



Universidad Politécnica de Valencia
Escuela Técnica Superior de Ingeniería del Diseño



Optimización de la geometría alar de un UAS/RPAS para la vigilancia antiincendios

Trabajo de Fin de Grado

Autor: Alicia Miró Moncho

Tutor: Marcos Carreres Talens

Cotutor: Luis Miguel García-Cuevas González

Grado en Ingeniería Aeroespacial

Valencia – Julio de 2018



Resumen

El presente Trabajo Fin de Grado aborda la posibilidad de optimizar una geometría alar completa desde el punto de vista aerodinámico. El ala de estudio forma parte del diseño conceptual de una aeronave no tripulada (UAS/RPAS) para la vigilancia contra incendios forestales. Para afrontarlo, se ha implementado un programa capaz de hallar el perfil aerodinámico ideal mediante una optimización paramétrica a través de un algoritmo evolutivo (*Particle Swarm Optimization Algorithm*). Más tarde se ha realizado la validación del modelo tridimensional a través de un estudio paramétrico mediante diversas simulaciones CFD.

Las ventajas que aporta esta implementación son destacables, dado que puede ser aplicada a distintos problemas reales de forma que se obtienen soluciones óptimas reduciendo el tiempo y esfuerzo que requeriría realizar este desarrollo mediante otros métodos.

Als meus iaios i pares.

Agradezco a mi tutor Marcos Carreres haberme dado la oportunidad de realizar este trabajo en el prestigioso Instituto CMT- Motores Térmicos junto con su inestimable atención continua. Sin su completa disponibilidad para la resolución de multitud de dudas, comprensión y consejos no hubiera sido posible finalizar este trabajo con éxito.

Asimismo, quisiera dar las gracias a mi cotutor Luis Miguel García-Cuevas por sus valiosas aportaciones y colaboración en la resolución de las distintas problemáticas. Así también destacar su apreciable inclusión en el equipo Phoenix UPV, en el que he podido descubrir un nuevo punto de vista de los estudios universitarios.

Doy las gracias a todos y cada uno de los profesores que han formado parte de mis estudios desde la infancia, por ofrecerme sus bienes más preciados, conocimiento y valores.

También debo agradecer a mis compañeros y amigos su apoyo constante a lo largo de todas las etapas de mi vida. Los buenos momentos compartidos son el estímulo para afrontar todo tipo de retos.

Por último, y no por ello menos importante, dar las gracias a mi familia por ser fuente de inspiración y motivación continua. De manera especial agradecer a mis padres su apoyo incondicional y la gran calidad de los valores inculcados. Nada de esto sería posible sin todos y cada uno de vuestros valiosos atributos. Gracias por escucharme siempre.

Índice general

Resumen	III
Índice general	IX
Índice de figuras	XI
Índice de tablas	XV
DOCUMENTO I MEMORIA	1
1 Planteamiento	7
1.1. Clasificación UAS	8
1.2. Relevancia de los incendios forestales	11
1.3. Concurso UAS Challenge IMechE (Institution of Mechanical Engineers)	15
1.4. Idea General Phoenix UPV	17
2 Estudio de mercado	19
2.1. Análisis de la oferta	19
2.2. Análisis de la demanda	24
3 Fundamentos teóricos	27
3.1. Definición de optimización	27
3.2. Algoritmos de optimización	34
3.3. Algoritmo de optimización mono-objetivo PSO	44
3.4. Algoritmo optimización multi-objetivo MOPSO	47
3.5. Optimización aerodinámica de una geometría alar	50
3.6. Métodos de parametrización	52
3.7. Herramientas computacionales	61
4 Desarrollo analítico bidimensional	63
4.1. Parametrización método PARSEC	63
4.2. Implementación algoritmo de optimización mono-objetivo	72
	IX

4.3.	Aplicación del algoritmo a problemas aerodinámicos mono-objetivo . . .	90
4.4.	Implementación algoritmo de optimización multi-objetivo a través de función de coste ponderada	98
4.5.	Implementación algoritmo de optimización multi-objetivo a través de <i>MOPSO</i>	108
4.6.	Resultados de los distintos planteamientos	111
4.7.	Evaluación soluciones óptimas	117
5	Desarrollo analítico y numérico tridimensional	127
5.1.	Parametrización del ala	128
5.2.	Cálculo numérico para el estudio aerodinámico de un ala completa . . .	131
5.3.	Resultados	150
6	Análisis en detalle de los resultados obtenidos	159
6.1.	Características geométricas ala tridimensional	160
6.2.	Comparación en detalle de los perfiles aerodinámicos	160
6.3.	Validación de los resultados CFD	161
6.4.	Geometría alar optimizada definitiva	173
7	Conclusiones	177
	Bibliografía	179
	DOCUMENTO II PRESUPUESTO	189
1	Planteamiento del método presupostario	193
2	Presupuesto parcial - Mano de obra	195
2.1.	Desglose tiempo empleado	195
2.2.	Desglose salarios	196
2.3.	Coste por horas	197
3	Presupuesto parcial - Equipos	199
3.1.	Licencias del <i>software</i>	199
3.2.	Coste de amortización de los equipos	200
3.3.	Material fungible	200
4	Desglose de presupuestos	203
4.1.	Presupuesto parcial de la mano de obra	203
4.2.	Presupuesto parcial de los equipos	203
4.3.	Presupuesto final	204

Índice de figuras

1.1. de Havilland DH-82B The Queen Bee UAV [2].	7
1.2. Comparación de la disposición de los UAV.	10
1.3. Incendios forestales activos a las 11 AM del día 15 de Junio de 2018 [12] .	12
1.4. Importancia de los grandes incendios (superior 500 ha) por Comunidades Autónomas.	13
1.5. Número de siniestros forestales en el territorio español (Decenio 1996-2005).	14
1.6. Incendios forestales a nivel mundial (Año 2013) [15].	15
1.7. Circuito prefijado para el cumplimiento de la misión 1 [17]	16
1.8. Circuito prefijado para el cumplimiento de la misión 2 [17]	16
1.9. Modelo conceptual de la aeronave <i>Phoenix UPV</i>	18
2.1. UAS más relevantes en la actualidad, tanto de carácter civil como militar .	20
2.2. Características General Atomics MQ-1 Predator [22]	21
3.1. Diferencia entre el espacio de búsqueda y el espacio objetivo. [49]	30
3.2. Distribución de las soluciones posibles de un problema de optimización para formar la Frontera de Pareto. [49]	31
3.3. Representación de la Frontera de Pareto	33
3.4. Diagrama de las distintas categorías de algoritmos de optimización	35
3.5. Representación de la relación entre las distintas componentes e un algoritmo evolutivo.	37
3.6. Metodología algoritmo genético [55]	39
3.7. Representación gráfica del cálculo de la velocidad en el algoritmo PSO. . .	41
3.8. Representación gráfica de la base natural del algoritmo ACO [56]	42
3.9. Diagrama de flujos del algoritmo <i>Particle Swarm Optimisation</i>	45
3.10. Representación de los distintos parámetros generales que definen un perfil aerodinámico. [60]	51
3.11. Representación de una curva de Bézier genérica	53
3.12. Parametrización según método PARSEC	54
3.13. Representación del borde de fuga planteado por Sobieczky [61].	56
3.14. Representación del método de parametrización Bezier-PARSEC [65].	57

3.15. Representación de los distintos parámetros generales que definen una geometría alar. [68]	60
3.16. Diagrama de flujos para el empleo de las distintas herramientas computacionales	62
4.1. Representación gráfica de cada uno de los parámetros PARSEC	64
4.2. Planteamiento obtención del radio del borde de ataque a partir de los puntos conocidos	66
4.3. Representación regla del seno para la obtención del radio del borde de ataque	67
4.4. Comparación gráfica de todos los perfiles mostrados en la tabla 4.2	68
4.5. Comparación representaciones del perfil E374 a través de las coordenadas normalizadas de la base de datos y las obtenidas a través de la parametrización PARSEC. Coordenadas normalizadas y gráfico proporcional.	70
4.6. Comparación representaciones del perfil E374 a través de las coordenadas normalizadas de la base de datos y las obtenidas a través de la parametrización PARSEC. Coordenadas normalizadas y gráfico no proporcional.	71
4.7. Comparación representaciones del perfil E374 junto con circunferencia con radio del borde de ataque	71
4.8. Función de test F2 de [53]	76
4.9. Evaluación función de test F2 [53].	76
4.10. Función de test F7 de [53]	77
4.11. Representación conjunta de la función de coste y punto óptimo función de test F7 [53].	78
4.12. Evolución función de coste con las iteraciones función de test F7 [53].	78
4.13. Evolución del número de iteraciones necesarias según número de individuos de la población función de test F2 [53]	83
4.14. Desviación típica iteraciones según número de individuos de la población función de test F2 [53]	84
4.15. Movimientos totales realizados por los individuos a lo largo de todas las generaciones función de test F2 [53]	85
4.16. Evolución del número de iteraciones necesarias según número de individuos de la población función de test F7 [53]	87
4.17. Desviación típica iteraciones según número de individuos de la población función de test F7 [53]	87
4.18. Movimientos totales realizados por los individuos a lo largo de todas las generaciones función de test F7 [53]	89
4.19. Evaluación función de coste $f(p) = C_D$	93
4.20. Comparación de los perfiles generados en la primera y última iteración con objetivo de reducir el C_D	93

4.21. Evaluación función de coste para lograr perfil con máxima eficiencia aerodinámica.	95
4.22. Comparación perfiles con mejor eficiencia aerodinámica en la primera y última generación	96
4.23. Comparación gráfica entre perfil óptimo para mínimo coeficiente de resistencia y máxima eficiencia aerodinámica	97
4.24. Representación de las distintas fases del despegue de una aeronave	102
4.25. Representación de las distintas fases del aterrizaje de una aeronave	102
4.26. Representación Frontera de Pareto de la función <i>Binh and Korn</i> [85]	109
4.27. Representación del perfil óptimo obtenido de la resolución mono-objetivo.	112
4.28. Evolución de las funciones de coste de cada una de las fases de vuelo	113
4.29. Evolución de las funciones de coste de cada una de las fases de vuelo junto con función de coste total ponderada	114
4.30. Representación perfil óptimo obtenido a través de la función de coste ponderada	114
4.31. Frontera de Pareto obtenida a través de la resolución <i>MOPSO</i>	115
4.32. Representación los perfiles obtenidos en la frontera de Pareto a través del algoritmo <i>MOPSO</i>	116
4.33. Representación de la frontera de Pareto junto con las soluciones óptimas del problema mono-objetivo y la resolución mediante función de coste ponderada.	117
4.34. Comparación de los perfiles obtenidos mediante la optimización del crucero y la función de coste ponderada	118
4.35. Distribuciones del coeficiente de presión de ambos perfiles aerodinámicos en condiciones de vuelo de crucero	122
4.36. Comparación de las polares de ambos perfiles	125
5.1. Muestra de la malla en el dominio	136
5.2. Representación de la influencia de y^+ en la capa límite cerca de la pared [87].	138
5.3. Refinamiento de la malla poliédrica en las inmediaciones de la capa límite	138
5.4. Evolución de C_D y C_L en las diferentes mallas	147
5.5. The average and standard deviation of critical parameters	152
5.6. Evolución de EA con AR para las distintas geometrías en condiciones de crucero y $\alpha = 3.828^\circ$	153
5.7. Comparación de las polares de las alas con $AR = 9$ y $\lambda = 0.6$ y distintos perfiles en todo el rango asociado a las incertidumbres.	155
5.8. Representación de la polar parabólica de coeficientes constantes para ambos perfiles con $AR = 9$ y $\lambda = 0.6$	157
6.1. Comparación de los perfiles obtenidos mediante la función de coste ponderada y el óptimo en crucero	161

6.2. Comparación de las polares de ambos perfiles para el cálculo mediante <i>Xfoil</i> y CFD	162
6.3. Comparación distribuciones del coeficiente de presión para el perfil óptimo en crucero	163
6.4. Representación de la distribución del coeficiente de presión obtenido mediante CFD. Extradós.	164
6.5. Representación de la distribución del coeficiente de presión obtenido mediante CFD. Intradós.	165
6.6. Comparación distribuciones del coeficiente de fricción para el perfil óptimo en crucero	166
6.7. Representación de la coordenada y^+ . Modelo turbulencia <i>Spalart-Allmarás</i>	167
6.8. Comparación distribuciones del coeficiente de fricción para el perfil óptimo en crucero	169
6.9. Representación de la distribución del coeficiente de presión obtenido mediante CFD. Extradós.	169
6.10. Representación de la distribución del coeficiente de presión obtenido mediante CFD. Intradós.	171
6.11. Representación de la dirección del flujo en la punta del ala.	171
6.12. Representación de la coordenada y^+ . Modelo turbulencia $k - \omega$ <i>SST</i>	172
6.13. Comparación distribuciones del coeficiente de presión para el perfil óptimo en crucero	173
6.14. Comparación de los dos perfiles óptimos (<i>PhoenixBest</i> y <i>PhoenixCruise</i>).	174

Índice de tablas

1.1. Clasificación UAS [5]	9
1.2. Características generales <i>Phoenix UPV</i>	18
2.1. Datos UAS existentes en la actualidad	22
2.2. Perfiles aerodinámicos correspondientes a UAS con características semejantes al UAS objetivo	23
4.1. Definición de los parámetros PARSEC	64
4.2. Parámetros PARSEC de perfiles alares en UAS con misiones semejantes	67
4.3. Valores máximos y mínimos de los parámetros PARSEC perfiles alares semejantes	68
4.4. Pruebas para un valor de $\varphi_1 = 2.05$ y distintos individuos en cada generación	82
4.5. Pruebas realizadas en función de coste unidimensional para criterio de convergencia de 30 iteraciones inalterables ($P = 'prueba'$, $E = 'error'$)	90
4.6. Pruebas realizadas en función de coste bidimensional para criterio de convergencia de 30 iteraciones inalterables ($P = 'prueba'$, $E = 'error'$)	91
4.7. Comparación de las características aerodinámicas de los perfiles de mínimo CD en la generación 1 y en la 110	94
4.8. Comparación resultados entre primera y última generación para máxima eficiencia aerodinámica	96
4.9. Comparación resultados entre perfil óptimo para mínimo coeficiente de resistencia y máxima eficiencia aerodinámica	97
4.10. Distintas tendencias de optimización en aeronaves con misiones relacionadas con las de la aeronave objetivo	100
4.11. Características geométricas y pesos del <i>Phoenix UPV</i> impuestos por el grupo de trabajo y las normas del concurso <i>IMechE UAS Challenge</i>	101
4.12. Condiciones en cada una de las 3 fases generales del vuelo del <i>Phoenix UPV</i>	104
4.13. Características aerodinámicas de la optimización mono-objetivo en fase de crucero	112
4.14. Comparación de los parámetros PARSEC de los perfiles óptimos con los valores máximos y mínimos definidos	120

4.15. Características aerodinámicas de cada fase del vuelo para el perfil óptimo de la función de coste ponderada	124
4.16. Características aerodinámicas de cada fase del vuelo para el perfil óptimo en crucero	124
5.1. Valores de los parámetros de las distintas geometrías evaluadas	131
5.2. Datos de las distintas evaluaciones para la independencia de malla	146
5.3. Datos de la malla considerada tras el análisis de independencia de malla	148
5.4. Resultados de las distintas geometrías y ángulos de ataque planteados para el perfil obtenido mediante la función de coste ponderada	150
5.5. Resultados de las distintas geometrías y ángulos de ataque planteados para el perfil óptimo en crucero	151
5.6. Valores de los parámetros de las distintas geometrías evaluadas	154
5.7. Valores de los coeficientes de las polares parabólicas de ambos perfiles	157
6.1. Características geometría alar óptima	160
6.2. Características perfiles alares óptimos	174
6.3. Características generales geometría alar	175

Documento I

MEMORIA

Índice de documento

1 Planteamiento	
1.1. Clasificación UAS	8
1.1.1. Aplicación específica UAS	10
1.2. Relevancia de los incendios forestales	11
1.2.1. Incendios Forestales a nivel nacional - España	13
1.2.2. Incendios Forestales a nivel mundial	15
1.3. Concurso UAS Challenge IMechE (Institution of Mechanical Engineers)	15
1.4. Idea General Phoenix UPV	17
2 Estudio de mercado	
2.1. Análisis de la oferta	19
2.2. Análisis de la demanda	24
3 Fundamentos teóricos	
3.1. Definición de optimización	27
3.1.1. Optimización mono-objetivo	28
3.1.2. Optimización multi-objetivo	29
3.1.3. Técnicas de simplificación para optimización multi-objetivo . . .	32
3.2. Algoritmos de optimización	34
3.2.1. Algoritmo genético (GA)	38
3.2.2. Simulated Annealing (SA)	40
3.2.3. Particle Swarm Optimization (PSO)	40
3.2.4. Ant Colony Optimization (ACO)	42
3.2.5. Elección algoritmo evolutivo para la aplicación concreta	43
3.3. Algoritmo de optimización mono-objetivo PSO	44
3.3.1. Metodología de cálculo	44
3.3.2. Función objetivo única - Problema mono-objetivo	46
3.3.3. Función objetivo ponderada - Problema multi-objetivo simplificado	46
3.4. Algoritmo optimización multi-objetivo MOPSO	47
3.4.1. Metodología algoritmo <i>MOPSO</i>	47
3.4.2. Particularidades <i>MOPSO</i>	50
3.5. Optimización aerodinámica de una geometría alar	50
3.5.1. Funciones objetivo	52

3.5.2. Restricciones	52
3.6. Métodos de parametrización	52
3.6.1. Parametrización perfiles aerodinámicos	53
3.6.2. Parametrización de alas	58
3.7. Herramientas computacionales	61
4 Desarrollo analítico bidimensional	
4.1. Parametrización método PARSEC	63
4.1.1. Parametrización perfiles semejantes	64
4.1.2. Obtención y validación ecuaciones PARSEC	68
4.2. Implementación algoritmo de optimización mono-objetivo	72
4.2.1. Desarrollo algoritmo Particle Swarm Optimization (PSO)	73
4.2.2. Validación de la implementación del algoritmo PSO a través de funciones de test	75
4.2.3. Adaptación de PSO al problema aerodinámico	78
4.2.4. Puesta a punto del algoritmo	80
4.3. Aplicación del algoritmo a problemas aerodinámicos mono-objetivo	90
4.3.1. Optimización de un perfil aerodinámico con mínimo coeficiente de resistencia	91
4.3.2. Optimización de un perfil aerodinámico con máxima eficiencia aerodinámica	94
4.3.3. Comparación de los perfiles optimizados para mínimo coeficiente de resistencia y máxima eficiencia aerodinámica	96
4.3.4. Optimización mono-objetivo del problema concreto a través de la fase de crucero	98
4.4. Implementación algoritmo de optimización multi-objetivo a través de función de coste ponderada	98
4.4.1. Estudio tendencias de optimización en aeronaves con misiones semejantes	99
4.4.2. Establecimiento de objetivos a optimizar	101
4.4.3. Implementación de las funciones de coste	106
4.5. Implementación algoritmo de optimización multi-objetivo a través de <i>MOPSO</i>	108
4.5.1. Validación algoritmo <i>MOPSO</i> a través de la función de test 2D	108
4.5.2. Adaptación de las funciones de coste	110
4.5.3. Criterio de convergencia	111
4.6. Resultados de los distintos planteamientos	111
4.6.1. Análisis del problema mono-objetivo	111
4.6.2. Análisis del problema multi-objetivo (Función objetivo ponderada)	112
4.6.3. Análisis del problema multi-objetivo (<i>MOPSO</i>)	114

4.6.4.	Identificación conjunta de las soluciones en el diagrama de Pareto	116
4.7.	Evaluación soluciones óptimas	117
4.7.1.	Comparación parámetros PARSEC de ambos perfiles	119
4.7.2.	Análisis de las distribuciones del coeficiente de presión	119
4.7.3.	Análisis de los coeficientes aerodinámicos de ambos perfiles	123
4.7.4.	Análisis de las polares para ambos perfiles	125
4.7.5.	Justificación análisis 3D	126
5	Desarrollo analítico y numérico tridimensional	
5.1.	Parametrización del ala	128
5.1.1.	Parámetros de diseño de un ala	128
5.1.2.	Casos de estudio	129
5.2.	Cálculo numérico para el estudio aerodinámico de un ala completa	131
5.2.1.	Introducción al cálculo CFD	132
5.2.2.	Preproceso	133
5.2.3.	Cálculo CFD	142
5.2.4.	Postproceso	145
5.3.	Resultados	150
5.3.1.	Estudio de la dependencia de las variables de interés con los parámetros geométricos	151
5.3.2.	Comparación de las curvas polares para dos geometrías seleccionadas	154
6	Análisis en detalle de los resultados obtenidos	
6.1.	Características geométricas ala tridimensional	160
6.2.	Comparación en detalle de los perfiles aerodinámicos	160
6.3.	Validación de los resultados CFD	161
6.3.1.	Comparación de las curvas polares mediante cálculo 2D y CFD	161
6.3.2.	Comparación de las distribuciones del coeficiente de presión obtenidas en el caso 2D y 3D	162
6.3.3.	Comparación de las distribuciones del coeficiente de fricción obtenidas en el caso 2D y 3D	166
6.3.4.	Validación mediante un nuevo modelo de turbulencia. $k - \omega SST$	168
6.4.	Geometría alar optimizada definitiva	173

7 Conclusiones

Bibliografía

Capítulo 1

Planteamiento

Un sistema aéreo no tripulado (UAS - Unmanned Aircraft System) es un aeronave (junto con los distintos sistemas necesarios para operarla) capaz de realizar su misión siendo pilotada por control remoto o de forma autónoma. Estos sistemas están constituidos por la aeronave en sí, los enlaces de comunicaciones y su posible estación en tierra, si es pilotada de forma remota.

A este tipo de aeronaves se las ha nombrado de muy distintas formas desde su aparición, siendo ‘dron’ el término más extendido actualmente, y el cual carece de precisión. Para conocer el origen de tal designación es necesario remontarse a la década de los 40 en Inglaterra, donde se había desarrollado una de las primeras aeronaves de combate no tripulada (UCAV - Unmanned Combat Aerial Vehicle) nombrada ‘Queen Bee’. Más tarde este mismo sistema fue designado para misiones de observación y entonces pasó a denominarse ‘Drone’ haciendo alusión a un zángano y manteniendo así la tipología de vocabulario [1].

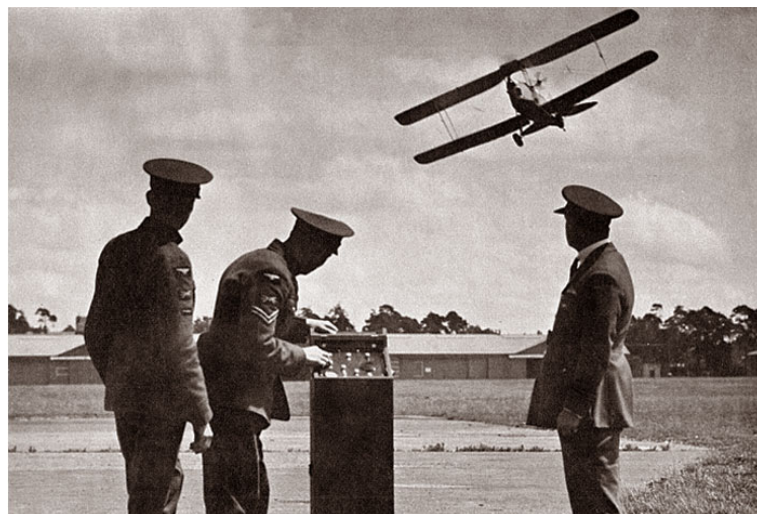


Figura 1.1: de Havilland DH-82B The Queen Bee UAV [2].

La necesidad de uniformización de la terminología, nomenclatura y definiciones asociadas a los sistemas aéreos no tripulados (UAS) marcó el origen del UASSG (Unmanned Aircraft Systems Study Group) como resultado de las múltiples sugerencias realizadas a la OACI (Organización de Aviación Civil Internacional) [3]. Estos grupos de trabajo están formados por expertos pertenecientes a los distintos estados miembros y su misión se basa en el desarrollo de los Estándares y Prácticas recomendadas (SARPS-Standards and Recommended Practices), así como los procedimientos y material de orientación (GM - Guidance Material) para garantizar que la integración de los UAS tanto en el espacio aéreo como en los aeródromos, sea de forma segura y eficiente. Además de ello, en 2011 la Organización Internacional de Aviación Civil (OACI, en inglés ICAO) publicó su Circular 328 [4] en la cual se reconoce a los sistemas aéreos no tripulados como aeronaves, con todas sus implicaciones.

Dentro del grupo de aeronaves no tripuladas (UA - Unmanned Aircraft) se pueden distinguir las siguientes terminologías:

- UAS (Unmanned aircraft system) : Término genérico que designa al sistema completo de la aeronave no tripulada
- UAV (Unmanned aerial vehicle) : Término obsoleto que era utilizado para la designación de aeronaves no tripuladas de carácter militar.
- RPA (Remotely piloted aircraft) : Utilizado en aeronaves no tripuladas y pilotadas de forma remota. El piloto no se encuentra a bordo.
- RPS (Remote pilot station) : Referente a la estación en tierra de piloto remoto de una aeronave no tripulada.
- RPAS (Remotely Piloted Aircraft System) : Término genérico que engloba todos los sistemas implicados en una aeronave no tripulada y pilotada de forma remota. Incluye a la aeronave, los sistemas de comunicación, su estación en tierra (RPS) y cualquier sistema necesario durante la operación.

1.1. CLASIFICACIÓN UAS

Las aeronaves no tripuladas se pueden clasificar de múltiples formas, siendo las más comunes las que atienden a sus características geométricas, o su misión. En primer lugar, si se plantea la clasificación en cuanto a los parámetros que definen sus actuaciones, tales como el alcance, la autonomía, el techo de vuelo y el MTOW (Maximum Take Off Weight), se obtiene la Tabla 1.1.

Categoría de UAS	Altitud (m)	Alcance (km)	MTOW (kg)	Autonomía (h)
Estratosféricos	20000 - 30000	>2000	<3000	48
HALE - High Altitude and Long Endurance	20000	>2000	15000	48
MALE - Medium Altitude and Long Endurance	14000	>500	1500	24 - 48
LALE - Low Altitude and Long Endurance	3000	>500	30	24
Baja altitud y penetración profunda	50 - 9000	>250	350	0.25 - 1
Alcance medio	8000	>70	1250	6 - 18
Alcance corto	3000	10 - 70	200	3 - 6
Mini (MUAV)	<300	<10	<30	<2
Micro	<250	<0.5	<1	<10

Tabla 1.1: Clasificación UAS [5]

Si se realiza la clasificación atendiendo a las características geométricas de los distintos UAS se distinguen dos grandes grupos pertenecientes a las aeronaves de ala fija y a las aeronaves de ala rotatoria.

- **UAS de ala fija** : La principal diferencia con respecto a las aeronaves de ala giratoria es el procedimiento seguido para realizar el despegue. En este caso los UAVs de ala fija siempre realizan despegue horizontal, y por tanto necesitan un campo de despegue mucho más amplio.

Dentro de este grupo se podrían llevar a cabo múltiples subclasificaciones atendiendo a las distintas geometrías que puede presentar el ala, la cola, disponer de canard o la planta propulsora, y su posición. Las posibles selecciones de motores son dos. Por una parte elegir un turborreactor por régimen subsónico alto y turbo-hélice, y por otra parte, motores de pistón con hélice, para régimen subsónico bajo.

- **UAS de ala rotatoria** : Estas aeronaves son capaces de despegar de forma vertical (VTOL - Vertical Take Off and Landing). En este caso, también se pueden realizar subclasificaciones atendiendo a las distintas posiciones en las que se puede realizar el montaje de los rotores. Algunos ejemplos de esta subclasificación son los UAS tipo helicóptero, UAS tipo autogiro o UAS tipo girodino, casi del mismo modo que se pueden clasificar las aeronaves de ala rotatoria.



(a) UAV ala fija [6]

(b) UAV ala rotatoria [7]

Figura 1.2: Comparación de la disposición de los UAV.

