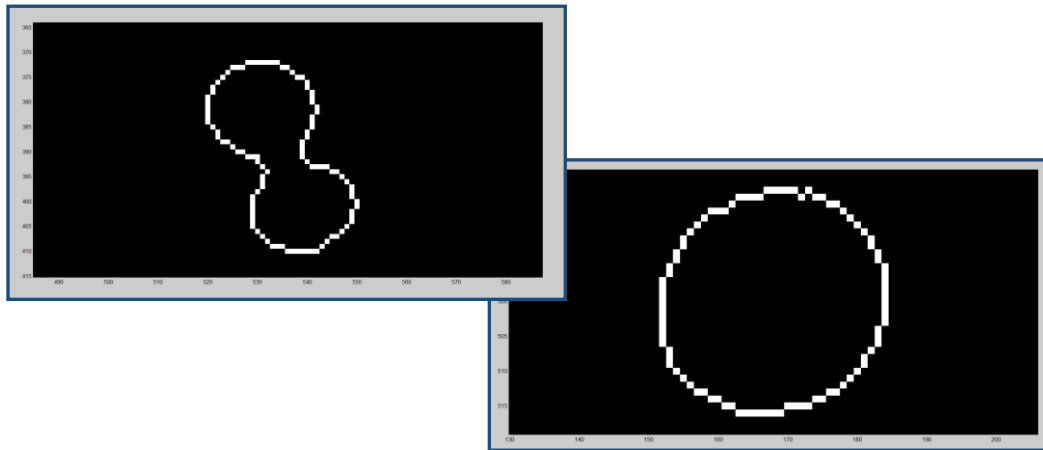


Figura 13 Contorno de objetos en imágenes del PFC

- **Modelos con formas articuladas y modelos esqueléticos:** El primero de ellos corresponde a modelos compuestos de diversas partes unidas entre sí, relacionadas por un modelo de movimiento cinemático, y en el segundo se realiza la extracción del esqueleto de un objeto aplicando la transformación *Medial Axis Transformation*. Debido a la morfología de los objetos presentes en el estudio, muy distintos a los objetos articulados, estos dos últimos modelos no han sido implementados.

2.1.2 Representación de la apariencia del objeto

El segundo grupo combina la información sobre otras características del objeto, como la textura y el color junto con los datos obtenidos de los modelos anteriores; utilizan la información cromática o de contorno, extraída de cada pixel presente en la imagen, consiguiendo así un mayor conocimiento del objeto. Este tipo de sistemas sin embargo resultan insuficientes si no se acompañan de una componente espacial.

A continuación se exponen los diferentes tipos:

- **Modelo de densidades de probabilidad:** Define un objeto únicamente por las estimaciones de las funciones de densidades de probabilidad de la apariencia del mismo, dichas estimaciones pueden ser: paramétrica, como una Gaussiana o una mezcla de Gaussianas, o no paramétrica, como las ventanas de Parzen y los histogramas.
- **Modelo de Patrones o plantillas:** Se basa en el diseño de formas geométricas o siluetas para identificar objetos en escena, aportando información espacial y de apariencia. Es un método sencillo, que codifica la apariencia de un objeto en una sola vista, por lo que solo son aptas para objetos que no varían excesivamente en el tiempo.
- **Modelo de apariencia activa:** Este modelo se basa en generar simultáneamente información referente a la forma y la apariencia del objeto. Dicha información se encuentra definida por una serie de marcas generadas por un sistema similar a la detección del contorno, y al igual que él estas marcas pueden residir en el borde del objeto o, alternativamente, en la región interior del mismo. Estos puntos característicos contienen un vector de apariencia con diversas características como el color, la textura o la magnitud del gradiente, teniendo como requisito una fase de entrenamiento donde se aprenden su forma y su apariencia.
- **Modelo de apariencia multivista:** Este modelo se basa en la codificación de diferentes vistas de un mismo objeto, consiguiendo que sea menos susceptible a cambios de forma o apariencia. Para almacenar estas vistas se utiliza una codificación con subespacios mediante métodos como el PCA (Principal Component Analysis) y el ICA (Independent Component Analysis).

2.2 Selección de características

En los sistemas de tracking, una de las partes más importantes es la selección de características que definan correctamente a un objeto y permitan diferenciarlo frente al resto. Por lo que la propiedad principal que debe tener es su singularidad, de forma que los objetos puedan ser fácilmente discriminados en el espacio de características.

La selección de las mismas se encuentra estrechamente relacionada con la representación de los objetos. Ejemplo de ello es el color, usado como una característica por las representaciones basadas en histograma, mientras que, para las basadas en contornos, se suelen utilizar los bordes del objeto.

En general, la mayoría de algoritmos de tracking usan una combinación de estas características. Los detalles de las características visuales de mayor utilización son:

2.2.1 Color

Esta característica se encuentra influenciada por dos factores físicos principalmente: 1) la distribución espectral de potencia de la iluminación y 2) las propiedades de reflectancia de la superficie del objeto, relación entre el flujo luminoso reflejado y el flujo luminoso incidente.

En procesamiento de imágenes, el espacio comúnmente usado para representar el color es el RGB (rojo, verde, azul). Sin embargo, este espacio presenta ciertos problemas ya que no es perceptualmente uniforme, es decir que las diferencias entre colores en el espacio RGB no se corresponden con las diferencias entre colores percibidas por el ser humano.

Por otro lado, L^*u^*v y L^*a^*b son espacios de color perceptualmente uniformes; el HSV (Hue, Saturation, Value) es aproximadamente uniforme. Sin embargo, estos espacios de color son sensibles al ruido, dejando una panorámica poco clara sobre qué espacio es el más eficiente, por lo que se usan una gran variedad de ellos en los sistemas de tracking.

2.2.2 Bordes

Constituyen los límites de un objeto, encontrados generalmente por la identificación de cambios bruscos en la intensidad de la imagen. A diferencia del color, antes mencionado, los bordes tienen la propiedad de ser menos sensibles a los cambios de iluminación, ver Fig. 14 para un caso del proyecto actual.

Los algoritmos que utilizan los bordes, como característica representativa, realizan el seguimiento tomando como referencia el límite de los objetos, debido a su simplicidad y precisión. La aproximación a la detección de bordes más popular es el detector de bordes de Canny.

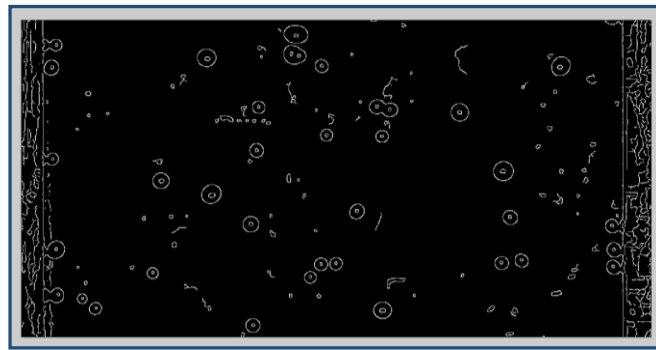


Figura 14 Ejemplo de Canny en imágenes del PFC

2.2.3 Textura

Medida de la variación de intensidad a nivel espacial de una superficie, y cuantificación de propiedades como la suavidad o la regularidad. Aunque similares a las características de borde, las de textura son menos sensibles a los cambios de iluminación comparadas con las de color.

Sin embargo, requieren de un paso de procesamiento para generar los descriptores (descripción compacta de imágenes, para simplificar las tareas de seguimiento). Los descriptores de textura más utilizados son: Matrices de Concurrencia de Niveles de Gris (Gray Level Co-occurrence Matrix o GLCM's), un histograma 2D que muestra las concurrencias de intensidades en una dirección y distancia específicas, las medidas de textura de Law (25 filtros 2D generados a partir de 5 filtros 1D correspondientes a nivel,

borde, punto, ola y rizo), los wavelets (bancos de filtros ortogonales) y las pirámides dirigibles.

2.2.4 Métodos de selección de Características

En ocasiones las características son elegidas manualmente por el usuario, dependiendo del dominio en el que se encuentra la aplicación. Sin embargo, el problema de selección automática de características ha recibido una atención significativa dentro de la comunidad de reconocimiento de patrones.

Los métodos de selección automática de características pueden ser divididos en métodos de filtro y métodos de envoltorio.

- **Métodos de filtro:** Este tipo se basa en la selección de las características basándose en un criterio general, por ejemplo que las características sean no correladas.

- **Métodos de envoltorio:** Seleccionan una característica basándose en la utilidad de esa característica en el dominio de aplicación del problema específico, por ejemplo el rendimiento de clasificación usando un subconjunto de características. PCA es un ejemplo de método de filtro para reducción de características, junto con el método Adaboost, que permite encontrar un clasificador potente basado en una combinación de clasificadores débiles o moderadamente imprecisos.

2.3 Detección de objetos

Con el fin de realizar el seguimiento del objetivo es necesario especificar un mecanismo de detección del objeto que permita posteriormente realizar la localización del mismo en sucesivos fotogramas, ver Fig. 15.

Como primera aproximación, es usual la detección del objeto mediante la utilización de la información proveniente de un único frame (plano del video), sin embargo este no es el único método. Podemos encontrar otros sistemas donde se hace uso de la información temporal obtenida a partir de una secuencia específica de frames, con el objetivo de disminuir el número de falsas detecciones.

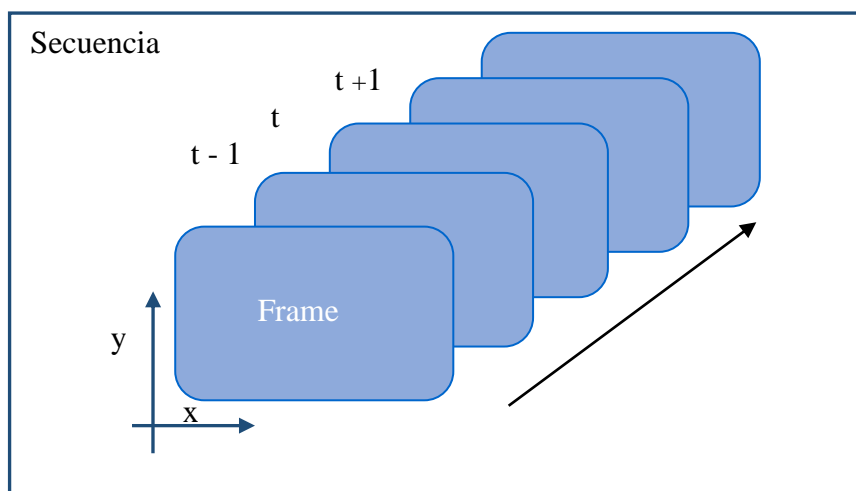


Figura 15 Secuencia de imágenes a lo largo del tiempo

Esta información temporal suele darse como resultado de la diferencia entre frames, destacando aquellas regiones cambiantes entre planos consecutivos; esta región del objeto en la imagen es decisiva para realizar la tarea de seguimiento, tarea llevada a cabo por el tracker, el cual realiza una correspondencia del objeto entre un frame y el siguiente obteniendo de este modo su trayectoria.

A continuación se muestran distintas técnicas de detección de objetos, agrupadas por categorías:

- **Segmentación:** Distinción de las regiones distintas al fondo más o menos estático de la secuencia de imágenes; se diferencian dos tipos de regiones: frente (foreground) y fondo estático de la escena (background). Implementa, como método principal, el modelo de Mezcla de Gaussianas
- **Caracterización de los objetos:** Con el fin de otorgar a los objetos de una propiedad que le otorgue una singularidad frente al resto y poder así realizar su seguimiento. Se han implementado dos sistemas:
 - **Detección de puntos característicos:** Búsqueda de puntos de interés únicos para cada objeto presente en el frame actual.

- **Transformada circular de Hough:** Técnica muy robusta frente al ruido y a la existencia de huecos en la frontera del objeto, y que permite detectar las curvas presentes en la imagen.

2.3.1 Segmentación

La detección o segmentación de objetos tiene como objetivo discriminar los elementos en movimiento del primer plano (frente o foreground) de una imagen, del resto de los objetos o fondo (background). En el caso de una escena grabada por una cámara fija, que es el caso analizado en este proyecto, las técnicas de segmentación más eficaces son las basadas en el modelado y posterior sustracción del fondo.

Este tipo de modelado de fondo consiste en una serie de algoritmos que mantienen un modelo matemático de la apariencia del fondo a través del cual, para cada imagen, se pueden extraer del fondo los objetos en movimiento (primer plano) mediante comparación. Los píxeles que constituyen la región del objeto son marcados para el procesamiento posterior. Debido a que las secuencias de video no son ideales, la segmentación puede presentar complicaciones importantes debido por ejemplo a cambios de iluminación de la escena a analizar, sombras y reflejos, ruido presente en la imagen, etc.

Para realizar la sustracción o separación del fondo y los objetos, se aplica un algoritmo de componentes conectados para obtener la región conectada correspondiente al objeto. Este proceso es denominado sustracción de fondo y suele hacer uso de modelos probabilísticos que para aumentar la robustez del sistema frente a la aparición de elementos móviles del fondo o a los cambios de iluminación debidos a factores externos; es el caso del foco de iluminación presente en el experimento científico de este PFC. Debido a las características del experimento en estudio, el método de segmentación utilizado en el proyecto es el siguiente:

- **Mezcla de Gaussianas ('Mixture of Gaussian')**

En fondos multimodales, que contienen objetos no estáticos, tales como hojas de árboles en movimiento, olas, etc., hay píxeles cuyos valores de intensidad varían entorno a un conjunto finito de valores característicos. En el caso que nos ocupa, es debido al tiempo entre fotogramas, puesto que las imágenes se obtienen con una cámara de alta velocidad,

las condiciones de intensidad lumínica cambian considerablemente entre imágenes consecutivas; la frecuencia de frames es mucho mayor que la frecuencia del sistema de iluminación

Por este motivo, un píxel no puede modelarse por medio de un valor (una media) y un conjunto en torno a éste (la varianza) utilizando una distribución Gaussiana. La Mezcla de Gaussianas (MoG) propone una solución a este problema que consiste en modelar la intensidad de los píxeles con una mezcla de k distribuciones Gaussianas (donde k es un número pequeño, frecuentemente se utiliza de 3 a 5) definidas por los siguientes parámetros; media $\mu_{k,t}$, varianza $\sigma_{k,t}^2$, y peso $w_{k,t}$.

$$\mu_{k,t}(x, y) = \sum_{i=1}^{i=t} \frac{B_i(x, y)}{t}$$

$$\sigma_{k,t}^2(x, y) = \sum_{i=1}^{i=t} \frac{B_i^2(x, y)}{t} - \mu_i^2(x, y)$$

Los píxeles de una imagen nueva se comparan con las k posibles subdistribuciones de fondo; si el píxel no difiere de alguna de las medias en más de la varianza asociada, se caracteriza el píxel como fondo, actualizándose los parámetros del modelo para ese píxel: la media, la varianza y un peso cuyo valor determina la cantidad de distribución que modela dicho píxel en cada instante. Si, por el contrario, no se parece a ninguna de las distribuciones asociadas al píxel, la de menor peso se sustituye por una nueva Gaussiana de media, el valor del píxel en la imagen actual y varianza un valor muy pequeño. En este modelo, la combinación de k distribuciones Gaussianas cuya probabilidad de ocurrencia (suma de $w_{k,t}(x, y)$) supere un determinado umbral, denominado umbral de frente, permitirá modelar cada píxel del fondo en cada instante.

Este modelo, sin embargo, también posee inconvenientes. En primer lugar, conlleva una alta carga computacional, ejemplo de ellos son los fondos multimodales, los cuales requieren un número de distribuciones k elevado para modelar cada píxel, lo cual implica un incremento importante en la carga computacional. Por otro lado, tiene el inconveniente de que es poco robusto a cambios repentinos de iluminación.

Los problemas expuestos están presentes en este proyecto debido a las condiciones de laboratorio del experimento. Por ello el modelo MoG debido a su capacidad de manejar una distribución multimodal de fondo y con ello mantener una función de densidad de probabilidad para cada píxel, es un método paramétrico que se adapta correctamente en la segmentación de las imágenes del experimento. En siguiente figura, Fig. 16, se puede ver un ejemplo de la utilización de un modelo de mezcla de gaussianas para la detección de objetos realizado en este proyecto.



Figura 16 Modelo de mezclas de gaussianas para sustracción de fondo en imágenes del PFC

2.3.2 Caracterización de los objetos

2.3.2.1 Detección de puntos característicos

Este tipo de detectores se utilizan con el fin de encontrar puntos característicos en la imagen, puntos de interés donde la textura destaca por su singularidad respecto a su localización espacial. Con el fin de realizar el seguimiento del objeto, una de las propiedades que deben de tener estos puntos es su invarianza frente a los cambios de iluminación o del punto de vista de la cámara.

Esta metodología ha sido ampliamente usada en visión estéreo y problemas de tracking entre otros. Ejemplos de su implementación son: el operador de interés de Moravec, el detector de puntos de interés de Harris, el detector KLT y el detector SIFT, Fig. 17

Según su utilización, debe cumplir al menos unas condiciones iniciales con el fin de poder realizar la posterior correspondencia. Por ello se han tenido en cuenta las siguientes:

- **Descriptivas:** Las características deben ser suficientemente descriptivas, para que así puedan ser localizadas de forma exacta, aportando singularidad al objetivo y no dando lugar nunca a ambigüedades.
- **Numerosas:** siempre es recomendable tener el mayor número de características posible que ayuden a la correcta definición del objeto.
- **Constantes:** Las características tienen que ser lo más repetibles posible, no pueden variar de forma drástica entre fotogramas consecutivos.
- **Invariancia:** Cuanta mayor invariancia en las mismas mejor.
- **Rapidez:** Su cómputo debe ser lo más rápido posible.

Por todo lo anterior, se han tenido en cuenta los siguientes métodos; detector de características de Harris y Stephens, KLT y SIFT.

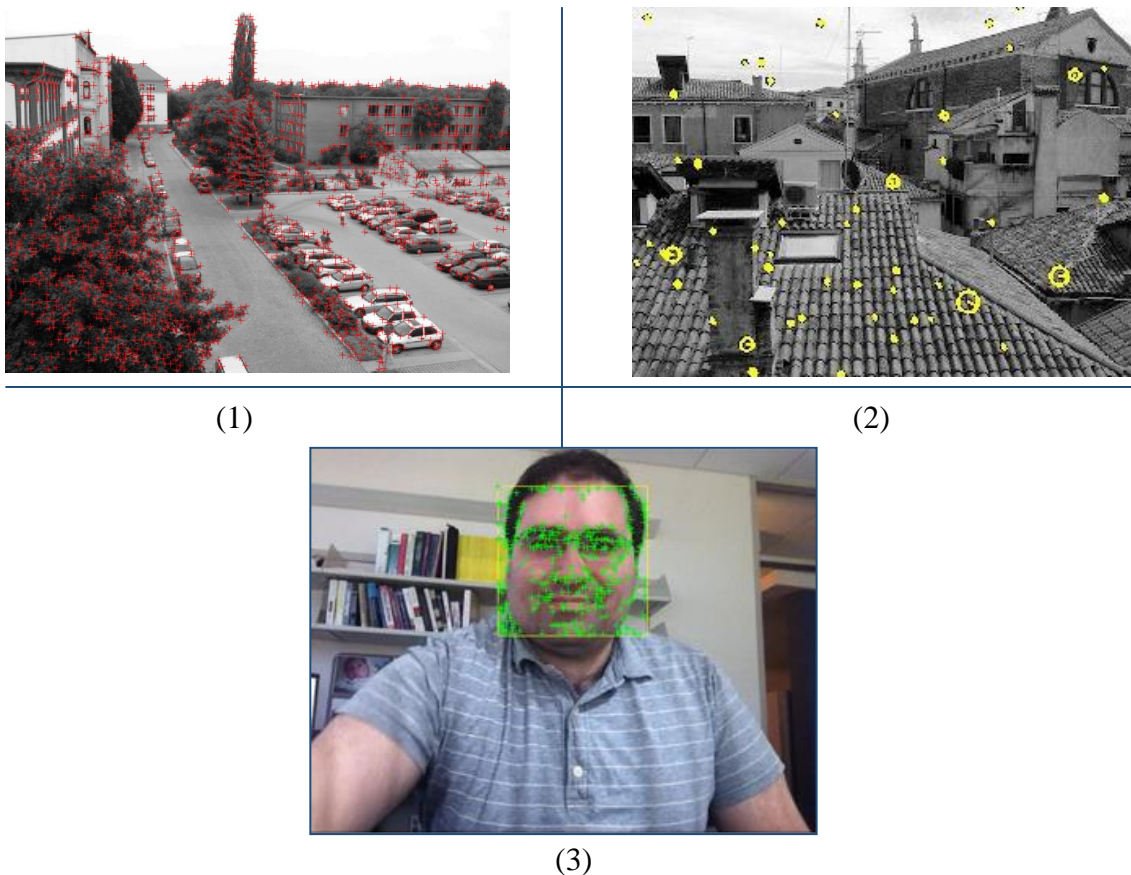


Figura 17 Detectores Harris (1), SIFT (2) y KLT (3)

- **KLT:** El detector de características denominado “*KLT Tracker*”, consiste en un rediseño del algoritmo desarrollado por Lucas-Kanade, diseñado para el cálculo de flujo óptico, y llevado a cabo por Tomashi-Kanade y finalmente presentado por Shi-Tomashi. Técnica de puntos característicos obtenida por el método Shi-Tomahi para calcular en cada punto su vector de desplazamiento respecto al tiempo, definiendo una ventana, sobre la cual se realiza el ascenso por gradiente mediante la utilización del método Tomashi-Kanade.

Al tratarse de un método iterativo de ascenso por gradiente, es una aproximación válida para nuestro experimento, ya que el desplazamiento es lo suficientemente pequeño como para que el gradiente no sufra cambios de dirección.

- **Harris:** Este algoritmo se basa en el principio de que en una esquina la intensidad de una imagen cambiará en gran medida en múltiples direcciones. Para detectar ese cambio de intensidad se utiliza una ventana que se desplaza alrededor de la esquina para detectar la dirección de donde proviene el cambio.

- **SIFT:** Se define un círculo que va situando su centro en los píxeles de la imagen y cuando el área que intersecciona con el círculo compuesta por los píxeles parecidos a ese centro es mínima se detecta esa zona como una esquina. Los algoritmos que más se suelen utilizar son los detectores SIFT/SURF. Los puntos característicos son los máximos y los mínimos de las diferencias entre funciones gaussianas aplicadas a distintas escalas en la imagen suavizada. Los puntos candidatos de bajo contraste y los de borde son descartados para finalmente asignar un descriptor para cada punto con su orientación y escala.

2.3.2.2 Transformada circular de Hough

El objetivo de la transformada de Hough es encontrar los objetos circulares, en este caso burbujas cuya forma se puede inscribir en una circunferencia, utilizando para ello una imagen en escala de grises. A continuación explicamos la teoría concerniente a la transformada de Hough para detección de círculos, que se ha desarrollado adaptando la metodología desarrollada para la detección de líneas rectas de esta transformada. En este trabajo se hace uso de la ecuación paramétrica de un círculo (x,y) de centro en (a,b) y radio R , dada por la expresión (2.1):

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = R^2 \quad (2.1)$$

Con el fin de explicar el funcionamiento de este modelo se parte de la siguiente escena: dada una imagen binaria que puede contener un círculo o/y figuras espurias adicionales, se desea saber cuáles de sus píxeles pertenecen a un círculo de un determinado de radio R .

Se tiene en cuenta un espacio imagen, que contiene el valor del nivel de gris (denominado "Iimagen"), de la imagen de entrada (con $I_{imagen}=1$ o $I_{imagen}=0$) para cada píxel de un plano caracterizado por las coordenadas (x,y) y un espacio de parámetros que contiene el valor del nivel de gris, I_{Hough} , para cada píxel de un plano caracterizado por las coordenadas (a,b) .

Si para un determinado valor de R , se dibujan en el plano (x,y) los valores de x e y que satisfacen la ecuación paramétrica del círculo, expresión (2.1), se obtiene un círculo con centro en (a,b) y radio R , mientras que en el plano (a,b) , se obtiene un círculo con centro en (a_{pico}, b_{pico}) y radio R . La transformada de Hough transforma el espacio imagen en el espacio de parámetros.

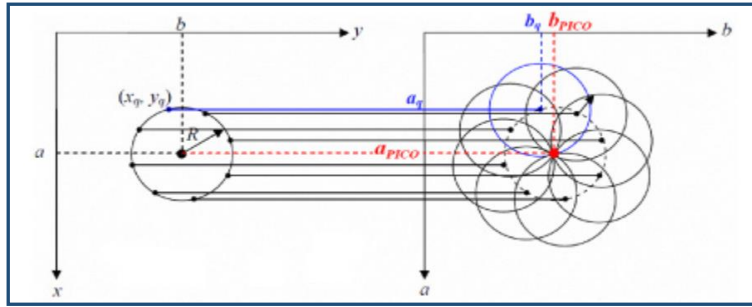


Figura 18 Transformada de Hough para un radio estimado $r=R$ si en el espacio imagen se tiene $I_{imagen}=1$ solo en puntos pertenecientes a una circunferencia de radio R

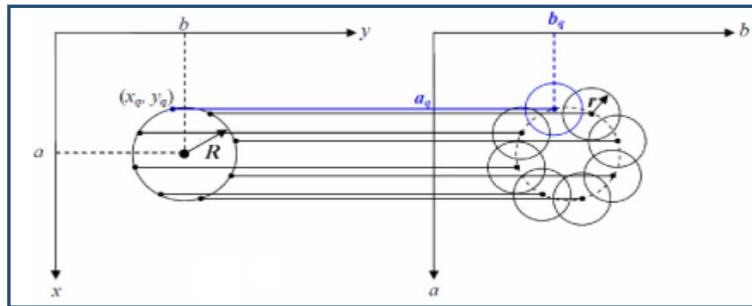


Figura 19 Transformada de Hough para un radio estimado $r < R$ si en el espacio imagen se tiene $I_{imagen}=1$ solo en puntos pertenecientes a una circunferencia de radio R

Para explicar cómo se realiza esta transformación, analizamos primero el caso de una imagen ideal, abordando a continuación la problemática de análisis de una imagen real.

- **Consideraciones:** En el caso de una imagen ideal (imagen formada únicamente por un círculo) y suponiendo conocidos los valores de R y de (a,b) , en el espacio imagen tenemos en cuenta los valores de (x,y) que corresponden a este círculo, es decir Q píxeles, cuya posición denotamos (x_1,y_1) , (x_2,y_2) , ..., (x_Q,y_Q) en los cuales $I_{imagen}=1$.
- **Desarrollo:** Para cada valor (x_q,y_q) (con $q=1, 2, \dots, Q$) del espacio imagen, en el espacio de parámetros hay un círculo de radio R con centro en x_q,y_q que satisface la ecuación (2.1). Teniendo en cuenta los Q píxeles pertenecientes al círculo del espacio imagen, la transformada de Hough genera Q círculos con centros en x_q,y_q y radio R en el espacio de parámetros, Fig. 18.

El nivel de gris, I_{Hough} , en un punto del espacio de parámetros es igual a la cantidad de círculos que se intersectan en dicho punto (por ejemplo si por un punto pasan 2 círculos se tiene $I_{\text{Hough}} = 2$) y hay un punto, cuya posición denotamos $(a_{\text{pico}}, b_{\text{pico}})$ y que corresponde al centro de un círculo de radio R , en el cual el nivel de gris es máximo, o sea hay un pico de I_{Hough} siendo $I_{\text{Hough}} = Q$.

En el caso de una imagen real, los píxeles del espacio imagen ubicados en (x_1, y_1) , (x_2, y_2) , ..., (x_Q, y_Q) , y en los cuales $I_{\text{imagen}} = 1$, pueden o no pertenecer a un círculo, cuyo radio es desconocido. En este caso se efectúa la transformada de Hough para cada uno de estos puntos considerando un radio estimado r de manera que, para cada punto (x_q, y_q) del espacio imagen, en el espacio de parámetros se tiene un círculo de radio r . En el caso particular en que todos los puntos (x_q, y_q) del espacio imagen pertenezcan a un círculo de radio R , en el espacio de parámetros hay círculos de radio r que tienen centros distribuidos en un círculo de radio R y que se intersectan en algunos puntos, Fig. 19.

Si $r \neq R$ entonces no hay ningún punto donde se intersecten todos los círculos y I_{Hough} es una distribución que no tiene un máximo absoluto sino que presenta dos anillos de nivel de gris máximo. Por el contrario, si $r = R$, Fig. 18, todos los círculos se intersectan en un punto de coordenadas $(a_{\text{pico}}, b_{\text{pico}})$ tal que para todos ellos se satisface la ecuación 2.1 y, en este punto, I_{Hough} presenta el valor máximo, o sea un pico.

A diferencia del caso ideal, generalmente se tiene $I_{\text{Hough}} < Q$ pues puede suceder que la ubicación de puntos en el espacio imagen haga que no todos los círculos se intersecten.

Para abordar la detección de formas esféricas se ha definido un array, acumulador de Hough, de dimensiones $a_{\text{max}} \times b_{\text{max}} \times r_{\text{max}}$, siendo a_{max} , b_{max} y r_{max} valores enteros, Fig. 20(a)), teniendo como valor máximo " $a_{\text{max}} = M$ " y " $b_{\text{max}} = N$ " (siendo $M \times N$ las dimensiones de la imagen).

Debido a la naturaleza de los objetos buscados, se considera que el valor máximo del radio perteneciente al círculo a detectar es de $R_{\text{max}} = 65$. Obteniendo para este valor nominal y una burbuja circular de 5mm de diámetro, una resolución máxima de $(65 \text{ píxeles} \times 2) / 5 \text{ mm} = 26$ píxeles por milímetro, consiguiendo un valor adecuado para el

cumplimiento de requisitos. Por ello tenemos en cuenta radios R_k con $k = 5, \dots, 65$ y hay una capa para cada valor R_k de manera que el array consta de R_{\max} capas y, a cada capa, corresponde una matriz de dimensiones $a_{\max} \times b_{\max}$ asociada al espacio de parámetros discretos para el radio R_k .

En la capa correspondiente al radio R_k , se acumulan todos los círculos que resultan de la transformación de cada píxel de interés del espacio imagen (tal que $I_{\text{imagen}} = 1$ y ubicado en (x_q, y_q)) en un círculo de radio R_k en el espacio de parámetros.

El o los puntos del plano (a, b) en que se intersectan la mayor cantidad de círculos de radio R_k tienen un valor máximo (absoluto o no), denotado $I_{\max, k}$, de I_{Hough} y corresponden a la ubicación más probable del centro de un círculo de radio R_k en el plano (x, y) . Este procedimiento se repite para cada radio R_k (siendo $1 \leq r_k \leq 65$) y al finalizar con todos, se tiene el array acumulador completo.

Considerando todas las capas, se halla el máximo valor de $I_{\max, k}$ y este valor corresponde al elemento $(a_{\text{pico}}, b_{\text{pico}}, r_{\text{pico}})$ del array siendo $(a_{\text{pico}}, b_{\text{pico}})$ la ubicación en el plano (x, y) del centro del círculo detectado y r_{pico} (que es el valor de R_k en esta capa), su radio.

En la figura inferior 20 (b), se muestran los valores de I_{Hough} en el plano (a, b) obtenidos para la capa correspondiente al máximo valor de $I_{\max, k}$ al aplicar la transformada de Hough a la circunferencia de la figura superior 20 (b). Para visualizar mejor los valores de I_{Hough} , se utiliza una escala de colores entre rojo y amarillo sobre fondo negro correspondiendo el amarillo al máximo valor.

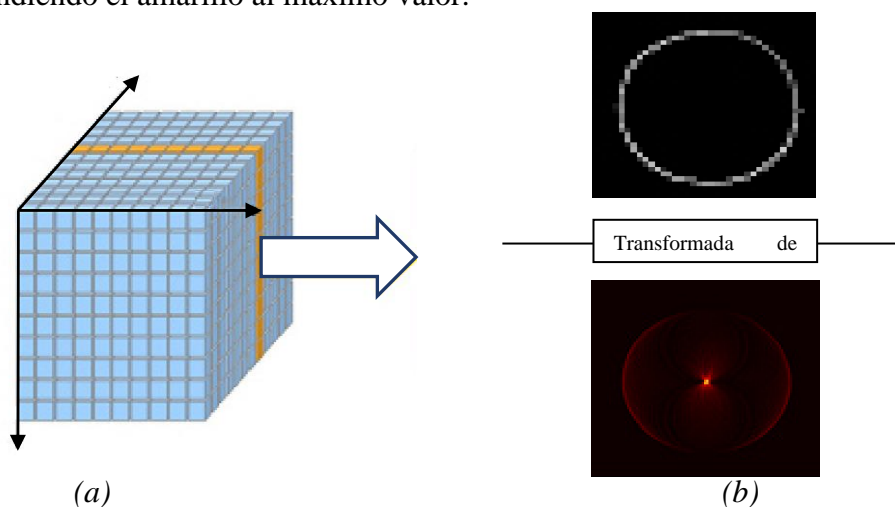


Figura 20 Transformada de Hough

En la figura 22 se muestra el resultado de la detección de los objetivos circulares para una imagen ejemplo, figura 21, obtenida en una sesión de pruebas del proyecto. Como se puede ver, la detección es satisfactoria y correcta en todos los casos, descartando los ejemplos obtenidos en las paredes de la columna vertical, ya que son reflejos de los objetivos.

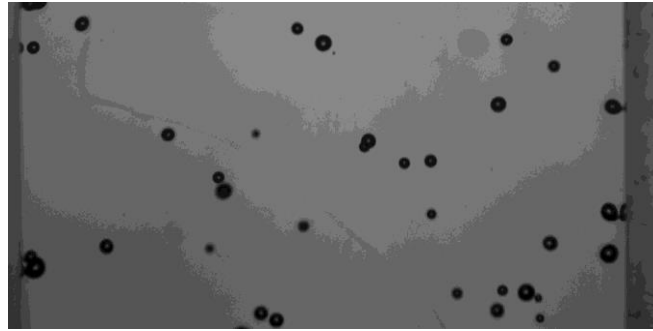


Figura 21 Imagen ejemplo tomada del PFC

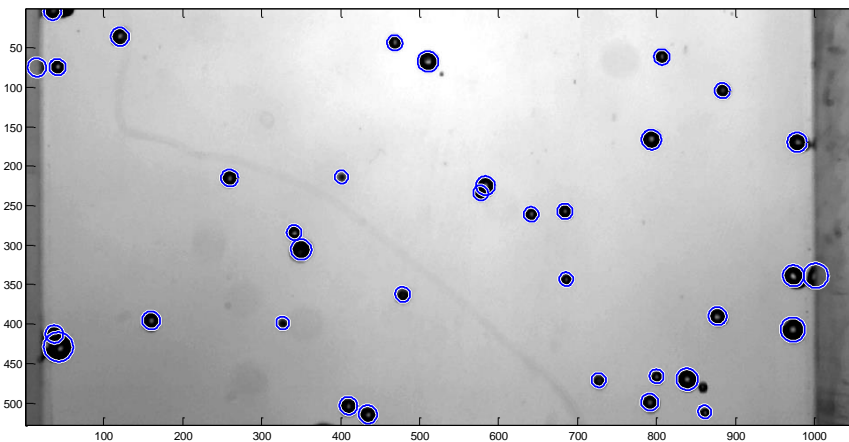


Figura 22 Transformada de Hough en imágenes del PFC

En la figura 23, se muestran los valores de I_{Hough} en el plano (a,b) obtenidos tras la aplicación de la transformada de Hough a la imagen ejemplo, se adjunta además una visualización en tres dimensiones para una mejor comprensión, Fig.24.

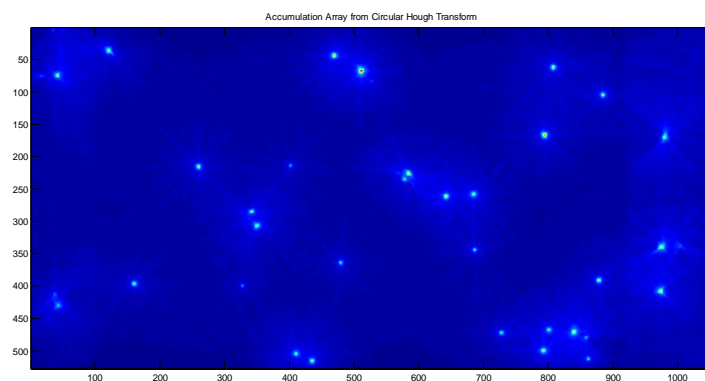


Figura 23 Transformada de Hough

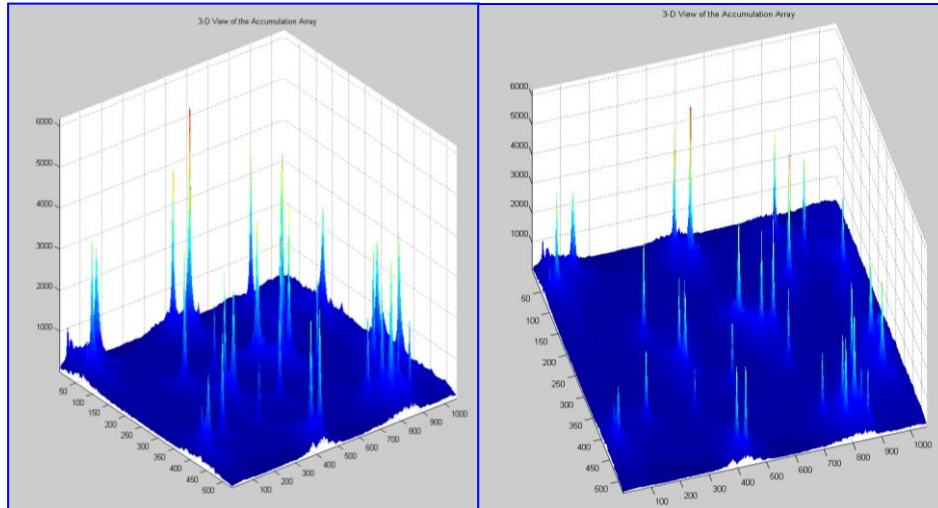


Figura 24 Transformada de Hough 3D

2.4 Métodos de seguimiento de un objeto

Los métodos de tracking o seguimiento de un objetivo tienen como finalidad la implementación de un *tracker*, encargado de generar la trayectoria del objetivo a lo largo de un periodo de tiempo mediante la localización de su posición en cada plano del video, proporcionando simultáneamente la región completa de la imagen que es ocupada por el objeto en cada instante.

Una de las principales limitaciones en estos sistemas, la encontramos en el método de representación de los objetos (explicados en apartados anteriores), ya que determinarán el tipo de movimiento o deformación a los que podrá adaptarse el sistema. A continuación se muestran algunos de los métodos de tracking, Fig. 25 y 26.



Figura 25 Métodos de tracking: (a) Correspondencia multipunto, (b) Transformación paramétrica de un patrón rectangular, (c, d) Dos ejemplos de evolución del contorno.

Por otro lado, una de las principales diferencias en el diseño del sistema de seguimiento se encuentra en la implementación de las funciones de detección y correspondencia de un objetivo, las cuales se pueden de realizar de forma separada (método implementado en el PFC) o de forma conjunta.

- **Separada:** El *tracker* se encarga únicamente de la correspondencia de los objetos a lo largo de los diferentes *frames*, delegando la obtención de las regiones que componen el objetivo en cada plano a un algoritmo de detección externo.
- **Conjunta:** La región del objeto y la correspondencia se estiman conjuntamente, actualizando iterativamente la localización del objeto y la información de las regiones obtenidas de *frames* anteriores.

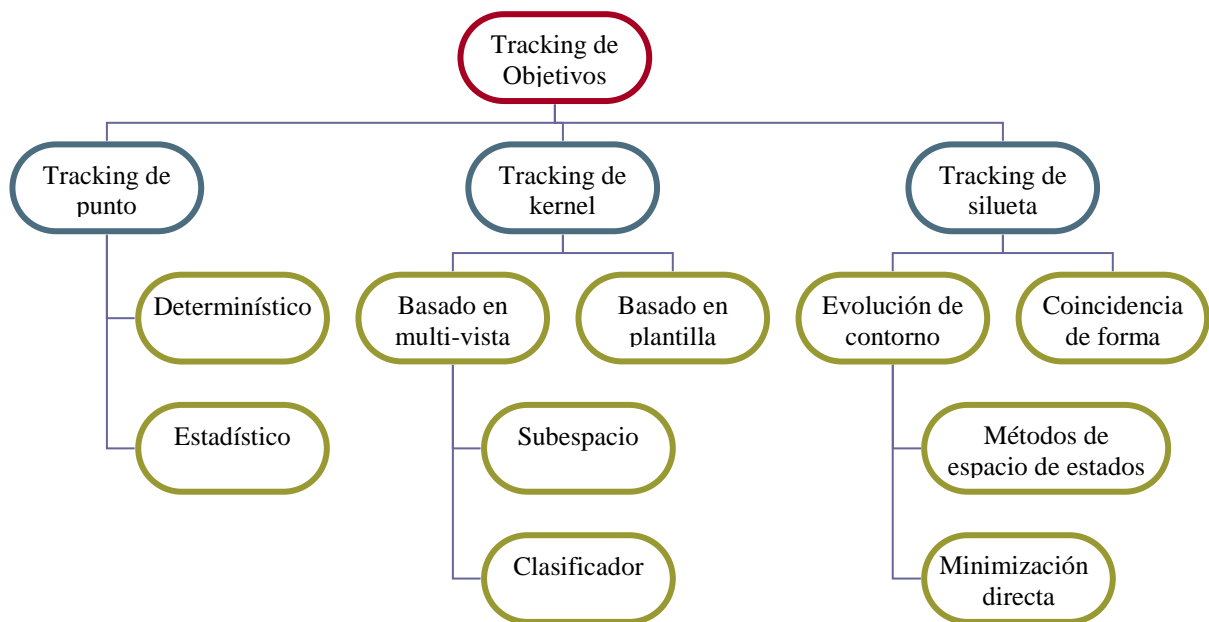


Figura 26 Esquemático de métodos de tracking

2.4.1 Tracking de puntos

La representación de los objetos detectados en frames consecutivos se realiza mediante puntos, con una asociación entre los mismos basada en el estado previo del objeto, el cual puede incluir su posición y su movimiento. Esta aproximación requiere de un mecanismo externo para la detección de los objetos en cada frame. Un ejemplo de la correspondencia entre objetos se muestra en la siguiente figura, Fig. 27.

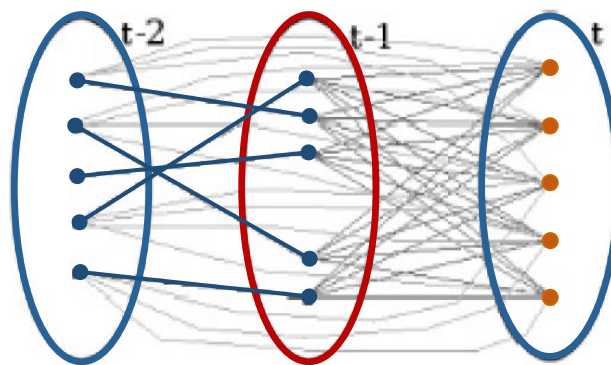


Figura 27 Tracking de puntos

Los métodos de correspondencia de puntos pueden ser divididos en dos amplias categorías, los métodos determinísticos y los métodos probabilísticos. Los métodos determinísticos utilizan heurísticas del movimiento cualitativas para solventar el problema de correspondencia. Por otro lado, los métodos probabilísticos toman explícitamente la medida del objeto y tienen en cuenta la incertidumbre para establecer la correspondencia. La realización de esta correspondencia es un problema que conlleva una gran complejidad, especialmente en el escenario en el que se enmarca el PFC donde se pueden observar la presencia de oclusiones, errores de detección, o entradas y salidas de objetos de la imagen. Por ello, en la implementación de este método en el PFC se han tenido en cuenta, tanto la heurística del movimiento de los objetos (burbujas), como un método probabilístico (*Filtro de Kalman*) para la predicción de la posición, caso de no detección del objeto. A continuación se ofrece una breve descripción de estas técnicas:

2.4.1.1 Métodos estadísticos

Los métodos de correspondencia estadística solucionan los problemas más comunes que nos encontramos en las secuencias de video, el ruido presente en los fotogramas o las perturbaciones aleatorias que pueden sufrir los objetos. Estos sistemas tienen en cuenta la incertidumbre de las medidas y del modelo durante la estimación del estado del objeto, empleando una aproximación del espacio de estados para modelar las propiedades del objeto, tales como posición, velocidad y aceleración.

Tengamos en cuenta el siguiente escenario en el cual se encuentran diferentes objetos; considérese un objeto en movimiento presente en una escena. Se puede obtener información muy variada analizando el frame en el que se encuentra, por ejemplo su localización, la cual, si la observamos en frames sucesivos, está definida por una secuencia de estados X_t con $t = 1, 2, 3, \dots$ (fotogramas en los que podemos localizar el objeto). El cambio de estado a lo largo del tiempo se encuentra definido por la ecuación dinámica:

$$X^t = f^t(X^{t-1}) + W^t \quad (2.16)$$

Donde el ruido blanco es representado por W_t : $t=1, 2, 3, \dots$ en cada fotograma. La relación entre la medida y el estado está definida por la ecuación de medida $Z_t = h_t(X_t, N_t)$, donde N_t es ruido blanco y es independiente de W_t .

Una vez definidos todos los factores se puede llegar al objetivo del tracking, construir la función de densidad de probabilidad $p(X_t | Z_1, \dots, t)$, es decir, estimar el estado X_t dadas todas las medidas hasta el momento. Una solución teóricamente óptima es la proporcionada por un filtro recursivo Bayesiano que soluciona el problema en dos pasos: predicción y corrección.

- **Predicción:** Se caracteriza por la utilización de una ecuación dinámica y la f.d.p., ya calculada para el estado en el instante $t-1$, con el fin de derivar la f.d.p. a priori del estado actual, esto es, $p(X_t | Z_1, \dots, t-1)$.

- **Corrección:** A continuación del paso anterior, se emplea la función de probabilidad $p(Z_t/X_t)$ de la medida actual para calcular la f.d.p. a posteriori $p(X_t/Z_1, \dots, t)$. En caso de que la medida se deba únicamente a la presencia de un objeto en la escena, el estado puede ser estimado fácilmente con los dos pasos definidos anteriormente.

Por último mencionar, en el caso de haber múltiples objetos en la secuencia de imágenes, las medidas necesitan ser asociadas con los estados de los correspondientes objetos, para lo cual se dispone de dos caminos para la implementación del método:

- **Estimación del estado de un solo objeto**

En este escenario, si f_t y h_t son funciones lineales, se obtiene una distribución Gaussiana para el estado inicial X_1 y el ruido, por lo que la estimación óptima del estado viene dada por el Filtro de Kalman, el cual modela la probabilidad a posteriori del estado como una gaussiana. En la mayoría de los casos se asume que la función de densidad de probabilidad a posteriori del estado del objeto no tiene por qué ser una gaussiana, en cuyo caso la estimación del estado es resuelta empleando el Filtro de Partículas.

Por otro lado si las funciones f_t y h_t , no son lineales, pueden ser linealizadas empleando su expansión en series de Taylor para así obtener el Filtro de Kalman Extendido (EKF). Al igual que el Filtro de Kalman, el Filtro de Kalman Extendido asume que el estado se distribuye como una Gaussiana.

- **Estimación del estado de múltiples objetos**

Se define la trayectoria del objeto como el resultado de una secuencia de medidas obtenidas para el mismo objeto. Cuando se realiza el tracking de múltiples objetos, el principal problema y por tanto la clave está en asociar las medidas observadas a los objetos individuales adecuados.

Si se emplea un filtro de Kalman o el filtro de partículas, el problema de correspondencia necesita ser solventado antes de poder aplicar estos filtros, realizándose la asociación de manera determinística. Uno de los métodos más sencillos para resolver la correspondencia es usar la aproximación al vecino más cercano. Sin embargo, esta solución plantea ciertos problemas, como los encontrados en el PFC, si los objetos están muy próximos unos de otros, Fig. 28, entonces existe la posibilidad de realizar la correspondencia de forma incorrecta. Una medida asociada incorrectamente puede hacer que el filtro falle y no converja. Existen varias técnicas estadísticas de asociación de datos para abordar el problema anterior. Tres de las técnicas más usadas, en asociación de datos, son PDA, JPDAF (Joint Probability Data Association Filtering) y MHT (Multiple Hypothesis Tracking), divididos en *determinísticos u orientados a medidas* y *probabilísticos u orientados a targets*.

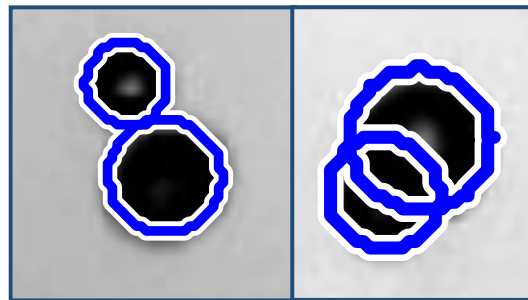


Figura 28 Problemática en el PFC

Probabilísticos – Orientados a targets

Estos algoritmos orientados a target, responden a la pregunta de qué target asociar a cada medida, generando soluciones subóptimas en las que es necesario añadir procesos externo para la creación y eliminación de targets. Su carácter probabilístico conlleva que a su salida se obtenga una certidumbre $p_{i,j}$ para cada hipótesis $\theta_{i,j}$. Este tipo de algoritmos se encuentra más extendidos que los determinísticos e implican una carga computacional menor a pesar de tener que calcular los valores de las probabilidades $P_{1:m,0:k}$.

Probabilistic Data Association

Se basan en obtener la probabilidad de que cada medida i esté asociada a un único target k , por lo que se deduce que este algoritmo es válido para un único target y que genera únicamente dos hipótesis de asociación $\theta_{0:1}$, caracterizadas cada una de ellas por un conjunto m valores de probabilidad. Con el objetivo de reducir los tiempos de cómputo es habitual el aplicar al PDA procesos de *gating* y *pruning*.

En tareas de seguimiento de un único target, la combinación del PDA con el KF constituye la solución más recurrentemente. La combinación de ambos recibe el nombre de PDAF (Probabilistic Data Association Filter). Los casos de aplicaciones con modelos de movimiento no lineales se solucionan sustituyendo el KF por un EKF, el UKF o un PF.

Joint Probability Data Association Filtering

Es un estimador en el que se combinan la formulación probabilística del JPDA con la formulación óptima de la regla de Bayes, con el fin de obtener el conjunto de valores de probabilidad de asociación conjunta de las distintas hipótesis de seguimiento, para a partir de todas las posibles soluciones de asociación, estimar el estado de estas hipótesis en función de las asociaciones. Este método se define, por tanto, como la unión de un Filtro de Kalman y un JPDA para resolver de forma probabilística el problema de tracking de múltiples objetivos, bajo las dos condiciones siguientes:

- Para poder aplicar la definición básica del filtro de Kalman, los modelos de observación y actuación de los objetivos implicados han de ser lineales y estar afectados por ruidos gaussianos, blancos, de media nula e incorrelada.

- El número de objetivos o hipótesis de estimación ha de mantenerse constante. Además, en cada solución de asociación solo puede haber una medida asociada con cada objetivo, y cada medida solo puede además asociarse con un único objetivo.

Por otro lado, si se realiza una correspondencia del movimiento empleando únicamente dos cuadros, siempre existe la posibilidad de generar una correspondencia

incorrecta. Se obtienen mejores resultados en el seguimiento si la decisión de correspondencia es retrasada hasta que se haya realizado el análisis varios cuadros o fotogramas.

Determinísticos – Orientados a medidas

Este tipo algoritmos determinísticos, intenta dar respuesta a la pregunta de qué medida(s) $y_i/i = 1:m$ asociar a cada target $x_j/j = 1:k$; permiten obtener la solución óptima de asociación para número de targets k desconocido y variable.

Multiple Hypothesis Tracking

El algoritmo de implementación de este método, mantiene varias hipótesis de correspondencia para cada objeto a lo largo de cuadros sucesivos, obteniendo la trayectoria final del objeto como el conjunto de correspondencias más probable a lo largo del tiempo de observación. Creando nuevas trayectorias para objetos entrantes en la escena y, terminando estas cuando los objetos salen de ella. Además, es capaz de manejar oclusiones, es decir, continuar la trayectoria aunque falten algunas de las medidas intermedias. Por todo ello, este último método ha sido el método implementado en la obtención de las trayectorias de los objetos presentes en las secuencias de video de este PFC, ya que resuelve en gran medida los problemas de entrada y salida de objetos de la escena, además de la oclusión de unas burbujas con otras, Fig. 29.

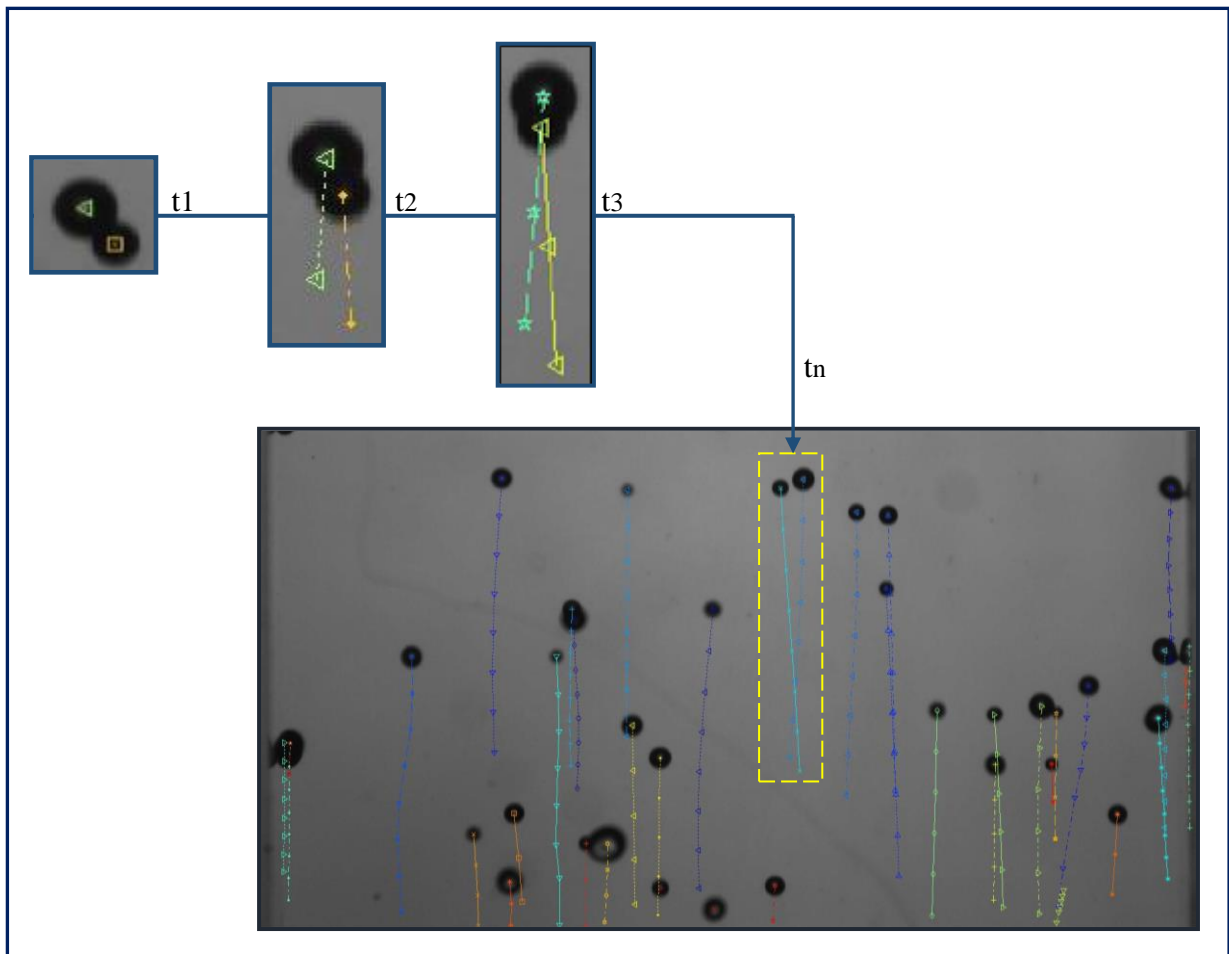


Figura 29 Aplicación del algoritmo MHT en una secuencia de imágenes del PFC

2.4.1.2 Métodos determinísticos

Basado en la asignación de un coste o valor a la asociación de cada objeto en el plano $t-1$ con un objeto en el plano t usando un conjunto de restricciones del movimiento. La minimización del coste de correspondencia es formulada como un problema de optimización combinatoria. Ejemplo de ello es el algoritmo Húngaro, o también de búsqueda por gradiente; consistente en establecer una correspondencia uno a uno entre todas las posibles asociaciones. El coste de correspondencia es definido normalmente usando una combinación de las siguientes restricciones, Fig. 30:

- **Proximidad:** Caracterizada por asumir que la localización del objeto no sufre un cambio notable de un frame al siguiente.