1.1.1. Aplicación específica UAS

Los UAS fueron desarrollados con una visión fijada en las distintas aplicaciones militares que se les podrían encomendar y en este campo es como han ido evolucionando hasta la actualidad. Ahora sus aplicaciones militares dejan de tener importancia en favor de las aplicaciones civiles.

El desarrollo más exitoso de las UAVs tuvo lugar durante la Guerra del Golfo (1990-1991). A partir de ese momento se desarrolló un especial interés de los gobiernos hacia estas nuevas tecnologías. La gran aceptación de estos nuevos sistemas se consolidó en el conflicto de Bosnia y Kosovo (1995). El empleo de los UAS en contiendas militares aceleró el desarrollo de las nuevas tecnologías necesarias para garantizar su éxito, y en la actualidad éste está siendo empleado para la adaptación de los UAS en operaciones civiles. Los UAS pueden cubrir un amplio rango de misiones, dependientes en gran medida de la carga de pago capaz de transportar y la autonomía de la aeronave [8].

Entre las misiones civiles que son capaces de llevar a cabo estos sistemas, destacan la patrulla de fronteras y costas, la obtención de datos necesarios para la cartografía, la lucha contra incendios, la monitorización de las infraestructuras energéticas y ferroviarias, el apoyo a los agentes de la ley, el control del tráfico marítimo, la sustitución de los servicios de comunicaciones y el transporte de pequeños paquetes. Los desarrollos son continuos debido a la amplitud de aplicaciones que pueden tener estas aeronaves y por tanto es posible encontrar una gran cantidad de aplicaciones particulares [9].

El presente trabajo estudia una de las aplicaciones civiles de alta relevancia y necesidad en la actualidad como son la monitorización y extinción de incendios forestales. Los incendios suponen una amenaza para la humanidad, sumándose a una de las causas de devastación de nuestro planeta.

Cabe destacar que un incendio forestal no siempre es un suceso catastrófico, sino que los incendios forman parte de la naturaleza y moldean la diversidad de los ecosistemas, siendo totalmente sostenibles desde el punto de vista ecológico. Las principales causas de incendios forestales son las tormentas eléctricas y las erupciones volcánicas. El desarrollo de la humanidad y la industria ha generado una gran proliferación de los incendios forestales no sostenibles, para los cuales la presente investigación pretende encomendarse y así poder aportar ciertos beneficios a la conservación de los ecosistemas presentes en nuestro planeta [10].

1.2. RELEVANCIA DE LOS INCENDIOS FORESTALES

El impacto directo de los incendios forestales es su contribución al cambio climático, ya que la quema de grandes cantidades de biomasa tiene por consecuencia la intensa emisión de gases contaminantes y químicamente activos. Entre ellos destaca el dióxido de carbono, el metano o el óxido nítrico . Si la vegetación quemada no se reforesta en brevedad, esos gases contaminantes permanecen en la atmósfera y no pueden ser reabsorvidos con facilidad. Todo ello conlleva a que el efecto invernadero no deje de agravarse.

La acción humana es la responsable de que los ecosistemas hayan modificado sus procesos cíclicos, incluso excluyendo de incendios a aquellos ecosistemas donde estos mantenían el equilibrio entre las distintas especies. Además de ello, la especie humana se ha encargado en muchos casos de hacer desaparecer extensas superficies boscosas o tropicales por intereses económicos. La mayoría de los parajes naturales devastados han sido consecuencia de la deforestación junto con la quema no controlada para la reconversión de una zona boscosa en una plantación agrícola.

En la actualidad los incendios forestales están presentes en la totalidad de los ecosistemas de la Tierra y se estima que cada año se pierden entre 10 y 15 millones de hectáreas de áreas naturales tanto en regiones templadas como en boreales, lo que equivale a unas 20 hectáreas por minuto. En las áreas tropicales las superficies naturales quemadas al año ascienden hasta entre 20 y 40 millones de hectáreas. Una muestra de la cantidad de incendios forestales que se dan cada día se puede observar en la Figura 1.3. Las pérdidas económicas que suponen estas catástrofes para la comunidad a la que pertenecen son difíciles de cuantificar. Conocidos son datos tales como los que se revelan en [11], documento en el que se indica que tan solo en el Sudeste Asiático, las pérdidas superan los cuatro mil quinientos millones de dólares anuales, en un promedio de diez años. A estos daños se les han de añadir las pérdidas asociadas al impacto en la salud humana que ocasionan dichas catástrofes.

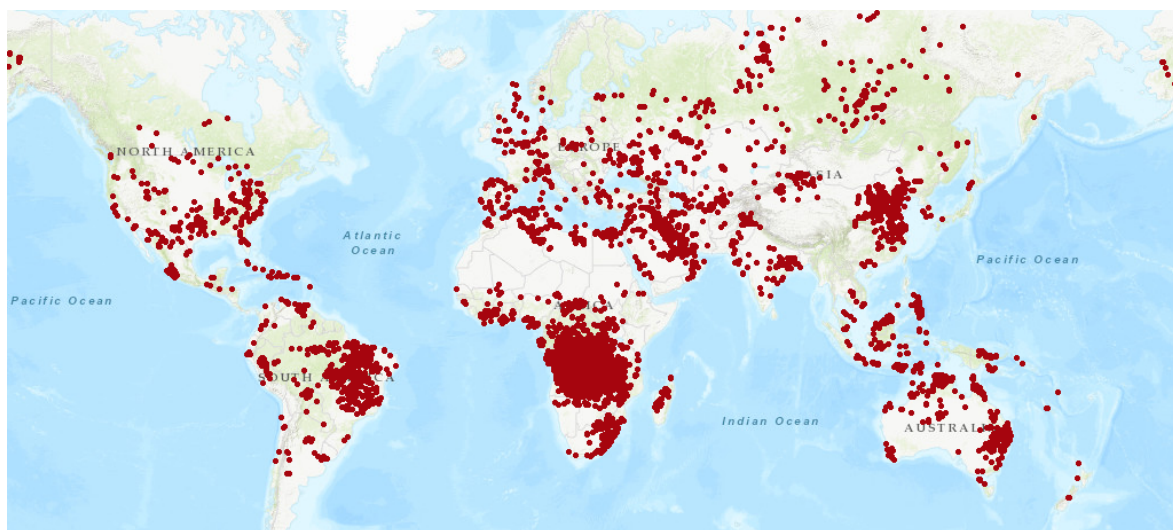


Figura 1.3: Incendios forestales activos a las 11 AM del día 15 de Junio de 2018 [12]

La preocupación a nivel mundial en torno al tema se ha visto incrementada en los últimos años debido a la proliferación de información relativa a los efectos medioambientales de la acción humana, y las terribles e inmediatas consecuencias de las mismas. Todo ello junto con la globalización, ha favorecido la creación de tratados y alianzas internacionales para afrontar el grave problema causado. A su vez se han formado agencias internacionales compuestas por científicos que se encargan de elaborar modelos predictivos y grandes bases de datos de efectos y consecuencias de los incendios forestales. Tal y como se indica en [11], *‘Por medios computacionales se ha pronosticado que en el futuro, los incendios forestales serán cada vez más frecuentes y agresivos, dado que las condiciones climáticas cambiantes favorecen cada vez más la iniciación y propagación del fuego.’*

Si bien es cierto que no se conoce hasta qué punto los incendios forestales pueden favorecer el cambio climático y en hechos tales como el efecto invernadero, es obvio que estos afectan. La erradicación de los mismos, de forma lógica y ecológicamente equilibrada, tan solo aportaría beneficios al conjunto del planeta y las especies que habitan el mismo, incluida la humanidad. Por ello, es necesario seguir avanzando en la búsqueda de nuevas tecnologías capaces de prevenir este tipo de desastres naturales así como una correcta educación y concienciación del conjunto de la humanidad, a la vez que un impulso de las políticas internacionales para el control y la erradicación de dichos eventos.

En base a estas necesidades, el planteamiento de un UAS capaz de monitorizar zonas de alta probabilidad de incendios forestales para su posible prevención, a la vez que la extinción de los mismos mediante la incorporación de dispositivos capaces de ser lanzados con precisión al foco, resulta de gran interés. Este tipo de sistema podría fijarse siguiendo circuitos prefijados en zonas boscosas o tropicales en las cuales se

puede generar de forma natural un incendio forestal como consecuencia indirecta de los cambios efectuados por el hombre en la zona. Además de ello, esta aeronave estaría equipada con cámaras térmicas capaces de detectar el foco de un inminente incendio y así poder comunicar a los cuerpos de seguridad pertinentes la situación justa del foco para su más eficaz extinción.

Por otra parte, el mismo UAV puede estar dotado con pequeños depósitos donde se almacenen sustancias extintoras capaces de reducir la fuerza de un incendio o incluso, su completa extinción hasta la llegada de los bomberos.

1.2.1. Incendios Forestales a nivel nacional - España

Si se analizan los datos recogidos por las distintas agencias estatales acerca de la cantidad de incendios que se dan en cada país o región del mundo, se puede observar en qué lugares sería más interesante la implantación de este tipo de sistemas UAS. Por lo que respecta a España y según la información recogida por la subdirección general de política forestal y desertificación del Ministerio de Medio Ambiente [13] , se observa que a lo largo del decenio 1996-2006, las comunidades autónomas más afectadas por incendios forestales son Galicia y Castilla y León principalmente, como se puede ver en la Figura 1.4.

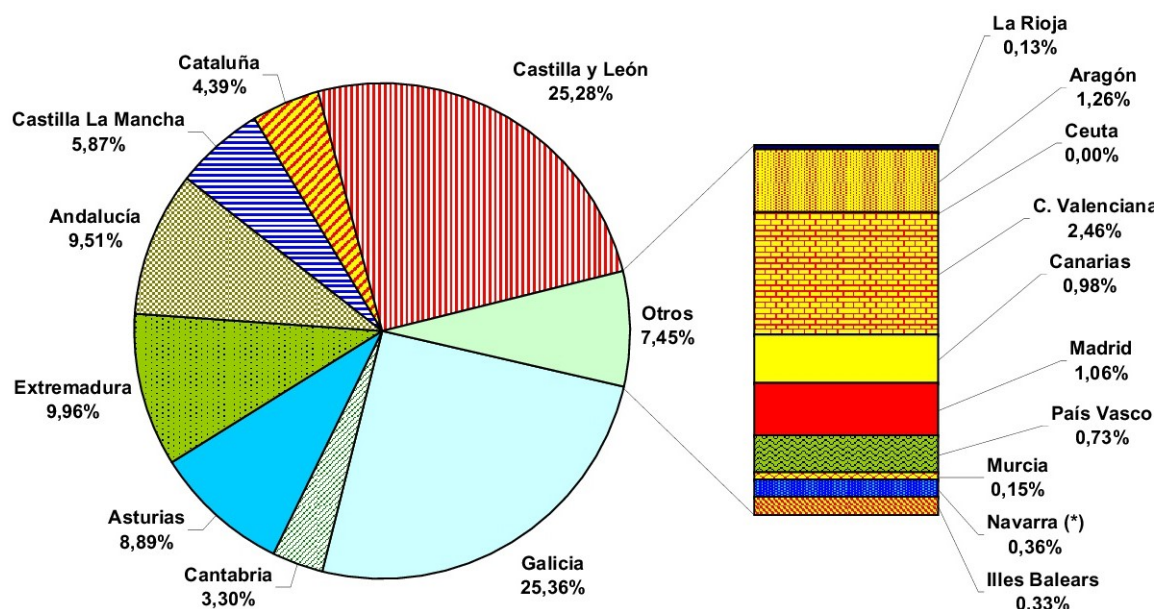


Figura 1.4: Importancia de los grandes incendios (superior 500 ha) por Comunidades Autónomas.

También se puede observar la incidencia de estos acontecimientos catastróficos en el territorio español en forma de mapa en la Figura 1.5. En este caso se representan los siniestros forestales, es decir, aquellos incendios forestales que dañan una superficie inferior a una hectárea. Es posible observar que las comunidades más afectadas siguen prácticamente el mismo patrón que en el caso de los grandes incendios (quemando una superficie superior a 500 hectáreas). Las comunidades autónomas de Galicia, Asturias y Cantabria son las más afectadas.

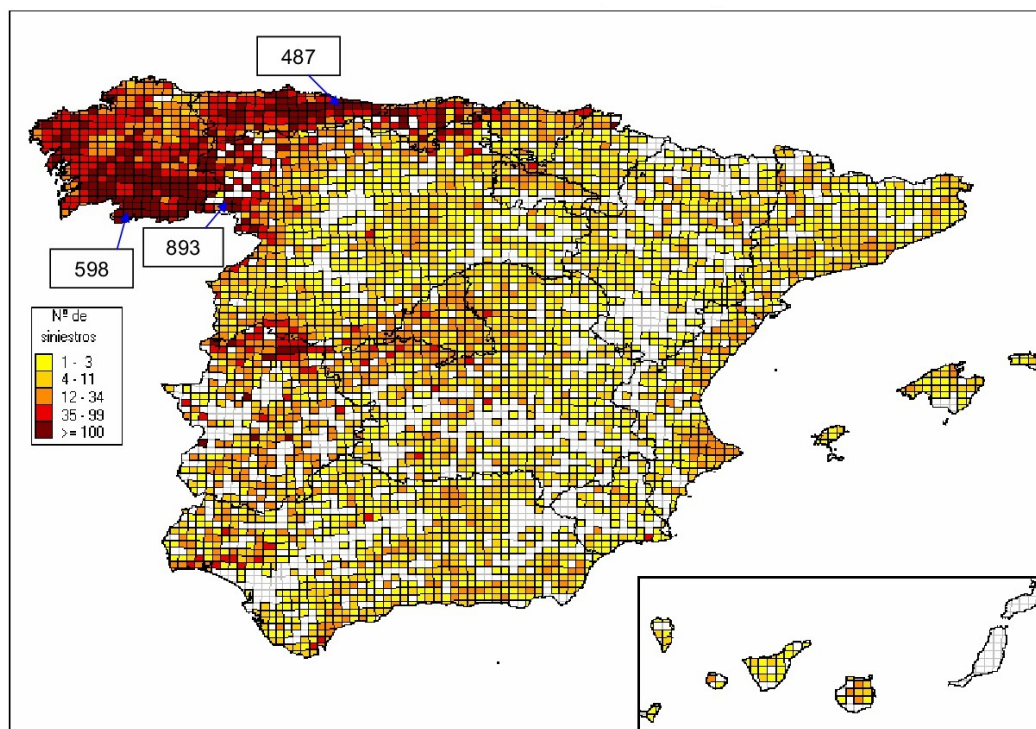


Figura 1.5: Número de siniestros forestales en el territorio español (Decenio 1996-2005).

Además de ello, el análisis proporcionado por este mismo artículo [13] indica que la gran mayoría de los incendios forestales se dan en los meses de verano, principalmente los meses de Julio y Agosto. En el caso de las comunidades autónomas ubicadas en el noroeste de España, también destaca el mes de Marzo por su alto índice de incendios forestales. En cuanto a las horas del día en que se da con mayor frecuencia el inicio de un incendio forestal, son aquellas pertenecientes al mediodía, alcanzando su máximo a las 3 PM de la tarde.

1.2.2. Incendios Forestales a nivel mundial

Por lo que respecta a una visión global de la proliferación de los incendios forestales en las distintas áreas del mundo, se muestran en la Figura 1.6, en un rango de 0 a 1, las zonas naturales del planeta Tierra donde se registra una alta actividad incendiaria. Este análisis se realizó basándose en la información recogida por el grupo FIRMS (Fire Information for Resource Management System) perteneciente a la NASA tal y como se indica en [14]. Se puede observar que las zonas más afectadas por estos desastres naturales se dan en las regiones tropicales situadas entre el trópico de Cáncer y el trópico de Capricornio, así como las sabanas. Por otra parte, las zonas menos aquejadas son las desérticas y las zonas boscosas con gran humedad.

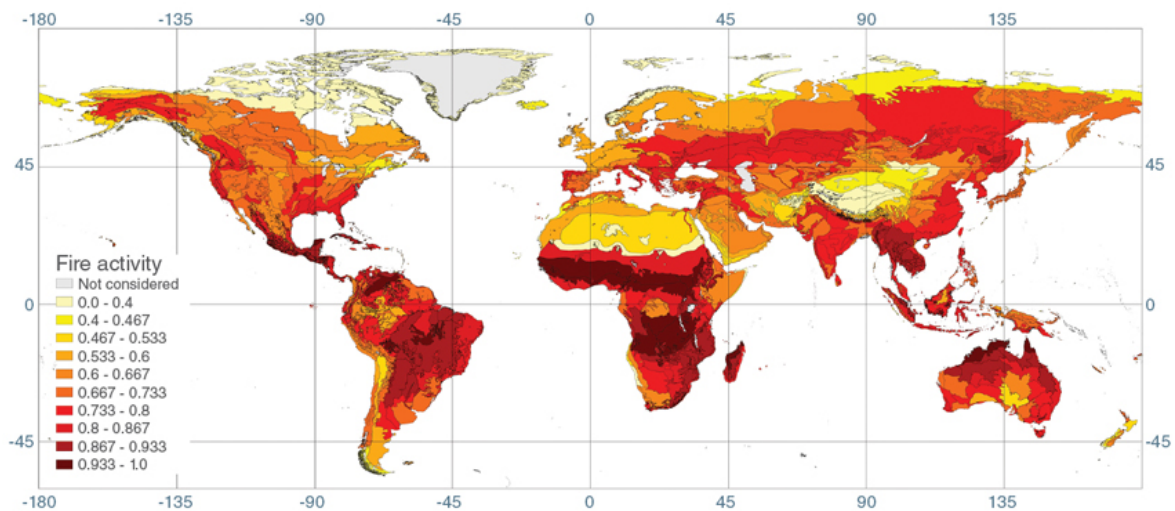


Figura 1.6: Incendios forestales a nivel mundial (Año 2013) [15].

1.3. CONCURSO UAS CHALLENGE IMECHE (INSTITUTION OF MECHANICAL ENGINEERS)

El interés por el desarrollo de un sistema aeronáutico capaz de apoyar y gestionar las labores de vigilancia y extinción de incendios forestales, se ve reforzado por la existencia de concursos interesados en dichos desarrollos y organizados para la formación y promoción de estudiantes universitarios. El marco en el cual se desarrolla el presente proyecto viene fijado por la intención de participar en el UAS Challenge (Unmanned Aircraft Systems Challenge) organizado por la IMechE (Institution of Mechanical Engineers) [16] a través de un grupo formado por estudiantes de ingeniería y profesores investigadores de la UPV (Universitat Politècnica de València).

Dicho concurso nace en 2014 con la intención de promover las relaciones entre la industria y las universidades, a través de los equipos participantes, y los distintos

sponsors del evento. El objetivo es el completo desarrollo de un UAS capaz de cumplir unas determinadas misiones respetando ciertas características geométricas, propulsivas y económicas, entre otras. En términos generales las dos misiones a cumplir para el evento del año 2018 son la entrega de carga de pago y el reconocimiento, dos objetivos estrechamente relacionados con la vigilancia y extinción de incendios forestales.

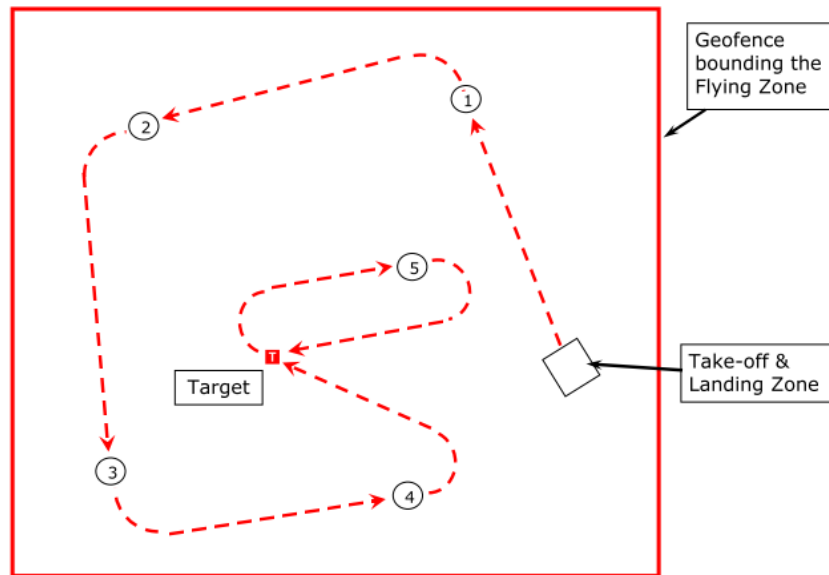


Figura 1.7: Circuito prefijado para el cumplimiento de la misión 1 [17]

En la primera misión, la aeronave debe ser capaz de despegar transportando la carga de pago, y más tarde completar un circuito formado por distintos puntos de control en los que se debe de lanzar con precisión parte de la carga. Una vez se ha realizado

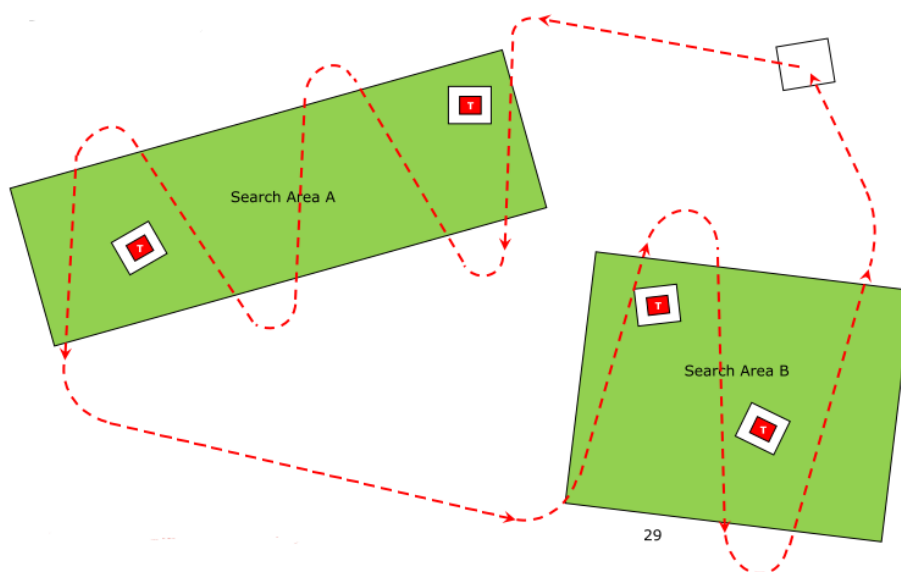


Figura 1.8: Circuito prefijado para el cumplimiento de la misión 2 [17]

la distribución de la carga de pago, la aeronave debe retornar al punto de despegue y aterrizar de forma controlada. El circuito que debe ser completado para llevar a cabo con éxito la primera misión se muestra en la Figura 1.7.

En la segunda misión el UAS tiene que ser capaz de localizar e identificar cuatro blancos, de los cuales almacenará y enviará la información correspondiente a sus coordenadas GPS. El circuito que es fijado para la realización y cumplimiento de esta misión, es posible observarla en la Figura 1.8.

Aparte del cumplimiento de las diferentes misiones se tendrán en cuenta de forma favorable en la obtención de una alta puntuación aspectos tales como la capacidad de innovación, la precisión de los lanzamientos de las cargas, la posibilidad de transportar la máxima carga de pago de forma segura, cumplir los requisitos de las misiones en el menor tiempo posible, una navegación con máxima precisión, máximo ratio entre carga de pago y peso en vacío, así como mínimo impacto medioambiental.

1.4. IDEA GENERAL PHOENIX UPV

En base a las características fijadas por el concurso, se pretende desarrollar el diseño completo de un UAS capaz de ser competitivo en un concurso de tal importancia. A través de ello, se garantiza que el conjunto de las participantes involucrados puedan aprender y consolidar los conocimientos adquiridos en el transcurso de sus estudios universitarios.

El diseño conceptual de la aeronave se ha abordado como un aeronave dispuesta con canard y un estabilizador horizontal empotrado en dos estabilizadores verticales. En cuanto al ala principal se fija una envergadura de 3 m en base a una revisión de los modelos que han sido empleados en misiones semejantes, como se muestra en las secciones posteriores. Además de ello es necesario tener en consideración la posibilidad de transportar el modelo desde España hasta Inglaterra, donde se realizan las diferentes pruebas del evento. Toda esta disposición debe cumplir un MTOW (Maximum Take-Off Weight) de 6.9 kg establecida en las bases del concurso [17].

Por otra parte, el modelo pretende ser propulsado mediante un motor eléctrico situado en la parte posterior del fuselaje. Esta aeronave será guiada por control remoto desde una estación en tierra. Dicho modelo conceptual se puede observar en la Figura 1.9

Una vez se han fijado estos criterios, el proyecto de diseño de un UAS para vigilancia anti incendios se divide en distintos subproyectos, siendo el de interés en este caso, la optimización de la geometría alar. Esta optimización implica una investigación acerca

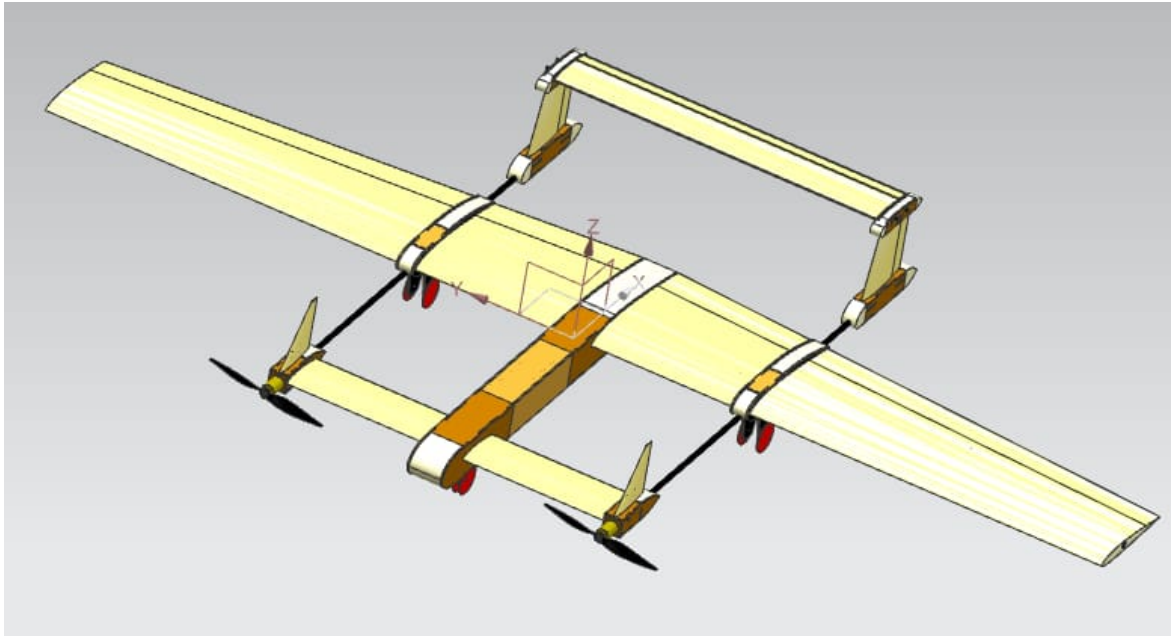


Figura 1.9: Modelo conceptual de la aeronave *Phoenix UPV*.

de los distintos métodos de parametrización de perfiles aerodinámicos así como de alas tridimensionales, a la vez que la integración de los mismos en métodos numéricos capaces de obtener la solución óptima para el problema planteado.

Para llevar a cabo dicha optimización aerodinámica es necesario conocer algunos datos relevantes del modelo *Phoenix UPV*. Estos datos se han estimado por el conjunto del equipo encargado del diseño, y se muestran en la Tabla 1.2.