- **Velocidad máxima:** En ella se define una velocidad máxima del objeto, limitando así las posibles correspondencias a una zona circular alrededor del objeto.
- **Movimiento suave:** Se considera que la dirección y velocidad del objeto no cambia drásticamente; se producen cambios pequeños de velocidad y dirección.
- **Movimiento común:** Los objetos cercanos, en una zona definida, se mueven con una velocidad similar. Esta restricción es adecuada para objetos representados por múltiples puntos.
- **Rigidez:** Las distancias entre dos puntos cualesquiera del objeto se mantendrán sin cambios, asumiendo que los objetos son rígidos.

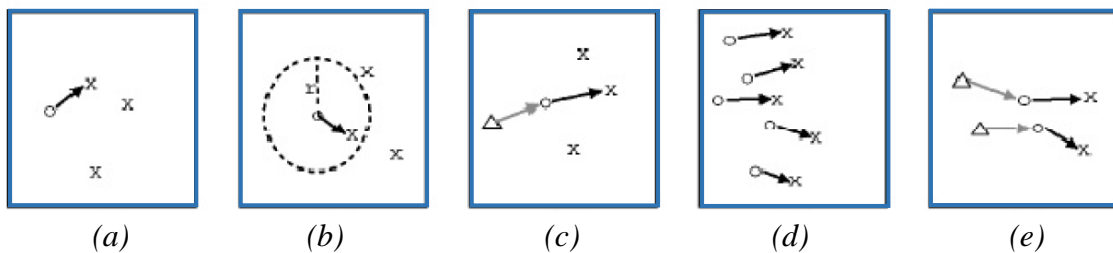


Figura 30 Restricciones de movimiento. (a) Proximidad, (b) Velocidad máxima (r denota al radio), (c) Movimiento suave, (d) Movimiento común, (e) Restricciones de rigidez.

2.4.2 Tracking de Kernel

El Kernel o núcleo de un objeto está referido a la forma del objeto y su apariencia; puede estar referido a un patrón rectangular o una forma elíptica (representación geométrica primitiva) con un histograma asociado. El seguimiento de un objeto se realiza mediante una evaluación del movimiento del Kernel en frames sucesivos.

Este método se divide en dos categorías en función del sistema de representación utilizado: en modelos de *apariciencia basados en plantillas y densidad* y en modelos de *apariciencia multivista*.

2.4.2.1 Modelo de apariencia basados en plantillas y densidad

Estos modelos han sido ampliamente usados debido a su relativa simplicidad y bajo coste computacional. La aproximación más común es la denominada coincidencia de plantilla. Se trata de un método de fuerza bruta que busca en toda la imagen una región similar a la plantilla del objeto, utilizando la correlación cruzada para medir la similitud, y características de color o intensidad para formar la plantilla. También se utiliza el gradiente de la imagen dada la sensibilidad de la intensidad a los cambios de iluminación

La principal limitación de este método es el coste computacional derivado de la búsqueda por fuerza bruta. Uno de los métodos utilizados para minimizar esta limitación es la reducción de la búsqueda a la vecindad de la posición previa, ver Fig. 31.

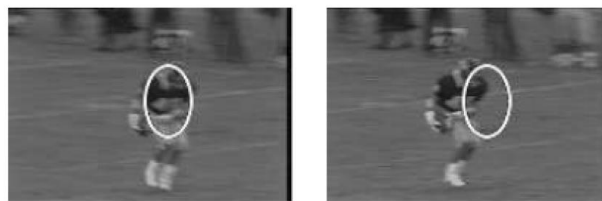


Figura 31 Tracking utilizando mean-shift. (Izq.) Localización estimada del objeto en el instante $t-1$. Cuadro (derch.) en el instante t con posición inicial estimada utilizando la posición previa del objeto.

2.4.2.2 Modelos de apariencia multivista

En los métodos previos, los modelos de apariencia (histogramas, plantillas...) representan la información obtenida del objeto en las observaciones más recientes. Los objetos pueden parecer diferentes desde diferentes vistas, y si la vista cambia drásticamente durante el seguimiento, el modelo de apariencia deja de ser válido y el seguimiento puede ser incorrecto. Para superar esta limitación, se pueden aprender offline diferentes vistas del objeto y usarlas para el seguimiento. Para el aprendizaje se pueden utilizar diversas técnicas, como el análisis por componentes principales PCA o las máquinas de vectores soporte SVM.

2.4.3 Tracking de silueta

El tracking se obtiene realizando una estimación de la región del objeto en cada frame. Estos métodos se caracterizan por utilización de la información codificada dentro de la región del objeto en forma de modelos de densidad de apariencia o forma, utilizados para obtener los mapas de bordes.

Una vez obtenido el modelo de un objeto, se realiza un seguimiento de las siluetas realizando búsquedas de coincidencias o bien siguiendo la evolución del contorno. Ambos métodos pueden considerarse como una segmentación del objeto aplicada en el dominio temporal usando la información generada en fotogramas previos.

Estos métodos son de gran utilizada ya que proporcionan una descripción de la forma de los objetivos, por lo que suelen aplicarse a objetos con formas complejas, por ejemplo, manos, cabeza y hombros, puesto que no pueden ser bien descritas por formas geométricas simples. Se dividen en dos categorías, denominadas coincidencia de forma y evolución de contorno

2.4.3.1 Coincidencia de forma

Método basado en la búsqueda de la silueta del objeto en el cuadro actual utilizando pasos similares a los llevados a cabo en el tracking de coincidencia de plantilla (apartado 2.4.2.1), donde la silueta del objeto y su modelo asociado son buscados en el fotograma actual. Esta búsqueda, se basa en la rigidez de los objetos, ya que se asume que la silueta se traslada del cuadro actual al siguiente, por tanto se realiza observando la similitud del objeto con el modelo generado a partir de la hipotética silueta del objeto obtenida en el fotograma anterior.

En esta condición, conlleva una complejidad en la aplicación a objetos no rígidos, al no poder ser manejados explícitamente. El modelo de objeto empleado suele ser un mapa de bordes, reinicializado en cada cuadro una vez que el objeto es localizado, para así ajustarse a los cambios de apariencia. Esta actualización es requerida para solucionar los problemas de tracking debidos a cambios en el punto de vista o en las condiciones de iluminación, así como al movimiento de objetos no rígidos.

2.4.3.2 Evolución de contorno

En esta aproximación, se lleva a cabo una evolución iterativa del contorno inicial del cuadro previo hasta su nueva posición en el cuadro actual. Esta evolución del contorno requiere de un solape de parte del objeto en el cuadro actual con la región del objeto en el cuadro previo.

Este método de tracking se puede llevar a cabo a través de dos aproximaciones. La primera emplea modelos de espacio de estados para modelar la forma del contorno y el movimiento, mientras que la segunda evoluciona el contorno a través de la minimización directa de alguna función de energía, mediante la utilización de técnicas como el descenso por gradiente.

2.5 Modelado del seguimiento de múltiples objetivos

El modelado de targets requiere, desde un punto de vista genérico, de la definición de un vector de estados, y de unos modelos de actuación y observación.

En el vector de estados (posición y velocidad) se identifican las variables estimadas a la salida del algoritmo de seguimiento, implementado a partir de las características de observación definidas en el modelo de observación y con una evolución temporal caracterizada por el modelo de actuación. La elección de estos modelos dependerán en gran medida de los resultados obtenidos por los algoritmos de seguimiento, donde podemos encontrar dos tendencias:

- **Modelos complejos y específicos:** La mayor parte se centran en el aprovechamiento de las modernas técnicas de procesado de imagen para obtener un modelo específico y robusto de los targets a seguir, basados en el color, la forma, el contorno,...etc.
- **Modelos sencillos y generales:** Focalizados en el algoritmo de estimación de la posición y seguimiento mediante el empleo de modelos sencillos, reduciendo los tiempos de computación, y ayudando así a conseguir las especificaciones en tiempo real.

En el caso que aquí nos ocupa, parece evidente la utilización de un espacio de observación definido $[x,y]$ (al que podremos añadir más parámetros en caso de necesidad), ya que esta es la información proporcionada por las cámaras dentro de un espacio inteligente. Por lo tanto, la extracción de características de los targets de entorno se puede plantear como la obtención del vector de medidas de posición $[x,y]$, respecto a un sistema de coordenadas local.

Por otro lado el vector de estados empleado, utiliza únicamente posiciones y velocidades. Dado que los objetivos a seguir serán siempre burbujas en el PFC, que la estimación de posición procedente de la aplicación de la transformada de Hough siempre hará referencia a la posición del objeto y que este tiene una forma “fácilmente” reconocible (elipse/circunferencia) a velocidades del fluido mayores a 0.5 m/s, es interesante la inclusión de algún parámetro relativo a dicha elipse/circunferencia dentro del vector de estados (e.g. centroide de la elipse, eje mayor, eje menor...etc). Otros parámetros interesantes podrían hacer referencia a los cambios de iluminación o identificación de oclusiones entre targets, ambas utilizadas en el PFC.

Es importante resaltar que la elección de este modelo probabilístico de posición hace necesario que el algoritmo de estimación empleado aproveche la incertidumbre incluida en el modelo para aumentar la robustez del seguimiento. Por ello antes de abordar la revisión del desarrollo realizado en el PFC, conviene realizar un estudio de las distintas técnicas matemáticas planteadas para resolver el problema de seguimiento de múltiples objetos.

Con este objetivo, la revisión de métodos se organiza en dos partes: a) estudio de las distintas *técnicas de estimación* utilizadas en el seguimiento de la posición, con modelos de actuación que incorporan la incertidumbre propia de la aplicación de interés, y b) un análisis de las *técnicas de asociación* usadas en aplicaciones de tracking. La combinación, de las distintas propuestas de estimación para el seguimiento de múltiples objetos con los diferentes algoritmos de asociación, da lugar a unas soluciones específicas y muy extendidas en el problema de seguimiento, tal como se muestra en el siguiente apartado

2.5.1 Métodos de estimación

Los métodos de tracking pueden ser vistos como una forma de filtrado de la posición instantánea estimada por el algoritmo de localización, obteniendo una trayectoria espacial suavizada. Esto se lleva a cabo corrigiendo la posición obtenida por el algoritmo de localización, mediante comparación con posición anterior y filtrada en base al comportamiento del objetivo en el pasado.

2.5.1.1 Estimadores Clásicos

Los estimadores clásicos son los más sencillos, se encuentran basados en el modelo en variables de estado del sistema a estimar, donde la tarea de seguimiento se realiza mediante la estimación del valor del vector de estado perteneciente al modelo de posición del objetivo. Estos métodos de estimación se llevan a cabo en dos etapas, predicción y corrección:

- **Predicción:** Etapa en la cual se lleva a cabo la predicción del estado $x_t|t-1$, utilizando para ello un modelo del sistema.
- **Corrección:** Se realiza una comparación entre la salida predicha $y_t|t-1$ y la real y_t , obteniendo una corrección de la evolución del estimador a partir del error y de la matriz de estimación K_t (definida por el algoritmo).

Siendo uno de los estimadores más simples presenta ciertos problemas al no tratarse de un sistema robusto ante incertidumbres. Esto es debido a que el ruido presente en las medidas y en el estado, no es tenido en cuenta en la estimación del vector. Además cuando es utilizado para el seguimiento de múltiples objetos, requiere un estimador para cada objetivo, ya que se trata de un sistema unimodal.

2.5.1.2 Estimadores Bayesianos

En la aproximación Bayesiana a la estimación de estados dinámicos, el objetivo es la construcción de la f.d.p. después del estado, obteniéndose esta función a partir de toda la información disponible.

Estos estimadores son de gran importancia, ya que permiten obtener una estimación óptima del estado (respecto a cualquier criterio). Consiguiendo una solución completa al problema de estimación, ya que la f.d.p. agrupa toda la información estadística.

Uno de los estimadores más utilizado es la implementación de un filtro recursivo, el cual plantea una solución a la estimación cada vez que se recibe una nueva medición, permitiendo el procesamiento de datos de forma secuencial y, evitando así el almacenamiento o reproceso de datos.

Al igual que el estimador clásico en este método se pueden diferenciar dos etapas; predicción y actualización. La primera fase se caracteriza por la utilización de un modelo de movimiento para obtener la predicción del estado de la f.d.p. de un instante al siguiente, modificando con ello la f.d.p. en términos de translación o deformación entre otros. Por otro lado la segunda etapa emplea la última medida para modificar la predicción de la f.d.p..

Para definir el problema del seguimiento, considérese un sistema de ecuaciones de movimiento y verosimilitud dependientes del tiempo:

$$x_t = f_t(x_{t-1}, v_{t-1}) \quad (2.20)$$

$$z_t = h_t(x_t, n_t) \quad (2.21)$$

Donde x_t denota el estado del sistema en el instante t , y z_t denota la medida como una función de un estado del sistema desconocido en el instante t , donde se asume que x_t depende únicamente del estado en el anterior (propiedad de Markov de orden 1)

La evolución del estado del sistema del instante anterior al siguiente se encuentra representada en la ecuación 2.20, ecuación de actualización del sistema o ecuación de estado. La ecuación de observación definida en el 2.21 establece cómo la medida z_t depende del valor actual del estado (x_t) y la incertidumbre en la medida del mismo (n_t).

El estimador Bayesiano para el estado desconocido x_t en el tiempo t se deriva de la ecuación de actualización de estado (2.20), la ecuación de medida (2.21), y la estadística de los parámetros de ruido v_{t-1} y n_t , que se asume conocida. A continuación se presenta la solución Bayesiana óptima se basa en las relaciones de recurrencia (2.22) y (2.23).

$$p(x_t|z_t) = \frac{p(z_t|x_t)p(x_t|z_{t-1})}{p(z_t|z_{t-1})} \quad (2.22)$$

$$p(x_t|z_{t-1}) = \int p(x_t|x_{t-1})p(x_{t-1}|z_{t-1})dx_{t-1} \quad (2.23)$$

2.5.1.3 Filtro de Kalman

El Filtro de Kalman Lineal (KF), sistema muy utilizado en el seguimiento de múltiples objetivos, constituye una de las bases en las que se asienta este PFC. Compuesto de un conjunto de ecuaciones matemáticas que proporcionan un cálculo eficiente (recursivo) de la estimación del estado (información relativa al sistema) de un proceso, minimizando para ello el error cuadrático medio.

Uno de los puntos fuertes en los que se basa este método es la obtención de una estimación recursiva del estado del sistema, a partir de la comparación de las medidas de entrada con las estimaciones en curso. Aplica ganancias y pesos a los datos de entrada dependiendo de factores externos, como son; la precisión de las medidas, el movimiento, posición en la secuencia del target...

Constituye un filtro potente y de gran importancia en el proyecto, ya que proporciona estimaciones de los estados pasados, presentes y futuros. Su utilización se llevó a cabo debido a su capacidad para obtener estimaciones incluso cuando la naturaleza del sistema modelado es desconocida, obteniendo así una solución que minimiza el error. Esto se lleva a cabo con la implementación matemática del estimador clásico recursivo presentado en el apartado anterior.

Debido a su complejidad, el filtro de Kalman impone ciertas restricciones de linealidad e incertidumbre. Por un lado se asume la implementación en modelos con movimientos suaves y continuados, con dinámicas lineales y gaussianas, donde el target activo no cambia constantemente y los solapamientos entre targets no representan una parte apreciable. El no cumplimiento de esta restricción en un sistema, y por tanto la limitación del modelo, provoca la aparición de los sistemas de *Filtro de Kalman Extendido* (EKF, linealización del modelo no lineal) y del *Unscented Kalman Filter* (UKF, adaptación a medidas de fuentes de ruido no gaussianas.).

Como segunda restricción, encontramos la incapacidad en ciertas ocasiones de no poder realizar una medición directa de las variables de estado individuales de un sistema dinámico. Por lo que su medición se realiza utilizando procesos estocásticos, involucrando un grado de incertidumbre en la medición.

Objetivo del Filtro de Kalman e implementación

El filtro de Kalman tiene como objetivo resolver el problema general de estimar el estado X de un proceso controlado en tiempo discreto, el cual es dominado por una ecuación lineal en diferencia estocástica de la siguiente forma:

$$X_t = AX_{t-1} + w_{t-1} \quad (2.24)$$

Con una medida Z del tipo:

$$Z_t = HX_t + v_t \quad (2.25)$$

Donde la matriz A (variables en el tiempo) de dimensión $n \times n$, relaciona el estado en el instante anterior con actual. La matriz H (variables en el tiempo) de dimensión $m \times n$ relaciona el estado con la medición Z . El error del proceso (ruido blanco y distribución de probabilidad normal) y la medida quedan representadas por las variables aleatorias w y v respectivamente, asumiendo la independencia entre ellas.

2.5.1.4 Método monte Carlo

Con el fin de obtener una visión global de los principales métodos de estimación se presenta de forma breve, el método Monte Carlo. Método numérico implementado para la resolución de problemas físicos y matemáticos utilizando la simulación de variables aleatorias. Bautizado así por su clara analogía con los juegos de ruleta de los casinos, el más célebre de los cuales es el de Monte Carlo.

Esta metodología es de gran importancia en problemas (estocásticos o determinísticos) dependientes de factores aleatorios o asociados a un modelo probabilístico artificial, con soluciones complejas por métodos exclusivamente analíticos o numéricos (resolución de integrales de muchas variables, minimización de funciones, etc.).

2.5.1.5 Filtro de partículas

Método muy empleado en la estimación del estado de un sistema variable en el tiempo. Propuesto en 1993 por N. Gordon, D.Salmond y A. Smith como filtro bootstrap para implementar filtros bayesianos recursivos mediante el método de Monte Carlo. Este algoritmo es también conocido como SIS (Sequential Importance Sampling) o algoritmo *Condensation*. Desde un punto de vista básico, el filtro de partículas se compone de un conjunto de muestras (las partículas) y asociados a ellas, unos valores o pesos. Las partículas representan muestras del espacio de estados (estados posibles) del proceso, y los pesos representan muestras de la f.d.p. a posteriori del estado, dadas las observaciones.

Este sistema consta de cuatro etapas: inicialización, actualización, estimación, y predicción.

- **Inicialización:** Para poder realizar el seguimiento (por ejemplo de un objeto sobre una secuencia de imágenes), el filtro de partículas “lanza” al azar un conjunto de puntos (sobre el plano de imagen en este caso, generado de un modo aleatorio o empleando información previa (tamaño del objeto, posición aproximada...)).

- **Actualización:** Asignación de un peso a cada partícula, en base a la similitud del estado actual respecto al estado de referencia.

- **Estimación:** Con los valores previos, se crea un nuevo conjunto de partículas que constituye la estimación a priori del estado en el siguiente instante de tiempo, empleando para ello métodos de remuestreo probabilísticos. Estos métodos de remuestreo consideran la probabilidad a posteriori de cada una de las partículas, de forma que aquellas que mejor se ajusten a las medidas disponibles darán lugar a nuevas partículas con mayor probabilidad.

- **Predicción:** Una vez obtenido el conjunto de partículas para el nuevo instante temporal, se aporta variabilidad al sistema introduciendo ruido aditivo, que aporta una modificación al estado de cada uno de ellos, y consiguiendo una estimación del estado del objeto en el instante siguiente.

Una vez terminada esta última etapa de predicción, se obtiene un nuevo conjunto de partículas, que son sometidas de nuevo a la etapa de actualización, repitiéndose este bucle hasta que termine la secuencia de datos, retornando a la etapa de inicialización.

3 Diseño

El diseño final desarrollado de este proyecto se ha obtenido como resultado de la realización de una serie de experimentos previos que han marcado fuertemente el camino para su desarrollo. Experimentos donde en una primera fase se han tomado secuencias de imágenes con variaciones en las velocidades de fluido, agua, y en el caudal del aire inyectado, seguido de una segunda etapa donde se han ejecutado pruebas modificando el número de fotogramas captados por la cámara, en la Fig. 32 se muestran algunos ejemplos:

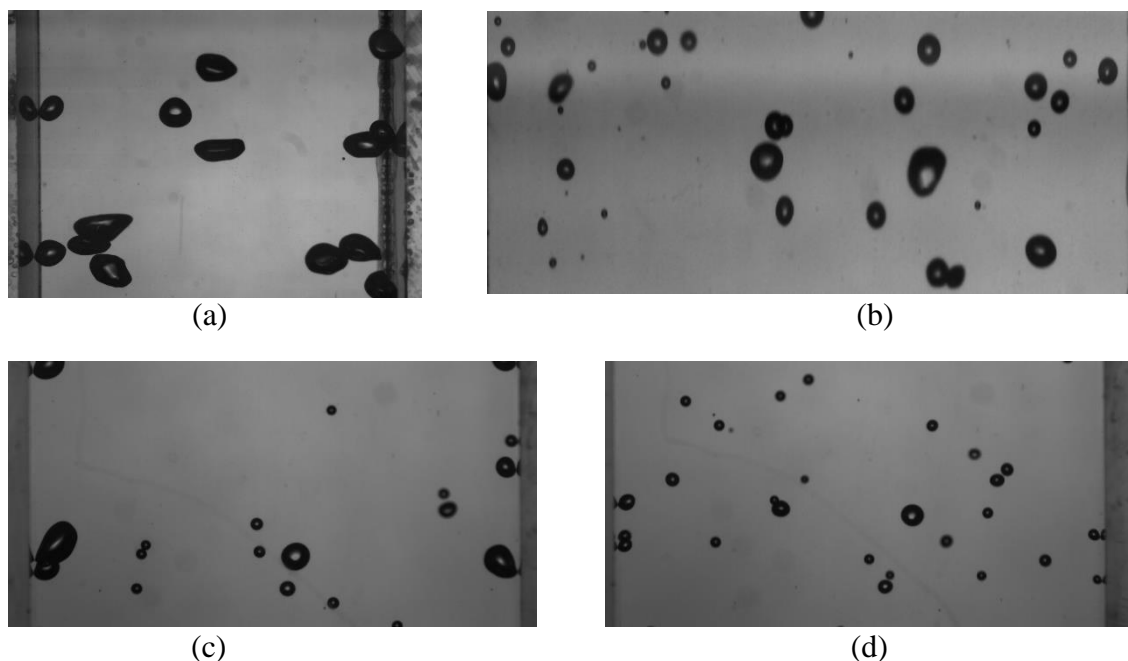


Figura 32 Ejemplo de imágenes con diferentes velocidades de fluido. (a) Velocidad 0 m/s (b) 0.5 m/s, (c) 0.9 m/s, (d) 1.5 m/s

3.1 Objetos

En las primeras etapas del diseño y como primer análisis del escenario del proyecto se tuvieron en consideración todas las velocidades del fluido comprendidas desde 0 m/s, obteniendo imágenes como la figura 32(a), hasta 1.5 m/s observándose objetos como los de la figura 32(d).

Como se puede observar en dichas imágenes lo objetivos a seguir por el sistema, aun siendo similares a simple vista en lo referido al color y textura, su forma varía considerablemente y dependiendo de la velocidad del fluido. Por un lado, a velocidades

bajas, la forma de los objetos no se encuentra bien acotada y definida, encontrando los siguientes ejemplos:

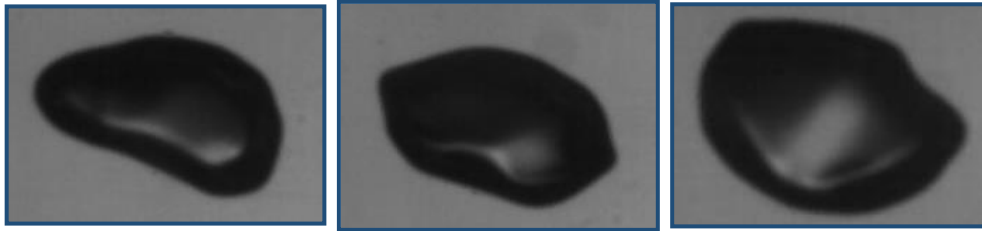


Figura 33. Ejemplo de imágenes de un mismo objetivo a velocidad 0m/s

En el ejemplo anterior se puede ver el resultado de una de las pruebas donde se han obtenido tres imágenes secuenciales de un mismo objetivo. Como se aprecia en la figura 33, la forma varía con gran facilidad junto con los cambios de iluminación en el interior del objeto además de otros parámetros, debido a las características físicas de las burbujas. Esto dificulta en gran medida su seguimiento.

Por otro lado, los ejemplos encontrados a altas velocidades contienen diferentes características a las mostradas al caso anterior, Fig 34.

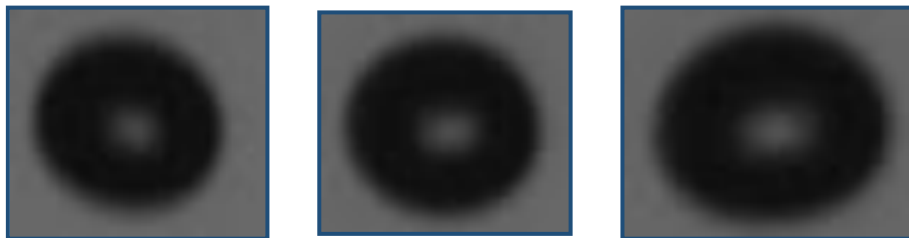


Figura 34 Ejemplo de imágenes de un mismo objetivo a velocidad 1.5 m/s

Este caso pertenece a una secuencia de imágenes de un mismo objeto a mayor velocidad, variando la velocidad de captura de la cámara, frame/s, para poder realizar una correcta comparación con el ejemplo anterior. En este caso, los objetos mantienen en mayor medida sus puntos característicos de un frame al siguiente; a diferencia de los ejemplos a bajas velocidades, su caracterización con formas geométricas simples es menos costosa, pudiéndose inscribir en una circunferencia.

Aunque estas formas son más sencillas, en lo referido al seguimiento, que las anteriores, sobre todo en los momentos de oclusión como se verá más adelante, tiene una problemática añadida. Al realizar las capturas de los objetos a mayor velocidad y tener una

iluminación del escenario estándar, los cambios de luminosidad de las imágenes varían considerablemente entre fotogramas, consiguiendo con ello una dificultad añadida a la hora de realizar el seguimiento basado en puntos característicos.

3.2 Visión de conjunto

Una vez obtenida una visión simplificada de los objetos presentes en el experimento a diferentes velocidades, se presenta una visión más ampliada de las imágenes con las que se ha trabajado.

De forma singular, los objetos presentan diferentes problemas en función de la velocidad del fluido con la que se trabaje. Estas dificultades se han solventado, como se verá más adelante, implementando varios métodos con el fin de añadir una peculiaridad a cada uno de los objetos distinguiéndolos del resto para su posterior seguimiento.

Desde un punto de vista más amplio, encontramos una de las principales problemáticas que se ha observado durante la ejecución de este PFC, los solapamientos entre objetivos, Fig. 35.

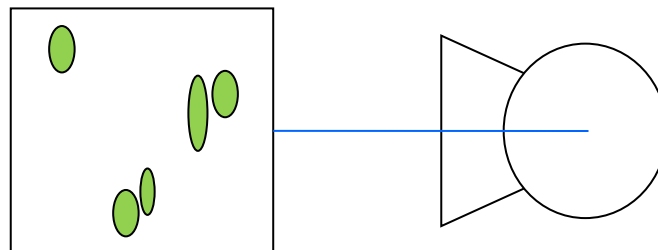


Figura 35 Planta del experimento, columna (izq.) | Cámara de alta velocidad (derch.)

Al realizar una fotografía frontal de un objeto (burbuja) moviéndose libremente, en este caso en el interior de una columna transparente que tiene una cierta profundidad, se obtienen las siguientes imágenes:

- Bajas velocidades, Fig. 36:

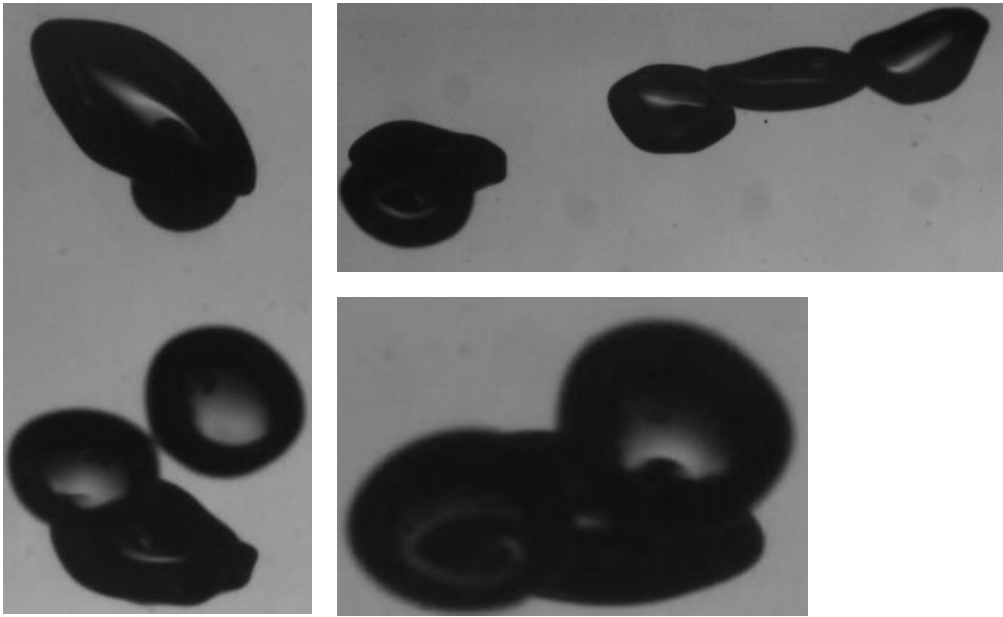


Figura 36 Ejemplos de solapamiento a bajas velocidades (menores a 0.5m/s)

- Altas velocidades, Fig 37:

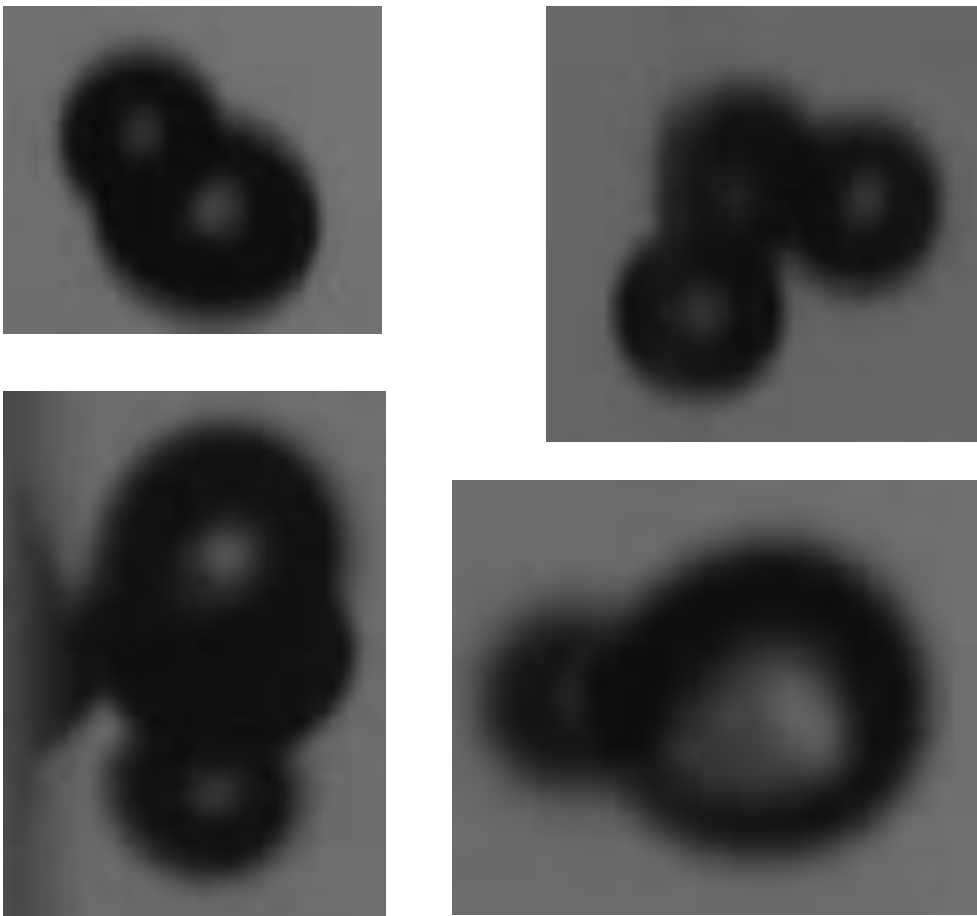


Figura 37 Ejemplos de solapamiento a velocidades altas (1.5-2 m/s)

Estas imágenes a priori pueden pertenecer a objetos que se encuentran alejados en profundidad pero solapados en la imagen (debido a la perspectiva), o bien a posibles uniones de burbujas. En el caso de velocidades del fluido menores a 0.5 m/s, los objetos parten de una forma difícilmente caracterizable, por lo que en las situaciones de solapamiento encontramos una problemática considerable a la hora de segmentar las diferentes partes de la oclusión. En cambio en los fotogramas donde la velocidad del fluido es mayor, las burbujas se asemejan más a una circunferencia, por lo que es “más sencillo” la segmentación en los elementos que la componen.

3.3 Segmentación de oclusiones

Una vez segmentado el fondo de los objetos presentes en cada fotograma, incluyendo las oclusiones, Fig. 38, se realiza su conteo.

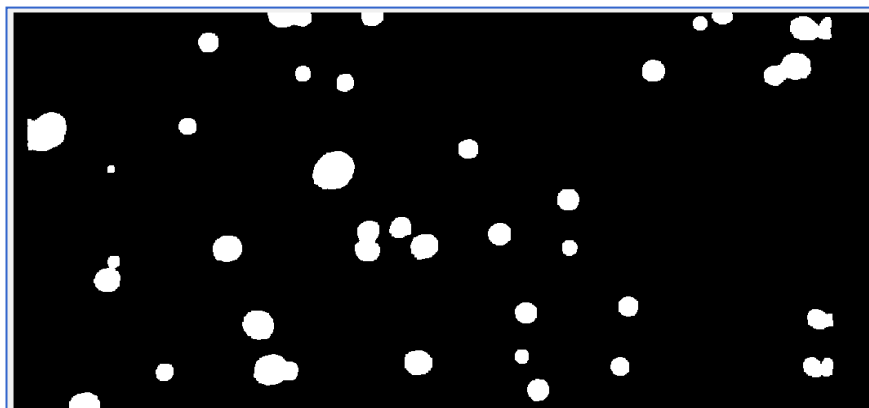


Figura 38 Segmentación del fondo (velocidad 1.2 m/s)

Como primer paso antes de realizar el seguimiento, se realiza la etapa de localización de los elementos presentes en cada frame, es decir se extraen los objetos segmentando las oclusiones. Para esta fase se tuvieron en cuenta las siguientes consideraciones, dependiendo de la velocidad:

3.3.1 Velocidades inferiores a 0.5 m/s

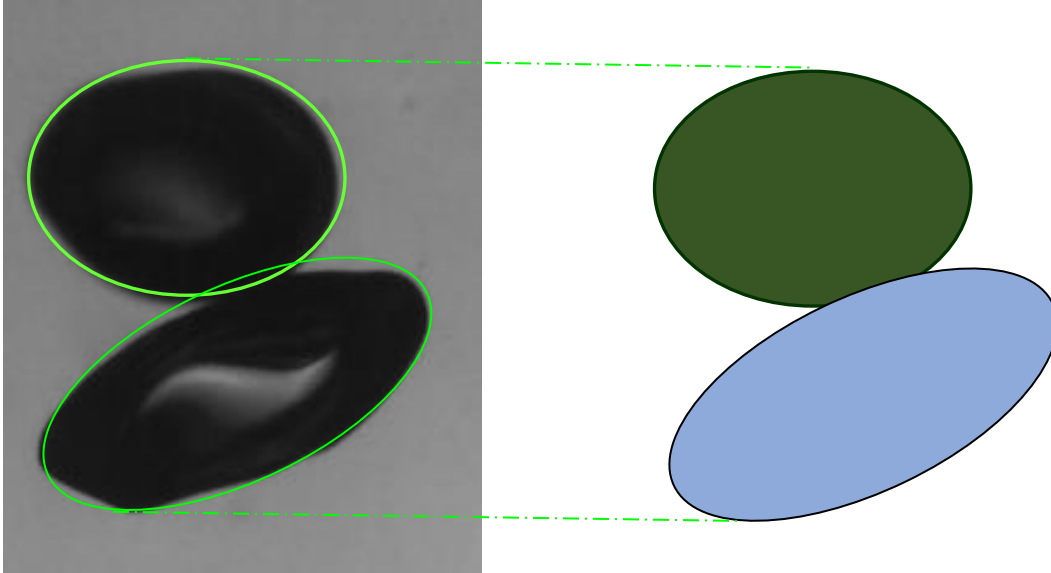


Figura 39 Ejemplo básico de solapamiento a velocidad inferior a 0.5 m/s

Como se puede apreciar en la figura anterior, Fig. 39, perteneciente a un ejemplo básico de solapamiento a baja velocidad, podemos distinguir dos formas definidas por una elipse y una circunferencia. Una de las primeras consideraciones e implementaciones para poder detectar los solapes a estas velocidades, fue obtener el perímetro de la figura detectando los puntos de inflexión destacados en la siguiente imagen, Fig. 40.

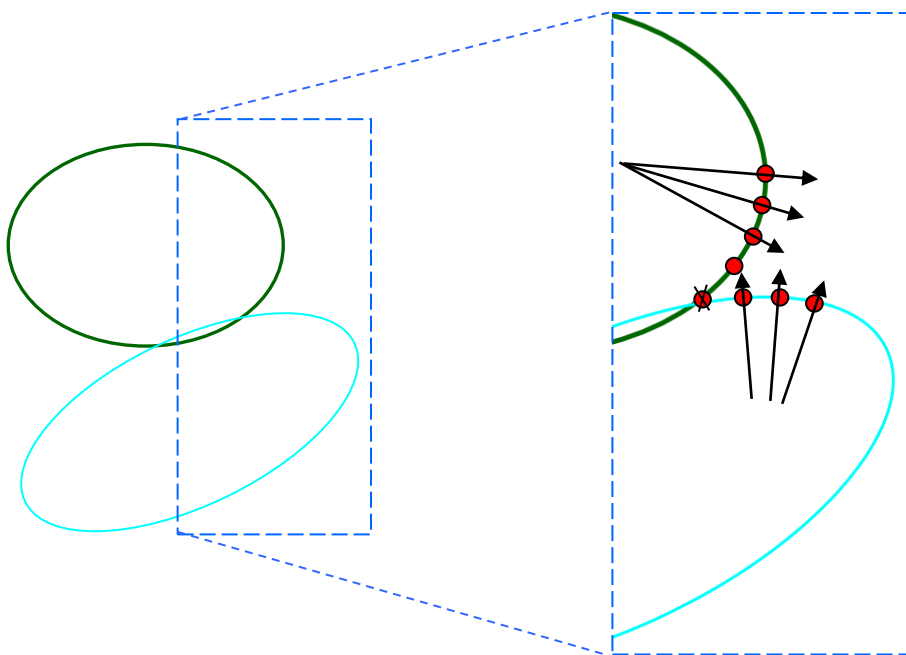


Figura 40 Simplificación del método de detección de solapamiento

Como primera aproximación se obtuvieron varios ejemplos, desde lo más básico como la figura anterior, hasta los más complejos mostrados en las figuras al inicio de este capítulo. Se realizó una batería de pruebas implementando este método para la detección de solapes.

Como punto inicial se procedió a realizar una descripción del escenario encontrado en estas imágenes, extrayendo las características clave de sus elementos. Por ello el análisis de la singularidad de cada objetivo se centró en la obtención de los descriptores de región y frontera, para posteriormente encontrar los puntos de inflexión antes mencionados.

Por tanto se realizó un sistema centrado en el análisis de las características internas y externas de cada objeto. Por un lado se obtuvo información de la forma de cada objeto (descriptores de frontera) caracterizando el contorno, para después aplicar los descriptores de región, centrados en el área, número de píxeles, ejes del objetivo, longitud de la frontera, así como un descriptor topológico para identificar el número de regiones conectadas y poder eliminar los huecos.

3.3.1.1 Fases del análisis a velocidad baja

3.3.1.1.1 Representación externa

A continuación se realiza una descripción de las implementaciones llevadas a cabo para la caracterización de los objetos en este escenario.

Códigos de cadena

El análisis llevado a cabo en este punto partió de la definición de cada objeto mediante la implementación de una *representación externa*, centrada en el contorno y rasgos característicos del objeto. El método principal implantado fue el sistema de *códigos de cadena*, aunque los descriptores de Fourier y las aproximaciones poligonales fueron sistemas comentados durante la implementación.

Una vez obtenido el contorno/frontera de cada elemento mediante la utilización de diferentes técnicas de segmentación de fondo, eliminación de elementos espurios en las imágenes binarias y aplicación de métodos de detección de bordes (Canny), comentados en el capítulo 2, se procedió a aplicar el sistema de códigos de cadena.

En el método de códigos de cadena, una vez obtenido el contorno del objeto en una imagen binaria, se realizó la representación del mismo utilizando para ello un tipo de estructura de datos mediante una secuencia de segmentos, conectados consecutivamente, de longitud y orientación específica, conectando los píxeles adyacentes.

Para poder optimizar correctamente este método a la problemática presente en el PFC, se llevaron a cabo pruebas con conexiones de segmentos en entornos de 4 y 8 vecinos. Según el sistema de vecinos utilizado se encontró una limitación a la hora de encontrar los píxeles adyacentes, ya que en el caso de 4 vecinos se tenía únicamente información de cuatro orientaciones para los segmentos, mientras que en el caso de un entorno de 8 vecinos se obtuvo mayor definición debido a las 8 orientaciones posibles. Destacar que debido a la existencia de huecos o agujeros en los objetos, se tuvo en cuenta la utilización de más de una cadena para representarlos.

Una de las conclusiones más importantes obtenidas tras la aplicación de este método, es la información aportada por el mismo (el perímetro, el área del objeto,...), consiguiendo una buena comprensión de la descripción del contorno. Pero también se encontraron inconvenientes, debido a la obtención de segmentos erróneos por la existencia de ruido o perturbación.

Firma de cada objeto

Otro de los métodos estudiados durante la validación del sistema de caracterización a bajas velocidades fue la representación del contorno utilizando una función real unidimensional denominada “*Signatura*”. La iniciativa que llevo a utilizar este método tenía como objetivo realizar una representación lo más sencilla o simple posible del contorno que después pudiese ser utilizada para la detección de los puntos de inflexión en los solapes.

Esta técnica se basa en fijar un punto interior al objeto (posible centroide) y medir la distancia desde él hasta el contorno, como una función del ángulo, mostrado en la siguiente figura, Fig. 41. Por su definición, esta técnica solo es posible utilizarla si la línea trazada corta en un solo punto al contorno. Esto supuso un inconveniente, que al cabo de varios ejemplos impidió su utilización, ya que si se fijaba un único centro dentro del objeto el vector que se extiende desde el origen cortaba en más de un punto al contorno.

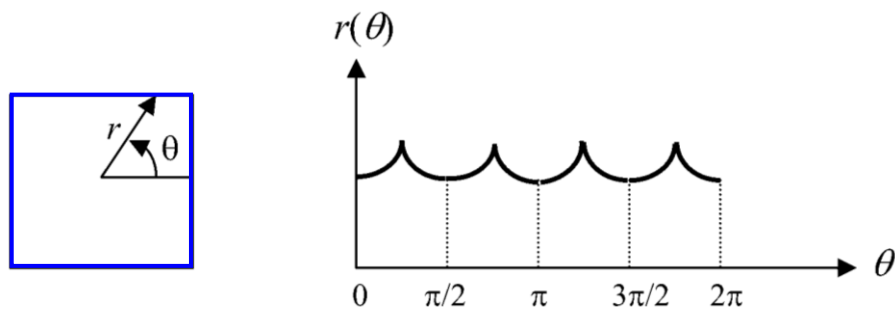


Figura 41 Signatura para un cuadrado

Aproximaciones poligonales

Por último mencionar la utilización de las aproximaciones poligonales, las cuales permitieron asemejar el contorno del objeto a una curva de tramos lineales formando un polígono, donde los vértices del mismo representan el contorno del objetivo.

A continuación se presenta un ejemplo de un posible contorno de burbuja presente en el experimento aplicando este método, Fig. 42.

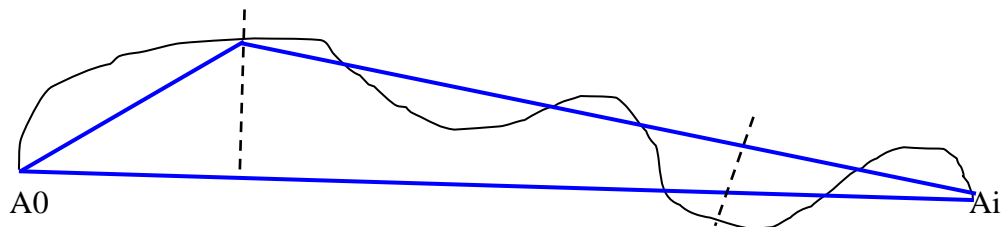


Figura 42 Aproximación poligonal por partición sucesiva

Esta aproximación consisten en ir dividiendo, de forma recurrente, los trozos de curva, representados por un segmento, en dos trozos, representado cada uno de ellos por un

segmento, de manera que la medida local de error sea mínima, utilizando diferentes criterios en la división en función del escenario.

3.3.1.1.2 Descripción de Contorno

A continuación se presentan las consideraciones implementadas en la descripción del contorno, donde se han otorgado valoraciones numéricas a la forma geométrica de cada objeto, permitiendo su identificación y reconocimiento.

Para este fin se ha realizado la descripción de la forma de los contornos de los objetos de una imagen binaria mediante parámetros de forma geométricos; perímetro, diámetro, centroide, curvatura...

Uno de los descriptores de forma de los contornos estudiados para su implementación son los *momentos estadísticos*. Estos permiten una representación unidimensional de un contorno a través de función real, $g(x)$, como la media, la varianza o momentos de orden superior.

Los parámetros obtenidos con estos descriptores han sido utilizados para la caracterización de los objetos, destacado sobre el resto; la obtención de la curvatura del objeto, definida como la tasa de cambio de la pendiente (tangente) del contorno, constituye una característica clave empleada en la detección de solapes.

Aunque en teoría, teniendo una definición suave del contorno es una técnica válida, en la práctica cuando obtenemos imágenes con poca resolución y objetos muy pequeños es difícil obtener medidas fiables, porque los bordes suelen ser localmente “mellados”. Sin embargo, se pueden obtener descriptores de curvatura bastante útiles mediante diferencia de las pendientes de segmentos adyacentes del contorno.

3.3.1.1.3 Solapamiento

Una vez realizada una breve introducción de los parámetros obtenidos de cada objeto se procede con una breve explicación del sistema implementado para la detección de solapes a bajas velocidades.

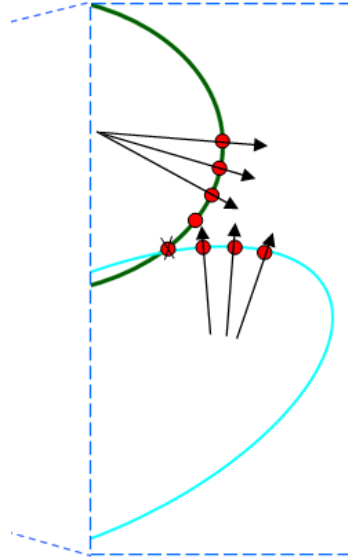


Figura 43 Detección de la curvatura

En el sistema implementado, en el ejemplo anterior, Fig. 43, se busca el punto de inflexión presente entre las dos burbujas, buscando las diferencias en la curvatura del perímetro de la unión de ambas. Definida la curvatura como la tasa de cambio de la pendiente (tangente) del contorno.

Como se observa, cuando nos encontramos en el contorno alejados del punto de inflexión, la curvatura se mantiene “constante” dentro de un rango de valores, menor en el caso de la circunferencia y más amplio en la elipse. Esto es debido a la naturaleza de los objetos estudiados ya que no son circunferencias perfectas.

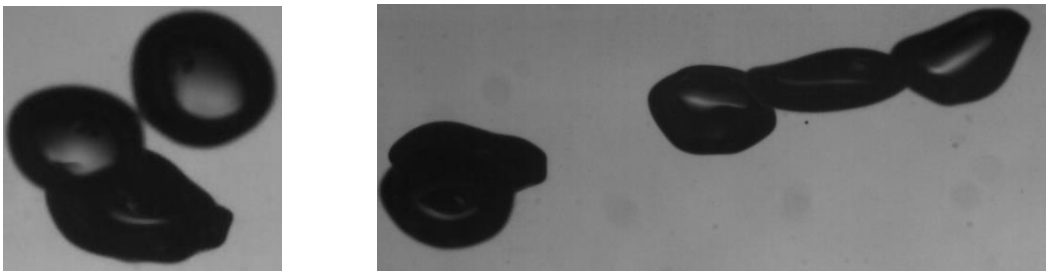
Por otro lado cuando nos acercamos a la unión obtenemos valores más alejados a los obtenidos en el perímetro separados del punto de inflexión, hasta obtener un cambio brusco en el valor de la curvatura.

Con esta aproximación y aplicando consideraciones, como la obtención de los centros de cada burbuja mediante la unión de las líneas trazadas perpendicularmente a la

curvatura, se podría obtener el número de elementos presentes en el solape así como su forma.

Aunque este podría ser un método, la carga computacional para el análisis de cada imagen, sumado a la complejidad de las formas encontradas, como se muestra en la siguiente figura.

Después de todo el estudio e implementaciones destinados al cumplimiento de los objetivos en este escenario, se observó una gran complejidad para el cumplimiento de los mismos, excediendo el trabajo requerido para este PFC. Además, durante la ejecución del proyecto final, los requisitos físicos de velocidad del fluido impuestos por el proyecto de investigación en el que se enmarca el PFC (se explica más adelante en el punto 3.3.3), hicieron que el análisis se centrara únicamente en las velocidades mayores a 0,5 m/s.



Ejemplos de objetos a velocidad 0

Como se observa, los puntos de inflexión, aun tratándose del caso de la figura de la izquierda con dos burbujas, que inicialmente podría considerarse como un caso simple, presentan problemas importantes; la que se encuentra en la parte inferior de la figura presenta cierto problemas, ya que podemos encontrar cambio abruptos en ella misma independientemente del solape, que descartarían otras oclusiones.

3.3.2 Velocidades superiores a 0.5 m/s

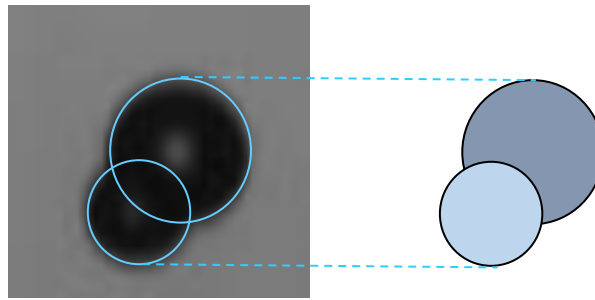


Figura 44 Ejemplo básico solapamiento a velocidades superiores a 0.5m/s

A diferencia de los objetos obtenidos a bajas velocidades y como se ha comentado con anterioridad, las burbujas generadas en este escenario tienen una forma circular bien definida, Fig. 44. Por lo que la clave para la detección de los elementos presentes en un solapamiento, se basa en la extracción de esta característica. Para ello el proyecto se vale de la transformada circular de Hough explicada en el segundo capítulo.

3.3.2.1 Fases del análisis a velocidad alta

Al igual que el en apartado anterior, se realiza una descripción de las implementaciones llevadas a cabo para la caracterización de los objetos en este escenario y poder realizar la segmentación de los solapes.

Como se ha mencionado, el método utilizado para este fin es la implementación de la transformada circular de Hough, aunque solo se realiza la descripción de esta técnica, también se han tenido en cuenta las descritas a bajas velocidades. Debido a la fiabilidad y robustez de la transformada no ha sido necesario utilizar más técnicas durante el análisis.

Implementación

Una de las principales funcionalidades de este método es la localización y obtención del radio de todos los elementos circulares presentes en la imagen, por lo que constituye la base en la se sustenta el proyecto.

Antes de realizar el seguimiento de los objetos es necesario saber cuántos elementos están presentes en cada fotograma, con el fin de obtener una visión real de cada instante. Por ello antes de realizar el análisis completo de las trayectorias y agilizar el proceso, se analizan todas las imágenes aplicando la transformada circular de Hough, guardando en una base de datos el centro y el radio de todos los elementos presentes en cada fotograma, obteniendo así una base de datos para otras herramientas. A continuación se presentan dos ejemplos, Fig. 45 y 46:

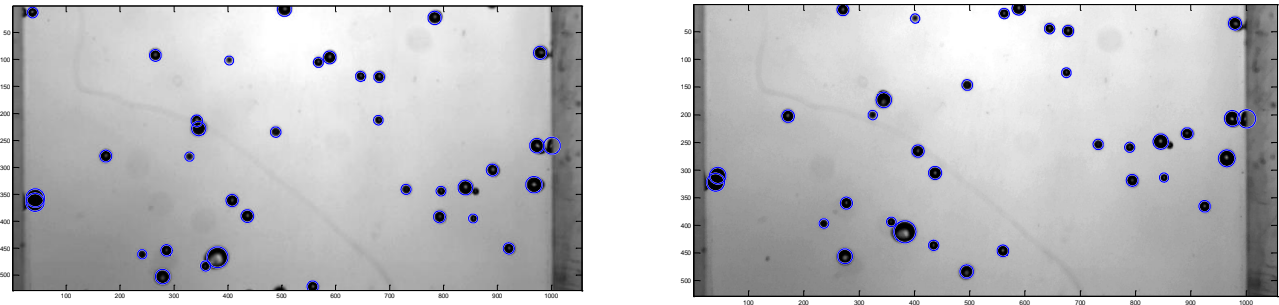


Figura 45 Transformada circular de Hough

Debido a la fiabilidad del sistema en este escenario y después de realizar una batería de pruebas con diferentes posiciones de cámara (5 en total) y variaciones en la velocidad, no ha sido necesario implementar otro sistema para la detección de solapamiento. Como se puede ver en la siguiente imagen, una vez obtenido los centros y el radio de cada objeto, aplicando un algoritmo para ver los puntos cercanos a un objetivo y comprobar que estos no se encuentran en el interior del área de mismo, obtenemos una buena aproximación de la existencia de solapamientos, además de su descomposición en los elementos que lo forman.

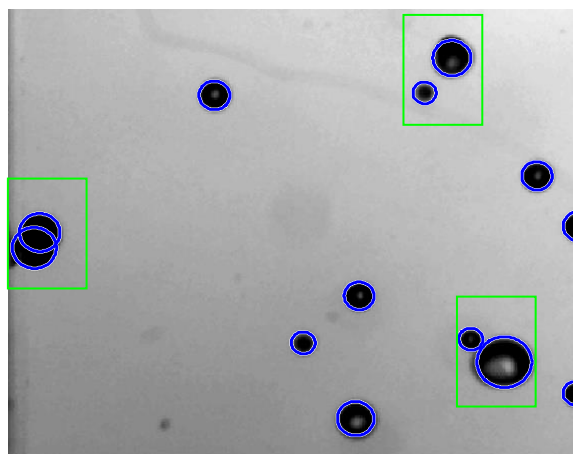


Figura 46 Caracterización de solapamientos

Por ultimo señalar que en este apartado se han destacado las técnicas con las que se han obtenido los mejores resultados, aunque no han sido las únicas empleadas en el proyecto. Al tratarse de un proyecto de investigación muy específico y no encontrar una gran variedad de artículos al respecto, se han probado, estudiado, e implementado varias teorías de otros campos para obtener una correcta caracterización y seguimiento.