Phoenix UPV	
Peso en vacío (kg)	5,5
Peso paquetes (x 3) (kg)	0,5
Carga de pago (kg)	1,5
Envergadura (m)	3
Cuerda media aerodinámica (m)	0,406
Velocidad en crucero (m/s)	25
Superficie alar (m ²)	1,2
Altura media (m)	250
$C_{L_{max_{despegue}}}$	1,315
$C_{L_{max_{aterrizaje}}}$	2,47
$C_{L_{crucero}}$	0,78

Tabla 1.2: Características generales *Phoenix UPV*

Capítulo 2

Estudio de mercado

Impacto socio-económico de los incendios forestales

Resulta evidente que un incendio forestal no solo tiene efectos ecológicos, sino que también afecta gravemente a la sociedad y la economía. Los efectos socio-económicos más destacables son aquellos que afectan de forma directa a la salud pública, o independientemente, a través de la contaminación de la atmósfera, el agua o los suelos. Además de ello, un incendio lleva consigo la pérdida o paralización de los procesos productivos de la zona. Consecuentemente, se reducen las fuentes de trabajo ya que se pierde el interés en el área afectada, disminuyendo así las inversiones.

Con todo ello, se justifica la necesidad de implantar medios preventivos y altamente efectivos ante la posibilidad de un incendio. Un UAS capaz de monitorizar distintas áreas pertenecientes a Parques Naturales o Reservas Nacionales, resulta de gran interés. A continuación es evaluada su posible implantación en un mercado donde ya existen modelos con misiones muy semejantes y donde su aplicabilidad no es ampliamente conocida por la población y los distintos órganos administrativos de las diferentes regiones.

2.1. ANÁLISIS DE LA OFERTA

La posible implantación del producto que se pretende diseñar necesita una comparación e investigación de los productos con características similares que están siendo comercializados actualmente.

En primer lugar es necesario analizar las compañías que más éxito están teniendo en el mercado hoy en día. Cabe destacar que la expansión de la comercialización de sistemas aéreos no tripulados en la última década ha sido posible gracias al desarrollo y los grandes avances en la tecnología, específicamente en los dispositivos electrónicos. A

esta realidad, se suma la concepción de los UAS como sistemas con posibilidades ilimitadas y la gran versatilidad en sus líneas de desarrollo ya que pueden tomar múltiples objetivos para su aplicabilidad tanto en la industria, como en operaciones militares o civiles. Tal es la expansión de este sector que, tal y como indica [18], se espera que en 2022 el mercado de UAS/RPAS alcance los 23 billones de dólares, teniendo en la actualidad (2017) una repercusión de 6 billones de dólares.

Tal y como se indica en [18] las compañías que más éxito recogen en la actualidad son *DJI* (Dajiang Innovations) a través de su línea de productos *Phantom*, la cual ha alcanzado una gran popularidad alrededor del mundo por su versatilidad y precios asequibles para casi la totalidad de los ciudadanos de los países desarrollados. Esta serie de UAS están diseñadas para misiones civiles tan básicas como la fotografía de eventos o la grabación para aficionados. A través de estos productos, la compañía ha conseguido implantarse como el principal suministrador de estos UAS, con un 70 % de las ventas totales. Otras compañías, realizando productos con los mismos fines son *3D Robotics*, *GoPro* y *Parrot*.

En cuanto a UAS utilizados en misiones militares, la compañía suministradora más destacable es *AeroVironment*. Esta compañía comercializa UAS tanto para la vigilancia como con carácter táctico. En 2016 fue anunciado que se iniciaría una nueva serie de UAS con fines comerciales tales como la supervisión de campos de cultivo. Esta entidad se encamina hacia el liderazgo debido a su versatilidad de ventas tanto en el ámbito civil como militar. Por lo que respecta a su producto estrella, se trata del *Raven*, siendo el UAS de pequeña escala más utilizado en el mundo.



(a) Dà-Jiang Innovations Phantom 3 SE [19] (b) AeroVironment RQ-11 Raven [20] (c) Boeing Insitu ScanEagle [21]

Figura 2.1: UAS más relevantes en la actualidad, tanto de carácter civil como militar

Además de ello, también ocupan lugares predominantes en este sector conocidas compañías como *Boeing* o *Lockheed Martin LMT*. Los modelos de UAS pertenecientes a Boeing han sido desarrollados principalmente para fines militares, siendo el diseño más efectivo el *Boeing ScanEagle*. Este modelo es lanzado a través de una catapulta, por lo que no requiere de una pista de despegue y ha sido utilizado por las fuerzas estadounidenses desde 2004. Empleados también por el ejército estadounidense se en-

cuentran los UAS desarrollados por *Lockheed Martin LMT*. Los nuevos avances de esta compañía ahora se dirigen hacia UAS armados con cargamento bélico.

A parte de los modelos característicos de cada una de las compañías ya mencionadas, existen multitud de UAS con distintas geometrías y misiones. En este caso, el objeto de estudio se basa en analizar las características de las aeronaves no tripuladas que ofrecen una competencia más directa con la que se pretende diseñar, es decir, aquellas encomendadas a la vigilancia.

Entre los UAS cuyas misiones se basan en la observación y supervisión destaca el *General Atomics MQ-1 Predator*. Este modelo ya ha sido implantado en España desde el año 2017 para desempeñar tareas de vigilancia marítima, sobretodo en las costas de las islas Canarias debido a las múltiples incidencias relacionadas con el narcotráfico. Este UAS se clasifica como MALE (Medium Altitude Large Endurance) y ha sido utilizada en multitud de conflictos bélicos a través de la Fuerza Aérea de los Estados Unidos. Las principales especificaciones de esta aeronave no tripulada son las que se observan en la Figura 2.2.

Datos Predator	
Envergadura	14.84 m
Superficie Alar	11.5 m ²
Peso en vacío	512 kg
MTOW	1020 kg
Alcance	726 km
Techo de vuelo	7620 m



Figura 2.2: Características General Atomics MQ-1 Predator [22]

Resulta evidente comprobar que tanto las dimensiones de este UAV como los pesos característicos no pueden entrar en competición a través de un modelo semejante en el concurso *IMechE UAS Challenge*. Por ello, a continuación se muestran las características de UAS diseñados para la supervisión y cuyas especificaciones entran, o se acercan, a los márgenes de viabilidad impuestos por el concurso. Dentro de estas características se enmarcan los Mini-UAVs.

Además de ello, uno de los requisitos más importantes es que el sistema disponga de la máxima autonomía. Cumpliendo esta condición, la aeronave será capaz de permanecer en el aire el máximo tiempo y así garantizar que la tarea de monitorización sea lo más completa y eficiente posible. En base a este requisito, el UAV debe adoptar una configuración de ala fija. Algunos de los Mini-UAVs de ala fija más comunes en la actualidad son los que se presentan en la Tabla 2.1.

Como se puede observar en la Tabla 2.1, las características geométricas y propulsivas son muy variadas dentro de los mini UAV que se pueden encontrar actualmente en el

UAS	Autonomía (min)	Alcance (km)	Envergadura (m)	MTOW (kg)	Carga de pago (kg)
RemoEye-002B [23]	60	10	1.8	3.4	
RemoEye-006A [24]	120	15	2.72	6.5	
ThunderB [25]	1440	100	4	>100	3.5
Fulmar Aerial Teledetection [26]	360- 720	800	3	20	8
Cybereye [27]	180	40			2
Zygo [28]	120-240	40	3		2.5
TRACKER 120 [29]	90	25	3.3	8.7	1.1
ALIACA [30]	180	10-50	3	12	1.1

Tabla 2.1: Datos UAS existentes en la actualidad

mercado, y con ello, las capacidades que puede desarrollar cada una de las aeronaves. Sin embargo, en esta lista se puede encontrar UAV con especificaciones muy semejantes a las que se fijan en las bases el concurso IMechE UAS Challenge. La característica más relevante es la de aquellas aeronaves cuya envergadura es cercana a 3 m. Estos modelos son los más cercanos al UAS objetivo, ya que este parámetro es fijo por razones de transporte, tal y como ya se ha indicado en la Sección 1.4. Del mismo modo, en base a las reglas que se han de cumplir para poder formar parte del concurso IMechE UAS Challenge, se impuso en la Sección 1.4 que el MTOW (Maximum Take Off Weight) sería de 6,9 kg. Tomando como referencia estos dos datos, se observa que los UAS ya existentes que más se acercan al diseño objetivo son el RemoEye-006A (Ucosystem) y el Tracker 120 (Survey Copter). Por otra parte, estos dos UAS son propulsados mediante motores eléctricos, tal y como se espera realizar en el montaje de la aeronave objetivo.

Una vez conocidos los sistemas aéreos no tripulados que constituyen la competencia para el proyecto a realizar, es necesario el planteamiento de soluciones competitivas. Una de las líneas de investigación propuestas para conseguir que la aeronave de diseño logre ser competitiva es mejorar las condiciones aerodinámicas de la misma en las 3 fases principales del vuelo (despegue, crucero y aterrizaje). A través de una optimización de la geometría alar de la aeronave es posible incrementar el alcance y la autonomía. Resulta de gran interés esta posible mejora ya que favorecería su entrada en el mercado al presentarse junto con otros modelos de muy semejantes características geométricas y de peso, pero con una autonomía y/o alcance superiores. El presente proyecto abre paso a esta parte del plan general del *Phoenix UPV* en la que se intentará optimizar lo máximo posible las distintas condiciones aerodinámicas de la aeronave.

En cuanto a condiciones aerodinámicas se refiere, se puede estudiar el problema desde una visión bidimensional o tridimensional. En primer lugar se opta por un conocimiento profundo y comparación de los distintos perfiles aerodinámicos utilizados

en UAS de características similares, y más tarde se estudia el conjunto del ala completa desde una visión tridimensional. La selección de un perfil específico tienen gran relevancia en la totalidad del estudio, ya que de este depende en gran medida los coeficientes de sustentación y de resistencia total de la aeronave. A su vez, mediante la optimización de estos parámetros, se verá mejorada la eficiencia aerodinámica, tal y como se espera.

Con el objeto de enriquecer el nuevo desarrollo, es necesario hacer una revisión de las características de los modelos ya existentes y que más éxito han tenido. En este caso, se pretende recoger y analizar las características que afectan directamente a los perfiles aerodinámicos de los UAS con misiones semejantes, tal y como se ha señalado anteriormente. Sin embargo, resulta de una altísima dificultad obtener estos datos de los UAS de la Tabla 2.1, ya que se trata de modelos cuya entrada en el mercado está más que vigente en la actualidad. Esta información es confidencial, para evitar la posible competencia en el mercado. Bajo estas condiciones, la exploración tiende hacia UAS utilizados no tan recientemente o modelos desarrollados por centros de investigación, de los cuales sí existe información en detalle. Algunos de estos UAS se observan en la Tabla 2.2.

UAS	Envergadura (m)	MTOW (kg)	Superficie alar (m ²)	Perfil Aerodinámico
DAI	8.13	~18	2.647	AQUILA [31]
UPC new model	7.5	460	11.25	CLARK Y [32]
Odyssey UAV	15	~63.5	2.347	E214 [33]
Solar Powered	-	~3	-	E374 [34]
NRIST YK-7	2.115	14	-	E387 [35]
UAV Sevilla	1.5	3.64	-	EMX07 [36]
MiniAirplane	1.32	-	-	GOE256 [37]
Electric Pylon Racing	1	0.9	-	MH 32 [38]
BMB	-	-	-	MH 45 [39]
Duigan	3	5.5	-	MH 62 [40]
The Global Hawk UAV	-	-	-	NACA 2412 [41]
MIST UAV	1.016	0.907	0.163	NACA 4412 [42]
Céfiro	3	-	-	NACA 4415 [43]
Hybrid UAV	1.67	4.3	0.45	S7055 [44]
Sunsailor1	4.2	3.6	1.35	SD7032 [45]

Tabla 2.2: Perfiles aerodinámicos correspondientes a UAS con características semejantes al UAS objetivo

Como se puede observar en la Tabla 2.2, el MTOW (Maximum Take Off Weight) guarda grandes diferencias entre los modelos mostrados debido a que las misiones de los distintos UAS son muy variadas. Por lo que respecta a la envergadura, todos los modelos presentan unas dimensiones semejantes excepto el UAS *DAI* (*Drone Autónoma*

Infinita) el cual muestra un alto alargamiento para ser capaz de cumplir las condiciones de alta autonomía que tiene por objetivo. Por ello, disponer del perfil aerodinámico utilizado en este modelo, resulta de interés. Su alta eficiencia aerodinámica, es capaz de garantizar el objetivo de ‘Autonomía Infinita’.

Disponer de esta información resulta de gran utilidad para que el problema de optimización sea abordable. Como se verá en la Sección 4.1, la inicialización del algoritmo evolutivo empleado, requiere de un espacio de diseño a explorar a través de la optimización. Los márgenes de este espacio de diseño se establecen conociendo el valor de los distintos parámetros que definen los perfiles aerodinámicos empleados en aeronaves semejantes.

2.2. ANÁLISIS DE LA DEMANDA

La implantación de los vehículos no tripulados está experimentando una gran expansión que se hace perceptible a través de los nuevos desarrollos que se llevan a cabo cada año. En el caso de los vehículos aéreos no tripulados, el crecimiento en los últimos años ha sido extremadamente grande. Este fenómeno ha sido posible gracias a la mejora de las tecnologías complementarias, tales como el control y los sistemas de aeronavegación que permiten conocer con precisión el posicionamiento del vehículo. Es de esperar que el crecimiento de estas nuevas tecnologías sea exponencial debido a la constante aparición de nuevas aplicaciones de las mismas, así como múltiples configuraciones dependientes de estas.

Este crecimiento además se está viendo reforzado por el apoyo de las autoridades competentes. Los distintos gobiernos del mundo junto con las agencias relacionadas con el sector, trabajan juntos para poder legislar la aparición de estos nuevos vehículos. La integración de la aviación no tripulada en el espacio aéreo civil permite ampliar horizontes más allá de la aplicación en contiendas militares y con ello, es de esperar un gran impulso económico en el mercado a través de las aplicaciones civiles.

En 2013 fue anunciado a través del CRS (Congressional Research Service) las predicciones acerca de los beneficios que se obtendrían con el crecimiento de las tecnologías UAS al realizar inversiones en investigación, desarrollos, ensayos y evaluaciones (RDT&E - Research, Development, Testing and Evaluation). Se pronosticaba que con una inversión de unos 89.1\$ billones durante la década completa, las compras y adquisiciones aumentarían desde los 6.6\$ billones anuales en 2013 hasta los 11.4\$ billones en 2022 tal y como se afirma en [46]. Estados Unidos es de esperar que tenga la máxima relevancia en estos trámites, representando un 62% de las inversiones y un 55% en adquisiciones a nivel global.

Por otra parte, ese mismo año 2013 se elaboró por el AUVSI (Association for Unmanned Vehicle Systems International) un análisis del impacto económico que supondría la incorporación de los UAS en el NAS (National Airspace System). El NAS es un sistema implantado tras la Segunda Guerra Mundial y utilizado en Estados Unidos. Este se encarga de que una aeronave comercial realice la ruta que le ha sido asignada de la forma más segura y eficiente posible [47]. El reconocimiento de los UAS dentro de este sistema aportaría múltiples beneficios al sector entre los que destaca la ganancia de 13,6\$ billones para el gobierno estadounidense en los 3 primeros años de inserción y acumulando hasta un total de 82,1\$ billones entre los años 2015 y 2025. Además de ello, se crearían cerca de 70.000 nuevos empleos en los primeros 3 años y unos 104.000 hasta el año 2025. Por último, en este informe realizado por el AUVSI [48], se revela que cada año de espera hasta la integración de los UAS en el NAS reporta 10\$ billones de pérdidas impacto económico potencial.

Estas predicciones positivas no solo se limitan a Estados Unidos, sino que el mismo informe del CRS [46] augura que Europa y los países asiáticos, como China y Japón, se verán sometidos a grandes desarrollos en el sector, que se verán apoyados por las pertinentes regulaciones para la integración de los vehículos no tripulados en el espacio aéreo global.

En base a los datos obtenidos de los distintos análisis económicos que afectan directamente a las aeronaves no tripuladas junto con el perceptible incremento de interés de los gobiernos por las distintas aplicaciones civiles de estos equipos, hace evidente el inmediato crecimiento de inversiones de forma global. Las inversiones llevan consigo una expansión de los modelos hacia tendencias altamente innovadoras para las posibles aplicaciones en multitud de campos. A su vez este movimiento económico en el sector, permite el perfeccionamiento de los equipos ya existentes y con ello se asegura la confianza de los consumidores, creando a su vez una mercado más grande.

La necesidad de controlar los incendios forestales junto con la creciente economía que afecta a estos sistemas, hace que el planteamiento del diseño objetivo de este trabajo resulte altamnete interesante. A su vez, la existencia de un concurso como el IMechE UAS Challenge [16], con unas bases prefijadas y disponiendo de *sponsors* relacionados, presenta la mejor oportunidad de iniciarse en el sector de forma gradual.

Capítulo 3

Fundamentos teóricos

3.1. DEFINICIÓN DE OPTIMIZACIÓN

La optimización agrupa todas las técnicas analíticas o numéricas capaces de lograr un objetivo a través de la caracterización de las soluciones. Los problemas que plantea la optimización se modelan y formulan de forma que se tienda a una maximización o minimización de los objetivos.

En la vida diaria se plantean múltiples cuestiones de optimización tales como qué camino elegir para llegar al colegio de forma que se minimice el tiempo de llegada o, a qué hora es mejor hacer la compra de forma que sea necesario permanecer un menor tiempo en las colas. En todos estas cuestiones se busca un óptimo que equivale a obtener un máximo o un mínimo, en este caso, el tiempo.

Además de ello, el óptimo que se pretende encontrar en muchas ocasiones debe cumplir unas condiciones como podría ser en el ejemplo de la visita al supermercado, que la persona que va a realizar dicha acción tan solo tiene disponibilidad a partir de las 17:00 y que los supermercados cierran las puertas a las 21:30. Este tipo de restricciones encaminan los cálculos hasta encontrar la solución óptima.

En el campo de la ingeniería, y con el amplio desarrollo de las ciencias de la computación, la optimización ha cobrado una gran importancia. Los algoritmos desarrollados para este fin son capaces de abordar diversos problemas en los que los objetivos pueden ser múltiples y variados. En muchas ocasiones estos objetivos entran en conflicto y es necesario establecer criterios de selección a través de la consideración de nuevas características no incluidas en el cálculo. El modelado de un problema de optimización se puede plantear a través de una visión mono-objetivo o multi-objetivo.

3.1.1. Optimización mono-objetivo

Tal y como indica su designación, este tipo de problemas de optimización pretenden encontrar la mejor solución entre un conjunto, en base a un único criterio u objetivo.

El modelo más sencillo para este tipo de problemas se encuentra en las funciones continuas y derivables, en las cuales el máximo o mínimo buscado corresponde con un punto de inflexión de la curva considerada. Siempre que las funciones consideradas sean derivables, es posible obtener la situación precisa de dicho máximo o mínimo a través de la manipulación de la Ecuación 3.1.

$$f'(x) = 0 \tag{3.1}$$

En cuanto la función objetivo deja de ser derivable, resulta imposible realizar el cálculo de forma analítica y se debe recurrir a soluciones numéricas. El planteamiento general de un problema de optimización mono-objetivo viene descrito por la Ecuación 3.2 [49].

$$\min_{X \in \mathbb{R}} f(X) = y \tag{3.2}$$

Aparte de la función a optimizar, es necesario tener en cuenta las distintas restricciones que se fijan y la cuales vienen descritas por las Ecuaciones 3.3 y 3.4.

$$g_i(X) \leq 0 \quad i = 1, \dots, q \tag{3.3}$$

$$h_j(X) = 0 \quad j = q + 1, \dots, m \tag{3.4}$$

En este planteamiento es posible apreciar que $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ es el vector de las variables decisión, $f : X \in \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es la función objetivo a maximizar o minimizar y, $g_i, h_j : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ son las restricciones que definen el espacio de búsqueda del problema.

El algoritmo de búsqueda que sea utilizado debe ser capaz de encontrar los puntos extremos de la función de búsqueda, o al menos soluciones que se correspondan con valores cercanos al óptimo.

Además de ello, existen multitud de problemas en los cuales el objetivo a cumplir depende de más funciones y con una gran cantidad de variables, por lo que es necesario la introducción de modelos de optimización multi-objetivo.

3.1.2. Optimización multi-objetivo

En la vida real, los problemas de optimización involucran múltiples criterios de evaluación, los cuales pueden llegar a entrar en conflicto. Un claro ejemplo puede ser la compra de ciertos productos encontrando el balance entre el mínimo coste y la máxima calidad, todo ello con un presupuesto acotado.

El concepto de solución óptima en estos problemas debe ser reconsiderada ya que se produce una colección de soluciones óptimas de forma que el ingeniero (*Decision Maker - DM*) sea capaz de seleccionar una de las mejores alternativas halladas por el algoritmo implementado. Si se tiene un problema con más de un criterio de evaluación, necesariamente tiene que haber más de una solución viable.

Entre las distintas teorías desarrolladas para la elección de la mejor de las soluciones, destaca el trabajo realizado por Vilfredo Pareto, quien fue el primero en estudiar la agregación en un índice compuesto de objetivos en conflicto. En primer lugar introdujo el concepto de eficiencia, conocido como optimalidad de Pareto, y más tarde definió la conocida Frontera de Pareto.

Espacio de búsqueda - Espacio objetivo

Las dimensiones del **espacio objetivo** se corresponde con la cantidad de funciones a optimizar (Ecuación 3.5). En cuanto al **espacio de búsqueda**, sus dimensiones vienen definidas por la cantidad de componentes del vector de variables de decisión (Ecuación 3.6). La diferencia entre ambos espacios es posible observarla en la Figura 3.1 a través de la comparación de distintas soluciones obtenidas de la evaluación de una función de búsqueda genérica.

$$\mathbf{F}(X) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)] = [y_1, y_2, \dots, y_n] \quad (3.5)$$

$$\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n] \quad (3.6)$$

Dominancia de Pareto

En un problema de optimización multi-objetivo debe de considerarse un criterio que permita identificar las soluciones óptimas y descartar aquellas que no mejoran la solución general del problema. En el caso de los planteamientos mono-objetivo, se obtiene un único valor escalar correspondiente a cada una de las soluciones, por ello

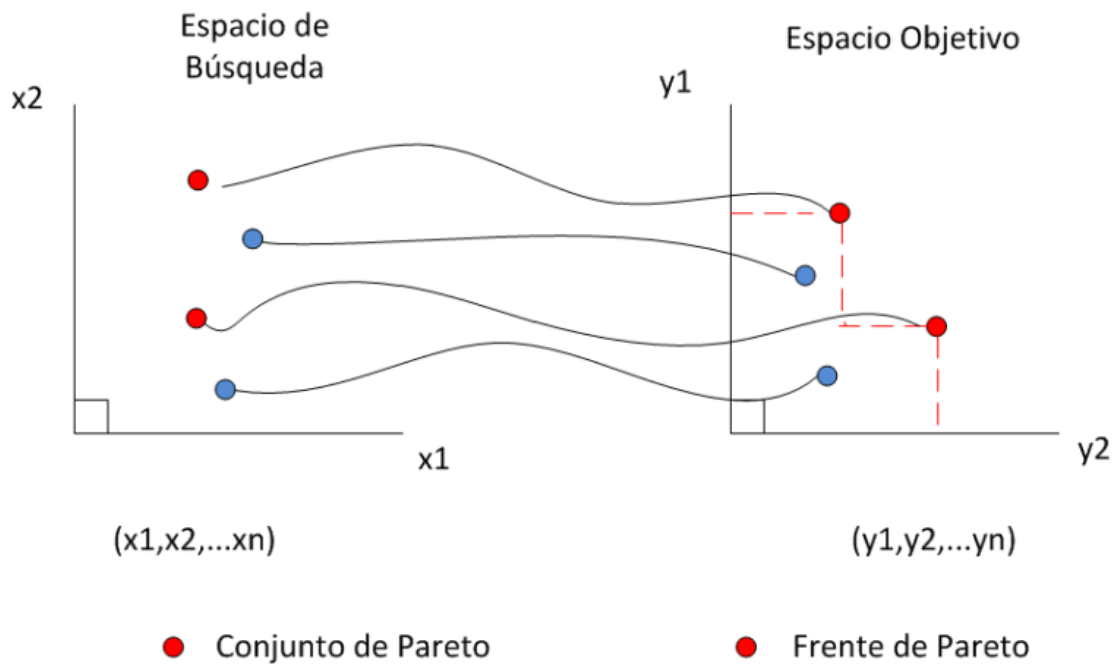


Figura 3.1: Diferencia entre el espacio de búsqueda y el espacio objetivo. [49]

es posible concretar si la solución es óptima a través de una mera comparación con el mejor resultado hasta el momento. Además de ello, es posible la ordenación de las soluciones en orden de optimalidad.

En un problema multi-objetivo, se dispone de un conjunto de diversas funciones a optimizar. Ello implica que cada solución lleva asociado un vector de variables correspondientes a una única posición en el espacio de búsqueda y un vector de soluciones para cada una de las funciones implicadas, el cual define la posición de la solución en el espacio objetivo. En estos casos, la evaluación de la preferencia de cada una de las soluciones se realiza mediante el criterio de dominancia de Pareto. Una solución \mathbf{a} pertenece al conjunto de óptimos de Pareto si no se consigue encontrar una solución \mathbf{b} tal que sea capaz de mejorar uno de los objetivos sin empeorar al menos uno de los otros. Dicha representación se puede observar en la Figura 3.2.

Frontera de Pareto

Formalmente, la frontera de Pareto se describe como la región del espacio objetivo en la cual se almacenan las soluciones óptimas de Pareto. El problema estudiado tiene por objetivo la minimización de todas las funciones objetivo, tal y como se muestra en la Ecuación 3.7. Donde \mathbf{D} representa el dominio o espacio de decisión y $\mathbf{F}(\mathbf{X})$ es el vector de funciones objetivo.

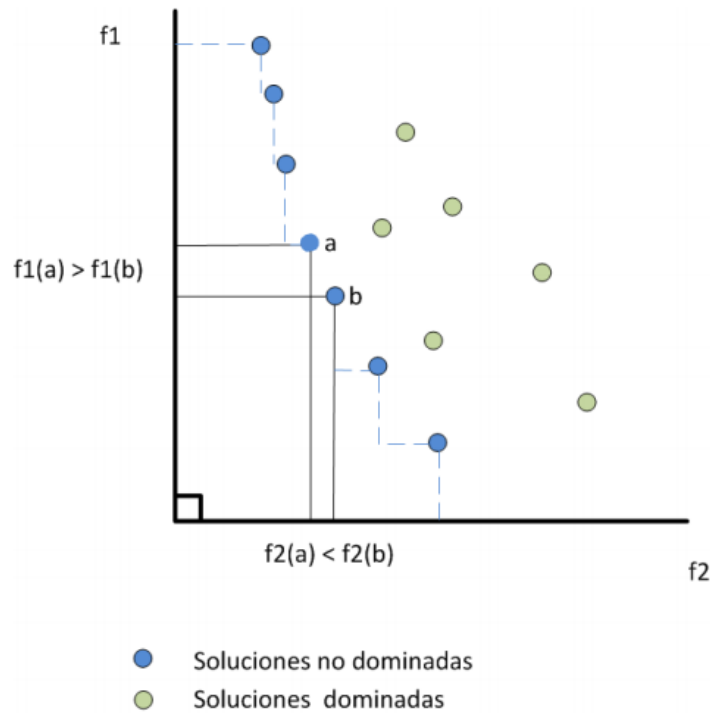


Figura 3.2: Distribución de las soluciones posibles de un problema de optimización para formar la Frontera de Pareto. [49]

$$\min_{X \in \mathbf{D}} \mathbf{F}(X) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)] \quad (3.7)$$

A través de la formulación de Pareto se tiene que una posible solución X^* es una solución óptima de Pareto si y solo si no existe otra solución $X \in \mathbf{D}$ tal que cumpla las Ecuaciones 3.8 y 3.9 de forma simultánea para al menos uno de los elementos el vector de funciones objetivo [50].

$$\mathbf{F}(X) \leq \mathbf{F}(X^*) \quad (3.8)$$

$$f_i(X) < f_i(X^*) \quad (3.9)$$

La colección de estas soluciones óptimas se denomina ‘*set de Pareto*’ y la región definida los puntos encontrados en el espacio objetivo y que corresponden con las soluciones ‘no dominadas’, es la ‘*Frontera de Pareto*’. La expresión formal de esta colección de puntos se puede observar en la Ecuación 3.10 y la colección de puntos de la Frontera de Pareto se muestra en la Ecuación 3.11. La determinación de esta frontera de forma exacta resulta imposible ya que se trata de una colección de infinitos puntos. Sin embargo, a través de procesos iterativos es posible obtenerla de forma discreta. Esta frontera puede ser lineal, cóncava, convexa, continua, discontinua, etc., dependiendo de los objetivos que hayan sido elegidos [49].

$$\mathcal{P}^* := \{x \in \Omega \mid \neg \exists x^* \in \Omega \vec{f}(x^*) \preceq \vec{f}(x)\} \quad (3.10)$$

$$\mathcal{PF}^* := \{\vec{u} = \vec{f} = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \mid x \in \mathcal{P}^*\} \quad (3.11)$$

Una única solución ideal no existe, por la incapacidad de mejorar todos los objetivos de forma simultánea, aún así, la disposición en la frontera de Pareto permite una sencilla evaluación para la obtención de la solución más efectiva a través del *Decision Maker*. Todas las soluciones pertenecientes a la frontera de Pareto son igualmente buenas, y tan solo se puede considerar que una solución es preferible a otras a través de los criterios impuestos por el tomador de decisiones. El desafío principal de los algoritmos de optimización es tener la capacidad para encontrar la frontera de Pareto real del problema, o lograr la mejor aproximación a la misma con los recursos disponibles de tiempo y memoria.