Como ejemplo de los métodos empleados en el proyecto podemos encontrar, en lo que se refiere a velocidades de fluido de 0 m/s, la creación de una base de datos de burbujas no solapadas con el fin de comparar los elementos de cada imagen con ellas, otros métodos de análisis de variaciones del contorno, implementación del sincronismo de dos cámaras perpendiculares... entre otras. Todas con el fin de detectar las singularidades de cada objeto para poder seguirlo en los fotogramas sucesivos y desglosar los solapes en elementos más simples.

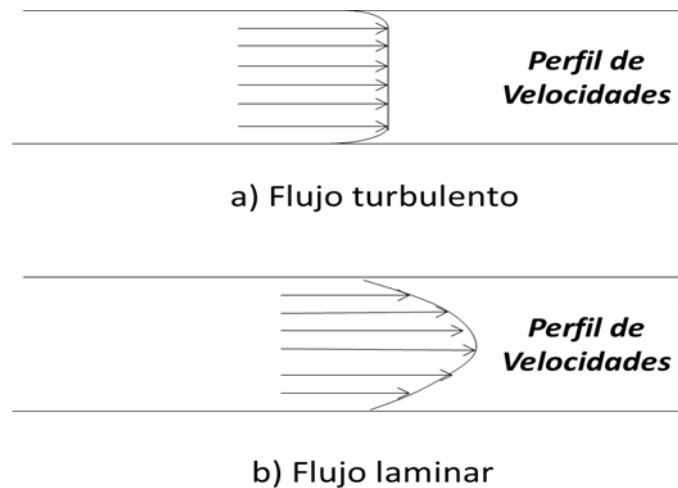
En base a los resultados anteriores, se ha establecido una velocidad mínima de ensayo, con el fin de acotar el proyecto y cumplir sus objetivos: conseguir una medida correcta del tamaño de las burbujas (objetos), así como un correcto seguimiento de dichos objetos (burbujas) para así dar una primera respuesta a la coalescencia de burbujas.

3.3.3 Velocidad mínima de ensayo

Se ha fijado una velocidad mínima del fluido, agua, de 0.5 m/s; dicha velocidad mínima viene fijada por las condiciones de funcionamiento del experimento científico al cual está dedicado este PFC como herramienta de medida.

Como expresa el título del proyecto científico “*Visualización y coalescencia de burbujas en regímenes turbulentos en columnas verticales*”, el movimiento debe ser turbulento, movimiento que afecta drásticamente el experimento en sí, ocasionando que todas las burbujas estén sometidas a las mismas condiciones en su evolución.

El régimen turbulento tendería por su naturaleza a romper las burbujas, lo que haría pensar en la no coalescencia de las burbujas, pero al mismo tiempo todas estarían sometidas a las mismas condiciones siempre que todas estuviesen sometidas a la misma velocidad cuando todas ellas se encuentran en el mismo plano horizontal de la columna de ensayo, en la misma sección transversal; una cualidad del régimen turbulento es precisamente esa, la de mantener constante la velocidad en cada sección transversal. En movimiento laminar, además de ser de naturaleza muy distinta, transversalmente la velocidad sufre variaciones de su mismo orden de magnitud, en consecuencia las burbujas situadas en el centro de la columna estaría sometidas a velocidades muy distintas a las situadas en zonas próximas a la pared, ver Fig. 47.



Perfil de velocidades en flujos en conductos

Figura 47 Perfiles transversales de velocidad en movimientos en conductos

El paso de movimiento laminar a turbulento depende, además de la existencia de generadores de turbulencia, del número de Reynolds de la corriente $\frac{\rho V D}{\mu}$, donde ρ , V y μ son la densidad, velocidad y viscosidad del agua respectivamente y D el diámetro hidráulico de la columna. La transición de régimen laminar a turbulento en agua se produce para un número de Reynolds entre 2×10^3 y 3×10^3 ; para Reynolds superiores el régimen pasa a turbulento. Para asegurar la existencia de régimen turbulento en la columna de ensayo se ha decidido trabajar con un número de Reynolds mínimo, un orden de

magnitud superior, es decir entre 2×10^4 y 3×10^4 ; razón por la cual se ha fijado una velocidad mínima de 0.5 m/s que, en el caso de la columna de ensayo del experimento corresponde a un número de Reynolds de 2.2×10^4 .

Tras el establecimiento de esta velocidad mínima en el fluido se han obtenido los siguientes resultados, Fig. 48:

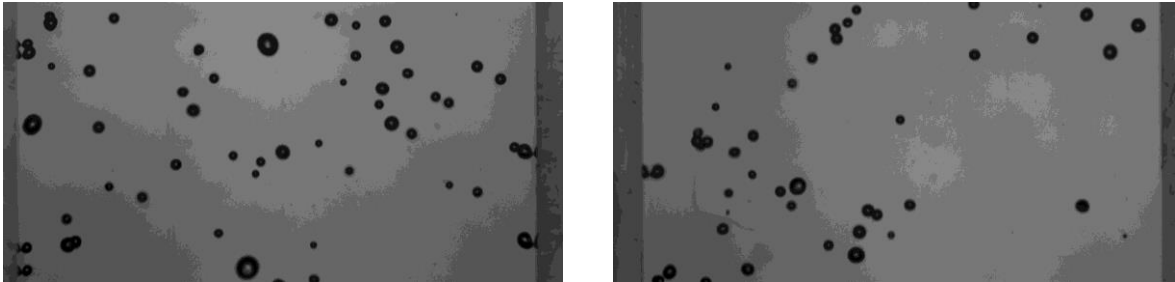


Figura 48 Imágenes de muestra con velocidades de fluido de 0.8 m/s y 1.3 m/s

Como se ha mencionada en el apartado anterior, se puede observar como los objetivos (burbujas) tienen un contorno más simple, elipse o circunferencia, que permite caracterizar de formas más exacta los elementos presentes en la imagen y ser más robusto en los casos de oclusiones, parciales o totales. Se consigue abordar el problema de seguimiento con mejores resultados, solucionando una de las principales problemáticas presentes en el proyecto, donde a velocidades de fluido cercanas a cero, se podían encontrar objetos con un contorno poco caracterizable, debido a que su forma cambia drásticamente entre fotogramas, generando así un escenario muy complejo ante oclusiones, Fig. 49.

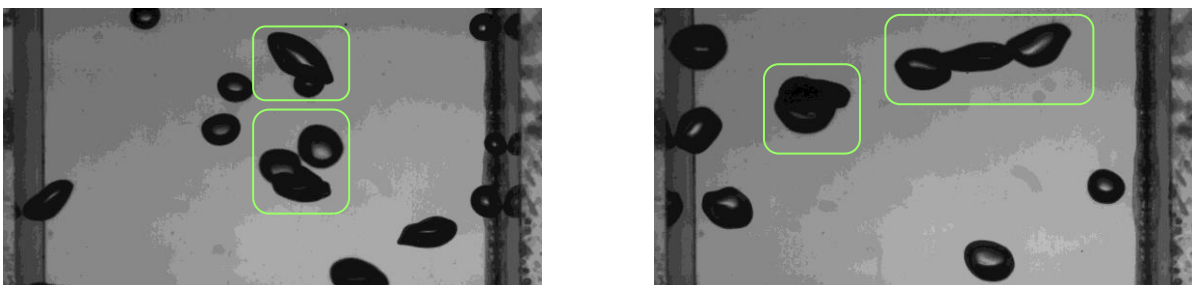


Figura 49 Imágenes de muestra con velocidades de fluido de 0.1 m/s y 0.3 m/s

3.3.4 Problemas encontrados

En lo referido a la captación de imágenes con cámaras de alta velocidad, se han encontrado problemas que afectan, en mayor o menor medida, y en función de la solución algorítmica concreta implementada. Algunos de los problemas más importantes asociados a este tipo de sensores son:

Las oclusiones totales o parciales que otros objetos de la escena producen sobre el target activo dependen de la ubicación de la cámara y de la vista generada por este.

La Incertidumbre presente en el sistema de adquisición, como cambios de iluminación (brillos, sombras, contraste), ruido (característicos del sensor y la óptica) o la aparición de *outliers*, “*observaciones concretas del set de datos inconsistentes con el resto de datos del mismo*”, ruido esporádico que no aporta información relevante para el proceso de seguimiento.

Ambigüedad de las imágenes obtenidas, las cuales siempre proceden de una proyección en 2D de la escena 3D original, ocasionando oclusiones entre objetos o la unión de los mismos.

Variaciones naturales en de los targets de la imagen: Color, forma, tamaño, textura, relaciones con el resto...etc.

Problemas de identificación de cada dato de posición con su target correspondiente, debido a que la obtención de las imágenes por parte de la cámara no proporciona información sobre la identidad de la medida.

3.4 Implementaciones

3.4.1 Entorno del laboratorio

En los experimentos llevados acabados en este proyecto, se utilizó una cámara de alta velocidad *MotionScopeM3*, conectada al mismo ordenador en el que se hizo el desarrollo del software para así comprobar la eficacia del algoritmo.

Con el fin de encontrar la solución más óptima para abordar la problemática presente en el PFC, como se ha comentado en apartados anteriores, se ha realizado el análisis de una batería de experimentos variando velocidades del fluido, de la cámara frames/s, posiciones de la cámara, obteniendo los siguientes resultados.

3.4.1.1 Puntos clave

Después de determinar las velocidades en la que se centraría el estudio del PFC, se realizó el análisis de las singularidades de los objetos presentes en las secuencias de video.

En primer lugar se observó la importancia de los puntos característicos que definen a cada objetivo, ya que cuanto más fuerte sean, más robusto es el seguimiento (zonas interiores y perímetro de los objetivos o burbujas). Por tanto, se otorga mayor prioridad a las características que han obtenido mayor puntuación en el preprocesado a la hora de la creación de nuevos filtros, obteniendo de este modo filtros de seguimiento más fiables.

En los puntos anteriormente mencionados se ha justificado la velocidad mínima de ensayo, la cual se encuentra fijada en 0.5 m/s, consiguiendo objetos cuyo perímetro se asemeja bastante a una circunferencia/elipse. Por ello se ha implementado la transformada circular de Hough, método que aporta información clave para determinar el número de objetos presentes en cada imagen y poder realizar un seguimiento más fiable y robusto, especialmente en las situaciones de oclusión entre objetos, tal como se ha podido ver en los apartados 2.3.2.1 y 3.3.2.

Las condiciones de iluminación inciden directamente en la calidad del seguimiento debido a la rapidez con la que se toman las fotografías; debido a la utilización de una iluminación estándar, es posible percibir claramente cambios de luminosidad entre fotogramas.

Patrones como el de la siguiente figura, Fig. 50, corren el riesgo de confundir al algoritmo, consiguiendo la detección de un objeto en movimiento cuando lo que hay en realidad son varios objetos. Este efecto negativo se desencadena cuando el detector de características no capta el objeto en seguimiento pero si el que se encuentra a su lado.

Como son idénticos, la divergencia entre los parches es cercana a 0 y el sistema cree que el objeto se ha movido y actualiza la estimación de la velocidad.

Por ello la predicción de la posición del objeto en el siguiente instante corresponde con el siguiente elemento del camino ascendente, y el siguiente paso de actualización se hace con las coordenadas de este tercer punto, resultando un filtro de seguimiento deslizándose rápidamente a lo largo de la hilera de objetos. Como se puede ver en la Fig. 50 esta problemática ha quedado solucionada:

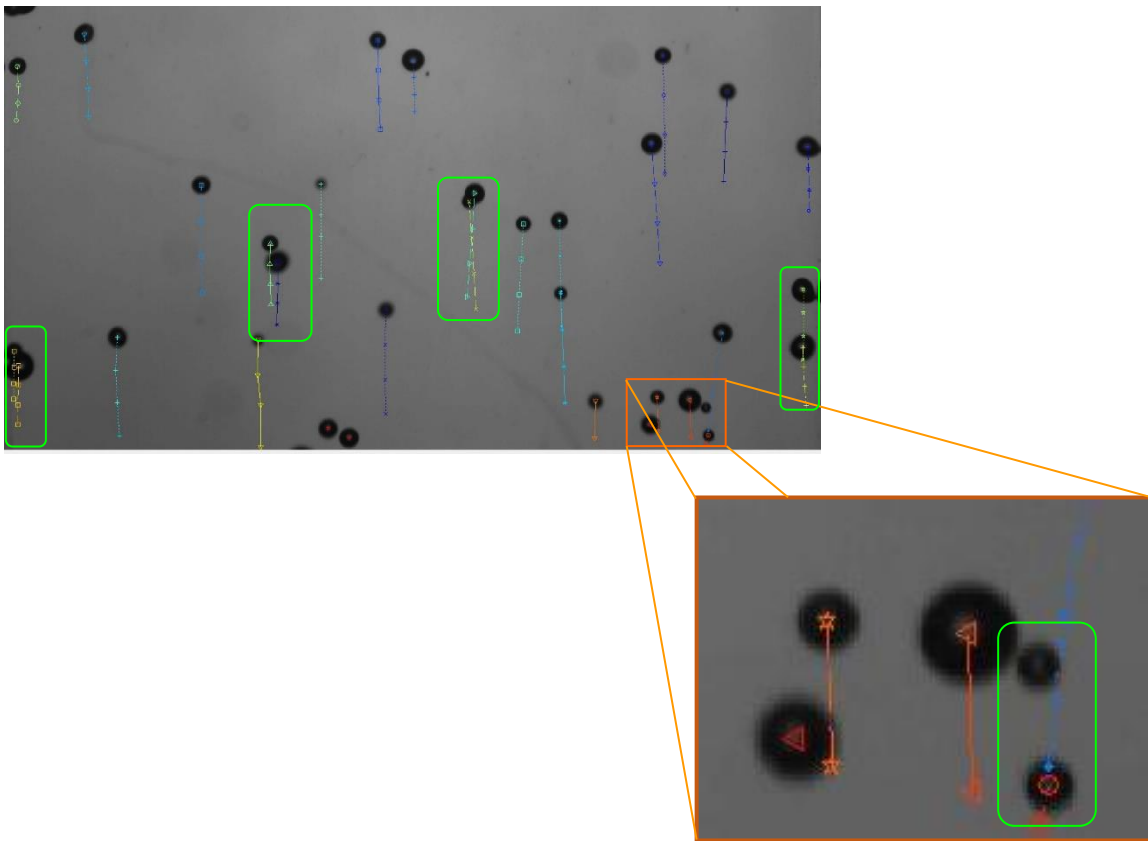


Figura 50 Problemática seguimiento

Como primera aproximación al problema de integración y, como implementación de las especificaciones del proyecto de investigación y desarrollo para el cual se realiza el PFC, se ha desarrollado una aplicación completamente autónoma en Matlab que implementa algunos de los algoritmos definidos en las secciones anteriores de este proyecto. Su función principal es el análisis off line de secuencias de imágenes obtenidas

en el experimento, con el objetivo de adquisición de datos, relativos a tamaños de múltiples objetos (burbujas), así como de sus trayectorias.

3.4.2 Analizador de trayectorias en MATLAB

3.4.2.1 Objetivos y funcionalidades:

Dentro del objetivo de localización y medida de las burbujas se ha implementado la localización de oclusiones o solapes de burbujas, desglosando las burbujas solapadas; así: 1) se dispone de la distribución espacial real y, 2) permite trabajar con concentraciones de burbujas en torno a los 50 elementos. Además consta de las siguientes funcionalidades:

- **Caracterización del entorno**

Detección, localización espacial y medida de la sección de cada burbuja presente en la imagen. Partiendo de una secuencia de video, tomada en cualquiera de las 5 posiciones diferentes de la columna descrita en el marco del proyecto, localiza la posición espacial del centro de masas de cada burbuja presente en la imagen, aunque ésta se encuentre ocluida.

Cálculo de su radio equivalente para su caracterización y obtención de la distribución de frecuencias en función del radio equivalente, permitiendo de este modo cuantificar el proceso de coalescencia o de rotura.

Localización de solapes entre objetivos y desglose de las burbujas solapadas, consiguiendo obtener su distribución espacial real. Permite, por tanto, trabajar en escenarios con una mayor concentración de burbuja.

- **Adquisición de datos**

Establecimiento de un sistema de entrada/salida robusto de almacenamiento de datos de interés, permitiendo así el tratamiento externo de los mismos

- **Trayectoria**

Seguimiento de la trayectoria de las burbujas en las fotos sucesivas, permitiendo saber su posición y velocidad, en cada instante, en función de su tamaño o radio equivalente.

- **Análisis de Resultados**

Finalmente, el sistema de postproceso proporciona la distribución de frecuencias de ocurrencia en función del radio equivalente, así como la evolución de la velocidad de las burbujas en función de su tamaño.

3.4.3 Adaptación de Algoritmos

3.4.3.1 Filtro de Kalman

A continuación se explicara la implementación llevada a cabo en el filtro de Kalman, desde un punto de vista genérico, para explicar el desarrollo llevado a cabo en el siguiente apartado del PFC. Este filtro se caracteriza por realizar una estimación del estado utilizando un control de retroalimentación; estima el estado en un instante de tiempo determinado, obteniendo a continuación la retroalimentación por medio de los datos observados.

Desde este punto de vista las ecuaciones que se utilizan para la realización del filtro de Kalman se pueden dividir en dos grupos: las que actualizan el estado en el tiempo o *ecuaciones de predicción* y las que actualizan el estado a partir de los datos observados o *ecuaciones de actualización*.

Las del primer grupo son responsables de proyectar la estimación del estado y de la covarianza del error al instante t , tomando como referencia el estado en el momento anterior $t-1$, por ello son utilizadas en los casos de pérdida del objeto activo.

Por otro lado el segundo grupo de ecuaciones son responsables de la retroalimentación, es decir, incorporando nueva información en la estimación (a priori) anterior, con lo cual se llega a una estimación (a posteriori) del estado mejorado. Cuando

se tiene la certeza y se realiza correctamente la relación entre fotogramas de un mismo objeto se lleva a cabo esta actualización con el fin de obtener una predicción correcta en caso de pérdida.

Por tanto se han implementado dos funciones clave para el filtro de Kalman, aquellas que actualizan el (*ec. de predicción*) y las que incorporan nueva información (*ec. de corrección*). Con lo que se obtiene un algoritmo conjunto de estimación definido como un algoritmo de *predicción-corrección*, donde se prevé el nuevo estado (en caso de pérdida) y su incertidumbre a partir de la información disponible, corrigiendo la predicción con la nueva medida (no pérdida del elemento activo), minimizando así el error.

3.4.3.2 Algoritmos de asociación

Como en el caso anterior, a continuación se explica la implementación llevada a cabo en el PFC, desde un punto de vista genérico, para un mejor entendimiento.

El filtro de Kalman ha sido utilizado en el caso de pérdida del objeto, cuando no se ha encontrado la correspondencia entre frames de un mismo objeto. A continuación se presenta el método utilizado para la creación de esta relación.

El algoritmo de asociación se encarga de identificar cada una de las m medidas incluidas en el set de datos $Y = \{y_i / i = 1: m\}$, con los *targets* k presentes en la escena $X = \{x_j / j = 1: k\}$ de manera que puedan ser utilizadas por el algoritmo de estimación. A cada una de las posibles asociaciones de medidas y targets se las conoce como hipótesis.

Tal y como se puede intuir, el algoritmo de asociación tiene una importancia vital en el proyecto, ya que la asociación de una medida con el target incorrecto puede hacer divergir la posterior estimación de éste y la del resto de los targets.

Por otro lado, tal y como se presentó en el capítulo 3, la incertidumbre propia del sistema de medida puede provocar la aparición de *outliers* dentro del set de datos, por tanto no deben ser asignados a ningún target.

Aunque uno de los puntos revisados en la implementación es la no creación de falsos target, en ocasiones pueden aparecer, para evitar que estos consten en el experimento, a cada elemento presente en la imagen se le asigna un ciclo de vida que se actualiza en base a su velocidad y a la distancia que guarda hasta llegar al final de la imagen en sentido ascendente. Si esta información no está disponible se ha fijado un ciclo de vida por defecto, pasado el mismo, la trayectoria es borrada del seguimiento y por tanto de la base de datos.

Adicionalmente, existen determinados factores que complican el algoritmo de asociación en nuestra aplicación concreta:

- El número de muestras a asociar a cada target es alto, variable y desconocido
- El número de targets es variable e indefinido, imposibilitando la simplificación de considerar su número constante. Por lo que ha sido necesaria la adaptación del algoritmo en cada frame (variando el número de target a seguir) durante la ejecución de la herramienta, diseñando procesos de creación y eliminación de targets.

Ejemplo básico

Para un determinado instante t , el cual corresponde a un fotograma, el algoritmo de tracking contará con N medidas y tendrá N trayectorias, una para cada uno de los N objetos en escena. El problema se encuentra en la asignación de las medidas disponibles a las trayectorias existentes, ya que en el nuevo fotograma nos encontramos con objetos que han salido de la imagen, ocluidos por otros o bien que no hemos sido capaces de asignar debido a la variación de las características de los objetos, lo que constituye una de las problemáticas importantes en el PFC.

Una vez presentados estos puntos se han tenido en cuenta los siguientes algoritmos de asociación, que al igual que en el caso de los de estimación se pueden dividir en *determinísticos u orientados a medidas* y *probabilísticos u orientados a targets*.

a) **Determinísticos – Orientados a medidas**

Definición: Este tipo de algoritmos determinísticos, intenta dar respuesta a la pregunta de qué medida(s) $y_i / i = 1:m$ asociar a cada target $x_j / j = 1:k$ y permiten obtener la solución óptima de asociación para un número de targets k desconocido y variable. Al tratarse de algoritmos determinísticos, asignan a cada hipótesis de asociación una certeza absoluta, por lo que para cada $\theta_{i,j}$ se obtiene una $p_{i,j} = [0,1]$, la cual se mantiene a lo largo del tiempo, $1:t$. Entre ellos encontramos el método *Multiple Hypotheses Tracker (MHT)* y una simplificación conocida como *Nearest Neighbour*, la cual permite que sea aplicable a tiempo real. La adaptación de este último método ha sido utilizada como sistema de asignación en este PFC.

Cuando se realizó el estudio del método *Multiple Hypotheses Tracker (MHT)*, se encontraron ciertos problemas debido a la carga computacional excesiva que conlleva, haciéndolo impracticable en pocas iteraciones (sobre todo si el número de targets y medidas es elevado). Esto es debido a la cantidad de hipótesis manejadas. Para solucionar esto se optó por la implementación del algoritmo de *Nearest Neighbour*.

Nearest Neighbour

Como se ha comentado, se ha optado por realizar una adaptación de este sistema, donde sólo se mantiene una hipótesis de asociación por cada target, siendo esta hipótesis la que asocia cada target con la medida o medidas que se encuentran más próximas dentro del espacio de asociación en cada instante t de ejecución del algoritmo. Consiguiendo obtener para cada elemento únicamente k posibles posiciones (mejores hipótesis de asociación por cada target), eliminando totalmente la incertidumbre en el proceso de asociación y por tanto, constituye un método de gran robustez ante situaciones complejas como oclusiones o movimientos inciertos.

Su principal punto fuerte reside en su simplicidad, lo cual implica bajos tiempos de cómputo. Aunque este sistema está pensado para situaciones como problemas de asociación sencillos (pocos targets con modelos de verosimilitud muy específicos) consigue asociar con cierta facilidad los elementos entre frames. Cabe destacar que en el

caso de poder obtener una asociación correcta se utiliza el filtro de kalman, encargado de realizar la predicción de la posición.

Por todo ello, este es el método utilizado para la obtención de las trayectorias de los objetos presentes en las secuencias de video del PFC, ya que resuelve en gran medida los problemas de entrada y salida de objetos de la escena, además de la oclusión de unas burbujas sobre otras, Figs. 51 y 52.

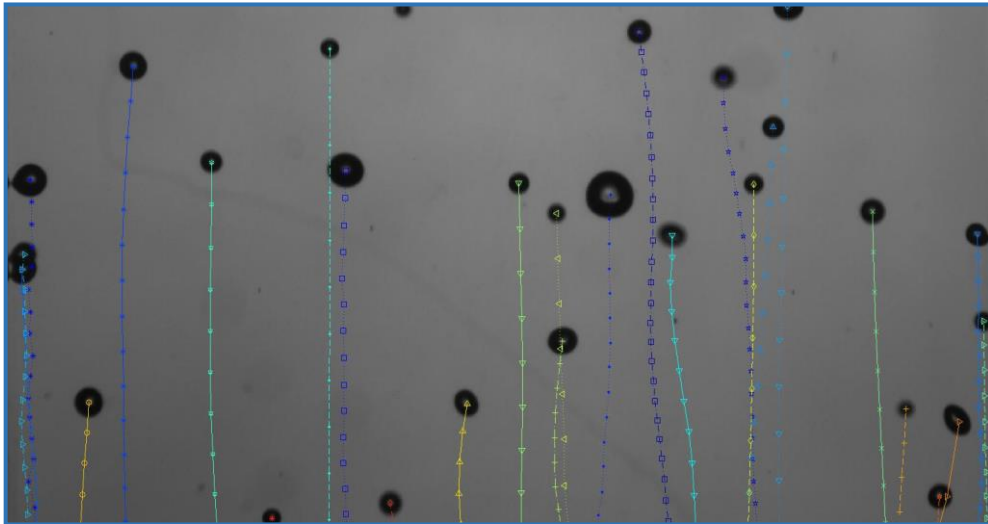


Figura 51 Resultados 1 obtenido en el PFC

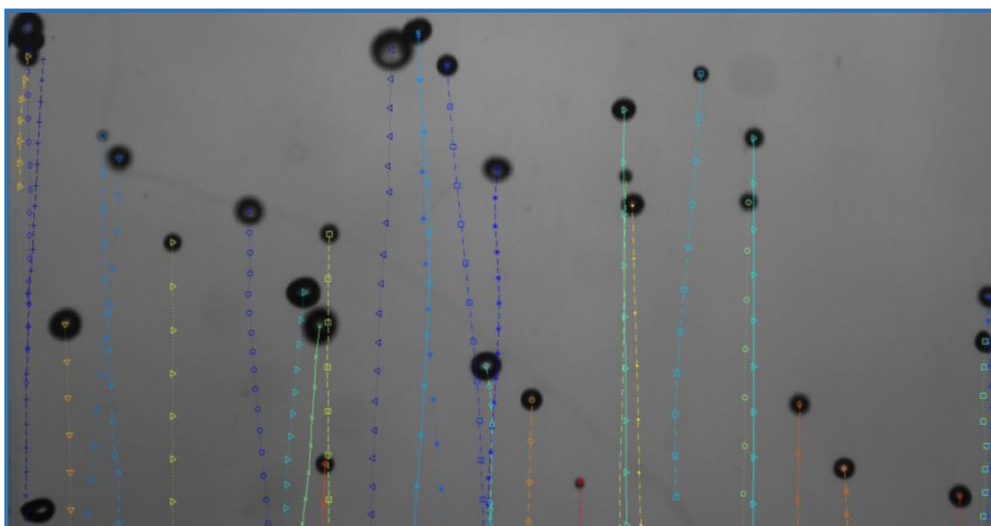


Figura 52 Resultados 2 obtenido en el PFC

4 Desarrollo

La estrategia elegida para llegar a un algoritmo de localización robusto consistió en dividir el problema en etapas, consiguiendo de este modo una estimación de la proyección de los puntos de referencia en la imagen y realizando posteriormente un correcto enlazado entre fotogramas, para lo cual se hizo uso de detectores de puntos, filtro de Kalman y métodos de asociación entre otros.

En este capítulo se describe el algoritmo de seguimiento, dividido en las siguientes etapas: a) definición del modelo de seguimiento usado para seguir un único objeto y la adaptación a varios objetos, b) incorporación de nuevos objetos al seguimiento y detección de pérdidas (objetos que entran y salen de la imagen) y c) flujo de incorporación y guardado de trayectorias. Por último, en este apartado también se explicarán algunos de los experimentos realizados en torno a este sistema.