3.1.3. Técnicas de simplificación para optimización multi-objetivo

Aparte de la optimización multi-objetivo diseñada por Vilfredo Pareto, tradicionalmente se ha tendido a convertir los problemas multi-objetivo en mono-objetivo. Estas simplificaciones permiten obtener de forma eficiente una única solución óptima. Sin embargo, la transformación de un problema con varios objetivos a un único debe atenerse a la fijación de algunos parámetros, lo cual restringe los grados de libertad en la búsqueda de la mejor solución. Las técnicas existentes para llevar a cabo esta simplificación, se muestran a continuación.

Función objetivo ponderada (*Weighted Sum Method*)

Esta técnica se basa en agrupar todas las funciones objetivo en una única función. Dicha función debe de presentarse como una unión de las demás funciones a través de una ponderación seleccionada por el usuario. De esta forma se tiene un control directo sobre la importancia que se le quiere otorgar a cada una de las funciones objetivo que forman el problema y la elección del *Decision Maker*, se realiza con anterioridad al lanzamiento de la resolución [51]. La expresión de la función objetivo ponderada se muestra en la Ecuación 3.12.

$$U = \sum_{i=1}^n w_i F_i(\mathbf{x}) \quad (3.12)$$

Si todos los pesos w_i son positivos, tal y como se asumirá en este proyecto, la minimización de esta función llevará a un óptimo de Pareto siempre que la frontera de Pareto sea convexa. Además en general se tienen que cumplir las igualdades mostradas en la Ecuación 3.13. Aún así, es conocido que si uno de los pesos es cero, hay una baja probabilidad de que la solución obtenida sea un óptimo de Pareto [51].

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad \mathbf{w} \geq 0 \quad (3.13)$$

Los distintos pesos que se dan a cada una de las funciones objetivo, representan el gradiente de U respecto del vector de funciones $\mathbf{F}(\mathbf{X})$, mostrado en la Ecuación 3.14.

$$\nabla_{\mathbf{F}} U = \begin{Bmatrix} \frac{\partial U}{\partial F_1} \\ \frac{\partial U}{\partial F_2} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{Bmatrix} \quad (3.14)$$

De esta forma, la frontera de Pareto y sus distintas particularidades, se muestran en la Figura 3.3.

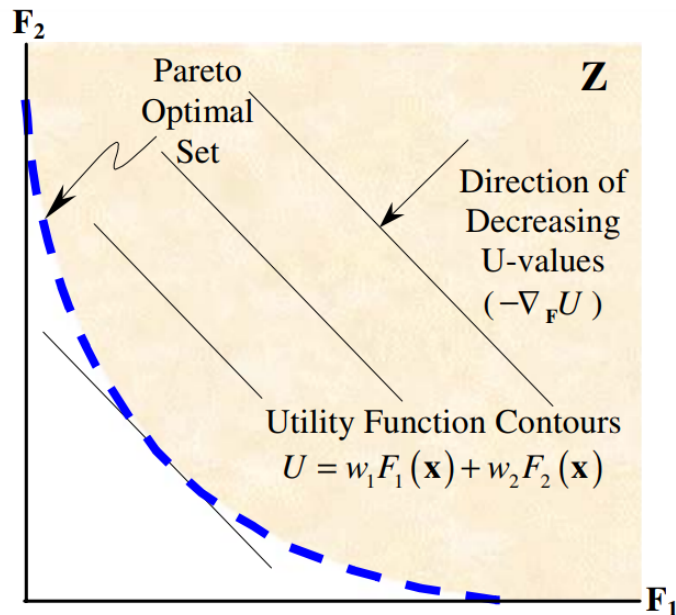


Figura 3.3: Representación de la Frontera de Pareto

Finalmente cabe destacar que para que las distintas soluciones que aporta una función objetivo ponderada, sean un mínimo y soluciones óptimas de Pareto, se debe de cumplir que el gradiente de la función U sea nulo. Esta igualdad se expresa en la Ecuación 3.16 para un problema genérico con dos objetivos (Ecuación 3.15).

$$U = w_1 F_1(x) + w_2 F_2(x) \quad (3.15)$$

$$\nabla_x U = w_1 \nabla_x F_1(x) + w_2 \nabla_x F_2(x) = 0 \quad (3.16)$$

Las grandes simplicidades que aporta este método lo convierten en una técnica muy atractiva para el modelado de problemas simples. Sin embargo, el diseñador debe de elegir la prioridad de cada uno de los objetivos de antemano y tan solo llega a soluciones aproximadas pertenecientes a la Frontera de Pareto si este frente es convexo.

Conversión de funciones objetivo a restricciones

La idea general que plantea esta técnica se basa en la conversión de $n - 1$ funciones objetivo en restricciones. De esta forma el problema se modela como una única función objetivo con una serie de restricciones que encaminan la búsqueda de la solución ideal. Al disponer de una única función objetivo, también se obtiene una única solución. Esta solución será un óptimo de Pareto si la frontera de Pareto es convexa.

Estas dos técnicas son las más utilizadas en la actualidad por la facilidad de implementación que presentan. Sin embargo existen multitud de simplificaciones adicionales, con cada una de sus particularidades. Resulta innecesario introducir una mayor explicación de estas técnicas ya que no van a ser empleadas en el presente proyecto. La descripción de las mismas se puede encontrar en [52].

3.2. ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN

La optimización de problemas reales, modelados a través de funciones objetivo, requiere de una determinada metodología de forma que se logre el objetivo marcado con la mejor calidad y menor tiempo posible. Con el desarrollo de los equipos y tecnologías de la computación, ha sido posible diseñar algoritmos capaces de lograr el óptimo de una determinada función a través de los métodos numéricos implementados.

En cuanto a algoritmos de optimización se refiere, existen seis categorías, las cuales no tienen porque estar directamente relacionadas. Estas categorías se pueden observar en la Figura 3.4 se presentan a continuación [53]:

1. **Prueba y error** (se desconoce el resultado de los distintos cambios que se puedan llevar a cabo) o **función objetivo**.

2. De una **única variable** a optimizar o **multi-dimensional**.
3. **Estático** (independiente del tiempo) o **dinámico** (dependiente del tiempo).
4. De **variables discretas** (número finito de soluciones posibles) o variables **continuas** (número infinito de soluciones posibles).
5. Con o sin **restricciones** (igualdades o inecuaciones dentro de la función de coste).
6. **Buscadores de mínimos** (buscan el mínimo a partir de una colección de valores iniciales, tienden a estancarse en mínimos locales) o **métodos aleatorios** (utilizan cálculos probabilísticos para encontrar la colección de valores necesarios, aunque sean más lentos tienen más éxito encontrando el mínimo global).

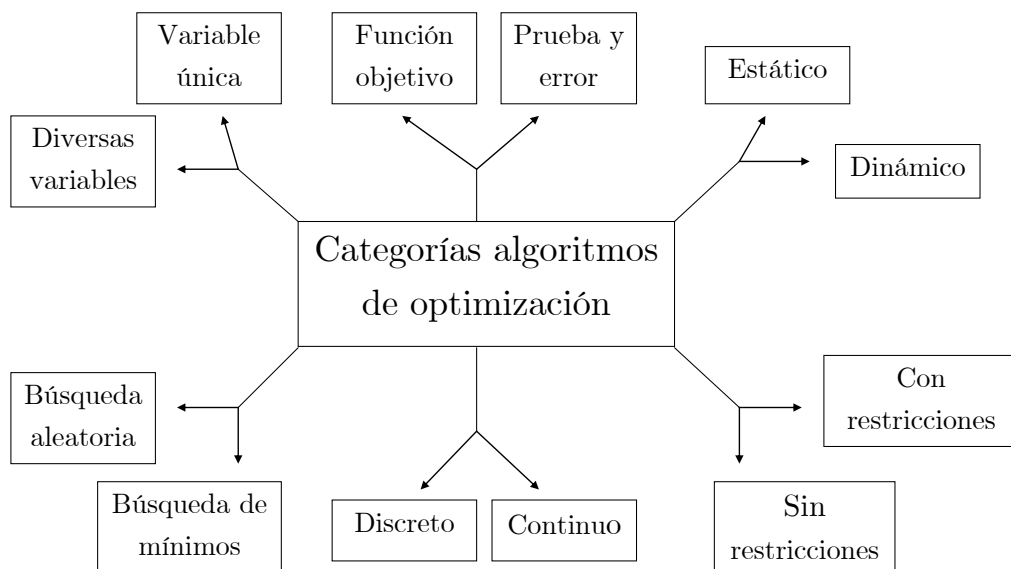


Figura 3.4: Diagrama de las distintas categorías de algoritmos de optimización

En términos generales un algoritmo evolutivo es el encargado de localizar el mínimo absoluto (o máximo) en un espacio n -dimensional. Tal y como se explica en [53], este tipo de algoritmos se pueden ejemplificar como si un senderista ubicado en una posición aleatoria dentro de un Parque Nacional tuviera que encontrar el valle más profundo. Dicha búsqueda debe realizarse de forma meditada y precisa para que al encontrar un valle profundo, no se tome como solución sin consultar el resto del territorio.

Este caso es equivalente a que un algoritmo tome como mejor solución un mínimo relativo de la función de coste. Resulta obvio que la posibilidad de encontrar el mínimo global requiere del empleo de muchos más recursos tales como tiempo y esfuerzo, en este caso por parte del senderista. Además de ello, en este mismo ejemplo se pueden considerar las restricciones como regiones por las que el senderista no puede desplazarse, como barrancos o despeñaderos. Dicho ejemplo muestra la difícil tarea que supone encontrar la solución óptima de un problema real, y con ello, se justifica la necesidad de elaborar metodologías que doten de una mayor eficiencia la búsqueda realizada. Los algoritmos evolutivos conforman estas metodologías tan necesarias.

Generar el conjunto de soluciones óptimas de Pareto en un tiempo finito resulta imposible, y por ello, han sido desarrollados una gran multitud de algoritmos que aunque no siempre son capaces de encontrar la solución óptima general, sí aportan buenas aproximaciones. En la construcción de un algoritmo evolutivo siempre están presentes los siguientes elementos:

- **Individuos:** Corresponde con una determinada solución. Se representa mediante un punto en el espacio de búsqueda *n-dimensional*.
- **Población:** Es la cantidad de individuos que se evalúan en una cierta generación.
- **Generación:** Corresponde con la creación de una nueva población tras la evaluación completa de las soluciones disponibles hasta el momento. Su analogía con las resoluciones por métodos numéricos es una iteración.
- **Selección:** Se basa en la comprobación de los valores de las funciones objetivo asociadas a cada uno de los individuos de forma que sea posible quedarse con las mejores soluciones del proceso. En general, los algoritmos de optimización buscan una única solución, y por tanto, la selección puede estar basada en la comprobación reiterada de si se han mejorada las condiciones en cuanto a función objetivo.
- **Variación:** En cada generación los individuos varían su posición en función de unas características propias de cada uno de los algoritmos, de forma que sean capaces de explorar nuevas regiones del dominio de búsqueda o se acerquen con precisión a la mejor solución encontrada.
- **Mutación:** En base a una tasa de mutación prefijada, los individuos sufren cambios de forma aleatoria. De esta forma es posible desplazar individuos a regiones del espacio de búsqueda donde no se ha realizado ningún análisis previo.

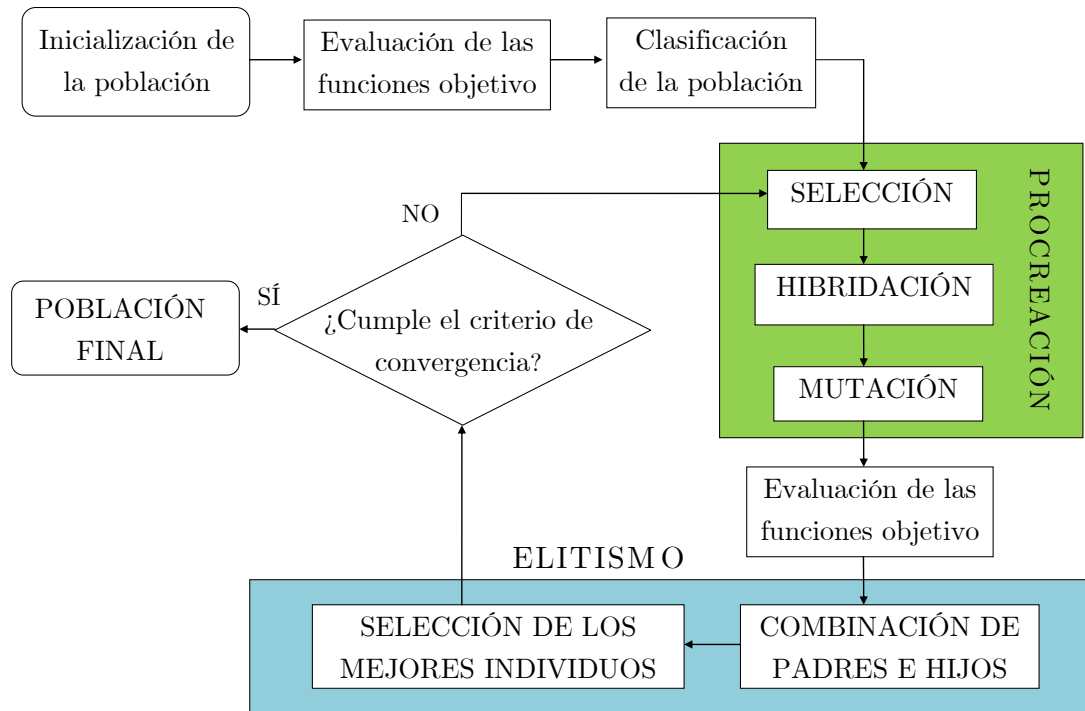


Figura 3.5: Representación de la relación entre las distintas componentes e un algoritmo evolutivo.

La relación entre las distintas componentes que intervienen en un algoritmo evolutivo en términos genéticos se muestra en la Figura 3.5.

En los últimos años, han sido desarrollados distintos métodos de optimización naturales, basados en la Teoría de la Evolución de Darwin. Entre ellos se encuentra el Algoritmo Genético (*Holland, 1975*), Simulated Annealing (*Kirkpatrick et al., 1983*), Algoritmos Evolutivos (*Schwefel, 1995*), Ant Colony Optimization (*Dorigo and Maria, 1997*) y Particle Swarm Optimization (*Parsopoulos and Vrahatis, 2002*). Este tipo de algoritmos generan puntos nuevos alrededor de todo el espacio de cálculo y así pueden desplazarse de forma estadística a mejores óptimos que puedan existir en la región. Estos métodos permiten variables discretas y funciones de coste no continuas. Su metodología se basa en los procesos de la naturaleza [53].

3.2.1. Algoritmo genético (GA)

El algoritmo genético (GA) es un método de optimización basado en la evolución de una población compuesta por un número determinado de individuos de forma que estos maximicen una cierta capacidad (*'fitness'*), como podría ser minimizar la función de coste.

Este algoritmo está basado en la teoría del origen de las especies, en la cual los individuos más débiles y con peores características están condenados a la extinción bajo el poder de la selección natural. Los mejores tienen la posibilidad de traspasar sus genes a las generaciones futuras a través de la reproducción. Aquellos que presentan los mejores genes, se convierten en dominantes dentro de su población. Además de ello, dentro del ciclo de la reproducción se dan cambios aleatorios, que si son favorables colaboran en la supervivencia del individuo en cuestión. Las mutaciones desfavorables llevan a que la selección natural los erradique.

En la terminología propia del campo de la genética, un individuo puede compararse con un cromosoma. Cada cromosoma está formado por una serie de genes. Estos genes de encargan de controlar una o más características de cada cromosoma. Por tanto, cada cromosoma se corresponde con una posible solución \mathbf{x} ubicada en el espacio de búsqueda, y una colección de cromosomas forman una población [54]. La población inicial, se inicializa de forma aleatoria y los distintos procesos llevan a la evolución de las mejores características.

En el GA existen dos operadores principales: la hibridación y la mutación. La primera consiste en que dos cromosomas, llamados *parents*, se combinan de forma que se llega a una procreación, denominada como *offspring*. Los padres son seleccionados en favor del *fitness* de forma que el hijo obtenga los mejores genes de ambos. La reiteración de este proceso lleva a que se consiga la mejor de las soluciones posibles. El desarrollo completo de cada uno de los pasos se puede observar en la Figura 3.6.

La mutación por su parte, introduce nuevos cambios en los genes de forma aleatoria. La tasa de variación suele ser reducida de forma que no se aleje demasiado de la solución deseada [54]. En términos generales, los individuos que conseguirán sobrevivir un mayor tiempo serán aquellos cuyo *fitness* sea más favorable.

Algunas de las ventajas de este algoritmo son las siguientes [53]:

- Puede realizar su labor con variables tanto discretas como continuas
- Es capaz de analizar muchos puntos de la región de búsqueda de forma simultánea.

- Funciona con un alto número de variables
- Es capaz de salir de un mínimo local sin dificultad
- Aporta una gran lista de variables optimizadas, no una solución única
- Puede codificar las variables de forma que la optimización se lleve a cabo con estas nuevas variables.
- Dispone de capacidad resolutive tanto para datos generados numéricamente, experimentalmente o con funciones analíticas.

Aunque este método presenta multitud de ventajas, su método de cálculo se realiza de forma muy lenta ya que no toda la población sigue la misma tendencia. Debido a este motivo, en muchos problemas más sencillos y alejados de la realidad conviene utilizar los algoritmos sencillos que se encargan de buscar el mínimo más cercano, ya que su convergencia es mucho más rápida y los resultados obtenidos correctos, para dicho rango de dificultad.

Este método de optimización evoluciona en distintas ramas para su utilización como puede ser su implementación en computadores en paralelo, su forma binaria o con variables continuas.

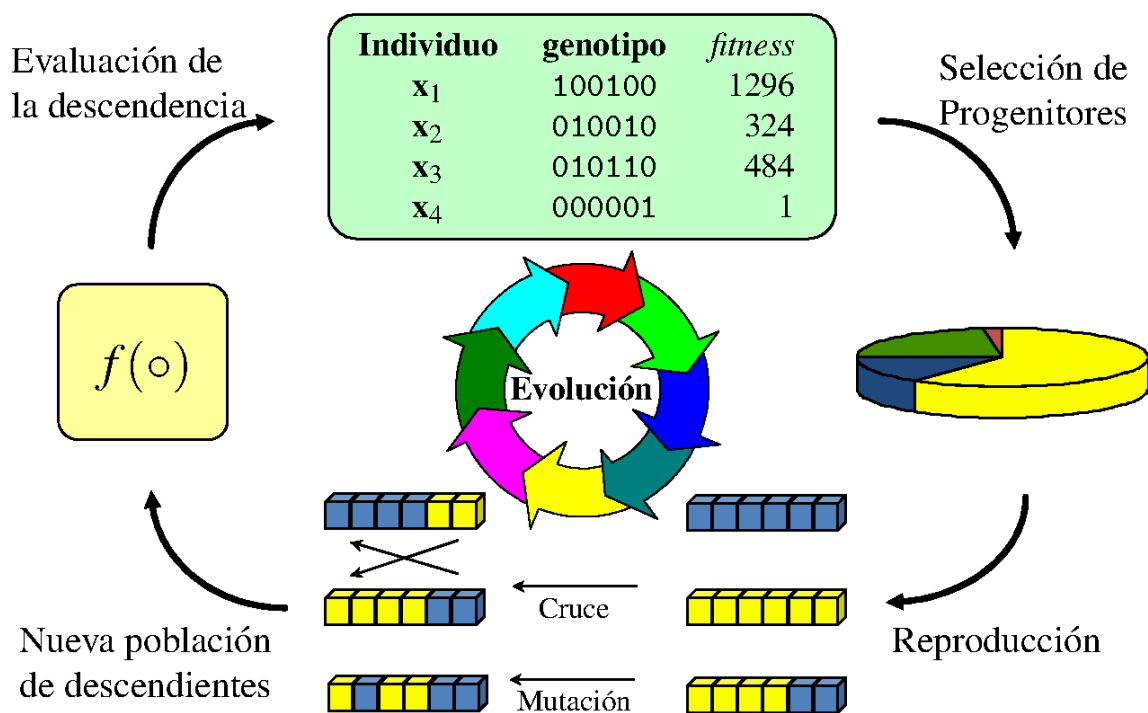


Figura 3.6: Metodología algoritmo genético [55]

Se tiende a pensar que el GA es el mejor algoritmo para todo tipo de problemas. Sin embargo, según el problema que se vaya a resolver conviene utilizar distintos algoritmos. A continuación se presentan distintos algoritmos naturales de optimización que pueden emplearse en otro tipo de problemas.

3.2.2. Simulated Annealing (SA)

Este método se basa en simular el proceso en el cual una sustancia es calentada por encima de su punto de fusión y a continuación es enfriada de forma gradual produciendo un entramado cristalino, el cual reduce la distribución de probabilidad de energía [53]. Si el elemento se enfría con rapidez, esta perfecta estructura pierde sus características. Por ello, la clave del problema está en el control del ratio de cambio de la temperatura.

De forma equivalente, el algoritmo genético empieza con una cantidad de valores aleatorios de la función de coste. Esta colección de variables es evaluada a través de la función de coste. Si el resultado disminuye, esta colección de valores aleatorios reemplaza la anterior, y si crece la solución, será aceptada bajo determinadas condiciones. Si no cumple dichas condiciones, es rechazada [53].

Este algoritmo ha sido aplicado en multitud de problemas de optimización. El SA se puede comparar de forma favorable con el GA, y ha sido demostrado que responde más eficazmente que los optimizadores locales ante funciones de coste multimodales.

3.2.3. Particle Swarm Optimization (PSO)

El algoritmo Particle Swarm Optimization fue formulado en 1995 basándose en el comportamiento de los animales en cuanto a sus relaciones sociales. Algunos ejemplos de grupos de animales que interactúan de forma conjunta para cumplir con un mismo objetivo podrían ser una bandada de pájaros o un banco de peces [53].

Este algoritmo comparte su base con el GA ya que parte de un número de individuos inicial obtenidos de forma aleatoria. Sin embargo, los pasos que deben seguir a continuación presentan un planteamiento distinto. En el PSO, cada partícula se mueve a través del espacio de búsqueda con una velocidad que le permite encontrar un nuevo posicionamiento. Estos movimientos vienen regidos por la ubicación de mínimos globales o locales. En el caso del GA, las partículas sufren hibridación y mutación y suelen ser codificadas mediante el método binario.

$$v_{m,n}^{new} = v_{m,n}^{old} + c_1 \times r_1 \times (p_{m,n}^{localbest} - p_{m,n}^{old}) + c_2 \times r_2 \times (p_{m,n}^{globalbest} - p_{m,n}^{old}) \quad (3.17)$$

$$p_{m,n}^{new} = p_{m,n}^{old} + v_{m,n}^{new} \quad (3.18)$$

La velocidad en el algoritmo PSO se expresa a través de un vector que tras ser calculado se suma a la posición de cada correspondiente partícula, y con ello, se realiza el movimiento de la partícula deseado. La expresión de la velocidad se puede observar en la Ecuación 3.17 [53]. Como se puede ver, la expresión de la velocidad depende de los mínimos globales y locales. Su interpretación gráfica se muestra en la Figura 3.7. Además cada una de las variables que forman esta expresión evolucionan con el tiempo. En el caso de las posiciones de mínimos locales y globales se llevan a una comparación entre ellos mismos en la cual si la posición del mínimo local lleva a un coste inferior a la del mínimo global, este mínimo global se ve reemplazado por el nuevo mínimo local. Las constantes c_1 y c_2 son denominadas como parámetro cognitivo y parámetro social, y son analizados en la Sección 4.2.4 [53].

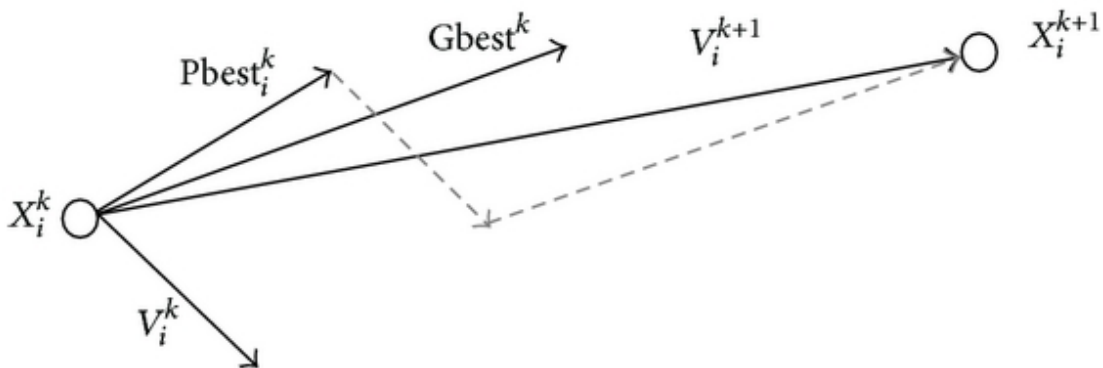


Figura 3.7: Representación gráfica del cálculo de la velocidad en el algoritmo PSO.

Entre las ventajas de este algoritmo destaca la sencilla implementación ya que los conceptos que se emplean para su formulación no necesitan de un estudio más exhaustivo por su relación con la genética. Una particularidad ventajosa de este algoritmo es su capacidad para encontrar el mínimo absoluto en regiones o funciones con una alta cantidad de mínimos relativos. Tras distintas generaciones de partículas o ‘iteraciones’ se puede observar como gran parte de las partículas se encuentran concentradas alrededor del mínimo global. Otros grupos de partículas se sitúan en las inmediaciones de los mínimos locales y otras partículas se ubican en zonas aleatorias de la región de búsqueda.

3.2.4. Ant Colony Optimization (ACO)

Este algoritmo está basado en el comportamiento de las hormigas en cuanto a la búsqueda de alimentos y la optimización natural que se produce para encontrar el camino más corto hasta la comida y de vuelta al hormiguero. Las hormigas desprenden cierta feromona mientras caminan. Si hay distintos caminos para llegar hasta la ubicación del alimento, y las hormigas se distribuyen de forma equitativa para recorrer los distintos caminos, el sendero más corto será el más transitado y por tanto dispondrá de una mayor concentración de feromonas. Las hormigas que se vayan a desplazar con posterioridad se verán atraídas por la ruta con mayor concentración de feromonas y tras un tiempo, el camino más corto será transitado por la totalidad de las hormigas [53]. Este comportamiento es posible observarlo en la Figura 3.8.