4.1 Seguimiento

Con el fin de tener una perspectiva adecuada del PFC, se empezará describiendo cómo se ha implementado el filtro de Kalman para el seguimiento de objetos en movimiento.

Como se ha comentado en los apartados anteriores, las imágenes en las que se centra el estudio de este PFC, se caracterizan por tener un número elevado de elementos como oclusiones, variaciones de luminosidad entre fotogramas y elementos con forma variable, entre otros. Por todo ello para obtener una correcta implementación del Filtro de Kalman y tener una buena estimación de la predicción en caso de pérdida, se asume que se tiene una medida ruidosa de las coordenadas del objeto activo; condición importante debido a la presencia de falsos positivos o a la incapacidad de asignar la medida que nos interesa debido a la disponibilidad de varios datos al mismo tiempo.

Por otro lado si no se tuviese cierta seguridad de que la medida se encuentra bien asociada, no se podría asumir que el ruido es gaussiano con media cero y, el filtro de Kalman no sería de utilidad en este caso.

Como primera estimación para poder realizar el seguimiento, se partió del caso más sencillo, se entendió que las burbujas, aunque sean unas más rápidas que otras, su diferencia de velocidades será baja asumiendo que todas se mueven con la misma velocidad durante todo el recorrido.

4.1.1 Modelo de Velocidad Constante

Para modelar un objeto en movimiento presente en la imagen se ha utilizado el modelo de “*Velocidad constante*”. Este modelo implica que la predicción del filtro de Kalman no introduce cambios en la velocidad, y que estos se tratan como ruido del proceso. Se considera por tanto, que la aceleración tiene distribución gaussiana (en este caso bidimensional) de media nula y de matriz de covarianza conocida y como tal no forma parte del vector de estado puesto que no supone un avance en la estimación (no aporta información). Asumiendo así que la velocidad de los objetos es constante.

La posición se medirá en píxeles y la velocidad en píxeles por segundo, realizando el cambio posteriormente a razón 0.04 mm/píxel.

Además de esta consideración con respecto a la velocidad se asumió la presencia de ruido en las imágenes, producido por distorsiones, interferencias, desenfoque y codificación de la imagen, además de las debidas al temblor presente en la estructura, generado por el sistema de inyección de aire en el fluido. Destacando por encima de ellos el ruido producido por el carácter discreto de las coordenadas de la imagen (ruido de cuantificación), modelado como uniforme.

Por último destacar que una de las partes más importante de este modelo, si nos encontramos ante la incapacidad de asignar un elemento del instante actual a su correspondiente del instante anterior, debido a oclusiones, pérdida del objeto o no coincidencia de puntos característicos, no es posible obtener la corrección del filtro de Kalman realizando el paso de actualización del filtro.

Esta situación constituye el motivo por la cual se implementó el filtro de Kalman, ya que es en este caso cuando empleamos el proceso de predicción del filtro, aumentando

con ello la incertidumbre estimada. Al tratarse de un modelo de velocidad constante, cuando no se realiza una asignación equivale a suponer que la aceleración en este instante ha sido 0, y que el objeto en seguimiento ha continuado su trayectoria con la misma velocidad que tenía cuando fue observado correctamente por última vez. Esto permite continuar con el seguimiento.

4.2 Aplicación a Múltiples objetos

Para afrontar el seguimiento de múltiples objetivos y por tanto múltiples puntos de interés, usaremos varios filtros de Kalman independientes y definidos para cada objetivo de forma inyectiva, basados en sus características y datos previos.

En cada iteración se procederá primeramente a la aplicación del detector de características (Harris o KLT) implementado en Matlab, para a continuación llevar a cabo el paso de predicción de los filtros de Kalman, seguido de un proceso de asociación características-filtro para, por último realizar la actualización de los filtros, si procede.

4.2.1 Inicialización

Al comienzo del análisis de la secuencia completa de imágenes, se procede a realizar una etapa de inicialización, donde se extraen los objetivos presentes en cada fotograma, candidatos que serán seguidos hasta que sus trayectorias se encuentren fuera del marco de la secuencia de video.

Esta etapa se lleva a cabo utilizando el método explicado en el apartado 2.3.2.1, transformada circular de Hough, la cual caracteriza la imagen identificando correctamente todos los objetos, obteniendo su centro y área, Fig. 53. Es importante destacar la relevancia de este método, ya que se encuentran todos los objetos presentes en la imagen aun habiendo oclusiones, por lo que constituye un sistema clave para el posterior seguimiento. Los objetos presente en el borde (reflejos) no se tienen en cuenta en el análisis; son eliminados.

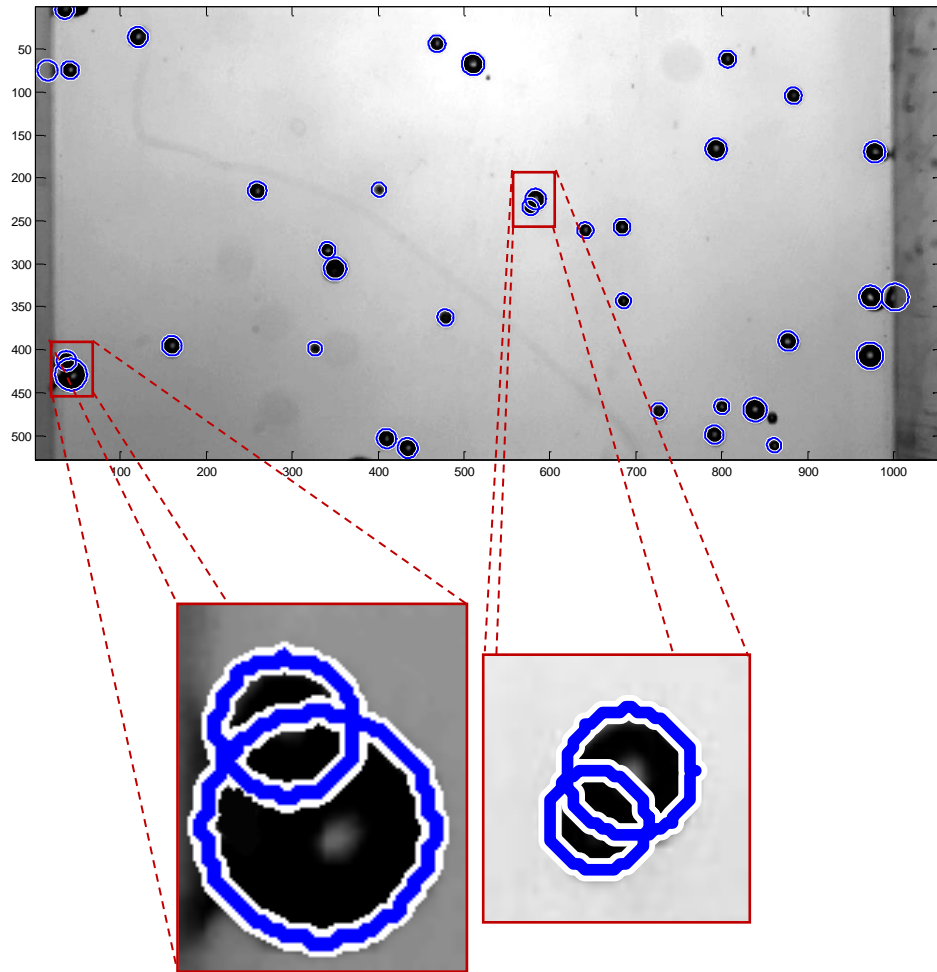


Figura 53 Objetos presentes en la imagen. Transformada circular de Hough

4.2.2 Extracción de características

Una de las partes más importantes en el proceso de seguimiento donde se obtienen las características clave que aportaran singularidad a cada elemento. Para ello se han empleado los métodos, en cada iteración, mencionados en la sección 2.3.2, como el *Método Harris*, *Método Minimum Eigenvalue Algorithm* o *Método KLT* implementados en matlab.

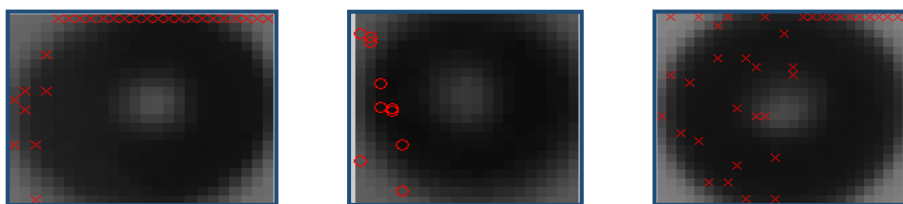


Figura 54 Análisis de características. Método Harris (izq.), Método Minimum Eigenvalue Algorithm (centro), Método KLT (derch.)

En la figura anterior se puede ver el resultado, tras la aplicación de tres métodos diferentes. Como se puede observar en las imágenes, es un entorno hostil en el que no existen puntos de apoyo fiables, por ello los algoritmos devuelven falsas características que no son persistentes a lo largo del tiempo ya que la imagen presenta una superficie ruidosa. Este defecto es más visible en la parte superior de la imagen con el método de *Harris* y en menor medida con el método *KLT*.

Esta es una de las problemáticas presente en el proyecto, al trabajar con una foco de iluminación estándar y al realizar secuencias capturadas a alta velocidad estos puntos característicos en muchas ocasiones no se mantienen entre frames consecutivos. Por ello para obtener mayor fiabilidad en la asignación de un elemento de un frame al siguiente se utilizan dos de los métodos antes mencionados, *Minimum Eigenvalue Algorithm* y *KLT*, puesto que como puede verse en las imagen caracterizan en mayor medida al objeto y no llevan consigo un coste computacional elevado. Como se verá más adelante, si no es posible asignar el objeto utilizando sus puntos característicos en el nuevo frame, es necesario aplicar la etapa de predicción del filtro de Kalman.

4.2.3 Puntos característicos y filtros de seguimiento

Una vez obtenido los puntos característicos en la fase de extracción, se ha realizado una etapa intermedia de asociación, antes de utilizarlos directamente como observaciones para los filtros de Kalman, donde se lleva a cabo una de las etapas más importantes, el emparejamiento entre candidato/objetivo y su correspondiente filtro. Para tener una idea global del funcionamiento del sistema de seguimiento se adjunta el siguiente esquema.

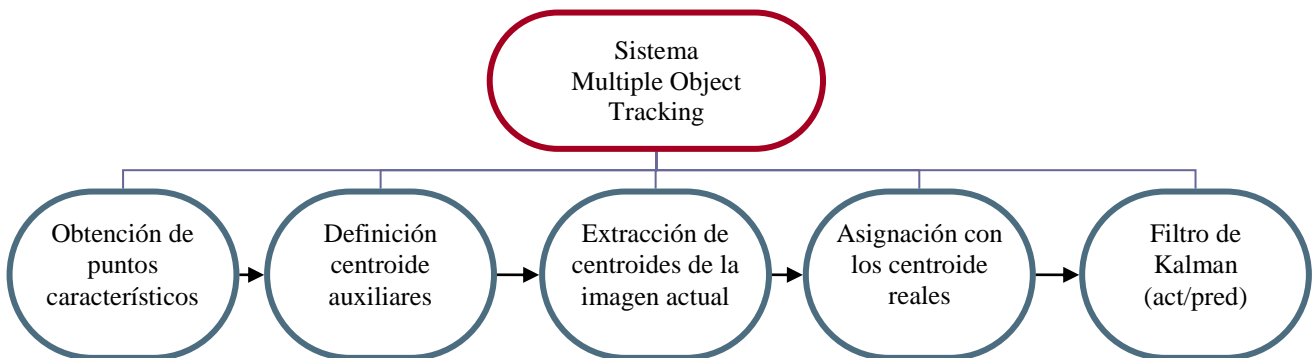


Figura 55 Esquema de seguimiento

Como se puede ver en el diagrama, después de realizar la obtención de los puntos característicos obteniendo ejemplos como la figura 55, se obtienen el centroide del área formada por la agrupación de dichos puntos que corresponden a un único elemento, consiguiendo así el posible centro del objeto en seguimiento. Una vez obtenido este centro auxiliar, se extraen de la base de datos los centros reales obtenidos por la Transformada circular de Hough, para posteriormente asignar el elemento que más se acerque en posición y características previas al elemento buscado (esta asignación se explicara en el siguiente apartado). Por último se realiza la actualización del filtro de Kalman, a no ser que no se encuentren los puntos característicos, en cuyo caso se realiza la predicción.

En la siguiente imagen se muestra un ejemplo encontrado en el PFC, Fig. 56. En él se muestran los centros obtenidos utilizando la transformada (triángulo verde y cuadrado naranja), además se incluyen los puntos característicos del objeto de mayor volumen (azul claro) y el centro obtenido con ellos (rojo).

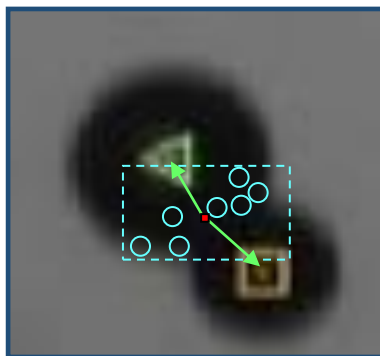


Figura 56 Ejemplo de asignación

Como se puede ver en la figura se han encontrado algunos de los puntos característicos previos del objeto de mayor volumen, estos han generado un centro temporal (color rojo) que indica una posible situación del objeto en el frame actual. Utilizando las distancias y otros factores que se detallan más adelante como; el área que ha tenido el objeto en el pasado, el movimiento descrito si se considera este punto como valido (los objetos no describen trayectorias bruscas) o si estamos ante una oclusión, son uno de los factores determinantes para asignar la nueva posición del objetivo en el frame actual.

Una vez realizada la búsqueda de los puntos característicos de un objetivo en el nuevo frame y definido un centroide en base a estos puntos, se lleva a cabo el siguiente procedimiento para buscar el centroide más cercano obtenido con la transformada de Hough. El procedimiento establecido para la búsqueda del mejor candidato se basa en las siguientes consideraciones:

- **Área de búsqueda:** Se establecen dos áreas de búsqueda, una de forma circular alrededor del punto obtenido con el centroide del rectángulo formado por los puntos característicos, o en el caso de no encontrar dichos puntos, el centro obtenido con el paso de predicción del filtro de Kalman (sección anterior), y una segunda con forma de cono, cuyo inicio se encuentra en uno de los puntos del anterior fotograma y se abre en dirección ascendente, este área es generada por el movimiento natural de los objetivos debido al arrastre del fluido.
- **Distancia y área del objeto:** Para cada punto que este dentro del área de búsqueda, se calcula la distancia al centro auxiliar considerando en este caso los puntos más cercanos. Tiendo en cuenta el área de los objetos cercanos y la correspondiente al objeto buscado, puesto que lo objetivos en este proyecto al tratarse de esferas, no cambian su área entre fotogramas, a no ser que nos encontremos ante una oclusión o unión de burbujas.
- **Extracción:** Se extrae un parche cuadrado de imagen en torno a dicho punto y se calcula la función de divergencia con el parche que se guardó la última vez como asociado al punto objetivo.
- **Discriminación:** Se ignoran los candidatos cuya divergencia exceda un determinado umbral.
- **Rechazo:** Si no queda ningún candidato, se considera un rechazo. No se hará el paso de corrección del filtro de Kalman.

- **Corrección:** Se establece el vector de observación para el paso de corrección como el del candidato cuyo coste sea mínimo.
- **Actualización:** Se extrae un nuevo parche de imagen en torno a la posición corregida y se guarda en la memoria asociado al filtro.

4.2.4 Modelo avanzado

Después de la realización de un número de pruebas con el sistema comentado hasta el momento, se observó que la predicción del filtro de Kalman no se adecuaba correctamente al experimento. Esto era debido a varios factores como la posibilidad de uniones o empuje entre burbujas que variaban considerablemente su velocidad. Para ello, nos mantenemos en el modelo de velocidad constante, pero en este caso la aceleración pasa a ser una variable dependiente de la velocidad. En concreto, se espera que la componente principal de la aceleración tenga la misma dirección que la velocidad. Consiguiendo un modelo de utilidad en este PFC, donde los objetos que se quiere seguir tienen un movimiento aproximadamente rectilíneo, reduciendo drásticamente el número de pérdidas.

4.2.5 Flujo del sistema

Debido a la naturaleza del experimento, en el cual se tiene como objetivo el seguimiento de todos los objetos presentes en la imagen, se podrá observar un flujo de elementos constante. Este flujo estará marcado por entradas y salidas del marco de la imagen de forma impredecible, por ello se ha optado en modelar la aparición y desaparición de las marcas como un proceso aleatorio de nacimiento y muerte.

4.2.5.1 Situaciones clave

Con el fin de acotar correctamente el experimento y conseguir el cumplimiento de los objetivos, se ha realizado un análisis previo, cuyo resultado se expone a continuación, y donde se exponen los eventos típicos que pueden darse en un caso de seguimiento.

- **Aparición:** Es uno de los apartados más importantes por su complejidad por la aparición de un nuevo objeto en el campo de visión de la cámara, bien por su entrada en la escena desde el exterior o porque ese objeto aparezca en escena, al dejar de estar ocluido, el entorno es cambiante. Una vez se detecta el objeto, se le asigna un tiempo de vida, en el caso inicial se basa en la distancia que le separa del final y su área. Es importante destacar que este ciclo se irá adaptando a su velocidad (una vez que tengamos más información del objeto), estimando el número de fotogramas necesarios para que desaparezca de la secuencia. En el caso de la aparición de un falso positivo, la herramienta le asigna un tiempo de visualización por defecto, de tal forma que si no ha sido encontrado en más ocasiones es descartado del seguimiento.

- **Desaparición:** Un objeto existente ya no es abarcado por el campo de visión, o este desaparece, debido a una oclusión o porque no ha sido encontrado en la detección por puntos característicos. Si el objeto se encuentra en la zona superior del marco y se encuentra por debajo de un umbral, se descarta, esto es debido al comportamiento de los objetivos, los cuales se mueven de forma ascendente. Por otro lado, si el objeto perdido se encuentra en una zona fuera del umbral se considera la predicción de posición. Considerando esta predicción de posición hasta que se encuentre de nuevo el objeto o sobre pase un umbral de seguimiento, en ese caso junto con otras consideraciones podría considerarse como una unión con otro objeto.

- **Parpadeo:** Un objeto existente no tiene observación en el instante actual, pero reaparece en fotogramas sucesivos. Esto puede deberse a un emparejamiento incorrecto o a un fallo de la función de detección de características. Los parpadeos son ignorados, y como se ha comentado en el apartado anterior, se continúa con el seguimiento realizando una predicción de la trayectoria. La herramienta está diseñada para la no asignación de estos parpadeos a elementos que no correspondan con el original, con el fin de no obtener falsos positivos

- **Espurio o artefacto:** Aparición de un nuevo objeto pero su pérdida se produce rápidamente, ya sea por una falsa medida o por un objeto que existe pero es fugaz. En ambos casos y debido al tipo de experimento de este PFC, donde la entrada de objetos está controlada y solo pueden aparecer burbujas, los elementos espurios son provocados

por el mal funcionamiento del sistema de detección, para poder adaptarse a estas detecciones y como se ha comentado en el primer apartado se les asigna un tiempo de visualización, para poder descartar estos elementos del seguimiento.

- **Separación:** Un objeto se divide en dos o más. Similar a una aparición, solo que ésta se produce muy cerca de un objeto existente y en una en situaciones lejanas al inicio del marco de la imagen. Son tratados con cuidado ya que debido a la morfología de los elementos presentes en la imagen pueden desembocar en a falsos positivos.

- **Unión:** Oclusión de un objeto a otro. En este caso se evita que los dos filtros de seguimiento se refieran al mismo objeto, aunque si se guardan sus trayectorias.

Cruce: Similar a una oclusión en un espacio “breve” de tiempo para desembocar en una separación (se han podido ver ejemplos en este documento), cuando lo que ha pasado es que dos objetos se han cruzado o han pasado muy cerca el uno del otro, resultando que durante el cruce solo se observa uno solo. La implementación realizada en la herramienta está preparada para estas situaciones, siendo una de las principales problemáticas resueltas en el PFC.

4.2.5.2 Condiciones

Obtenidas las situaciones clave y una vez explicado el flujo del sistema de seguimiento se procede a la explicación de las condiciones para el correcto funcionamiento del tracking:

- **Asignación de un filtro de seguimiento** cada vez que se encuentre un nuevo objeto. Para ello se procede a la búsqueda de los nuevos puntos de interés, ejecutando las funciones implementadas en Matlab para la búsqueda de características (Harris, KLT, etc..), así como la obtención de la información de su centroide y radio obtenido con la transformada de Hough.

- **Destrucción de un filtro:** una vez se pierda el rastro de un objeto, debido a un falso positivo, toda su información es borrada de la base de datos. Se realiza de esta

forma ya que este es el único caso en donde se puede destruir la información, si tenemos un objeto que se ha seguido en 5 fotogramas y dejada de encontrarse solo es debido a una oclusión o unión de dos o más elementos, en cuyo caso y por requisitos del proyecto se continua con la predicción de la trayectoria hasta que aparezca de nuevo o salga del marco. Por supuesto esta predicción constante no se realiza directamente debe de cumplir unas condiciones, tiempo de vida, numero de frames en los que se ha encontrado,...

- **Eliminación de los filtros** recién creados, cuya ausencia en la secuencia excede un número de frames (del orden de 8 iteraciones). Evita el seguimiento de estos elementos no deseados como se ha explicado en el apartado anterior.

4.3 Interfaz Grafica

Todas las anteriores funciones descritas se implementaron en un entorno gráfico con el fin de crear una interfaz autónoma a Matlab que permita una ejecución fácil y cómoda para el usuario final donde se desarrollen de forma automática cada una de las diferentes fases desarrolladas en los apartados anteriores. Donde además se recopilan y muestran algunos de los datos obtenidos, permitiendo entender mejor el escenario en el que se desarrolla el PFC.

Toda la interfaz se generará con el entorno de creación de interfaces que incluye Matlab. Detrás de cada elemento interactivo que forman la interfaz gráfica (GUI - Graphical User Interface), llama a su correspondiente función (callback). En esta función se escribe el código que se tendrá que ejecutar al interactuar con el elemento.

Tanto el contenido de los menús, los popup, como los textos estáticos y lo títulos de los paneles, son configurados previamente en MatLab. Una excepción es el menú donde se produce la selección de imágenes, ya que su contenido puede variar según el terminal en el que se ejecuta el programa. A continuación se muestra un conjunto de las ventanas disponibles en el proyecto:

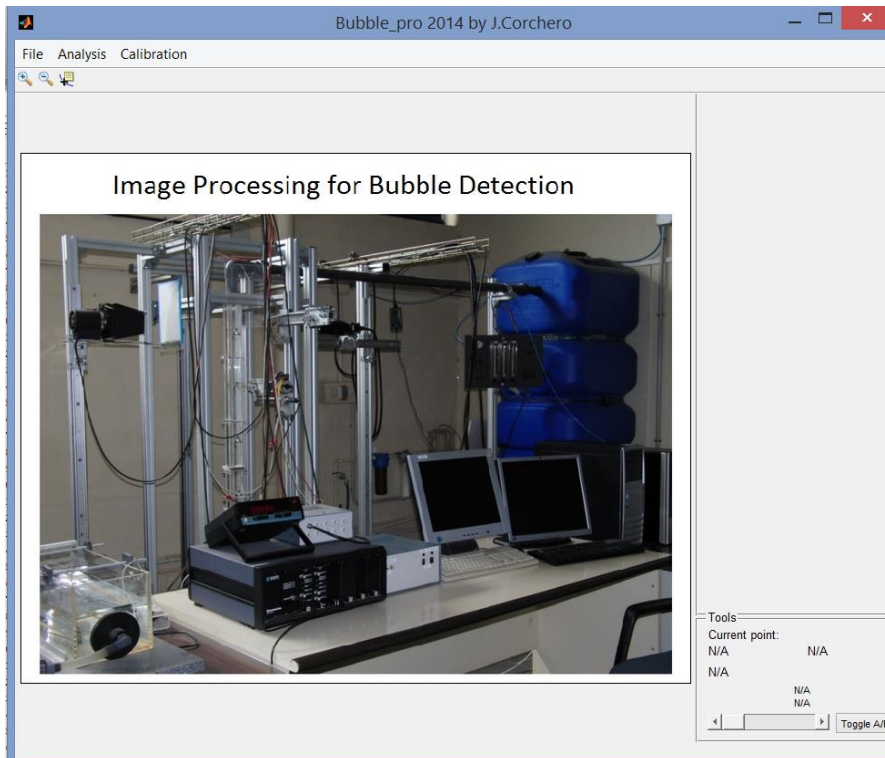


Figura 57 Menú de inicio presente en la aplicación

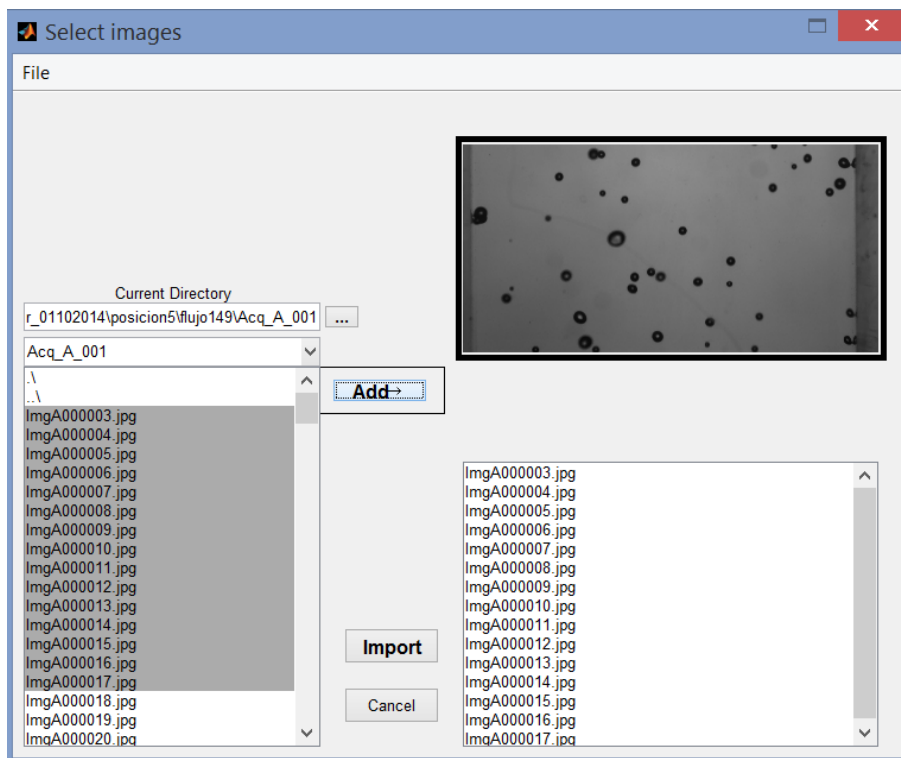


Figura 58 Menú de selección de imágenes para su futuro análisis

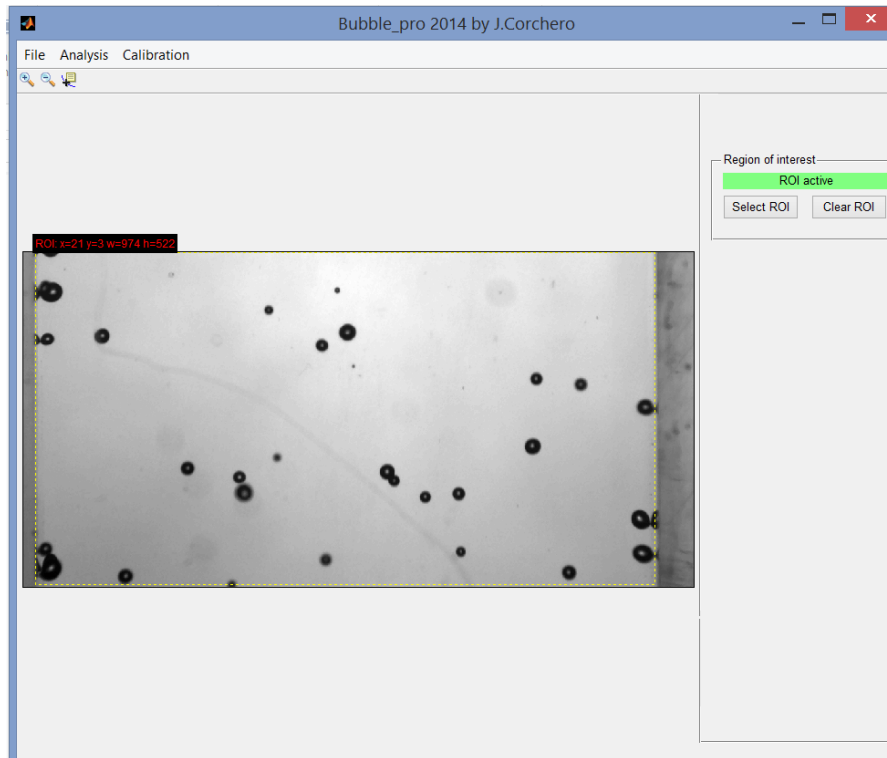


Figura 59 Menú de selección de la región de interés (ROI)

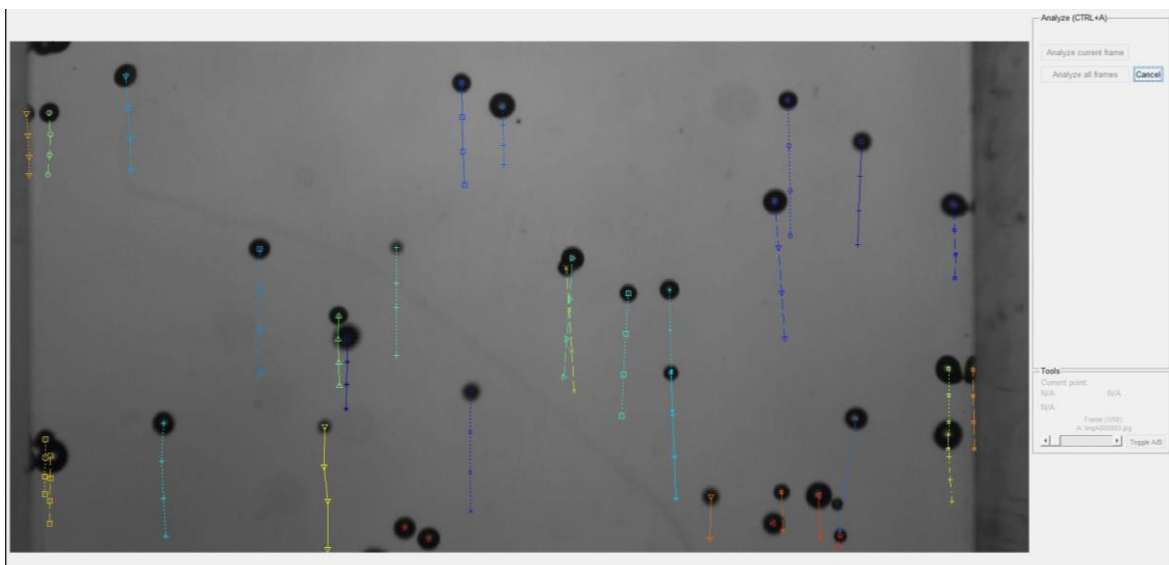


Figura 60 Visualización de trayectorias

5 Integración, pruebas y resultados

5.1 Integración

En el presente capítulo se realizara una breve introducción a la herramienta junto con una explicación de las pruebas realizadas para evaluar y analizar los algoritmos implementados. Concretamente, una descripción del entorno de trabajo, condicionante de los resultados obtenidos, así como las medidas utilizadas para evaluar su rendimiento.