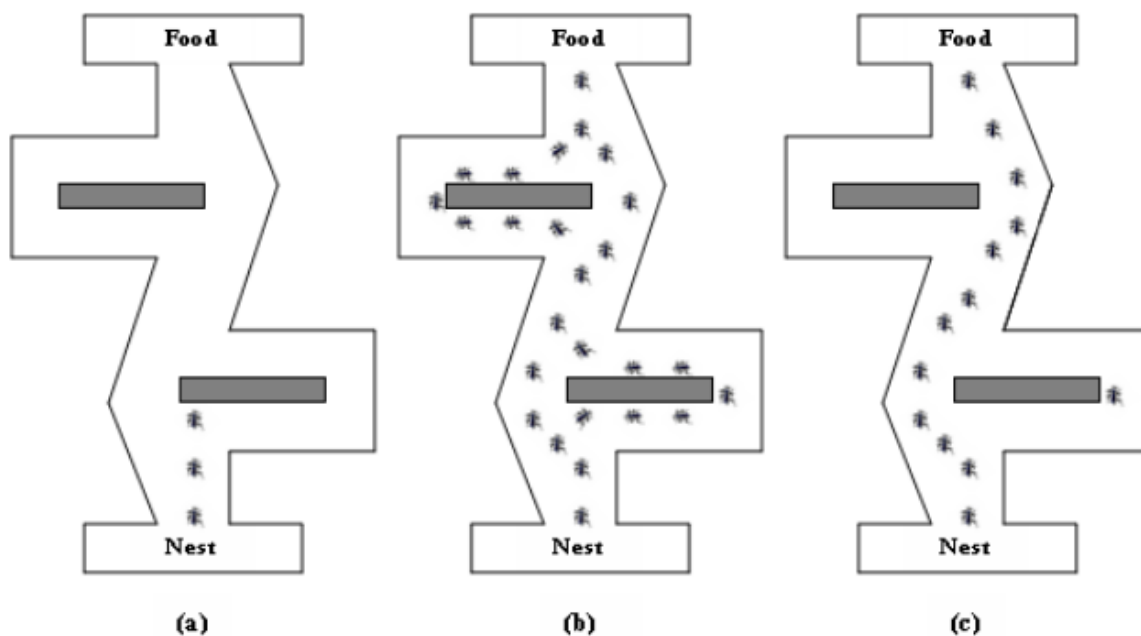


Figura 3.8: Representación gráfica de la base natural del algoritmo ACO [56]

Los inicios del ACO no fueron demasiado satisfactorios hasta que no se implementó en el mismo con un optimizador local. En términos generales, el problema que se encontraba era una rápida convergencia sin encontrar el mínimo global debido a la alta depositación de feromonas. Este algoritmo no consideraba la evaporación de dicha feromona. Una vez se tuvo en consideración, se observó que era un algoritmo que podía resolver problemas como el de un encargado de ventas que tiene que acudir a varias citas y debe de encontrar la ruta más favorable.

3.2.5. Elección algoritmo evolutivo para la aplicación concreta

La elección de únicamente uno de los algoritmos anteriormente presentados, debe atender a distintos criterios cuidadosamente analizados. Una elección incorrecta puede llevar a múltiples problemas tras su implementación, como podría ser un exceso de coste computacional o una rápida convergencia que no consiga alcanzar la solución óptima.

En primer lugar, el algoritmo genético (GA) presenta multitud de ventajas, las cuales se han presentado en la Sección 3.2.1. Sin embargo, estas ventajas son compensadas con una compleja implementación en las herramientas informáticas correspondientes, así como una dificultad en la comprensión del concepto global por sus tecnicismos pertenecientes al campo de la genética. Sobretodo, la precisión de este método debe lidiar con el alto coste computacional que comporta y la lenta progresión del cálculo hasta alcanzar el óptimo absoluto. Este motivo hace que la adopción de este método se deba realizar con un alta precaución ya que para una gran cantidad de problemas, optar por otro algoritmo más rápido es mucho más favorable. En estos casos, ambos métodos son capaces de llegar a soluciones muy semejantes con una gran diferencia de tiempo empleado hasta la convergencia.

En cuanto al método *Simulated Annealing (SA)* presentado en la Sección 3.2.2, se compara de forma favorable con el GA aunque el concepto general del algoritmo en este caso no se basa en el campo de los genes y las distintas mutaciones e hibridaciones que puedan sufrir, sino que se centra en la fusión y cristalización de los materiales. Su mejora en el campo de los algoritmos optimizadores locales le abre un gran campo de aplicación por esas vías.

Por lo que respecta al algoritmo *Particle Swarm Optimization (PSO)* (Sección 3.2.3) presenta gran cantidad de ventajas. Entre las principales se tiene la rápida convergencia y la capacidad para no estancarse en mínimos (o máximos) locales. Además, su implementación y comprensión resulta más sencilla que la del algoritmo genético.

El último de los algoritmos presentados en la Sección 3.2.4, el *Ant Colony Optimization (ACO)*, resulta beneficioso en ciertas aplicaciones como las comentadas anteriormente. Sin embargo, este algoritmo necesita la implementación de un optimizador local que puede acarrear un alto coste computacional en problemas de alta dificultad así como una complejidad adicional en su implementación.

Por todas estas razones, el algoritmo que se emplea en el presente proyecto es el *Particle Swarm Optimization (PSO)*. En el caso de la geometría alar de una aeronave intervienen multitud de parámetros y distintos objetivos que requieren de una alta precisión en su obtención. Los métodos ACO y SA se encaminan con buenos resultados hacia problemas de optimización local y la optimización unidimensional, por ello,

se rechazan para esta aplicación. Llegados a este punto, el GA y el PSO podrían ser igualmente candidatos para la obtención de un resultado válido. Sin embargo, es conveniente realizar el cálculo de la forma más eficiente posible y garantizar el no estancamiento en mínimos locales. El algoritmo capaz de aportar estas características es el PSO.

3.3. ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN MONO-OBJETIVO PSO

3.3.1. Metodología de cálculo

La metodología que sigue el algoritmo para ser capaz de encontrar la mejor posición en todo el espacio de búsqueda es sencilla. Este desarrollo está formado por unos pocos pasos que se deben de cumplir en cada una de las generaciones que se den en el cálculo y que se muestra en la Figura 3.9.

Cada uno de los pasos que se deben de realizar, se detallan a continuación [57]:

1. **Inicialización** de una colección de **individuos** con posiciones aleatorias. Las dimensiones de los vectores deben de ser coincidentes con el espacio de búsqueda de D dimensiones.
2. **Inicialización** de las **velocidades** con valor nulo. Las dimensiones del vector deben de ser coincidentes con el número de variables.
3. **Evaluación** del coste de cada una de estas posiciones a través de la función de coste previamente definida en el planteamiento del problema.
4. **Comparación del coste** obtenido con el mejor coste previo para esa misma partícula. Si el coste actual es inferior al '*particle best*', este nuevo coste reemplaza al anterior. Además de ello, también es necesario en este caso actualizar la nueva posición que ha ocupado la partícula.
5. Evaluación del nuevo coste con el mejor **coste global**, '*global best*'. Si el coste actual es inferior al global, también se reemplaza el almacenamiento de costes y posiciones.
6. Cómputo de la nueva **velocidad** a través de la Ecuación 3.19.

$$v_{m,n}^{new} = v_{m,n}^{old} + c_1 \times r_1 \times (p_{m,n}^{localbest} - p_{m,n}^{old}) + c_2 \times r_2 \times (p_{m,n}^{globalbest} - p_{m,n}^{old}) \quad (3.19)$$

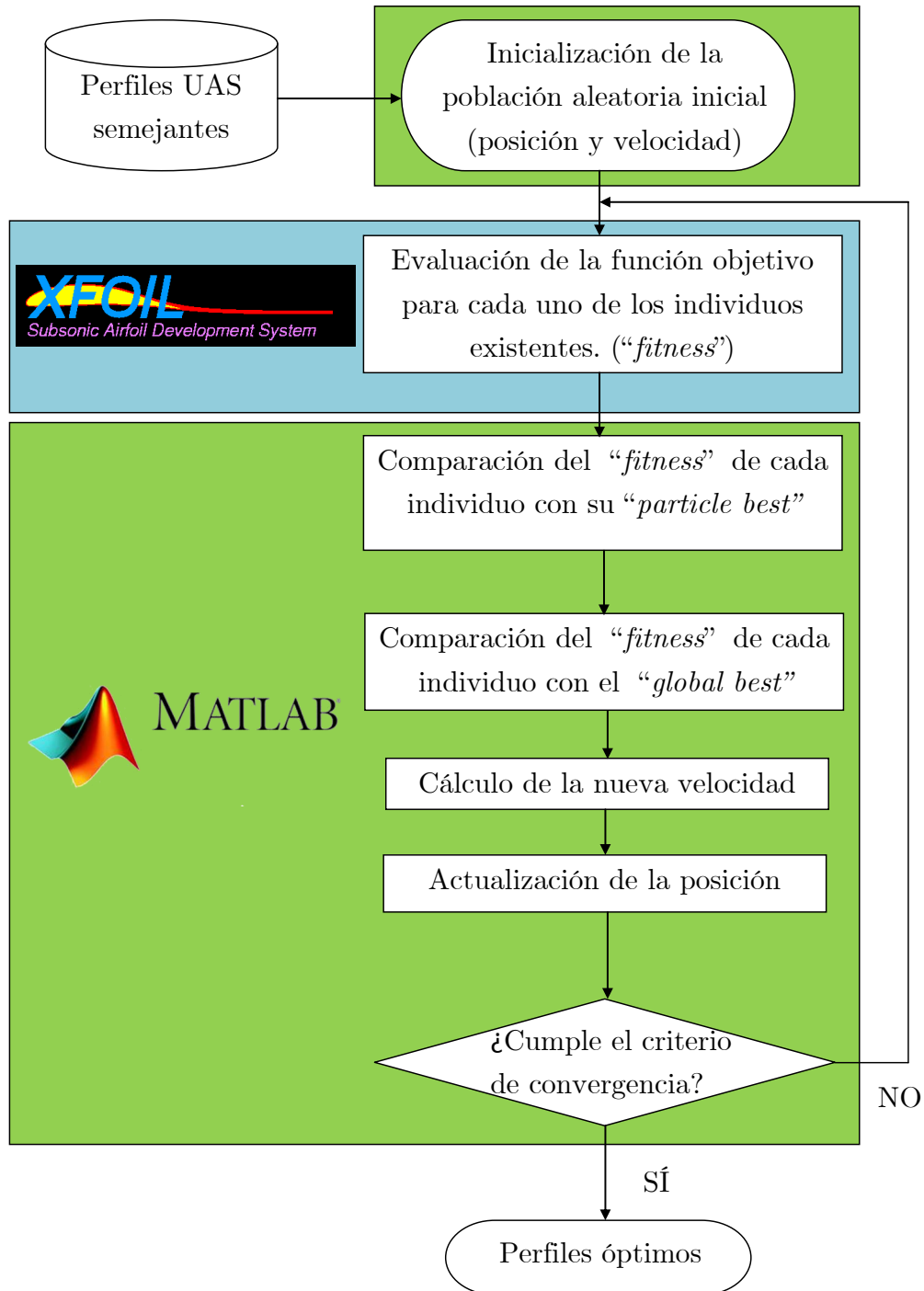


Figura 3.9: Diagrama de flujos del algoritmo *Particle Swarm Optimisation*

7. **Actualización** de las posiciones de cada uno de los individuos de la población a través de la adición del vector velocidad al vector posición.
8. Definición de **bucle** capaz de repetir el proceso desde el paso 2 hasta que se cumpla el **criterio de convergencia** previamente establecido.

3.3.2. Función objetivo única - Problema mono-objetivo

Tal y como se ha indicado en la Sección 3.1.3 el planteamiento de un algoritmo mono-objetivo se puede realizar desde dos puntos de vista. Se puede resolver para un único objetivo o varios, pero todos ellos formando una única función objetivo.

$$f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = y \quad (3.20)$$

El caso más sencillo es aquel en el que se plantea un único objetivo y por tanto una única función de coste (Ecuación 3.20). La resolución del problema se lleva a cabo intentando lograr la minimización de esta función de coste, a través de la metodología planteada anteriormente.

3.3.3. Función objetivo ponderada - Problema multi-objetivo simplificado

Por otra parte, es posible plantear un problema multi-objetivo compuesto por n funciones de coste. Estas funciones deben de agruparse en una única función a través de la correcta ponderación de las mismas. Este planteamiento se presenta como una simplificación para el problema multi-objetivo puro y debe de tratarse con cautela.

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = y_1 \\ f_2(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = y_2 \\ \vdots \\ f_m(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = y_m \end{cases}$$

$$g(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) = \phi_1 \cdot f_1 + \phi_2 \cdot f_2 + \dots + (1 - \phi_1 - \phi_2) \cdot f_m \quad (3.21)$$

La única función de coste admite el algoritmo mono-objetivo *PSO* se muestra en términos generales en la Ecuación 3.21, en la cual se observa la ponderación de las m funciones de coste que intervienen.

3.4. ALGORITMO OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO MOPSO

La selección del algoritmo de optimización *Particle Swarm Optimization (PSO)* se ha basado en las distintas aptitudes de las que dispone para la resolución de problemas como el que se pretende resolver en este trabajo. Sin embargo, el desarrollo de este algoritmo se basa en la resolución de problemas mono-objetivo. Si se pretende realizar una optimización multi-objetivo, se pueden utilizar las distintas simplificaciones introducidas en la Sección 3.1.2 o utilizar los distintos enfoques multi-objetivo de los que dispone cada algoritmo.

En el caso del algoritmo de optimización *PSO*, se dispone de un enfoque multi-objetivo denominado *MOPSO (Multiple Objective Particle Swarm Optimization)* desarrollado por Carlos A. Coello Coello [58]. Este algoritmo utiliza la teoría de dominancia de Pareto de forma que se puedan considerar las mejores soluciones. Además de ello, dispone de un repositorio en el cual se almacenan las soluciones no dominadas, de forma que el resto de partículas puedan disponer de dicha información para guiar su propio vuelo. El presente algoritmo evolutivo dispone de unas características altamente competitivas que han sido validadas mediante funciones de test por sus diseñadores [58].

Aunque el algoritmo evolutivo *PSO* haya demostrado su valía en un gran rango de problemas de optimización, sus resultados en la aplicación a problemas multiobjetivo no resulta lo suficientemente precisa. Por ello, se debe emplear la extensión *MOPSO*.

3.4.1. Metodología algoritmo *MOPSO*

En este caso, las mejores soluciones individuales no dominadas son almacenadas. El uso de esta información junto con los mecanismos de búsqueda de mínimos (o máximos) globales lleva a que la convergencia se de con el encuentro del óptimo buscado. Adicionalmente, este repositorio es actualizado en base a las funciones objetivo de cada uno de los miembros de la población. Esta técnica se basa en el *Pareto Archive Evolution Strategy (PAES)* [59]. El repositorio es utilizado de forma que cada uno de los individuos elija a un ‘guía’ distinto y a través de la división del espacio de búsqueda, se consiga mejorar los distintos objetivos.

El algoritmo *MOPSO* se estructura mediante la siguiente metodología [58]:

1. Definición del **entorno** del algoritmo.
 - (a) Número máximo de iteraciones.

- (b) Miembros de la población.
 - (c) Capacidad del repositorio.
 - (d) Constantes de PSO ($\varphi_1, \varphi_2, \chi, \beta, \omega, \gamma, \alpha$ y μ).
 - (e) Definición máximos y mínimos de cada variable.
2. **Inicialización** de la población inicial. (*POP*)
- (a) **for** $i = 0$ hasta $i = n$ ($n =$ número de individuos).
 - (b) Asignación aleatoria a cada una de las variables que definen cada individuo y su posición en el espacio de búsqueda.
3. Inicialización de la **velocidad**.
- (a) **for** $i = 0$ hasta $i = n$ ($n =$ número de individuos).
 - (b) Creación de vector nulo de tantas dimensiones como variables.
4. **Evaluación** de cada individuo.
- (a) Acceso al *solver* correspondiente.
 - (b) Gestión de los valores de las funciones de coste obtenidas.
5. Almacenamiento de las partículas cuyos costes no son dominados en el **repositorio** (*REP*)
6. Generación de hipercubos en el **espacio de búsqueda** explorado.
- (a) Identificación de cada uno de los individuos usando los hipercubos como sistema de coordenadas.
 - (b) Definición del sistema de coordenadas correspondiente a las funciones objetivo (**Espacio objetivo**)
7. Inicialización de la **memoria personal** de cada partícula.
- (a) **for** $i = 0$ hasta $i = n$ ($n =$ número de individuos).
 - (b) $Pbest[i] = Pop[i]$
8. **while** no se ha alcanzado el máximo número de **generaciones**:
- (a) Cómputo de la nueva **velocidad** a través de la Ecuación 3.22.

$$vel [i] = \omega \times vel [i] + R_1 \times (Pbest [i] - Pop [i]) + R_2 \times (Rep [h] - Pop [i]) \quad (3.22)$$

Donde:

- ω es el valor de la inercia fijado con un valor de $\omega = 0.4$

- R_1 y R_2 son números aleatorios unitarios para la evasión de concentración en mínimos relativos
- $Pbest[i]$ es la mejor posición personal de cada uno de los individuos
- $Rep[h]$ es el valor tomado del repositorio; el índice h es seleccionado según: en aquellos hipercubos en los cuáles hay más de una partícula, se asigna el valor *fitness* igual a la división de un numero $x > 1$ (en este caso 10) entre el número de individuos ahí localizados. A continuación se aplica la rueda de la ruleta (*roulette wheel*) utilizando dicho *fitness* para seleccionar el cubo del que se toma el individuo. Una vez seleccionado el hipercubo se toma una partícula de forma aleatoria y se asigna el nuevo valor a $Pop[i]$.

(b) Cómputo de la **nueva posición** añadiendo el vector velocidad a la posición anterior.

$$Pop[i] = Pop[i] + Vel[i] \quad (3.23)$$

(c) Comprobación de que la posición no excede los **límites** del espacio de búsqueda definidos en el paso 1. (e).

(d) **Evaluación** de cada uno de los individuos en el correspondiente *solver*.

(e) **Actualización** del repositorio *REP* a través de la representación de los hipercubos. La actualización se consigue en insertar todas las localizaciones **no dominadas**. Aquellas que ahora son dominadas se eliminan. Como la capacidad del repositorio está definida, cuando se completa se aplica un segundo **criterio** de eliminación. Se da prioridad a aquellas partículas ubicadas en regiones del espacio objetivo menos masificadas.

(f) Si (**if**) la nueva posición de cada partícula es mejor que la retenida en su memoria, se debe actualizar de forma que:

$$Pbest[i] = Pop[i] \quad (3.24)$$

El criterio seguido para la actualización es la comprobación del cumplimiento de la dominancia de Pareto.

(g) Incremento en la cuenta del **bucle**.

3.4.2. Particularidades *MOPSO*

Además de ello, resulta interesante identificar los principales parámetros que intervienen en el algoritmo *MOPSO* así como los valores que mejores resultados pueden aportar [58].

- **Número de individuos (o partículas)** : Es la cantidad de partículas que son consideradas en cada generación. Es idéntico al concepto de tamaño de la población en el algoritmo genético. Se recomienda el uso de entre 20 y 80 individuos.
- **Número de ciclos** : Corresponde con el número de iteraciones en un cálculo numérico. La fijación de este parámetro está relacionada con el número de individuos, ya que son inversamente proporcionales. Se recomienda fijar un valor de entre 80 y 120.
- **Número de divisiones** : Permite determinar el número de hipercubos considerados en el dominio del espacio objetivo. Se recomienda el uso de entre 30 y 50 divisiones.
- **Tamaño del repositorio**: Este parámetro delimita la capacidad máxima de la soluciones no dominadas. El valor de este parámetro determina la calidad de la frontera de Pareto.

Con todo ello, es posible realizar la implementación necesaria para llevar a cabo una optimización aerodinámica tanto mono-objetivo como multi-objetivo.

3.5. OPTIMIZACIÓN AERODINÁMICA DE UNA GEOMETRÍA ALAR

Si se quiere realizar una optimización alar como es este caso, cada uno de los individuos del algoritmo de optimización estarán definidos por los distintos parámetros que forman la geometría estudiada, en el espacio de búsqueda. Dado que se trata de una optimización aerodinámica, las funciones objetivo deben estar basadas en las características aerodinámicas capaces de desarrollar la geometría de estudio. Ejemplos de ello son la minimización del coeficiente de resistencia o la maximización de la eficiencia aerodinámica.

La obtención de las distintas variables que forman el problema, y caracterizan a cada uno de los individuos se debe realizar a través de la parametrización de la geometría de interés. En la Figura 3.10 se muestran los principales parámetros que definen un perfil aerodinámico.

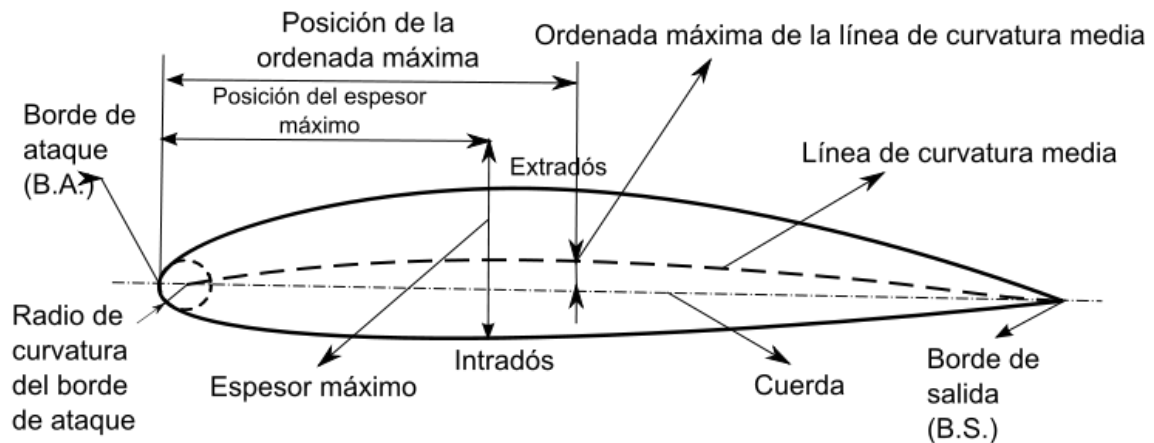


Figura 3.10: Representación de los distintos parámetros generales que definen un perfil aerodinámico. [60]

En este caso, el algoritmo de optimización será aplicado única y exclusivamente al estudio bidimensional del ala. Para ello, se modelará el perfil aerodinámico a través del empleo de alguno de los métodos de parametrización existentes y descritos en la Sección 3.6. En primer lugar se obtendrá la geometría óptima para el problema mono-objetivo en el que se pretende optimizar únicamente la fase de crucero. En segundo lugar se realizará el planteamiento multi-objetivo a través de la función de coste ponderada y mediante el criterio de dominancia de Pareto. Para este último, se emplea el algoritmo multi-objetivo *MOPSO*.

En cuanto se haya obtenido el perfil o los perfiles con las mejores prestaciones aerodinámicas, será posible realizar un estudio paramétrico de la geometría tridimensional. Este estudio podría realizarse igualmente mediante la implementación del algoritmo de optimización, pero el coste computacional se dispara y resulta innecesario para la aproximación a la geometría real estudiada en este proyecto. Por ello, un análisis paramétrico sencillo a través de herramientas CFD será más que suficiente.

Tal y como se ha indicado anteriormente, para la evaluación a través de un algoritmo de optimización es necesario inicializar unos parámetros base, así como unos rangos de validez de las distintas variables que definen el problema. Dichos rangos de búsqueda para cada uno de los parámetros se obtendrán de la evaluación de aeronaves con misiones semejantes y que cumplan con la idea conceptual de la aeronave estudiada. Tales aeronaves y características geométricas de las mismas se encuentran en las Tablas 2.1 y 2.2. A través del estudio de la información disponible, es posible modelar un espacio de diseño o de búsqueda, en el que el algoritmo desarrolle sus funciones.

3.5.1. Funciones objetivo

La función objetivo (o de coste) para la optimización de un problema aerodinámico debe estar basada en las prestaciones aerodinámicas de cada una de las geometrías generadas. Además de ello, la optimización aerodinámica del ala del *Phoenix UPV* debe incluir todas las fases de vuelo. Este hecho implica que el problema se plantee como una optimización multi-objetivo.

El tratamiento de estos problemas ha sido expuesto con anterioridad en la Sección 3.1 y en el caso estudiado se aborda a través de la teoría de óptimos de Pareto a través del planteamiento del algoritmo *MOPSO* junto con el planteamiento de una función de coste ponderada capaz de obtener un único perfil óptimo. Además de ello, se realizará el cálculo mono-objetivo, de forma que sea posible visualizar las distintas soluciones que puede aportar un algoritmo de optimización.

3.5.2. Restricciones

En cuanto a las restricciones, en un problema de optimización aerodinámica, se deben de establecer márgenes que garanticen geometrías lógicas o que puedan ser desarrolladas en la realidad. Además de ello, otras particularidades de la mecánica de vuelo tales como la entrada en pérdida suponen límites para el ángulo de ataque máximo.

Por otra parte, las bases del concurso también intervienen en estas limitaciones. Una barrera que puede fijarse para el problema puede venir dada, por ejemplo, por la longitud de pista disponible, y por tanto, el coeficiente de sustentación máximo necesario en la fase de despegue o aterrizaje.

3.6. MÉTODOS DE PARAMETRIZACIÓN

Uno de los primeros pasos para poder realizar el montaje del algoritmo evolutivo para la optimización alar de un UAS, es conseguir parametrizar dicha geometría alar. Esta parametrización se divide en dos fases distintas. En primer lugar, es necesario parametrizar el perfil aerodinámico para la optimización bidimensional de la geometría. Más tarde se parametriza la geometría del ala tridimensional para realizar el estudio paramétrico correspondiente.

3.6.1. Parametrización perfiles aerodinámicos

En la actualidad existen multitud de métodos de parametrización en función del ratio de convergencia que ofrezcan o el rango de perfiles aerodinámicos que sean capaces de representar. Todos estos métodos deben satisfacer tres objetivos, tal y como se indica en [61]:

- Debe de minimizar el número de grados de libertad garantizando la cantidad mínima de parámetros.
- Debe ser capaz de representar una gran cantidad de perfiles aerodinámicos ya existentes.
- Debe garantizar unos parámetros fácilmente formulables.

Existen multitud de métodos de parametrización de perfiles aerodinámicos, guardando pequeñas diferencias entre ellos. A continuación se realiza una breve exposición de los métodos más conocidos y utilizados para la implementación de algoritmos evolutivos.

Parametrización de Bézier

Este método de parametrización consiste en identificar un perfil aerodinámico como dos curvas construidas a partir de la línea de curvatura y de la distribución de espesor. Las distintas curvas se obtienen de sumar y restar la distribución de espesor a la línea de curvatura.

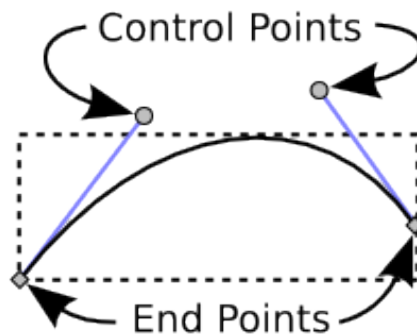


Figura 3.11: Representación de una curva de Bézier genérica

Este método de parametrización utiliza puntos de control existentes en el plano físico. Los puntos de control iniciales y finales son los correspondientes al inicio y final de las curvas. El resto de puntos de control no es necesario que se encuentren sobre

estas curvas, su posición en el plano determinan su geometría. Además de ello, si la curva es de n grados de libertad, las curvas de Bezier deben disponer de $(n+1)$ puntos de control. Las curvas de Bezier a su vez son polinomios de Bernstein [61]. En la Figura 3.11 es posible observar la representación de una curva genérica.

Las curvas de Bezier resultan de gran utilidad para su empleo en las implementaciones de algoritmos evolutivos ya que a través de unos puntos de control se puede definir la geometría completa de un perfil alar. Si por el contrario no existiera este tipo de metodologías de parametrización, sería necesario evaluar todos y cada uno de los puntos que forman la geometría completa. Dicha información sería infinita y dispararía el coste computacional. La parametrización de Bézier proporciona una posible solución a este problema.

Parametrización PARSEC

Aunque las curvas de Bézier reduzcan el coste computacional y sean capaces de representar multitud de perfiles aerodinámicos a través de unos puntos de control determinados, se desconocen parámetros tales como el radio del borde de ataque o el ángulo de cuña del borde de fuga. Disponer de este tipo de información permite conocer la geometría del perfil alar de forma general y con ello realizar las suposiciones sobre los fenómenos físicos que se pueden dar en las distintas fases relevantes del flujo desplazándose a través del intradós y extradós. La parametrización PARSEC permite conocer este tipo de datos ya que los parámetros de los que dependen las funciones que definen las curvas del perfil, son directamente estos datos, entre otros como las curvaturas máximas de intradós y extradós.