Análisis de la influencia de los parámetros libres y comparación de la versión básica con las distintas mejoras desarrolladas, mostrando los resultados más relevantes.

Finalmente, se expondrán las conclusiones de los resultados obtenidos, y se detallarán las limitaciones de la aplicación, junto con las posibles soluciones y ampliaciones del trabajo realizado.

5.2 Equipo y pruebas iniciales

Tanto el diseño, como la implementación y las pruebas se han llevado acabo con en un ordenador Intel Core i5-4200U CPU @ 1.6 -2.3GHz, con 4 GB de memoria RAM, utilizando como sistema operativo, Microsoft Windows 8.1 Professional. El desarrollo de la aplicación se ha llevado a cabo íntegramente en Matlab, versión R2013b. Con el fin de probar la herramienta y poder validar su funcionamiento se han empleado diversos videos (la siguiente tabla muestra un resumen de las pruebas, Fig. 61). Dichas pruebas han sido escogidas de diferentes baterías de pruebas realizadas y explicadas en los anteriores apartados, partiendo desde situación sencillas hasta las más complejas como cambios de iluminación, oclusiones parciales, movimiento no lineal, fondos confusos y objetivos múltiples. Todas las pruebas se han obtenido durante la ejecución del proyecto.

Nº Secuencia	Nombre	Tamaño (pixel) / Duración	Tipo	Posición Cam.	Nº de objetos	Movimiento
Test1	P3_F0_1000	1056x528 /200	F. primitiva Compleja	Pos. 3	Bajo	Ascendente, lineal, cambios de dirección
Test2	P4_F149_1000	1056x528 /200	F. primitiva Circular	Pos. 4	medio	Ascendente, lineal, sin oclusiones
Test3	P5_F193_1000	1056x528 /200	F. primitiva Circular	Pos. 5	Alto	Ascendente, lineal, oclusiones elevadas
Test4	P3_F149_1000	1056x528 /200	F. primitiva Circular	Pos. 3	Alto	Ascendente, lineal, oclusiones elevadas
Test5	P4_F149_1000	1056x528 /200	F. primitiva Circular	Pos. 4	Alto	Ascendente, lineal, oclusiones elevadas
Test6	P5_F149_1000	1056x528 /200	F. primitiva Circular	Pos. 5	Alto	Ascendente, lineal, oclusiones elevadas

Figura 61 Secuencia llevada a cabo en los experimentos

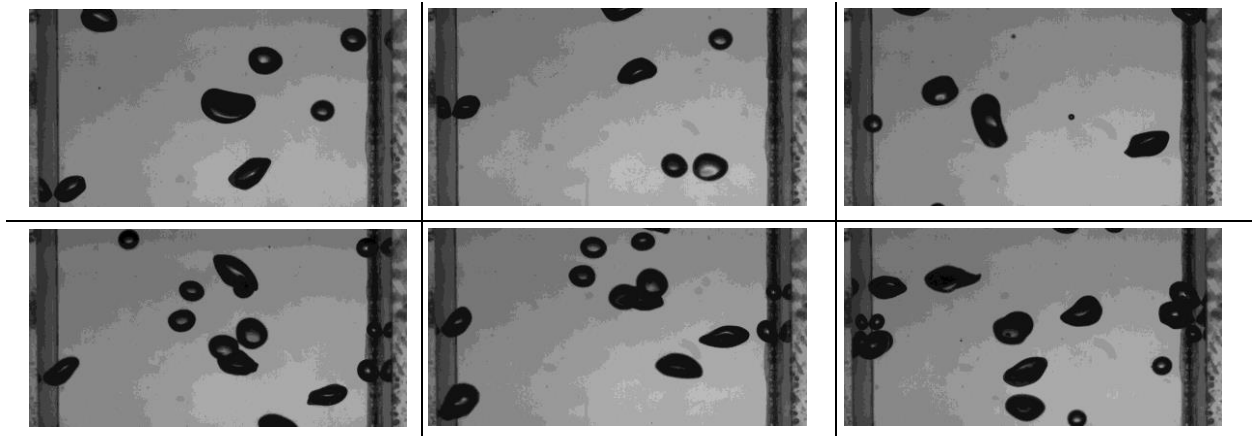


Figura 62 Ejemplos con velocidad de fluido 0m/s (sin oclusión 1º fila / con oclusión 2º)

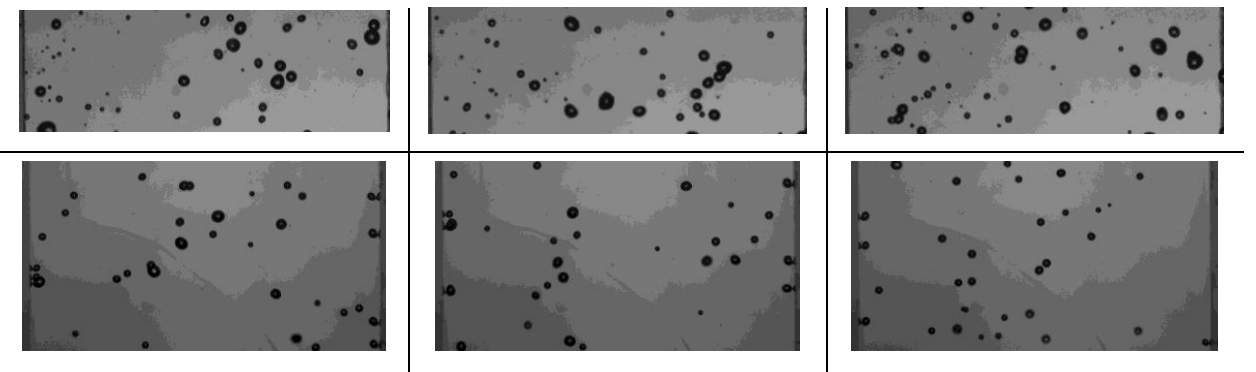


Figura 63 Ejemplos con velocidad de fluido 1m/s

5.3 Evaluación de requisitos

Las medidas tenidas en cuenta en la evaluación de los algoritmos para el correcto cumplimiento de requisitos, tienen por objetivo evaluar en términos de calidad del seguimiento, así como la fiabilidad o estabilidad.

Como se comentó al principio del estudio, las aplicaciones del tracking son muy diversas. Durante la implementación de este proyecto, se han tenido en cuenta diferentes escenarios donde hemos podido comprobar la existencia de múltiples problemas, buscando la robustez o fiabilidad en todos ellos, ya que no siempre es mejor el algoritmo que haga un seguimiento más exacto, es necesario buscar una solución de compromiso entre fiabilidad y tiempo de computación.

Todos los resultados mostrados en el estudio han sido promediados sobre 10 repeticiones del experimento en las mismas condiciones, ejecutando el algoritmo que se muestra a continuación para las 6 secuencias descritas en el apartado anterior (60 pruebas).

5.3.1 Calidad de seguimiento

Se han utilizan dos medidas de calidad, con el fin de evaluar la precisión del algoritmo. En la primera se emplea la medida propuesta por *Phillips* y *Chhabra*, donde se evalúa el sistema de reconocimiento de imágenes. Denotando como E_g y E_a el rectángulo de *ground truth* y el estimado por el algoritmo para el frame t , respectivamente, por lo que la medida de rendimiento viene dada por:

$$Q(E_g^t, E_a^t) = \frac{|E_g^t \cap E_a^t|}{|E_g^t \cup E_a^t|} \quad (5.1)$$

El valor de la medida será 1 solo cuando coinciden exactamente 0 los rectángulos del *tracker* y de *ground truth* y por tanto 0 en el caso de estar completamente separados, Fig 64. La media de la medida de rendimiento, Q , se obtiene promediando $Q(E_g, E_a)$ a lo largo de todos los frames de la secuencia.

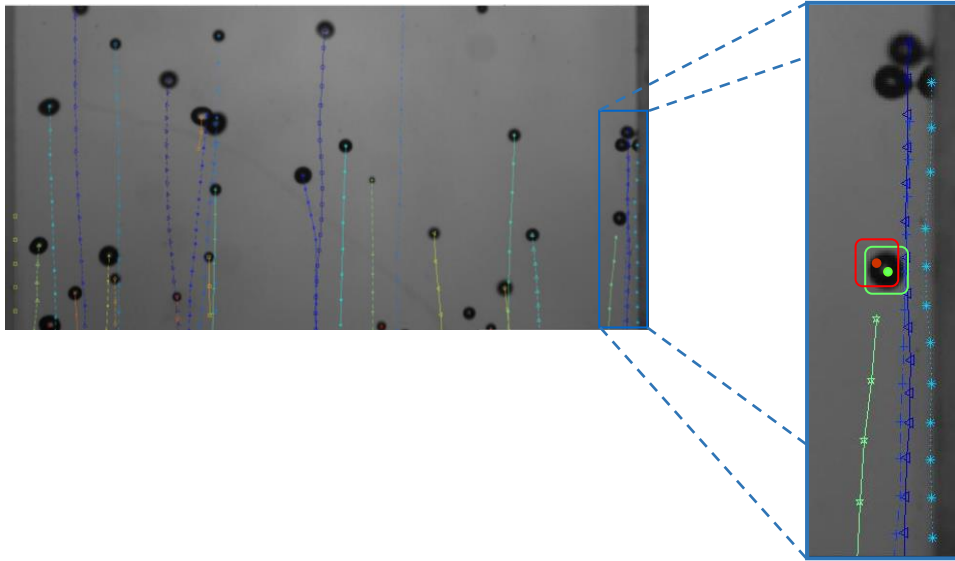


Figura 64 Ejemplos de calidad Phillips y Chhabra

Debido a la naturaleza de los objetos que se quiere seguir, a la condiciones de iluminación del laboratorio y a la velocidad de 1000 frames/seg con las que se obtienen las secuencias, se ha implementado una variación del ratio de detección anteriormente propuesto. En él se evalúa el número de frames en los que la localización estimada del objeto se realiza con precisión respecto al número total de frames presentes en la secuencia de video.

Se considera una localización estimada como precisa si la posición final se sitúa dentro de un cuadrado centrado en el rectángulo de *ground truth* y cuyo lado es el 85% del lado menor de éste. La medida se promedia para toda la secuencia, siendo 1 sólo si el objeto es estimado de manera precisa en todos los frames.

A continuación se muestran los resultados con los dos métodos de asignación utilizados, variando el nivel de concreta de elementos en la imagen, Figs. 65 a70. Se puede observar una representación de los pixeles de la imagen en el eje vertical y horizontal (en azul la posición real, transformada de Hough y en rojo posición detectada).

En ellas se puede observar que el método dos, sistema final implementado en la herramienta ofrece menor error en la medida que el método uno, Figs. 68 a 70 yn tabla adjunta. La diferencia entre ellos se encuentra en los detectores utilizados, para el caso dos están implementados los detectoras *KLT* y *Minimum Eigenvalue Algorithm*.

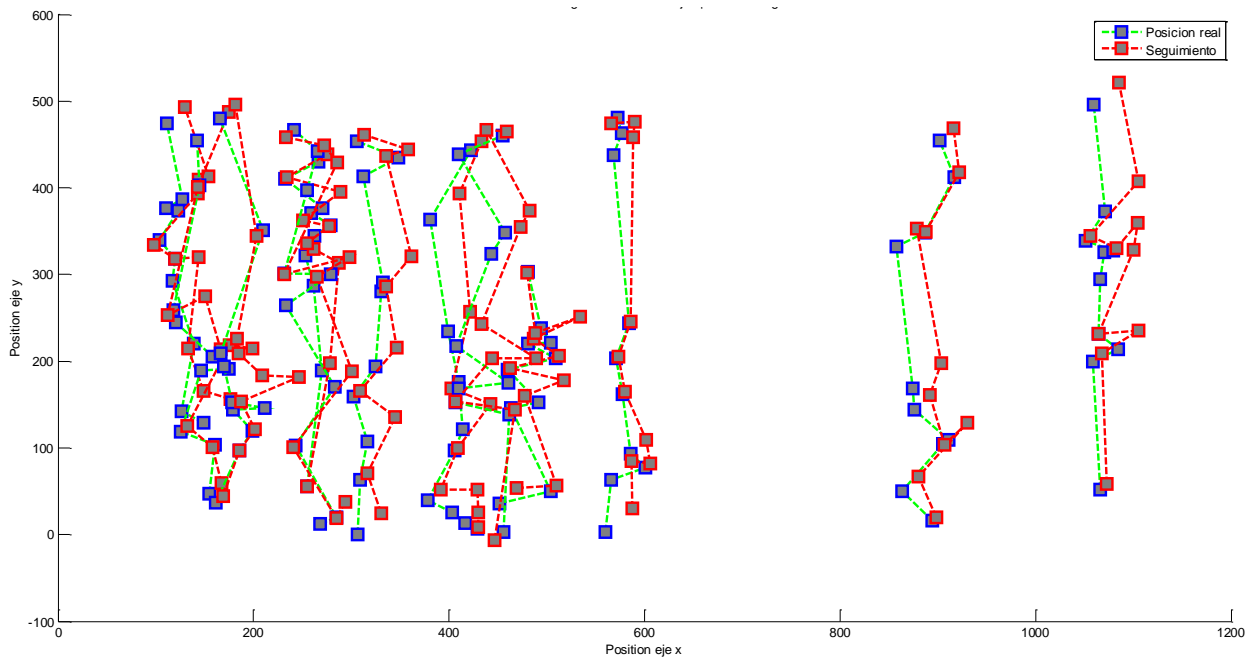


Figura 65 Prueba realizada con el primer método de asignación (baja concentración)

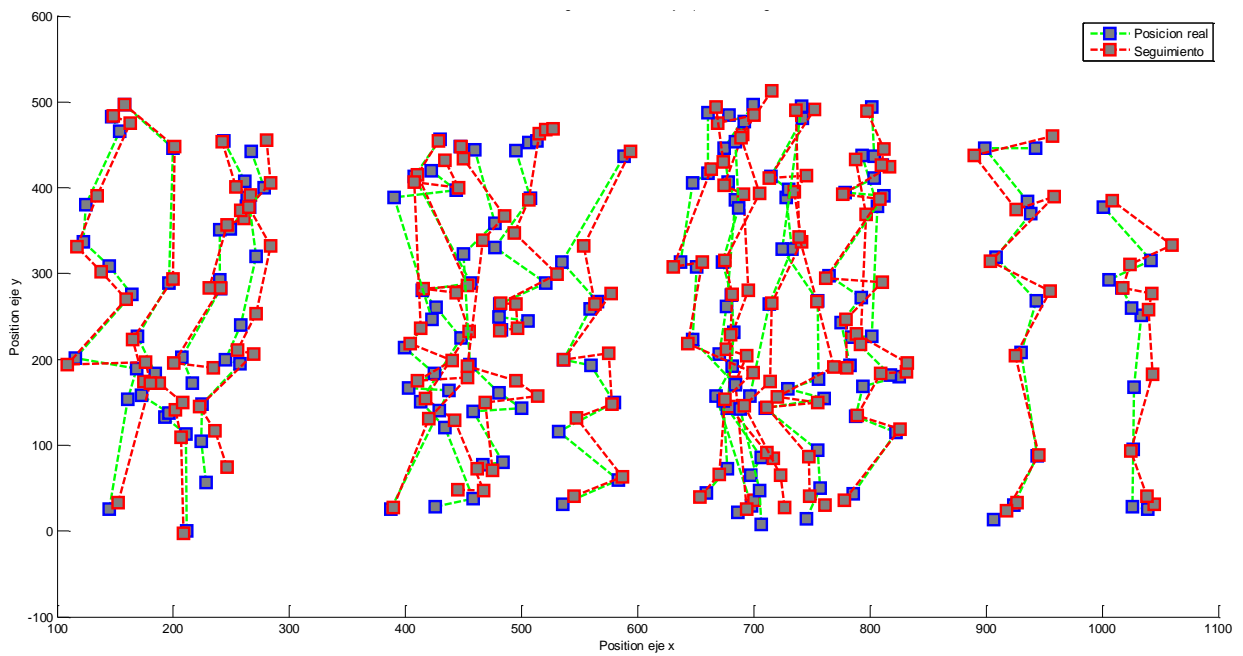


Figura 66 Prueba realizada con el primer método de asignación (Media concentración)

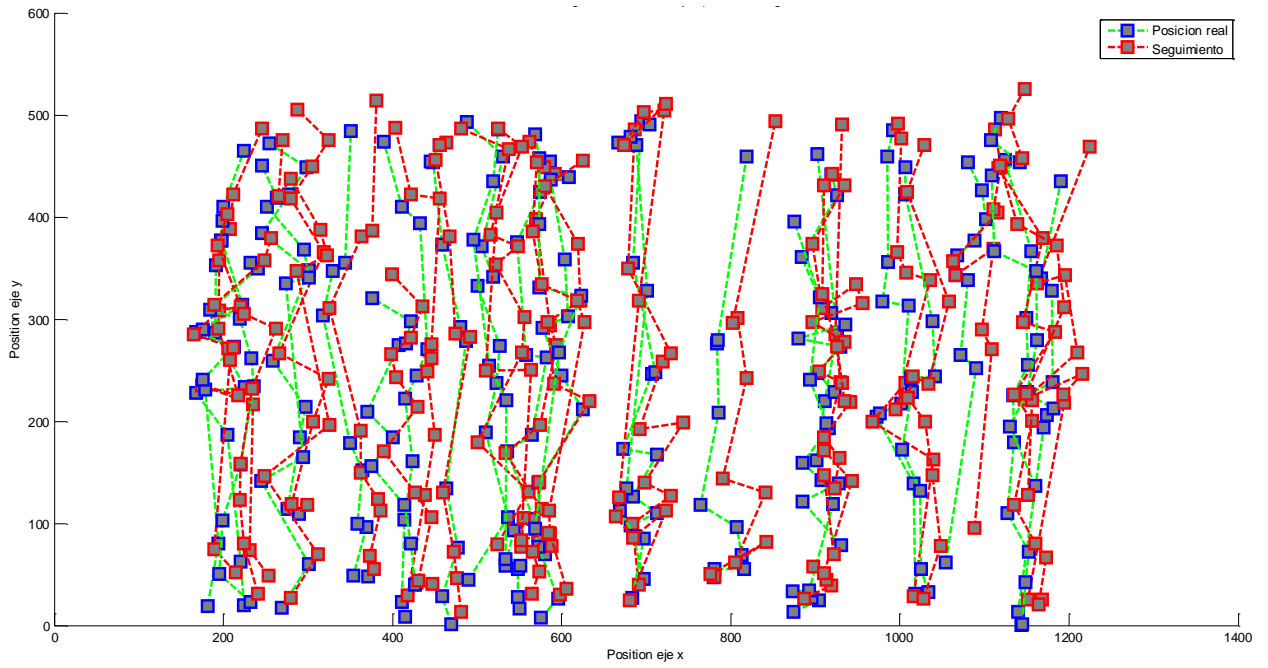


Figura 67 Prueba realizada con el primer método de asignación (Alta concentración)

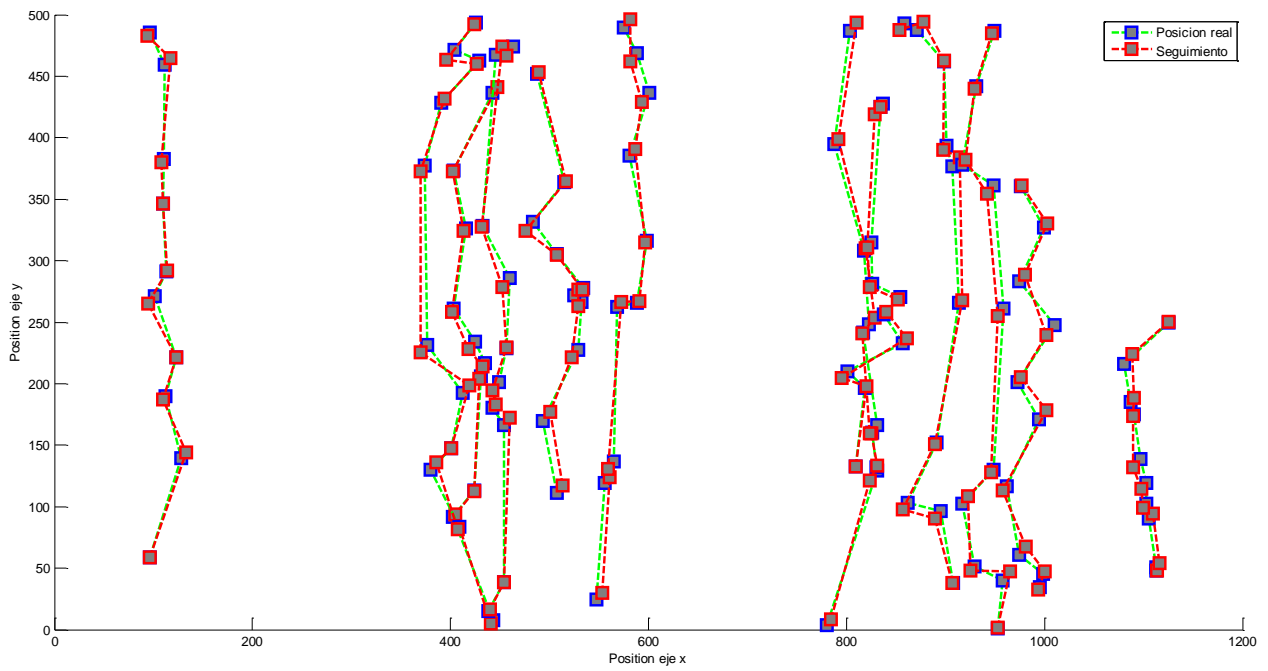


Figura 68 Prueba realizada con el segundo método de asignación (baja concentración)

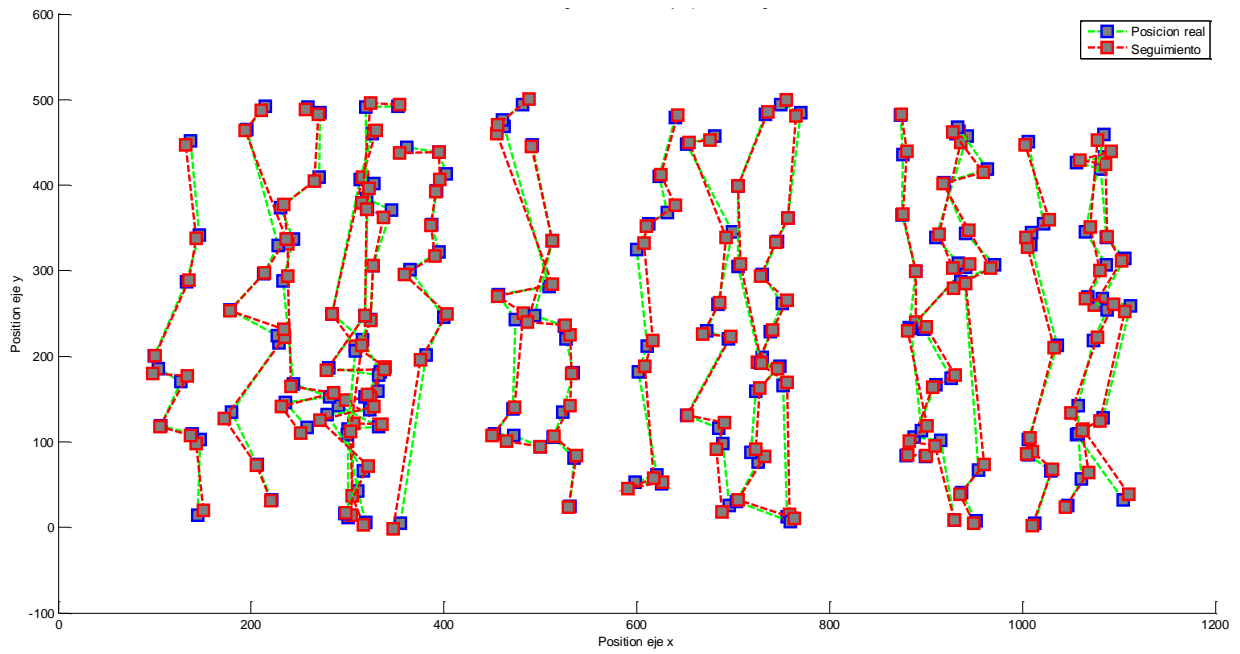


Figura 69 Prueba realizada con el segundo método de asignación (Media concentración)

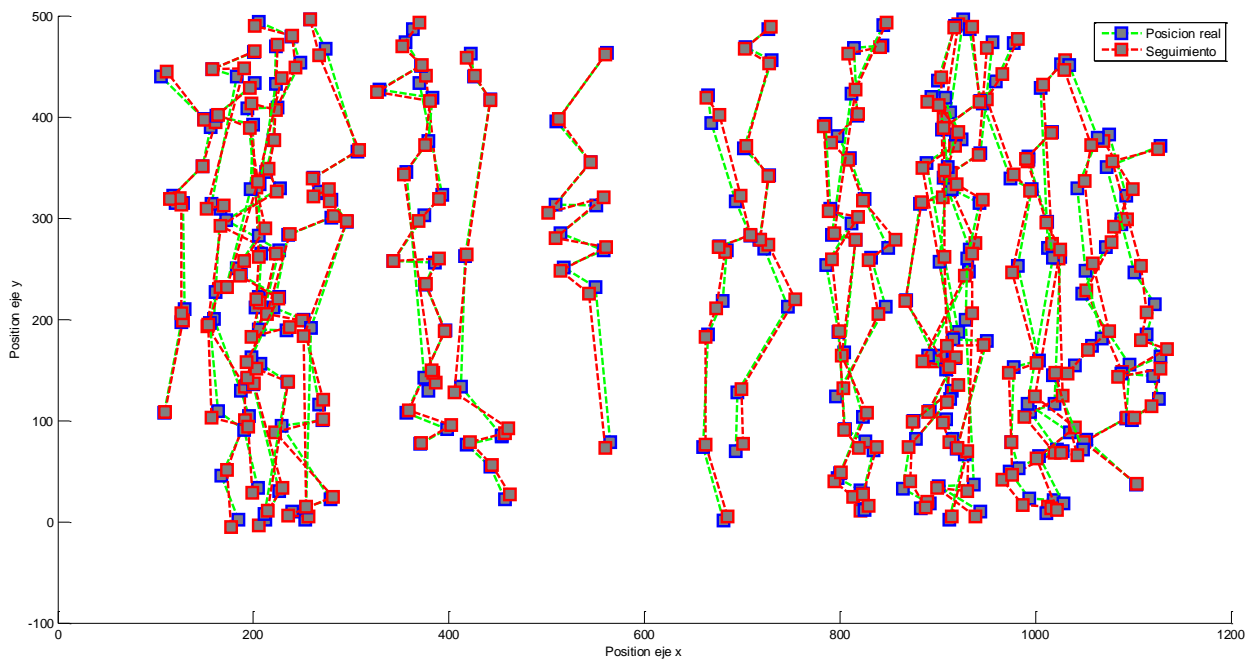


Figura 70 Prueba realizada con el segundo método de asignación (Alta concentración)

A continuación se muestra la desviación estándar del error (medida real – estimación) en 10 pruebas realizadas a cada uno de los métodos.