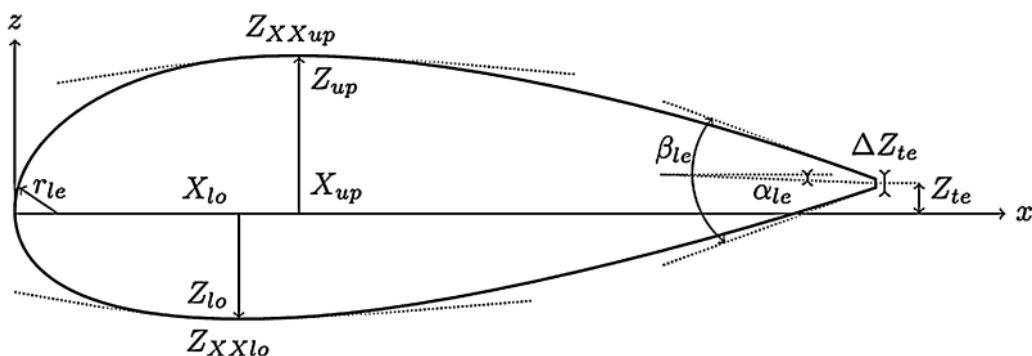


Figura 3.12: Parametrización según método PARSEC

El método PARSEC fue desarrollado para la representación de perfiles aerodinámicos subsónicos y transónicos por *Sobieczky* en 1998 [61]. Este método utiliza once

parámetros básicos que definen la geometría del perfil en su totalidad de forma sencilla. Estos parámetros son el radio del borde de ataque (r_{le}), la posición del punto más elevado del extradós (X_{up} , Z_{up}), la posición del punto más alejado de la línea media del intradós (X_{lo} , Z_{lo}), la curvatura tanto de intradós como extradós (Z_{XXup} , Z_{XXlo}), la coordenada vertical del borde de fuga (Z_{te}) y dirección (α_{te}), el ángulo de cuña del borde de fuga (β_{te}) y el espesor de este (ΔZ_{te}). Todos estos parámetros se muestran representados en la Figura 3.12.

Las curvas que definen el extradós y el intradós se muestran en las Ecuaciones 3.25 y 3.26. Como se puede observar estas expresiones relacionan las coordenadas del perfil a través de un parámetro ‘a’, distinto para cada caso. Como se explica en la Sección 4.1.2 de forma más detallada, los valores correspondientes a ‘a’ se obtienen a través de la reformulación correspondiente a los once parámetros que definen la geometría.

$$y_U = \sum_{i=1}^6 a_{iU} x^{i-0.5} \quad (3.25)$$

$$y_L = \sum_{i=1}^6 a_{iL} x^{i-0.5} \quad (3.26)$$

En el caso de la parametrización PARSEC, ha sido elaborada especialmente para perfiles aerodinámicos por lo que en este campo presenta multitud de ventajas como la rápida identificación de los parámetros o la eficiente convergencia para problemas de optimización de perfiles aerodinámicos. Por contra, la aplicación de este método de parametrización a problemas genéricos cuya geometría incorpora splines, no resulta sencilla ni útil. En su aplicación a perfiles aerodinámicos también hay que tener en cuenta que el control sobre el borde de fuga no dispone de una excelente precisión dado que se conecta el punto más alejado de la línea media al extradós hasta el punto de borde de fuga mediante una curva suave [62].

Por otra parte, la superioridad de la parametrización de PARSEC en cuanto a robustez y velocidad de convergencia en su aplicación a la optimización ha sido validada a través de la demostración de que este método tiene habilidad para minimizar la epistasis. La epistasis es un término proveniente de la genética, usado para describir la necesidad de interacción entre distintos genes para que otro gen se exprese [63]. Este término aplicado al campo de los algoritmos evolutivos se entiende como la no linealidad entre los parámetros de diseño y la función de coste [64]. Por tanto las funciones epistáticas tiene como particularidad que un minúsculo cambio en las variables que definen el problema puede tener una gran influencia en la función de coste. La minimización de este efecto resulta difícil de erradicar y la posible solución es encontrar parámetros que estén ligados más directamente con la función objetivo.

El hecho de que este método de parametrización lo reduzca, es altamente eficaz ya que permite acelerar la convergencia de los algoritmos evolutivos [65].

Método de Sobieczky

La falta de un control más exhaustivo en el borde de fuga por parte del método de PARSEC motiva la necesidad de desarrollar nuevos métodos que sean capaces de suplir esta carencia. Sobieczky propuso una nueva metodología en la cual tanto la curva correspondiente al extradós como el intradós ven aumentada su curvatura en cuanto se acerca al borde de fuga [62]. Este incremento de la curvatura en el borde de fuga supone un incremento del espesor en esta misma sección del perfil. Esta nueva disposición crea un gradiente de presión favorable [62]. Este nuevo gradiente de presiones garantiza un incremento de la sustentación tal y como fue investigado por [66].

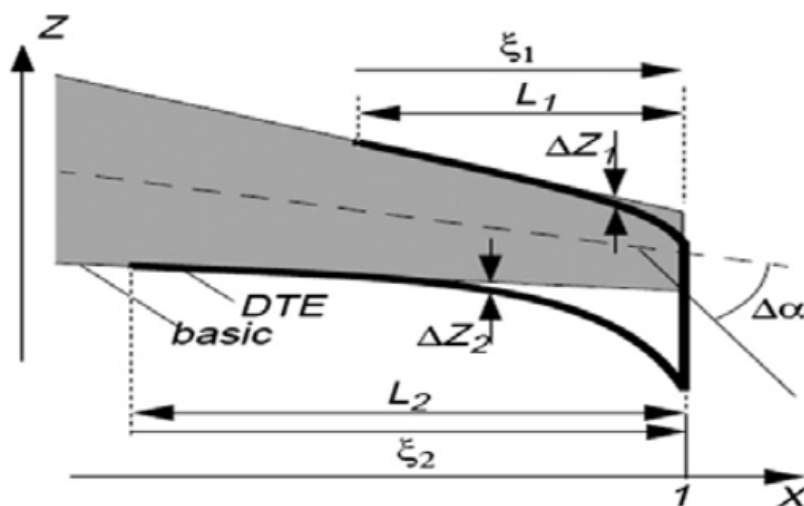


Figura 3.13: Representación del borde de fuga planteado por Sobieczky [61].

Este método se plantea como un complemento al método de PARSEC ya que se centra tan solo en la mejora de las representaciones del borde de fuga. La representación de esta región del perfil se muestra en la Figura 3.13. Consecuentemente no se trata de un método completo que pudiera sustituir a alguno de los anteriores. Además de ello, la disposición que se plantea del borde de fuga no se puede representar de forma física en la realidad ya que en muchos casos la curva perteneciente al intradós se puede cruzar con la del extradós. Como solución se ha planteado también el *Método de Sobieczky modificado* en el cual se realiza en primer lugar la aproximación del extradós y más tarde la del intradós se impone para que coincida en el borde de fuga con la anterior [61]. A partir de este nuevo planteamiento nacen múltiples modificaciones de forma que los perfiles aerodinámicos presenten las mejores características posibles.

Parametrización Bezier-PARSEC

En base a las dificultades y ventajas de cada uno de los métodos completos como son la parametrización de Bezier y el método de Parsec, se plantea un nuevo método que intenta unir las ventajas de ambos en un único método. Este nuevo método que se denota como BP, utiliza los parámetros de Parsec para la representación de las cuatro curvas de Bezier. En el caso de la parametrización de Bezier, la unión entre las curvas se realiza con funciones de continuidad de primer orden, mientras que en el método BP se hace mediante funciones de continuidad de segundo orden [65]. La representación de este método de parametrización se muestra en la Figura 3.14.

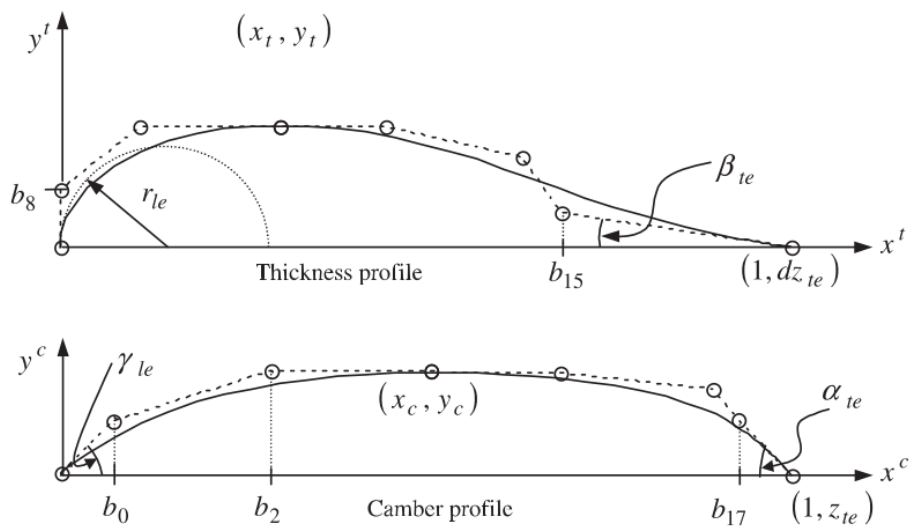


Figura 3.14: Representación del método de parametrización Bezier-PARSEC [65].

Dos de las parametrizaciones pertenecientes a este método son la BP3333 y la BP3434. En el primer caso, las cuatro curvas de Bezier son de tercer orden. En el segundo caso se cumple esta particularidad además de la incorporación de cinco nuevos parámetros y la eliminación de los parámetros PARSEC correspondientes a los puntos más alejados de la línea media. Por tanto esta última modificación del método se basa en diez parámetros aerodinámicos y cinco de Bezier.

Elección del correcto método de parametrización

Aunque todos los métodos presentados disponen de gran robustez para su implementación en algoritmos evolutivos, para el presente proyecto se selecciona el método PARSEC de parametrización. Por su comparación con el método de Bezier, resulta bastante más interesante el empleo del método PARSEC ya que se pueden hacer suposiciones y análisis aerodinámicos más precisos ante cualquier tipo de discrepancia en

las herramientas de cálculo. A su vez la imposición de los límites de los parámetros será más justificada por su implicación en la realidad.

En cuanto al método de Sobieczky permite una mejora del control sobre la geometría cercana al borde de fuga a costa de la introducción de discrepancias en los casos en los que la combinación de los distintos parámetros lleve a que la curva perteneciente al extradós se cruce con la de intradós. En este caso se podría emplear las distintas modificaciones planteadas pero supondrían un alto coste computacional que en este caso no interesa.

Por lo que respecta al método que une las parametrizaciones de Bezier y PARSEC, resultan interesantes por el perfeccionamiento que ofrecen. Sin embargo, el empleo de las curvas de Bezier (en BP 3333) junto con los cambios de ciertos parámetros (en BP 3434) anulan el efecto tan beneficioso del que dispone el método de Parsec utilizado de forma individual, el de reducir la epistasis. La unión de ambos métodos lleva consigo la introducción de no linealidades que afectan directamente a la función de coste. Esta particularidad incrementa en gran medida el coste computacional ya que el acercamiento al mínimo (o máximo) absoluto requiere de muchos más cálculos. El coste computacional también se ve incrementado por el hecho de unir ambas parametrizaciones, y en el caso del BP 3434, por el hecho de tener más parámetros.

Por todo ello, el método de parametrización seleccionado es el método PARSEC ya que resulta sencillo de aplicar y de obtener conclusiones físicas del mismo, a la vez que reduce el coste computacional.

3.6.2. Parametrización de alas

La parte más importante de una aeronave es la correspondiente a las superficies sustentadoras ya que permiten el vuelo. En el caso del UAV considerado en este proyecto, se emplea ala fija, la cual podría disponer de superficies de control y dispositivos hipersustentadores tales como *flaps*. El diseño de la geometría alar tiene un gran impacto en la habilidad del ala para generar fuerza de sustentación con la mínima fuerza de resistencia. Aunque el comportamiento del flujo y los fenómenos aerodinámicos que se dan alrededor del ala viene definidos principalmente por el perfil aerodinámico seleccionado, es de vital importancia disponer de un diseño de ala capaz de cumplir con los requisitos del vuelo que se pretende realizar.

Una vez se ha establecido el perfil aerodinámico más óptimo para la misión encomendada, se pueden identificar los parámetros relevantes del ala tridimensional. La disposición de esta geometría alar completa debe tener en cuenta ciertos fenómenos que se dan de forma intrínseca.

Uno de los fenómenos más relevantes es el comportamiento del flujo alrededor de la punta del ala. La diferencia de presión entre la superficie perteneciente al extradós y la del intradós tienden a igualarse en la punta de pala. En el caso de un ala con una punta recta, este intercambio de energías lleva consigo la generación de flujo rotatorio y creación de vórtices, junto con un arrastre del cual se beneficia la fuerza de resistencia. Este flujo en rotación altera el ángulo de ataque efectivo del ala y es el causante del origen de la fuerza de resistencia inducida. En la actualidad existen multitud de variaciones geométricas capaces de contrarrestar este efecto. Las cuatro soluciones más comunes se presentan a continuación [67]:

- El empleo de altos alargamientos (aspect ratios) reduce este fenómeno debido a que el efecto del flujo rotatorio en la punta del ala afectará a una menor parte del ala.
- Si se reduce la relación entre la cuerda en el punta del ala y en la raíz (bajo taper ratio), también se ve reducida la diferencia de presión en la punta del ala y con ello, sus consecuencias. Un ejemplo de esta solución fue la adoptada por el modelo de aeronave *Supermarine Spitfire* el cual disponía de un ala cuya forma en planta era elíptica.
- La incorporación de winglets u otras modificaciones de la geometría de la punta de ala, permiten controlar el posicionamiento del vórtice originado. Esta solución está siendo ampliamente utilizada en la actualidad en las aeronaves comerciales.
- El hecho de reducir la curvatura de los perfiles aerodinámicos cerca de la punta de ala o el empleo de torsión de forma que se reduzca el coeficiente de sustentación localmente, permite a su vez una reducción de la resistencia inducida asociada.

La toma de decisiones para la elaboración del diseño del ala tridimensional se encuentra condicionada por multitud de aspectos tanto aerodinámicos como constructivos. Por ejemplo, la adopción de un alto alargamiento para aumentar la eficiencia del ala, consigue reducir la resistencia inducida a cambio de introducir altos momentos de flexión. Este incremento de los momentos de flexión debe ser contrarrestado mediante un sobredimensionamiento de los empotramientos en el encastre. Este sobredimensionamiento lleva consigo un incremento de peso. Por tanto, es necesario encontrar el equilibrio entre una mejora de la eficiencia aerodinámica y el incremento de peso. En [67] se indica que el alargamiento para un UAV en vuelo subsónico debe rondar entre 6 y 9.

Por otra parte, también es necesario tener en cuenta en el diseño que la fuerza de sustentación necesaria en el despegue y en el aterrizaje sea la adecuada. Este hecho

es relevante debido a que la fuerza de sustentación es directamente proporcional al cuadrado de la velocidad, y en las fases de despegue y aterrizaje las velocidades son mucho más bajas que en crucero, por lo que esta fuerza se ve reducida. Una de las posibles soluciones a este problema es el diseño de un ala con mayor superficie de la necesaria para el vuelo de crucero. Otra de las soluciones es el empleo de dispositivos hipersustentadores que sean desplegados tan solo en las fases en que un aumento del coeficiente de sustentación sea necesario.

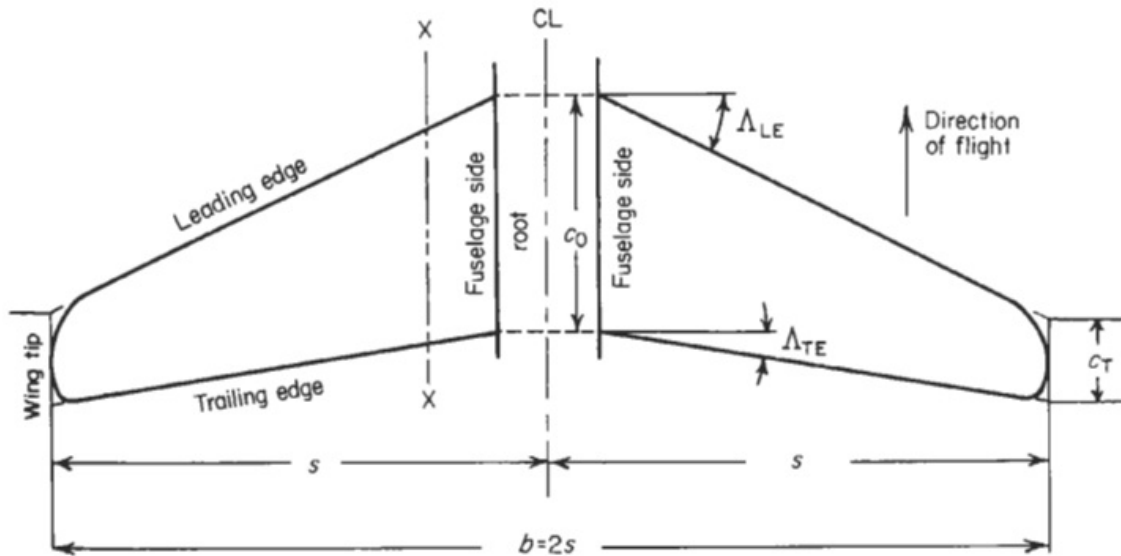


Figura 3.15: Representación de los distintos parámetros generales que definen una geometría alar. [68]

Esta solución no resulta la más favorable para su implementación en un UAV de pequeñas dimensiones debido a su complejidad mecánica. Es por ello, que en las aeronaves no tripuladas como la que se pretende diseñar, se tiende a aumentar la superficie alar necesaria en vuelo de crucero. En este caso se necesita un compromiso tal que al aumentar la superficie alar, no incremente en gran medida la fuerza de resistencia cuando la aeronave vuele a ángulos de ataque pertenecientes a crucero. Los perfiles aerodinámicos capaces de cumplir este compromiso son los finos. Sin embargo, estos perfiles también son susceptibles de entrar en pérdida con mayor facilidad cuando vuelan a los ángulos de ataque necesarios en despegue y aterrizaje.

Con todo ello, es posible apreciar la necesidad de realizar un estudio paramétrico en el que se estudie la influencia de los distintos parámetros comentados. En la Figura 3.15 es posible apreciar la representación de estas características generales de un ala tridimensional.

$$AR = \frac{b^2}{S} \quad (3.27)$$

$$\lambda = \frac{c_{punta}}{c_{raíz}} \quad (3.28)$$

En el caso estudiado se realizará un análisis de la influencia de los parámetros de alargamiento y estrechamiento conservando la superficie alar como un parámetro constante. La definición de alargamiento (AR) y estrechamiento (λ) se observa en las Ecuaciones 3.27 y 3.28.

3.7. HERRAMIENTAS COMPUTACIONALES

La implementación de todo este desarrollo requiere de unas herramientas computacionales capaces de satisfacer la evaluación tanto del algoritmo de optimización implementado como del cálculo aerodinámico necesario para cumplir el objetivo deseado.

En el caso de la optimización del perfil alar se utilizarán de forma enlazada el software matemático *MatLab* junto con el programa *Xfoil*. *MatLab* es una herramienta de software matemático con un lenguaje de programación propio. En la actualidad se encuentra como herramienta informática líder en el sector de la ingeniería y la ciencia. Por su parte, *Xfoil* es un programa interactivo cuya misión es el diseño de perfiles aerodinámicos y su análisis en régimen subsónico [69]. A través de una serie de rutinas, *Xfoil* es capaz de obtener los principales parámetros que definen la aerodinámica de un perfil mediante un análisis considerando flujo viscoso (o no viscoso).

El flujo de información que discurre entre los distintos programas empleados se puede observar en la Figura 3.16. En términos generales, *MatLab* es el encargado de desarrollar todos los pasos correspondientes al algoritmo de optimización implementado. Mientras tanto, *Xfoil* es el *solver* del programa ya que se encarga de la evaluación de las prestaciones aerodinámicas de los perfiles. Por todo ello, realizando la analogía con un el esquema básico de un problema resuelto por métodos numéricos, *MatLab* es el encargado del preproceso y postproceso, y *Xfoil* es el *solver*.

En cuanto a la optimización tridimensional del ala, es necesario un código CFD más exacto capaz de predecir la totalidad de fenómenos que se pueden dar sobre un ala. En este caso, la herramienta que se utilizará es STAR-CCM+, la cual es un código CFD multidisciplinario para simulación de productos bajo condiciones como las que el producto podría sufrir en la realidad [70]. El módulo que se utilizará en esta ocasión es el correspondiente a la dinámica de fluidos. STAR-CCM+ ofrece para este módulo solvers y modelos altamente eficientes y de gran exactitud.

La elección de estas tres herramientas se debe a que *MatLab* es un software matemático muy potente con multitud de aplicaciones. Además de ello, ya se dispone

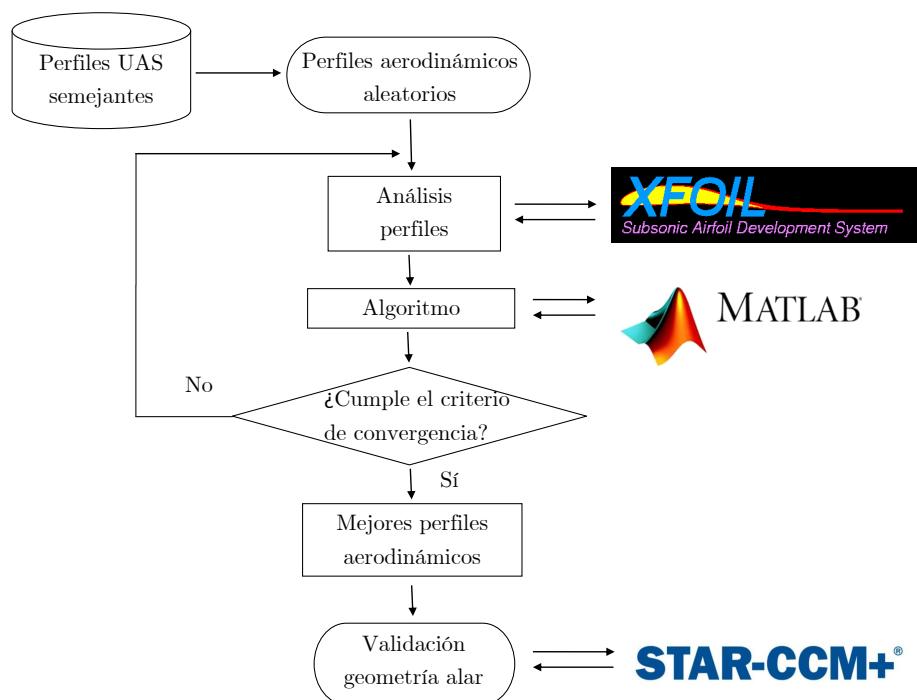


Figura 3.16: Diagrama de flujos para el empleo de las distintas herramientas computacionales

de conocimientos para su uso. En el caso de Xfoil, ha sido elegido debido a que se trata de una herramienta de uso sencillo para la evaluación de perfiles aerodinámicos en régimen subsónico cuyos resultados se obtienen de forma rápida y robusta. En este caso, esta herramienta es idónea debido a que en ninguna de las fases del vuelo de la aeronave que se evalúa se superará el régimen subsónico y el hecho de que sea capaz de obtener resultados con rapidez resulta altamente beneficioso ya que al formar parte de un algoritmo evolutivo, se deberán realizar multitud comprobaciones a través de este programa.

Respecto a la elección del código *CFD STAR-CCM+*, se prefiere ante otros códigos tales como *Ansys Fluent* básicamente por la calidad de los resultados obtenidos. En el caso de *Ansys Fluent*, se suelen utilizar métodos iterativos estadísticos (como Newton-Raphson) lo cual hace que el coste computacional sea menor así como el tiempo de cálculo. Sin embargo, las soluciones que se obtienen son menos exactas y en ocasiones basadas en suposiciones [71]. Dado que la gran influencia en el cálculo aerodinámico vendrá determinada por la elección del perfil aerodinámico óptimo, resulta insignificante el incremento de tiempo que pueda suponer el empleo de *STAR-CCM+*, si a cambio se obtienen unos resultados más precisos.

Capítulo 4

Desarrollo analítico bidimensional

El primer paso al realizar una optimización aerodinámica de un ala completa es la mejora del perfil aerodinámico. La adopción de un perfil óptimo para unas condiciones específicas aporta enormes ventajas como una maniobrabilidad adecuada, un mínimo consumo o una máxima autonomía.

El diseño de un perfil óptimo requiere un conocimiento profundo de las características que definen un perfil aerodinámico así como los distintos métodos que se pueden emplear para el ajuste de esas características hacia modelos más adecuados para unas determinadas condiciones. Por otra parte, también es necesario un análisis del modelo hacia el que se quiere tender, a través de la evaluación de perfiles ya existentes cuyas misiones son muy semejantes a la del objetivo. A continuación se presenta el método de parametrización que se va a emplear y cómo se aplica a los perfiles utilizados en misiones semejantes.

4.1. PARAMETRIZACIÓN MÉTODO PARSEC

La elección del método de parametrización de perfiles alares PARSEC que se ha llevado a cabo en la Sección 3.6.1, debe de ser validada para su futura implantación en el algoritmo evolutivo de forma que se represente con fidelidad la geometría que se pretende. Para ello, en primer lugar se identificarán los once parámetros PARSEC de perfiles ya existentes. Una vez conocidos los parámetros, se implementarán en las funciones definidas por el método PARSEC y se realizará una comparación a partir de la información conocida acerca de los puntos que definen el perfil y los nuevos puntos obtenidos a partir de las funciones del método PARSEC. La coincidencia de ambas representaciones verificará el buen funcionamiento del método así como el entendimiento y la posible puesta en práctica del mismo.

4.1.1. Parametrización perfiles semejantes

La validación del método de PARSEC como método de parametrización se debe empezar por la identificación de los elementos que definen el método para su posterior evaluación a través de las funciones correspondientes. los parámetros que definen el método PARSEC son los que se definen en la Tabla 4.1

Parámetro PARSEC	Parámetro geométrico	Definición parámetro geométrico
P1	r_{le}	Radio del borde de ataque
P2	X_{up}	Posición de la cresta superior en coordenadas horizontales
P3	Z_{up}	Posición de la cresta superior en coordenadas verticales
P4	Z_{XXup}	Curvatura de la cresta superior
P5	X_{lo}	Posición de la cresta inferior en coordenadas horizontales
P6	Z_{lo}	Posición de la cresta inferior en coordenadas verticales
P7	Z_{XXlo}	Curvatura de la cresta inferior
P8	Z_{te}	Desplazamiento vertical del borde de fuga
P9	ΔZ_{te}	Espesor del borde de fuga
P10	α_{te}	Dirección del borde de fuga
P11	β_{te}	Ángulo de cuña del borde de fuga

Tabla 4.1: Definición de los parámetros PARSEC

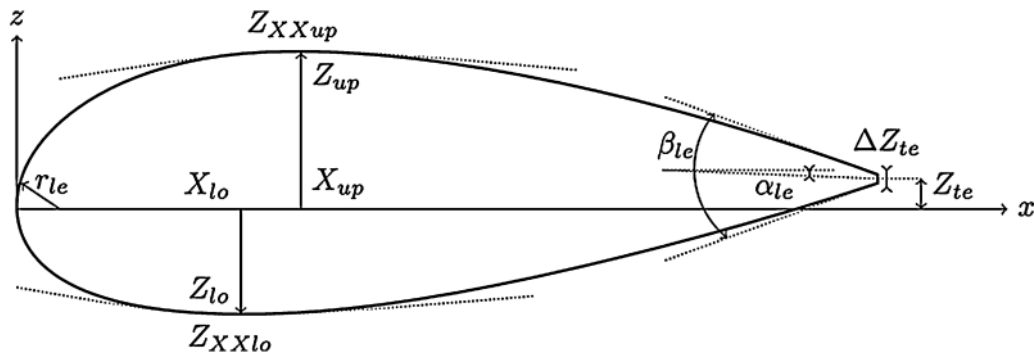


Figura 4.1: Representación gráfica de cada uno de los parámetros PARSEC

A pesar de que la definición de cada uno de los parámetros sea sencilla, la obtención de algunos de ellos no resulta trivial a partir de las coordenadas normalizadas del perfil sometido a análisis. A continuación se presenta el método utilizado para la determinación de cada uno de los parámetros.

- Z_{te} , ΔZ_{te} y α_{te} : Estos tres parámetros se definen idénticos a cero ya que como se ve en el punto 3.6.2, los perfiles utilizados en este tipo de misiones tienen valores muy pequeños de estos parámetros. El hecho de imponer que sean nulos

no restringe en gran medida la cantidad de perfiles que pueden ser evaluables en el algoritmo evolutivo seleccionado y en cambio, reduce en gran medida la complejidad y carga computacional del problema.

- Z_{up} y Z_{lo} : Es necesario recorrer todas las coordenadas de las que se dispone para la representación del perfil en cuestión. Z_{up} corresponde con la coordenada Z de mayor valor y Z_{lo} al de menor.
- X_{up} y X_{lo} : Conociendo los valores de la lista correspondientes a Z_{up} y Z_{lo} , se identifica la coordenada X relativa a cada uno de ellos.
- β_{te} : Se han separado las coordenadas en dos listas correspondientes al extradós e intradós. Una vez clasificadas, se han tomado una serie de puntos correspondientes a los más cercanos al borde de fuga tanto de una lista como de la otra. A partir de estos puntos se han realizado dos interpolaciones de primer orden para la obtención de las dos rectas que forman el ángulo del borde de fuga, una del intradós y otra del extradós. A continuación se ha calculado el ángulo que forma cada una de estas rectas con la horizontal. Este método de identificación del ángulo es posible gracias a que los parámetros Z_{te} , ΔZ_{te} y α_{te} se han sido impuestos con valor nulo y por tanto el borde de ataque y el borde de fuga coinciden de forma exacta con la línea horizontal que separa intradós y extradós.
- Z_{XXup} y Z_{XXlo} : La obtención de las curvaturas en los puntos de máximo desplazamiento de intradós y extradós para la coordenada Z se extraen mediante la derivación de segundo orden de funciones de interpolación. Como la interpolación de todo el intradós o extradós resulta poco exacta, tras identificar los puntos (X_{up}, Z_{up}) y (X_{lo}, Z_{lo}) , se toman dos puntos por delante y por detrás de los mismos a partir de las listas elaboradas con anterioridad. Estos puntos son interpolados de forma separada y más tarde derivadas dos veces respecto a la dependencia con la coordenada X . La obtención del valor de curvatura se extrae de la sustitución de las coordenadas X_{lo} y X_{up} en las funciones extraídas tras la derivación.
- r_{ie} : La obtención del radio del borde de ataque a partir de una lista de puntos no se puede realizar de forma directa. Los inconvenientes que impiden esta obtención en el desconocimiento del punto correspondiente al centro de la circunferencia que define este arco correspondiente al borde de ataque. Además de ello, los perfiles no tienen por que ser simétricos y por tanto, la cantidad de puntos necesarios para realizar la aproximación a la circunferencia se desconoce y no se puede establecer un método genérico que sea válido para cualquier perfil.

Ante estas circunstancias, se emplea la solución planteada en la literatura [72]. En este caso se utiliza la regla del seno para la obtención del radio de interés a partir

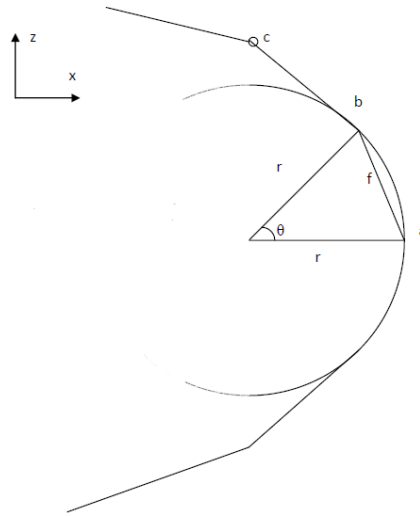


Figura 4.2: Planteamiento obtención del radio del borde de ataque a partir de los puntos conocidos

de los dos primeros puntos de la lista correspondiente al intradós y más cercanos al borde de ataque. Las correspondientes Ecuaciones son 4.1, 4.2 y 4.3 . Estos puntos se pueden observar en la Figura 4.2. A través de la regla del seno es posible obtener radios y por tanto circunferencias para diferentes valores de la coordenada θ hasta el valor de $\theta_{\text{máx}}$ como se describe en la Figura 4.3. Estas circunferencias no tienen por qué coincidir exactamente con la geometría del borde de ataque. Es por ello, que se toma como válida la primera circunferencia que tenga algún punto de corte con las funciones que se extraen a través de interpolaciones para la sección más cercana al borde de ataque tanto para el intradós como para el extradós. Este criterio es el que fija la obtención del r_{1e} . El radio que se obtiene no encaja a la perfección con todos los perfiles, sobretodo con los no simétricos. Sin embargo, es el método que permite que el parámetro r_{1e} se acerque más al real de las distintas metodologías comprobadas.

$$f = \sqrt{(x_b - x_a)^2 + (z_b - z_a)^2} \quad (4.1)$$

$$\chi = \frac{\pi - \theta}{2} \quad (4.2)$$

$$r = \frac{f \sin(\chi)}{\sin(\theta)} \quad (4.3)$$

Disponiendo de los métodos anteriores para la obtención de los parámetros PAR-SEC, se procede al análisis de cada uno de los perfiles aerodinámicos empleados en UAS con misiones muy semejantes a la objetivo. Estos perfiles se encuentran en la

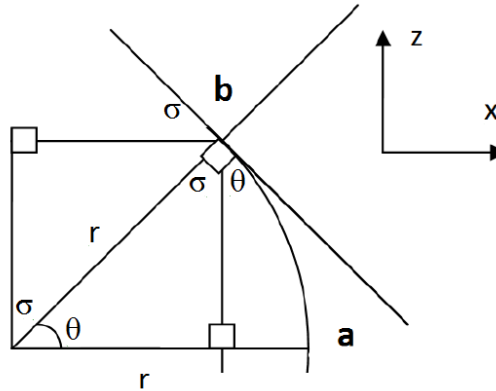


Figura 4.3: Representación regla del seno para la obtención del radio del borde de ataque

Tabla 2.2. Tras el cálculo se obtienen los siguientes parámetros PARSEC mostrados en la Tabla 4.2.

Perfil Alar	r_{LE}	X_{up}	Z_{up}	Z_{XXup}	X_{lo}	Z_{lo}	Z_{XXlo}	Z_{TE}	ΔZ_{TE}	α_{TE}	β_{TE}
AQUILA	0,0082	0,3133	0,0873	-0,7425	0,3133	-0,0095	0,0689	0	0	0	0,177
CLARK Y	0,0145	0,36	0,0916	-0,5603	0,36	-0,0303	0,1487	0	0	0	0,2684
E214	0,0093	0,3765	0,0933	-0,6638	0,3765	-0,0225	0,1186	0	0	0	0,2293
E374	0,0089	0,3894	0,0769	-0,7073	0,3894	-0,0326	0,0751	0	0	0	0,2247
E387	0,0062	0,355	0,0825	-0,8193	0,355	-0,015	0,1213	0	0	0	0,1628
EMX07	0,0084	0,25	0,0745	-1,3093	0,25	-0,0282	0,0515	0	0	0	0,1229
GOE256	0,019	0,3961	0,1259	-0,6407	0,3961	-0,0365	0,1321	0	0	0	0,1394
MH32	0,0076	0,3474	0,0666	-0,47	0,3474	-0,0222	0,0249	0	0	0	0,1728
MH45	0,0089	0,2758	0,066	-0,659	0,2758	-0,033	0,1331	0	0	0	0,0769
MH62	0,0081	0,2794	0,0624	-0,5891	0,2794	-0,0311	0,1089	0	0	0	0,1078
NACA 2412	0,0193	0,3014	0,06	-0,4524	0,3014	-0,06	0,2234	0	0	0	0,2739
NACA 4412	0,0116	0,3593	0,0988	-0,8231	0,3593	-0,029	0,206	0	0	0	0,389
NACA 4415	0,0171	0,3393	0,1136	-0,8693	0,3393	-0,0418	0,1258	0	0	0	0,3454
S7055	0,009	0,3513	0,0875	-0,6728	0,3513	-0,0201	0,0551	0	0	0	0,2095
SD7032	0,0144	0,3551	0,085	-0,5577	0,3551	-0,0187	0,0187	0	0	0	0,1898

Tabla 4.2: Parámetros PARSEC de perfiles alares en UAS con misiones semejantes

Además de ello, para que sea posible observar la disposición geométrica de cada uno de los perfiles empleados como base de datos, en la Figura 4.4, se muestra la representación de cada uno de ellos. Este gráfico ha sido obtenido a través de las coordenadas normalizadas disponibles en las diferentes bases de datos. La representación a través de los parámetros PARSEC se realizará en secciones posteriores.

El hecho de disponer de estos parámetros PARSEC presenta distintos beneficios. Por una parte, permite la obtención de las funciones para la representación de los perfiles. De este modo, es posible validar el método de parametrización empleado, al comparar gráficamente los nuevos puntos normalizados de las funciones obtenidas junto con la información de los perfiles que se obtiene de las distintas bases de datos disponibles. Por otra parte, la disposición de estos parámetros permite fijar los límites máximos y mínimos de cada uno de los parámetros, los cuales serán de gran utilidad en la implementación del algoritmo de optimización. Este algoritmo requiere la fijación de

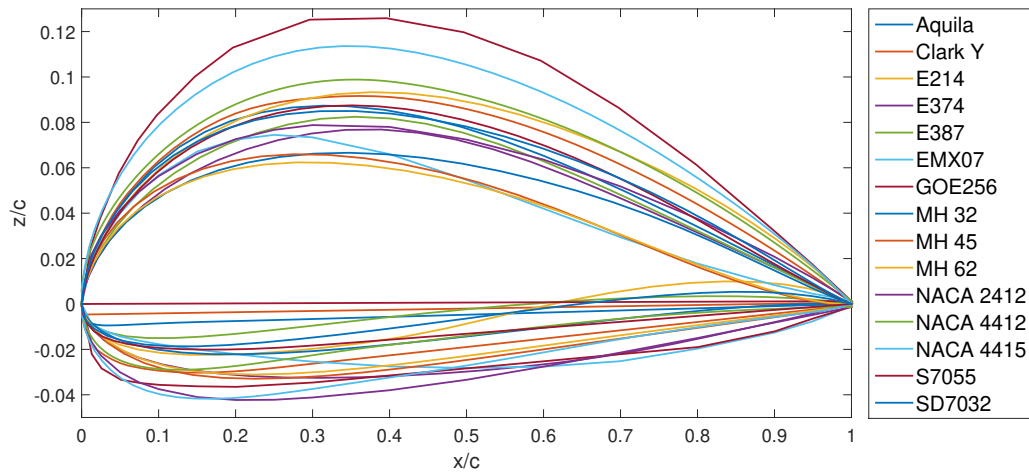


Figura 4.4: Comparación gráfica de todos los perfiles mostrados en la tabla 4.2

unos rangos de búsqueda para cada una de las variables que intervienen en la función de coste. Además de ello, también son necesarios unos límites generales de forma que se controle que las posiciones que adoptan cada uno de los individuos no sobrepasen estos márgenes. Estos límites se pueden apreciar en la Tabla 4.3. Los valores mostrados corresponden con el valor máximo y mínimo para cada uno de los parámetros PARSEC.

	r_{LE}	X_{up}	Z_{up}	Z_{XXup}	X_{lo}	Z_{lo}	Z_{XXlo}	Z_{TE}	ΔZ_{TE}	α_{TE}	β_{TE}
Valor máximo	0,0193	0,3961	0,1259	-0,4524	0,3961	-0,0095	0,2234	0	0	0	0,289
Valor mínimo	0,0062	0,25	0,06	-1,3093	0,25	-0,06	0,0187	0	0	0	0,0769

Tabla 4.3: Valores máximos y mínimos de los parámetros PARSEC perfiles alares semejantes

4.1.2. Obtención y validación ecuaciones PARSEC

Una vez se dispone de los parámetros PARSEC es posible la obtención de las funciones que relacionan las coordenadas horizontales (X) y verticales (Z) para la obtención de las curvas pertenecientes al intradós y extradós.

Las funciones que permiten la obtención de estas coordenadas son las que se muestran en las Ecuaciones 4.4 y 4.5. Como se puede observar, existe dependencia de la coordenada vertical con la coordenada horizontal y con otro parámetro ‘a’ tanto en el caso perteneciente al intradós (‘a_{lo}’) como en el extradós (‘a_{up}’). La obtención de este parámetro ‘a’ se realiza a través de la resolución de un sistema de ecuaciones dependiente de los once parámetros PARSEC.

$$y_U = \sum_{i=1}^6 a_{iUp} x^{i-0.5} \quad (4.4)$$

$$y_L = \sum_{i=1}^6 a_{iLo} x^{i-0.5} \quad (4.5)$$

Este sistema de ecuaciones se puede observar en las ecuaciones 4.6 y 4.7, así como la definición de cada uno de los términos que lo forman [73]. La matriz de coeficientes C_{up} es dependiente únicamente del parámetro p_2 , mientras que la matriz C_{lo} , lo es del parámetro p_5 . Por tanto, la matriz de coeficientes C_{lo} es idéntica a la C_{up} cambiando el subíndice del parámetro p_2 por p_5 . Por otra parte, las matrices b_{up} y b_{lo} son dependientes del resto de parámetros PARSEC y guardan diferencias entre ellos tales como los cambios de signos y el cambio del parámetro p_3 por p_6 .

$$C_{up} \times a_{up} = b_{up} \quad (4.6)$$

$$C_{lo} \times a_{lo} = b_{lo} \quad (4.7)$$

$$C_{up} = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ p_{\frac{1}{2}} & p_{\frac{1}{2}} & p_{\frac{5}{2}} & p_{\frac{7}{2}} & p_{\frac{9}{2}} & p_{\frac{11}{2}} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{5}{2} & \frac{7}{2} & \frac{9}{2} & \frac{11}{2} \\ \frac{1}{2} p_2^{-1} & \frac{3}{2} p_2^{\frac{1}{2}} & \frac{5}{2} p_2^{\frac{3}{2}} & \frac{7}{2} p_2^{\frac{5}{2}} & \frac{9}{2} p_2^{\frac{7}{2}} & \frac{11}{2} p_2^{\frac{9}{2}} \\ \frac{-1}{4} p_2^{-3} & \frac{3}{4} p_2^{-1} & \frac{15}{4} p_2^{\frac{1}{2}} & \frac{15}{4} p_2^{\frac{1}{2}} & \frac{63}{4} p_2^{\frac{5}{2}} & \frac{99}{4} p_2^{\frac{7}{2}} \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{vmatrix} \quad (4.8)$$

$$b_{up} = \begin{vmatrix} p_8 + \frac{p_9}{2} \\ p_3 \\ \tan(p_{10} - \frac{p_{11}}{2}) \\ 0 \\ p_4 \\ \sqrt{2p_1} \end{vmatrix} \quad (4.9)$$

$$b_{up} = \begin{vmatrix} p_8 - \frac{p_9}{2} \\ p_6 \\ \tan(p_{10} + \frac{p_{11}}{2}) \\ 0 \\ p_4 \\ \sqrt{2p_1} \end{vmatrix} \quad (4.10)$$

Mediante la resolución del sistema de Ecuaciones 4.6 y 4.7, se obtiene el vector ‘a’. Disponiendo de este vector ya es posible obtener las funciones de extradós e intradós. En ambas ecuaciones la variable dependiente es la coordenada vertical y la independiente, la coordenada horizontal (Ecuaciones 4.4 y 4.5).

Una vez se han planteado las ecuaciones que hacen posible la representación de un perfil aerodinámico a partir del conocimiento de sus once parámetros PARSEC, se puede llevar a cabo una comprobación acerca de la validez y fidelidad del método PARSEC. Esta comprobación se lleva a cabo mediante una comparación gráfica del perfil obtenido a través de las ecuaciones planteadas y la representación de las coordenadas normalizadas pertenecientes a dicho perfil que se pueden obtener de las distintas bases de datos disponibles.

En la Figura 4.5 se observa la gran similitud entre las curvas representadas a partir de las ecuaciones del método PARSEC y las obtenidas de las bases de datos. En este caso se trata del perfil E374 perteneciente a la lista de perfiles elaborada en la Tabla 4.2. Sus coordenadas normalizadas originales han sido extraídas de la base de datos [74].

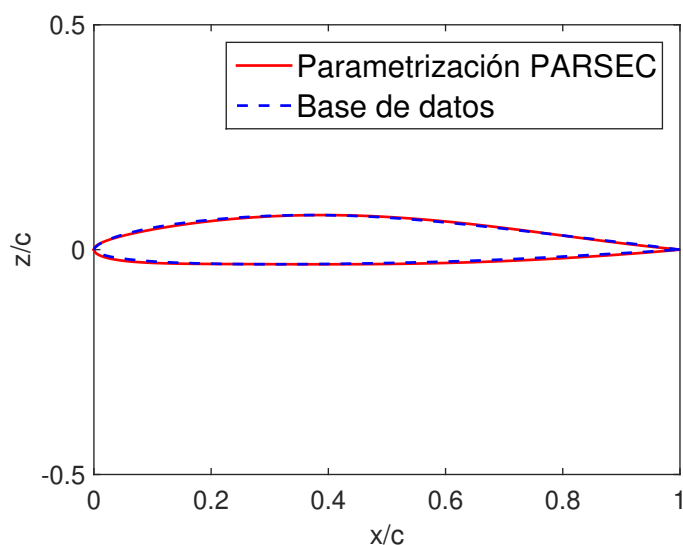


Figura 4.5: Comparación representaciones del perfil E374 a través de las coordenadas normalizadas de la base de datos y las obtenidas a través de la parametrización PARSEC. Coordenadas normalizadas y gráfico proporcional.

Además de ello, se realiza una aproximación de las representaciones de la Figura 4.5 a través de un sistema de coordenadas no proporcional para observar en detalle las posibles discrepancias entre ambos perfiles. Esta representación se puede observar en la Figura 4.6.

A su vez, se grafica en la Figura 4.7 la representación de la circunferencia cuyo radio es el radio del borde de ataque. Como se puede apreciar en la Figura 4.7, esta

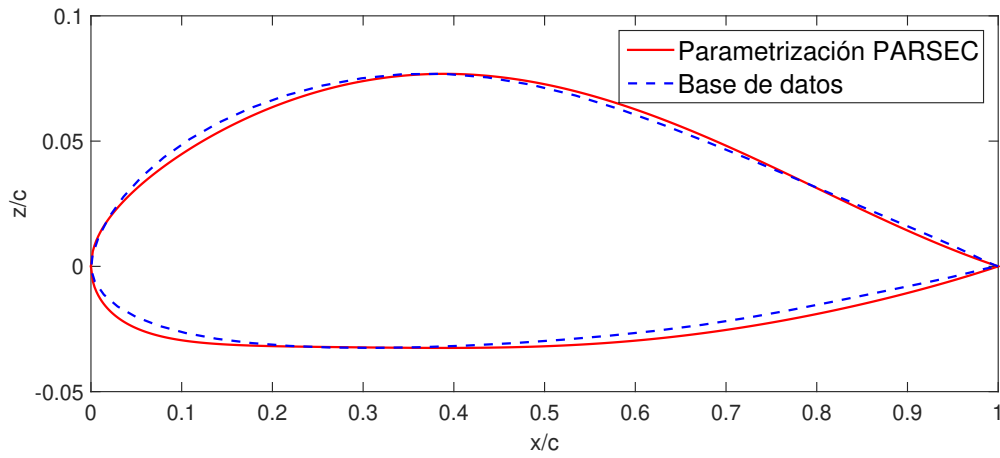


Figura 4.6: Comparación representaciones del perfil E374 a través de las coordenadas normalizadas de la base de datos y las obtenidas a través de la parametrización PARSEC. Coordenadas normalizadas y gráfico no proporcional.

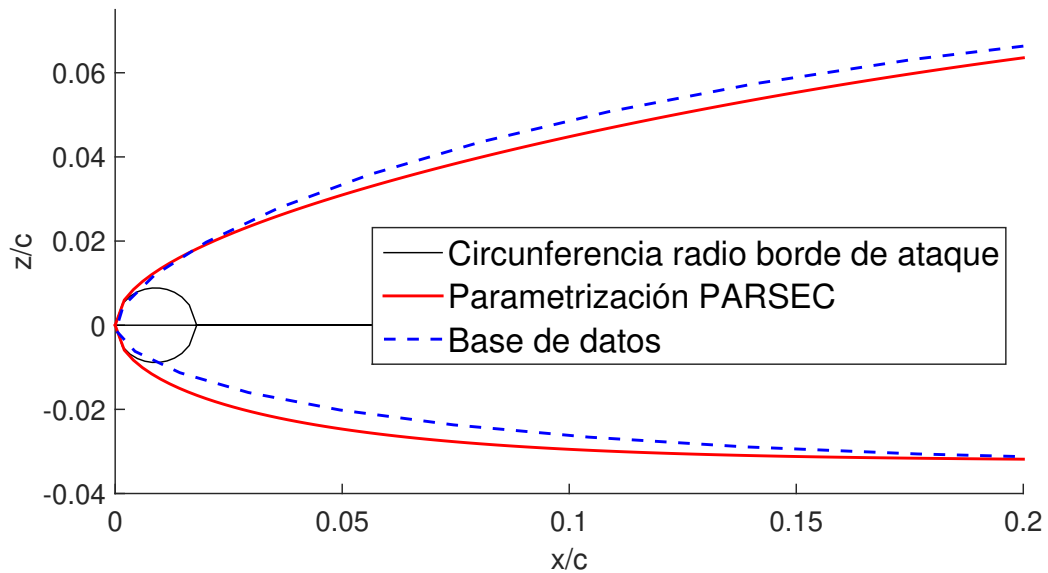


Figura 4.7: Comparación representaciones del perfil E374 junto con circunferencia con radio del borde de ataque

circunferencia no encaja exactamente con la curva que define este borde de ataque. Estas discrepancias, han sido justificadas en la Sección 4.1.1. Se puede apreciar como la circunferencia encaja mejor con la curva perteneciente al extradós ya que es donde se encuentra el primer punto de corte entre ambas curvas. La diferencia que guarda con el intradós es mayor, y ello supone que se dé una cierta diferencia entre las curvas obtenidas a través de los parámetros PARSEC y la de la base de datos en esta zona cercana al borde de ataque.

A pesar de las aproximaciones aplicadas, se puede observar como las curvas son muy semejantes. Estas similitudes permiten llegar a la conclusión que el método de parametrización PARSEC es el adecuado para el problema que se plantea en este trabajo.

4.2. IMPLEMENTACIÓN ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN MONO-OBJETIVO

En la Sección 3.2 se ha realizado una introducción a los distintos tipos de algoritmos de optimización que han sido formulados y más comúnmente utilizados hasta la actualidad. Tras la comparación de las ventajas e inconvenientes de cada uno de los métodos, se ha concluido que el algoritmo de optimización que resulta más útil en este caso, es el *Particle Swarm Optimization (PSO)*. Este algoritmo ofrece una rápida convergencia con buenos resultados si se compara con el algoritmo genético, y además ofrece la ventaja de no estancarse en mínimos locales.

El algoritmo *Particle Swarm Optimization* comparte muchas características con el algoritmo genético tales como la creación de una serie de individuos, ubicados en el espacio de búsqueda definido, de forma aleatoria. Sin embargo, estos algoritmos se diferencian en otros ámbitos, lo cual hace que sean más o menos óptimos en los diferentes tipos de problemas que se puedan plantear. Una diferencia relevante es el hecho de que en el algoritmo *PSO*, existe un número limitado de individuos que permanece inalterable a lo largo del proceso. Estos individuos ('particle') se desplazan través del espacio con una velocidad que les permite actualizar su posición.

4.2.1. Desarrollo algoritmo Particle Swarm Optimization (PSO)

El algoritmo *Particle Swarm Optimization* se basa en un modelo social simplificado. Una posible analogía del mismo sería la de una colonia de abejas o un banco de peces en busca de la mejor fuente de alimentación. En esta analogía, cada una de las abejas almacena en su memoria la mejor de las posiciones que ha ocupado y además, se tiene un conocimiento colectivo de la mejor posición ocupada por alguna de las abejas pertenecientes a la colonia en alguna de las distintas generaciones dadas hasta el momento.

El cambio entre las generaciones se da tras el movimiento de cada una de las partículas de la colonia. El movimiento que realizan estas partículas se da a través de una velocidad y viene condicionado por la mejor de las posiciones ocupada por esa partícula dada (*'particle best'*) y la mejor de las posiciones conocidas por la colonia hasta el momento (*'global best'*) [57]. Además de ello, también intervienen en este movimiento factores de aceleración ponderados de forma aleatoria.

Descripción de los coeficientes característicos del algoritmo

La determinación de las nuevas velocidades no solo depende de las mejores posiciones individuales (*'particle best'*) y globales (*'global best'*), así como de la posición actual. También intervienen los factores de amortiguamiento del coeficiente de inercia (*'w'*) y coeficientes de aceleración personal y social (c_1 y c_2). La constante c_1 'empuja' a la partícula correspondiente hacia la mejor posición local (*'particle best'*) mientras que la constante c_2 lo hace hacia el mínimo global (*'global best'*) [75].

Estos coeficientes vienen descritos por las Ecuaciones 4.11 y 4.12. Tal y como se puede observar, son dependientes de las constantes φ_1 , φ_2 y la constante de restricción χ . La constante χ viene definida por la Ecuación 4.14 donde se puede observar su dependencia con φ . La expresión de φ viene dada por la Ecuación 4.13 y además debe de cumplir que $4.1 \leq \varphi \leq 4.2$ [75]. Conforme φ aumenta, el valor de χ decrece y la convergencia se hace más lenta ya que la diversidad en la población se reduce. En estos casos resultaría interesante la introducción del concepto de 'locura'. Mediante este concepto, se puede lograr que la velocidad de solo algunas de las partículas sea completamente aleatoria, creando así las 'partículas locas' seleccionadas bajo los correspondientes análisis probabilísticos. En este caso, se tomarán el valor intermedio de φ tal que $\varphi = 4.15$ recomendados por el artículo [75], de forma que no sea necesaria la introducción del concepto de 'locura'.

$$c_1 = \varphi_1 \chi \quad (4.11)$$

$$c_2 = \varphi_2 \chi \quad (4.12)$$

$$\varphi = \varphi_1 + \varphi_2 \quad (4.13)$$

$$\chi = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|} \quad (4.14)$$

Actualmente también se han verificado análisis en los que estos coeficientes no son constantes sino que varían su valor a lo largo de las diferentes generaciones. En estas metodologías se alcanza la localización de la solución óptima con facilidad. Por contra, estos métodos también son más sensibles a quedarse estancados en un mínimo local ya que reducen su diversidad conforme se va evolucionando. Por ese motivo, en este caso se adopta la metodología clásica [75].

Con todo ello, se puede observar que la dependencia de todos los parámetros al final se resume en el valor de las constante φ_1 y φ_2 . A su vez, estos dos parámetros deben cumplir con la condición de que su suma sea aproximadamente 4.15, por lo que φ_1 o φ_2 es la única variable independiente.

Por lo que respecta al coeficiente de inercia y de amortiguamiento del coeficiente de inercia, se definen como $w = \chi$ y $w_{\text{damping}} = 1$, respectivamente. Es decir, no se da amortiguamiento del coeficiente de inercia entre las diferentes generaciones.

Descripción de las funciones objetivo (o de coste)

En cuanto a las funciones de coste, se puede disponer de una función algebraica definida por algún problema matemático cuyo objetivo sea encontrar su mínimo. O por el contrario, puede que se plantee un problema que a priori no sea matemático y se haga necesario la reformulación en términos matemáticos hasta ser capaces de plantear una función de coste capaz de colaborar en la búsqueda del óptimo del problema. Además de ello, en muchos casos estas funciones de coste estarán restringidas y condicionadas por múltiples factores.