Prueba	Error 1 Método 1 (Media)	Error 2 Método 2 (Media)	Error 3 Método 1 (Alta)	Error 4 Método 2 (Alta)
1	18,78	5,35	33,62	9,09
2	16,19	3,47	2,03	5,85
3	5,23	6,74	26,98	1,43
4	9,00	1,70	21,44	4,10
5	9,19	5,05	16,62	4,50
6	18,15	0,48	38,05	6,26
7	21,11	7,16	0,85	4,18
8	9,88	2,93	1,64	8,71
9	8,92	1,25	23,64	1,94
10	2,37	4,96	27,48	4,81

Error obtenido en la implementación de ambos métodos

5.3.2 Calidad de seguimiento Multitracking

Una vez obtenido el algoritmo final, se aplicó a una secuencia con múltiples objetivos para probar su rendimiento. Es importante destacar que estas secuencias son uno de los principales retos del tracking, ya que las oclusiones entre objetivos móviles son más difíciles de resolver, por el problema que representa asociar correctamente los objetivos tras la oclusión, Fig. 71.

Por último se muestra, en la próxima página, algunos ejemplos de los resultados obtenidos durante la ejecución del proyecto, durante su implementación se realizaron pruebas variando los parámetros de los diferentes algoritmos, además de otras técnicas de medición de calidad.

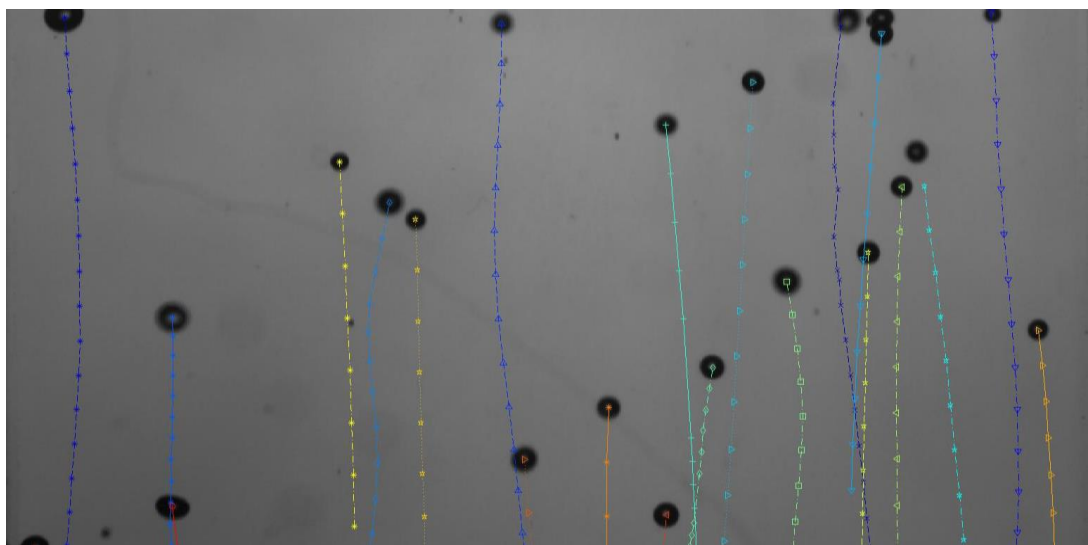
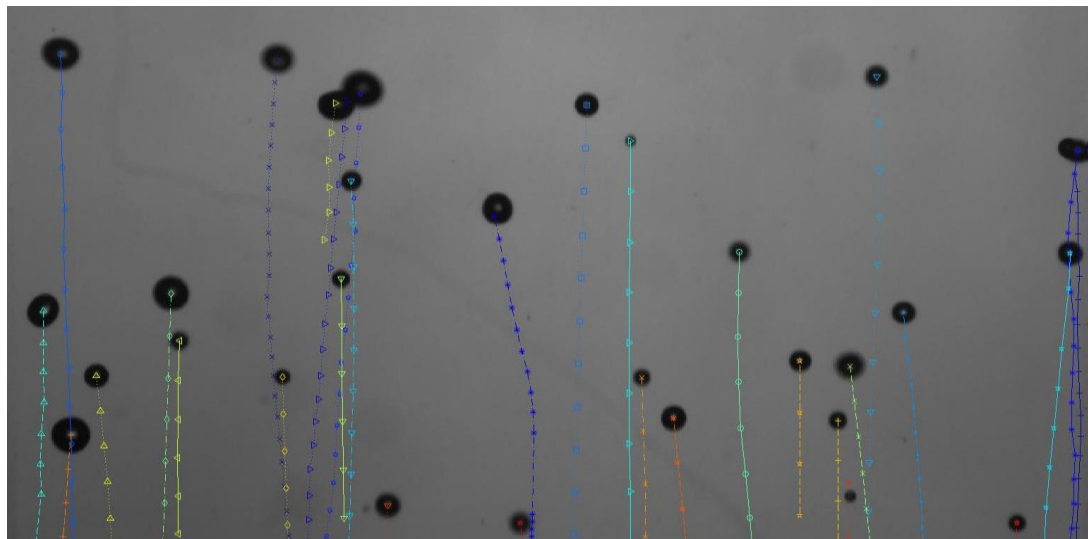
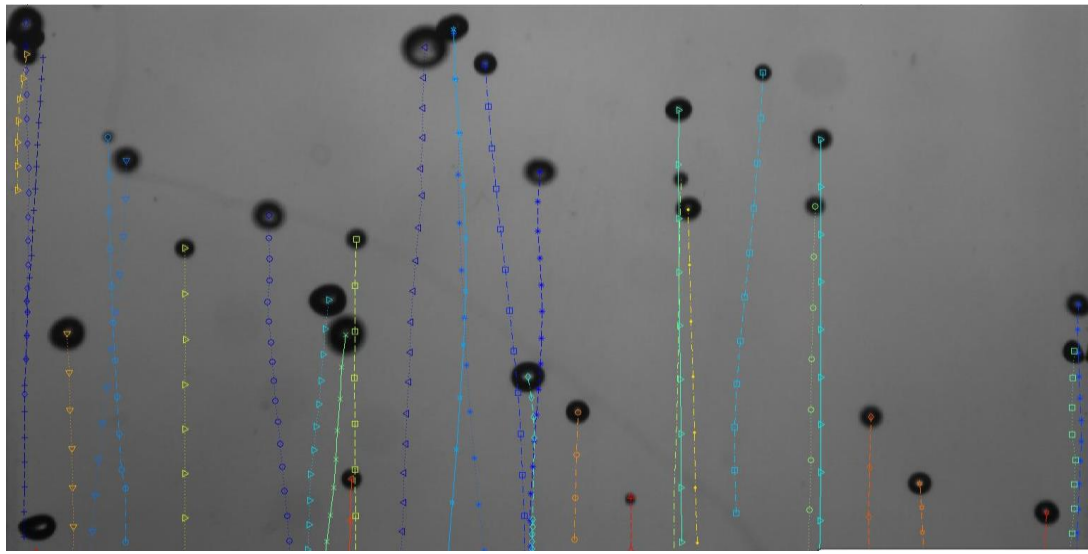


Figura 71 Resultados multitracking

6 Conclusiones y trabajo futuro

Como hemos visto en el desarrollo de este PFC, el procesamiento y la correcta interpretación de los objetos contenidos en una imagen es una tarea compleja y computacionalmente cara. Cualquier reconocimiento de objetos requiere una capacidad de computo muy elevada debido a que las imágenes a procesar son matrices tridimensionales grandes.

Se ha diseñado y programado una herramienta autónoma que permite la detección, localización espacial y medida de la sección de cada burbuja presente en la imagen, además de la localización de solapes entre objetivos y desglose de las burbujas solapadas, entre otras funcionalidades. Permitiendo, por tanto, trabajar en escenarios con una mayor concentración de burbuja.

A continuación se repasan los subobjetivos, desde un punto de vista global ya que se han comentado en los apartados anteriores, que se plantearon en el capítulo 2 para conocer la solución adoptada en cada uno de ellos:

1. El primero de los subobjetivos era el seguimiento 2D de los objetivos de interés en la imagen (descrito en el capítulo 1.2), que se ha resuelto mediante la utilización de los métodos descritos en los capítulos anteriores, destacando la transformada circular de Hough y filtrado de Kalman, entre otros. Esta herramienta por sí sola tiene entidad propia y está siendo utilizada actualmente por el grupo de investigación para el cual fue desarrollada.

2. El siguiente subobjetivo era lograr la localización de solapes entre objetivos y desglose de las burbujas solapadas. Para cumplir este objetivo se ha utilizado en una primera instancia la transformada de Hough la cual aporta información muy valiosa antes de realizar el análisis del seguimiento aplicando la detección de puntos característicos.

3. Obtención de las trayectorias y por tanto las velocidades de cada objeto, constituye uno de los subobjetivos cumplidos guardando la información de cada objetivo en una base de datos para su posterior tratamiento.

Estos objetivos se han satisfecho tras un periodo de trabajo que ha comprendido el aprendizaje de nuevas técnicas de procesamiento de señal, conceptos de geometría, desarrollo de software, repaso de Algebra Lineal y una iniciación a en Mecánica de fluidos.

6.1 Trabajo futuro

La instalación experimental está diseñada para tener la posibilidad de grabar la evolución de las burbujas en dos planos a 90° con dos cámaras idénticas sincronizadas de alta velocidad. La finalidad última tiene tres objetivos:

a) La utilización de una de las cámaras para obtener un primer estudio de los problemas de coalescencia, objetivo para el cual se ha desarrollado la herramienta del actual PFC.

b) Una segunda grabación, en el plano perpendicular, para tener en cuenta desenfoques debido a la profundidad de la columna y tenerlo en cuenta en la medida del tamaño de las burbujas mediante calibración de los niveles de grises en función de la profundidad; la sección de la columna de ensayo actual es la mínima en la cual se ha pensado.

c) Aplicación de ambas grabaciones para una medida y seguimiento pseudotridimensional de las burbujas. El seguimiento pseudotridimensional permitiría una mayor aproximación del estudio así como el modelado del movimiento tridimensional de la burbuja, movimiento sobre el que existen múltiples dudas en la actualidad.

Trabajos futuros de gran interés consistirían en la extensión de la herramienta desarrollada en este PFC a los objetivos b) y, c) de la instalación experimental actualmente disponible.

Referencias

1. W. Fritz, *Berechnung des maximalvolumens dumpfbasen*, Phys. Z. 36 (1935) 379
2. R. Kumar, N. R. Kuloor. *The formation of bubbles and drops*, Adv. Chem. Eng. 8 (1978) 255-368
3. R. Clift, J. R. Grace, M. E. Weber, *Bubbles, drops and particules*, Academic Press, New York, 1978
4. I. Chakraborty, C. Biswas, P. S. Ghoshdastir, *Bubble generation in quiescent and co-flowing liquids*, Int. J. Heat Mass Transfer 54 (2011) 4673-4688.
5. A. Prosperetti, *Bubbles*, Physic of Fluid 1, 6 (2004) 1852-1864
6. C. Martinez-Bazán, J. L. Montañés, J. C. Lasheras, *Bubble size distribution resulting from breakup of an air cavity injected into a turbulent water jet*, Physic of Fluids, 12 (1) (2000) 145-148
7. C. Martinez-Bazán, J. L. Montañés, J. C. Lasheras, *On the Breakup of an air bubble injected into fully developed turbulent flow. Part I: Breakup Frequency*, J. Fluid Mech. 401 (1999) 157
8. M. J. Prince, H. W. Blanch, *Bubble coalescence and breakup in air-spaged bubble columns*, AIChE J. 31 (10) (1999) 1485-1499
9. A. K. Chesters, *The modeling of coalescence processes in fluid-liquid dispersions: A review of current understanding*, Trans IChemE, Part A 69 (1991) 259-270
10. A. M. Leshansky, *On the influence of mass transfer on coalescence of bubbles*, Int. J. Multiphase Flow, 27 (2001) 189-196
11. R. Phorecki, W. Moniuk, P. Bielski, A. Adrojkowski, *Modelling of the coalescence/dispersion processes in bubble columns*, Chem. Eng. Acience, 56 (2001) 6157-6164
12. L.M. Ram *Autocalización en tiempo real mediante seguimiento visual monocular*
13. A. M. Kamp, A. K. Chesters, C. Colin, J. Fabre, *Bubble coalescence in turbulente flows: A mechanistic model for turbulence-induced coalescence applied to microgravity bubbly pipe flow*, Int. J. Multiphase Flow, 27 (2001) 1363-1396
14. J. R. Angilella, J. P. Brancher, *Note on chaotic advection in an oscillating drop*, Physic of Fluid 15 (1) (2003) 261-264.

15. G. Corchero, A. Medina, F. J. Higuera, *Effect of wetting and flow rate on bubble formation at orifices submerged in water*. Colloids and Surfaces A, Physicochem. Eng. Aspects 290 (2006) 41-49
16. G. Corchero, J. L. Montañes, J. Corchero Tellez, *Effect of flow rate conditions on bubble formation*, Int. J. Heat Mass Transfer 55 (2012) 5044-5052
17. MPEG REQUIREMENTS GROUP. 2002. ISO/MPEG N4676, MPEG-7 Applications, y11.0, N. Day, cd., MPEG Requirements Group.
18. Bagdanov, A., Dini, F., Del Bimbo, A., Nunciati, W. , *Improving the robustness of particle-filter based visual trackers using anisotropic parameter adaptation*, IEEE International Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance (AVSS), 2007
19. Veenman, C., Reinders, M., Backer, E., *Resolving motion correspondence for densely moving points*, IEEE Trans. Pats. Analy. Mach. Intell. vol. 23, n° 1, p. 54-72.
20. Serby, D., Koller-Meier, S., Gool, V., L., *Probabilistic object tracking using multiple features*, IEEE International Conference of Pattern Recognition (ICPR), 2004, p. 184-187.
21. Rodríguez Alvaro *Estudio del filtro de partículas aplicado al seguimiento de objetos en secuencias de imágenes*, Universidad Carlos III
22. Theodoridis, S., Koutraoumbas, K., *An Introduction to pattern recognition, a Matlab approach*, Academic Press, Elsevier, 2010
23. Frank Y. S., *Image processing and pattern recognition: Fundamentals and techniques*, IEEE Press, 2010
24. Welch & Bishop, *An introduction to the Kalman Filter*, UNC-Chapel Hill, 2006
25. Comaniciu, D., Meer, P., *Mean Shift: A robust approach toward feature space analysis*, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 24, No. 5, 2002
26. Paschos, G. , *Perceptually uniform color spaces for color texture analysis: an empirical evaluation*, IEEE Transactions on Image Processing 10(6), 2001, p. 932-937
27. Ortiz E., *Contribuciones a técnicas de Segmentación*, Universidad Autónoma de Madrid.

28. García J., *Integración de objetos sintéticos en Imágenes y Vídeo real*, Universidad Politécnica de Madrid.
29. Tome P., *Reconocimiento automático de patrones de iris*, Universidad Autónoma de Madrid.
30. Rubio A., *Técnicas de detección de obstáculos y seguimiento de personas usando fusión de Lidar y otros sensores*, Universidad Politécnica de Cataluña

Presupuesto

1) Ejecución Material

- Compra de ordenador personal (Software incluido) 1280 €
- Cámara de alta velocidad 12000 €
- Material de oficina 50 €
- Total de ejecución material 13330€

2) Gastos generales

- 16 % sobre Ejecución Material 308 €

3) Beneficio Industrial

- 6 % sobre Ejecución Material 115 €

4) Honorarios Proyecto

- 800 horas a 8 € / hora 6.400 €

5) Material fungible

- Gastos de impresión 150 €
- Encuadernación 50 €

6) Subtotal del presupuesto

- Subtotal Presupuesto 20353€

7) I.V.A. aplicable

- 21 % Subtotal Presupuesto 4274.13 €

8) Total Presupuesto

- Total Presupuesto 24627,13€

Diciembre 2014

Javier Corchero Téllez

Ingeniero de Telecomunicación

Pliego de condiciones

Este documento contiene las condiciones legales que guiarán la realización, en este proyecto, de un “*Caracterización de la coalescencia de burbujas en columnas verticales turbulentas mediante la aplicación de técnicas de análisis de secuencias de vídeo*”. En lo que sigue, se supondrá que el proyecto ha sido encargado por una empresa cliente a una empresa consultora con la finalidad de realizar dicho sistema. Dicha empresa ha debido desarrollar una línea de investigación con objeto de elaborar el proyecto. Esta línea de investigación, junto con el posterior desarrollo de los programas está amparada por las condiciones particulares del siguiente pliego.

Supuesto que la utilización industrial de los métodos recogidos en el presente proyecto ha sido decidida por parte de la empresa cliente o de otras, la obra a realizar se regulará por las siguientes:

Condiciones generales.

1. La modalidad de contratación será el concurso. La adjudicación se hará, por tanto, a la proposición más favorable sin atender exclusivamente al valor económico, dependiendo de las mayores garantías ofrecidas. La empresa que somete el proyecto a concurso se reserva el derecho a declararlo desierto.

2. El montaje y mecanización completa de los equipos que intervengan será realizado totalmente por la empresa licitadora.

3. En la oferta, se hará constar el precio total por el que se compromete a realizar la obra y el tanto por ciento de baja que supone este precio en relación con un importe límite si este se hubiera fijado.

4. La obra se realizará bajo la dirección técnica de un Ingeniero Superior de Telecomunicación, auxiliado por el número de Ingenieros Técnicos y Programadores que se estime preciso para el desarrollo de la misma.

5. Aparte del Ingeniero Director, el contratista tendrá derecho a contratar al resto del personal, pudiendo ceder esta prerrogativa a favor del Ingeniero Director, quien no estará obligado a aceptarla.

6. El contratista tiene derecho a sacar copias a su costa de los planos, pliego de condiciones y presupuestos. El Ingeniero autor del proyecto autorizará con su firma las copias solicitadas por el contratista después de confrontarlas.

7. Se abonará al contratista la obra que realmente ejecute con sujeción al proyecto que sirvió de base para la contratación, a las modificaciones autorizadas por la superioridad

o a las órdenes que con arreglo a sus facultades le hayan comunicado por escrito al Ingeniero Director de obras siempre que dicha obra se haya ajustado a los preceptos de los pliegos de condiciones, con arreglo a los cuales, se harán las modificaciones y la valoración de las diversas unidades sin que el importe total pueda exceder de los presupuestos aprobados. Por consiguiente, el número de unidades que se consignan en el proyecto o en el presupuesto, no podrá servirle de fundamento para entablar reclamaciones de ninguna clase, salvo en los casos de rescisión.

8. Tanto en las certificaciones de obras como en la liquidación final, se abonarán los trabajos realizados por el contratista a los precios de ejecución material que figuran en el presupuesto para cada unidad de la obra.

9. Si excepcionalmente se hubiera ejecutado algún trabajo que no se ajustase a las condiciones de la contrata pero que sin embargo es admisible a juicio del Ingeniero Director de obras, se dará conocimiento a la Dirección, proponiendo a la vez la rebaja de precios que el Ingeniero estime justa y si la Dirección resolviera aceptar la obra, quedará el contratista obligado a conformarse con la rebaja acordada.

10. Cuando se juzgue necesario emplear materiales o ejecutar obras que no figuren en el presupuesto de la contrata, se evaluará su importe a los precios asignados a otras obras o materiales análogos si los hubiere y cuando no, se discutirán entre el Ingeniero Director y el contratista, sometiéndolos a la aprobación de la Dirección. Los nuevos precios convenidos por uno u otro procedimiento, se sujetarán siempre al establecido en el punto anterior.

11. Cuando el contratista, con autorización del Ingeniero Director de obras, emplee materiales de calidad más elevada o de mayores dimensiones de lo estipulado en el proyecto, o sustituya una clase de fabricación por otra que tenga asignado mayor precio o ejecute con mayores dimensiones cualquier otra parte de las obras, o en general, introduzca en ellas cualquier modificación que sea beneficiosa a juicio del Ingeniero Director de obras, no tendrá derecho sin embargo, sino a lo que le correspondería si hubiera realizado la obra con estricta sujeción a lo proyectado y contratado.

12. Las cantidades calculadas para obras accesorias, aunque figuren por partida alzada en el presupuesto final (general), no serán abonadas sino a los precios de la contrata, según las condiciones de la misma y los proyectos particulares que para ellas se formen, o en su defecto, por lo que resulte de su medición final.

13. El contratista queda obligado a abonar al Ingeniero autor del proyecto y director de obras así como a los Ingenieros Técnicos, el importe de sus respectivos honorarios facultativos por formación del proyecto, dirección técnica y administración en su caso, con arreglo a las tarifas y honorarios vigentes.

14. Concluida la ejecución de la obra, será reconocida por el Ingeniero Director que a tal efecto designe la empresa.

15. La garantía definitiva será del 4% del presupuesto y la provisional del 2%.

16. La forma de pago será por certificaciones mensuales de la obra ejecutada, de acuerdo con los precios del presupuesto, deducida la baja si la hubiera.

17. La fecha de comienzo de las obras será a partir de los 15 días naturales del replanteo oficial de las mismas y la definitiva, al año de haber ejecutado la provisional, procediéndose si no existe reclamación alguna, a la reclamación de la fianza.

18. Si el contratista al efectuar el replanteo, observase algún error en el proyecto, deberá comunicarlo en el plazo de quince días al Ingeniero Director de obras, pues transcurrido ese plazo será responsable de la exactitud del proyecto.

19. El contratista está obligado a designar una persona responsable que se entenderá con el Ingeniero Director de obras, o con el delegado que éste designe, para todo relacionado con ella. Al ser el Ingeniero Director de obras el que interpreta el proyecto, el contratista deberá consultarle cualquier duda que surja en su realización.

20. Durante la realización de la obra, se girarán visitas de inspección por personal facultativo de la empresa cliente, para hacer las comprobaciones que se crean oportunas. Es obligación del contratista, la conservación de la obra ya ejecutada hasta la recepción de la misma, por lo que el deterioro parcial o total de ella, aunque sea por agentes atmosféricos u otras causas, deberá ser reparado o reconstruido por su cuenta.

21. El contratista, deberá realizar la obra en el plazo mencionado a partir de la fecha del contrato, incurriendo en multa, por retraso de la ejecución siempre que éste no sea debido a causas de fuerza mayor. A la terminación de la obra, se hará una recepción provisional previo reconocimiento y examen por la dirección técnica, el depositario de efectos, el interventor y el jefe de servicio o un representante, estampando su conformidad el contratista.

22. Hecha la recepción provisional, se certificará al contratista el resto de la obra, reservándose la administración el importe de los gastos de conservación de la misma hasta su recepción definitiva y la fianza durante el tiempo señalado como plazo de garantía. La recepción definitiva se hará en las mismas condiciones que la provisional, extendiéndose el acta correspondiente. El Director Técnico propondrá a la Junta Económica la devolución de la fianza al contratista de acuerdo con las condiciones económicas legales establecidas.

23. Las tarifas para la determinación de honorarios, reguladas por orden de la Presidencia del Gobierno el 19 de Octubre de 1961, se aplicarán sobre el denominado en la actualidad "Presupuesto de Ejecución de Contrata" y anteriormente llamado "Presupuesto de Ejecución Material" que hoy designa otro concepto.

Condiciones particulares.

La empresa consultora, que ha desarrollado el presente proyecto, lo entregará a la empresa cliente bajo las condiciones generales ya formuladas, debiendo añadirse las siguientes condiciones particulares:

1. La propiedad intelectual de los procesos descritos y analizados en el presente trabajo, pertenece por entero a la empresa consultora representada por el Ingeniero Director del Proyecto.

2. La empresa consultora se reserva el derecho a la utilización total o parcial de los resultados de la investigación realizada para desarrollar el siguiente proyecto, bien para su publicación o bien para su uso en trabajos o proyectos posteriores, para la misma empresa cliente o para otra.

3. Cualquier tipo de reproducción aparte de las reseñadas en las condiciones generales, bien sea para uso particular de la empresa cliente, o para cualquier otra aplicación, contará con autorización expresa y por escrito del Ingeniero Director del Proyecto, que actuará en representación de la empresa consultora.

4. En la autorización se ha de hacer constar la aplicación a que se destinan sus reproducciones así como su cantidad.

5. En todas las reproducciones se indicará su procedencia, explicitando el nombre del proyecto, nombre del Ingeniero Director y de la empresa consultora.

6. Si el proyecto pasa la etapa de desarrollo, cualquier modificación que se realice sobre él, deberá ser notificada al Ingeniero Director del Proyecto y a criterio de éste, la empresa consultora decidirá aceptar o no la modificación propuesta.

7. Si la modificación se acepta, la empresa consultora se hará responsable al mismo nivel que el proyecto inicial del que resulta el añadirla.

8. Si la modificación no es aceptada, por el contrario, la empresa consultora declinará toda responsabilidad que se derive de la aplicación o influencia de la misma.

9. Si la empresa cliente decide desarrollar industrialmente uno o varios productos en los que resulte parcial o totalmente aplicable el estudio de este proyecto, deberá comunicarlo a la empresa consultora.

10. La empresa consultora no se responsabiliza de los efectos laterales que se puedan producir en el momento en que se utilice la herramienta objeto del presente proyecto para la realización de otras aplicaciones.

11. La empresa consultora tendrá prioridad respecto a otras en la elaboración de los proyectos auxiliares que fuese necesario desarrollar para dicha aplicación industrial, siempre que no haga explícita renuncia a este hecho. En este caso, deberá autorizar expresamente los proyectos presentados por otros.

12. El Ingeniero Director del presente proyecto, será el responsable de la dirección de la aplicación industrial siempre que la empresa consultora lo estime oportuno. En caso contrario, la persona designada deberá contar con la autorización del mismo, quien delegará en él las responsabilidades que ostente.