Descripción de los criterios de convergencia

Los criterios de convergencia pueden ser muy variados según el problema que se plantee. A pesar de ello, uno de los criterios más comunes es la comprobación de que el mejor coste de forma global, resulta invariable tras una determinada cantidad de generaciones. Es necesario resaltar que existen multitud de criterios de convergencia altamente elaborados y estudiados como el que se presenta en [76].

4.2.2. Validación de la implementación del algoritmo PSO a través de funciones de test

La implementación de un algoritmo de optimización como el que se ha seleccionado, puede resultar dificultosa, así como inducir a múltiples errores derivados de una falta de comprensión completa del desarrollo. Es por ello, que una validación del método se hace necesaria.

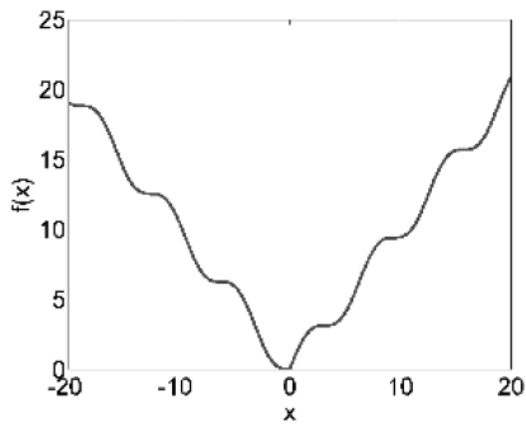
Estas validaciones son posibles gracias al empleo de funciones de test. Estas funciones pertenecen a problemas estudiados en multitud de ocasiones y cuya solución es conocida. Además de ello, vienen planteadas como funciones de coste de una o más variables y con los correspondientes rangos para cada una de las variables que intervienen.

En este caso, se validará la implementación del algoritmo Particle Swarm Optimization (PSO) a través de las funciones de test disponibles en la literatura [53] para problemas unidimensionales y bidimensionales, de forma que sea posible la interpretación y validación gráfica.

FUNCIÓN DE TEST DEPENDIENTE DE UNA VARIABLE

La comprobación del algoritmo mediante una función de coste unidimensional se puede realizar a partir de la función de coste presentada en la Figura 4.8b. En el propio libro [53] se proporciona la solución, la cual se presenta en la Figura 4.8a.

En la Figura 4.9b se puede observar como ha sido posible alcanzar el resultado correcto a través de múltiples generaciones (o ‘iteraciones’). En este caso se ha definido una población inicial de 200 individuos y un criterio de convergencia de treinta generaciones sin cambio en el mejor coste. Además de ello en la Figura 4.9a se puede observar como el punto óptimo encontrado por el algoritmo de optimización, corresponde con el mínimo global de la función de coste evaluada.



(a) Representación función de coste F2

F2

$$|x| + \sin(x)$$

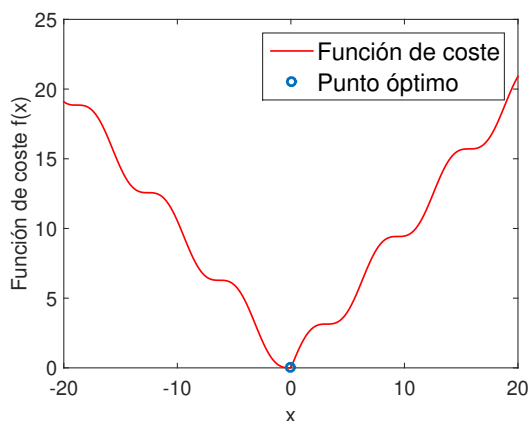
$$\text{minimum: } f(0) = 0$$

$$\text{for } -\infty \leq x \leq \infty$$

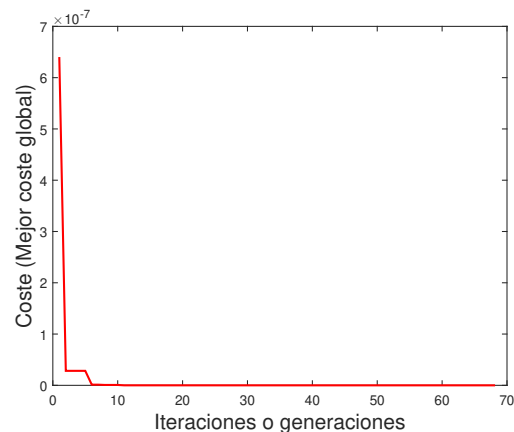
(b) Información función de test F2

Figura 4.8: Función de test F2 de [53]

Con ello, se ha podido comprobar que el algoritmo responde adecuadamente en la búsqueda del mínimo (o máximo) absoluto y no se queda atrapado en mínimos (o máximos) locales.



(a) Función de coste y óptimo encontrado.



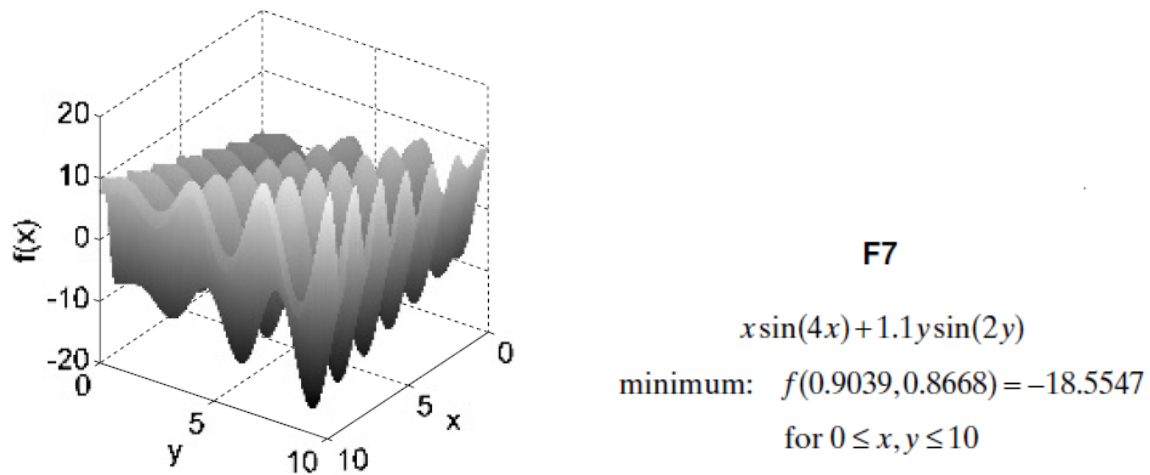
(b) Función de coste según iteraciones.

Figura 4.9: Evaluación función de test F2 [53].

A pesar de que el criterio de convergencia consiste en 30 generaciones con el mismo valor del mejor coste global, en la Figura 4.9b, puede llegar a pensarse que este criterio haya sido ampliado a unas 90 iteraciones sin cambios. Sin embargo, esta representación no se establece en el valor 0 de la función de coste en las primeras iteraciones, sino que su valor es tan cercano a cero, del orden de 10^{-23} , que parece ya establecido.

FUNCIÓN DE TEST DE VARIAS VARIABLES

La existencia de funciones de coste multidependientes permite la validación del algoritmo Particle Swarm Optimization en el caso en que el problema esté definido por más de una variables. En la Figura 4.10b se plantea una función de coste dependiente de dos variables, cuyos límites vienen definidos por la ecuación presente en la Figura 4.10b. Además, en la misma Figura 4.10b aparece la solución óptima comprobada por otros métodos [53].



(a) Representación función de coste F7

(b) Información función de test F7

Figura 4.10: Función de test F7 de [53]

Tras la implementación y adaptación del algoritmo a este nuevo problema, se tiene en la Figura 4.11, la variación de la función de coste a lo largo de las iteraciones. También se dispone de la interpretación gráfica de la función de coste junto con la posición óptima encontrada por el algoritmo y se puede observar en la Figura 4.12. En este caso los parámetros que definen el algoritmo y con ello el entorno del problema no han sido modificados respecto al caso unidimensional.

En ambos casos se ha podido comprobar que la implementación del algoritmo Particle Swarm Optimization aporta soluciones correctas y con un coste computacional muy reducido, en el primer caso 1,66 segundos y en el segundo caso con un coste de 2,67 segundos. Los cálculos se han realizado en un computador personal con un procesador Intel core i5 y una memoria de 4Gb.

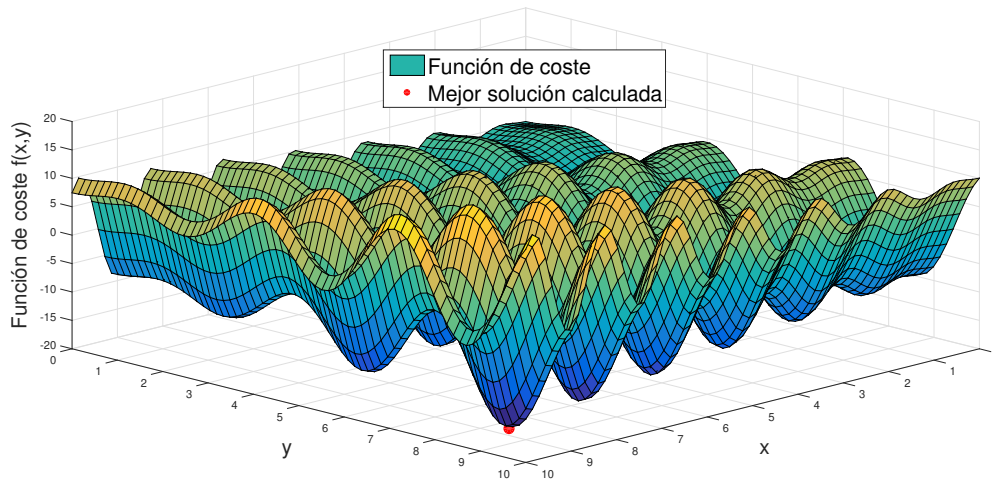


Figura 4.11: Representación conjunta de la función de coste y punto óptimo función de test F7 [53].

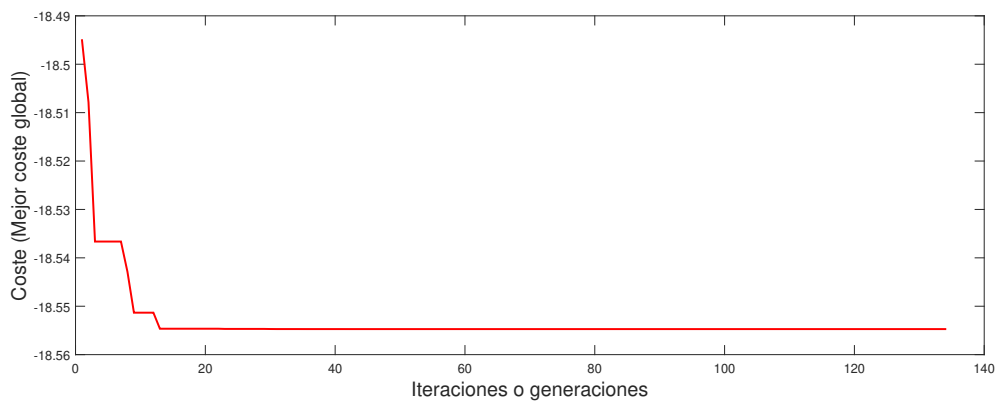


Figura 4.12: Evolución función de coste con las iteraciones función de test F7 [53].

4.2.3. Adaptación de PSO al problema aerodinámico

Dado que la implementación del algoritmo *Particle Swarm Optimization (PSO)* resulta favorable en los distintos casos que han sido evaluados, se da por válida su aplicabilidad al problema aerodinámico que se plantea en el presente proyecto. Se ha podido observar que el algoritmo es capaz de encontrar la solución exacta y global de un problema en muy poco tiempo.

Definición de las variables del problema

En este caso, se pretende optimizar un perfil aerodinámico. Esto implica que las variables que definen el problema son aquellas que definen la geometría del perfil aerodinámico. Tal y como se ha estado comprobando en las secciones anteriores (Sección

3.6.1), el método de parametrización de perfiles aerodinámicos seleccionado es el método PARSEC. Este método establece que las curvas que forman el intradós y extradós, se definen a través de once parámetros geométricos. A pesar de la definición general del método PARSEC, en la Sección 4.1.1, se ha justificado la implantación de tres de los parámetros (p_8, p_9, p_{10}) con valor nulo. Es por ello, que el problema que se ha de implementar dispondrá de ocho variables ($p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7, p_{11}$) y tres constantes ($p_8 = 0, p_9 = 0, p_{10} = 0$).

La región de búsqueda para cada una de las distintas variables viene definida por un valor máximo y mínimo correspondiente a los límites establecidos por la colección de perfiles para misiones semejantes. Estos rangos se pueden encontrar en la Tabla 4.3.

Inicialización de las variables

En el primer paso se fijan las posiciones de cada uno de los parámetros de forma aleatoria. Esta aleatoriedad se lleva a cabo mediante la función ‘*unifrnd*’ del software matemático *MatLab*. Esta función permite obtener números aleatorios continuos y uniformes dentro de un rango definido. Más tarde se debe de evaluar el coste de que una partícula se establezca en dicha posición aleatoria.

Establecimiento de las funciones objetivo

La evaluación de la función de coste en el problema aerodinámico no presenta la misma tipología que las funciones de test, por ejemplo. En esta caso el coste vendrá determinado por una variable aerodinámica que se quiera minimizar, por ejemplo reducir al máximo el coeficiente de resistencia bajo unas condiciones dadas, o maximizar la eficiencia aerodinámica. En el caso de la minimización del coeficiente de resistencia, ese mismo coeficiente sería la función de coste. Para el caso de la maximización de la eficiencia aerodinámica, la función de coste podría ser dicha eficiencia aerodinámica imponiéndole valor negativo o la inversa de la eficiencia. De este modo, el algoritmo tratando de encontrar el mínimo absoluto sería capaz de encontrar el máximo de la eficiencia aerodinámica.

***Solvers* aerodinámicos empleados**

La obtención de estos parámetros se podría resolver mediante la resolución por el método de los paneles a través de una implementación en detalle en *MatLab*. Sin embargo, existe software específico capaz de proporcionar soluciones de calidad, de

forma rápida y sin coste económico. La obtención de los parámetros aerodinámicos de un perfil alar bidimensional, se puede realizar a través del software *Xfoil*. Esta herramienta presenta multitud de ventajas, tal y como se indicó en la Sección 3.7, y se adapta a la perfección a las necesidades del problema que se ha planteado.

Xfoil es capaz de calcular las características aerodinámicas de un perfil dadas unas condiciones impuestas, tales como el *Reynolds* o el *Mach* de vuelo. Además de ello, es capaz de realizarlo en un entorno viscoso y con un ángulo de ataque o rango de ángulos de ataque impuesto por el usuario. El cálculo de estas características requiere que se cargue el perfil aerodinámico deseado a través de sus coordenadas normalizadas. Estos puntos deben estar almacenadas en un archivo de texto que *Xfoil* sea capaz de identificar, y además deben de seguir un formato especificado. Existen cuatro formatos distintos que *Xfoil* es capaz de analizar, *Plain*, *Labeled*, *ISES*, *MSES*.

Automatización del proceso

La posibilidad de ofrecer un algoritmo de optimización aerodinámica, capaz de obtener soluciones óptimas con rapidez, es posible gracias a una automatización de las distintas herramientas involucradas. En este caso, entre *MatLab* y *Xfoil*. Esta relación debe de garantizar que los perfiles aleatorios generados en el algoritmo desde *MatLab* sean evaluados bajo unas determinadas condiciones en *Xfoil* y los datos obtenidos sean analizados de nuevo en *MatLab*. Esta unión es posible a través del lanzamiento de programas ejecutables desde *MatLab*. La llamada desde *MatLab* a estos ejecutables activa los archivos de secuencia de comandos de *VBScript* capaces de ejecutar el software deseado, en este caso *Xfoil* y de introducirle una secuencia de comandos.

El desarrollo que se lleva a cabo consiste en que *MatLab* genere unos parámetros PARSEC definidos por el algoritmo y el correspondiente archivo de datos con las coordenadas normalizadas del mismo. Más tarde se llama a *Xfoil* de forma que siguiendo una serie de comandos fijos evalúe el perfil y cree otro archivo de datos con los resultados de la polar obtenidos. Por último *MatLab* será capaz de identificar ese nuevo archivo y utilizarlo de forma correspondiente para la composición de la función de coste.

4.2.4. Puesta a punto del algoritmo

La realización de los cálculos para el caso aerodinámico incrementa en gran medida el coste computacional y el tiempo hasta la convergencia. La creación de los distintos archivos de texto con la información necesaria para cada uno de los individuos y su posterior evaluación en *Xfoil*, inducen a un mayor tiempo requerido en cada una de

las rutinas implementadas. Estas fases se multiplican por el número de individuos que forman cada generación y por cada generación que se da hasta la convergencia. Es por ello, que resulta necesaria una optimización del proceso.

La posible optimización que se puede aplicar consiste en el estudio del número óptimo de individuos que debe de tener cada generación. Así también tiene gran relevancia en el proceso de aceleración de la convergencia el parámetro φ a través de los parámetros φ_1 o φ_2 tal y como se explica en detalle en la Sección 4.2.1. La modificación de estas constantes lleva consigo un número de iteraciones asociado hasta la convergencia. El estudio comparativo entre los distintos casos permitirá conocer y establecer los mejores valores para cada caso. Además de ello, no solo se ha de conseguir la convergencia de forma efectiva, sino que también es necesario que dicha convergencia aporte resultados con exactitud.

Para ello se realiza un estudio estadístico del número de individuos para cada generación necesario y los valores de los distintos coeficientes relevantes en el algoritmo seleccionado.

En este caso se impone un criterio de convergencia en el que el algoritmo se dará por convergido cuando el valor de la función de coste óptimo (*'global best'*) no se modifique en las 50 últimas generaciones o 'iteraciones'.

La validación se realiza para el caso en que la función de coste tan solo depende de una variable, y para el caso en que depende de dos variables. Estas funciones de coste pertenecen a la colección de funciones de test que se pueden encontrar en la literatura [53].

VALIDACIÓN CON FUNCIÓN DE COSTE UNIDIMENSIONAL

En primer lugar se realiza la evaluación del caso en que la función de coste tan solo depende de una variable. En este caso se toma la función de test F2 [53] ya presentada en la Sección 4.2.2 a través de la Figura 4.8.

Para ello se evalúan cuatro diferentes casos, cada uno correspondiente a un valor de φ_1 . Los valores que se adoptan son $\varphi_1 = 1$, $\varphi_1 = 2.05$, $\varphi_1 = 3$ y $\varphi_1 = 3.5$. Una vez definido el valor de φ_1 , se comprueba el comportamiento del algoritmo para diez valores distintos de número de individuos en la población. Estos valores son $N_{\text{indiv.}} = 10, 20, 30, 40, 50, 70, 100, 150, 200, 250$. Además para cada uno de los valores de número de individuos en la población, se realizan diez cálculos independientes para poder observar si el coste en número de generaciones es prácticamente constante para las diferentes pruebas, así como, la exactitud de los resultados obtenidos. Por tanto, son analizados una totalidad de 400 casos.

En la Tabla 4.4 se pueden observar las distintas pruebas realizadas para un valor de φ_1 dado, siendo en este caso, $\varphi_1 = 2.05$. Las columnas designadas por ‘ P ’ identifican las distintas iteraciones necesarias para lograr la convergencia en cada una de las respectivas pruebas que se llevan a cabo. Las columnas identificadas como ‘ E ’ son aquellas en las que se expone el error que se comete cuando el algoritmo converge respecto al resultado que se debería de obtener según la información disponible en la colección de funciones de test [53].

La Tabla 4.4 aporta la información que se recoge durante la experimentación y prueba del algoritmo de optimización que ha sido implementado. Sin embargo, resulta complejo obtener conclusiones del mismo. Por ese motivo, se lleva a cabo la representación gráfica.

Relación entre la media de generaciones necesarias y el número de individuos

En la Figura 4.13 se observa la relación que existe entre el número de individuos y el número de iteraciones necesarias para lograr la convergencia. En esta Figura 4.13 se grafican las curvas pertenecientes al número de iteraciones medias para cada grupo de individuos de cada una de las generaciones. Se grafican las curvas pertenecientes a los cuatro casos pertenecientes a cada uno de los valores de la constante φ_1 . Las oscilaciones presentadas en la representación pueden estar debidas en gran parte al hecho de que se grafican los valores medios de iteraciones para las diez pruebas realizadas en cada caso.

Indiv.	10	20	30	40	50	70	100	150	200	250
P1	182	140	164	162	138	166	154	109	134	134
E1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P2	164	178	162	165	165	140	140	146	137	127
E2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P3	180	170	175	147	136	129	134	132	142	92
E3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P4	158	157	151	161	152	167	150	157	146	132
E4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P5	166	171	148	148	176	160	133	147	142	134
E5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P6	186	139	169	159	152	168	133	128	143	151
E6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P7	168	155	163	162	136	147	152	137	142	153
E7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P8	153	182	164	173	170	150	137	146	112	125
E8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P9	186	151	171	145	182	148	145	136	133	128
E9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P10	202	175	83	167	160	164	145	79	141	149
E10	0	0	$2.88 \cdot 10^{-17}$	0	0	0	0	$7.52 \cdot 10^{-21}$	0	0
M. It.	174.5	161.8	155	158.9	156.7	153.9	142.3	131.7	137.2	132.6
D. Típ.	15.15	15.55	26.62	9.3	16.73	13.19	8.03	22.7	9.76	17.34
M. E.	0	0	$2.88 \cdot 10^{-18}$	0	0	0	0	$7.52 \cdot 10^{-22}$	0	0
Movs.	1745	3236	4650	6356	7835	10773	14230	19755	27440	33150

Tabla 4.4: Pruebas para un valor de $\varphi_1 = 2.05$ y distintos individuos en cada generación

Es importante resaltar que estos valores son dependientes de la inicialización aleatoria del algoritmo.

Como se puede observar la curva que necesita un menor número de iteraciones para el mismo número de individuos es la correspondiente a $\varphi_1 = 3$. También se puede observar que en el punto correspondiente a cuarenta miembros de la población, la curva perteneciente a $\varphi_1 = 3.5$ reduce el número de iteraciones necesarias en comparación con $\varphi_1 = 3$. Sin embargo, se puede descartar este fenómeno ya que si se observa la tendencia general de la curva, este caso puede relacionarse con un fenómeno espúrio. En base a este análisis, se puede concluir que la curva perteneciente a $\varphi_1 = 3$ resulta la más favorable.

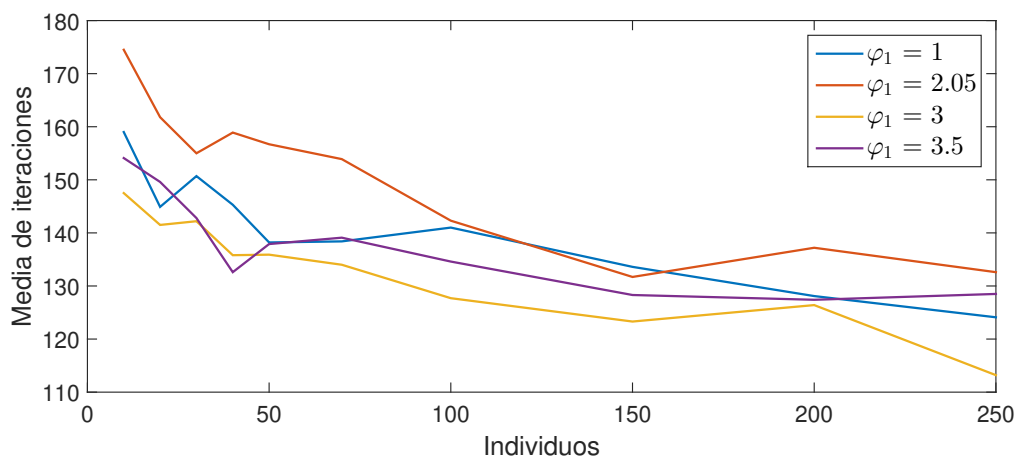


Figura 4.13: Evolución del número de iteraciones necesarias según número de individuos de la población función de test F2 [53]

En cuanto al número de individuos óptimo, se observa que la relación que se establece entre ambas variables establece que ante un incremento del número de individuos, será necesario un menor número de iteraciones. Esta relación se cumple en términos generales, ya que como se puede observar en la Figura 4.13, en el intervalo entre 0 y 50 individuos, se producen ciertas oscilaciones. A su vez, en el intervalo que ocupa a partir de los 150 individuos también presenta ciertas oscilaciones. Por todo ello, se toma el tramo de entre 50 y 150 iteraciones como el más óptimo.

Relación entre la desviación típica de las generaciones necesarias y el número de individuos

La relación entre el número de individuos y la cantidad de iteraciones medias necesarias no es suficiente para extraer conclusiones sólidas. Resulta interesante también observar la desviación típica de este número de iteraciones. Las curvas que muestran la relación entre la desviación típica y el número de individuos, se puede observar en la Figura 4.14. Mediante el análisis de la desviación típica es posible determinar la fiabilidad de que para un determinado número de individuos, sea necesario un determinado número de iteraciones. En este caso se puede observar como las curvas menos oscilatorias son las pertenecientes a los valores de $\varphi_1 = 1$ y $\varphi_1 = 3$.

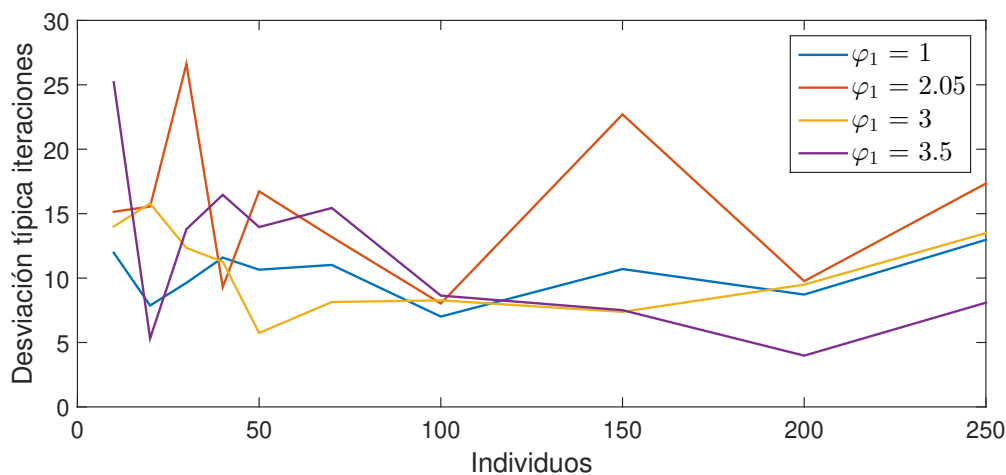


Figura 4.14: Desviación típica iteraciones según número de individuos de la población función de test F2 [53]

Cada una de las curvas ofrece un mínimo respecto a las otras en una determinada región. Respecto al rango de número de individuos que resulta interesante por su implicación en el número de iteraciones necesarias, entre 50 y 150, se observa que la curva que permanece más estable con un valor de desviación típica mínimo, es la curva perteneciente a $\varphi_1 = 3$. Si se observa la curva perteneciente a $\varphi_1 = 3.5$, se podría plantear el caso de imponer un valor de 200 individuos ya que en ese punto la desviación típica ofrece un mínimo absoluto. Sin embargo, en el análisis de la Figura 4.13 se ha podido observar que esa misma curva, para ese número de individuos, no mejoraba prácticamente el número de iteraciones necesarias respecto al caso para 150 individuos.

En base a los análisis realizados, las curvas que ofrecen características ventajosas respecto a las otras son, $\varphi_1 = 3$ y $\varphi_1 = 3.5$. En cuanto al número de individuos más adecuado, se puede ubicar entre 50 y 150 individuos. Es necesario conocer más detalles que permitan establecer un valor concreto de los mismos.

Validación de la precisión en la búsqueda de la solución óptima

Por una parte, los análisis no son suficiente ya que se podría estar logrando la convergencia gracias al estancamiento en resultados no óptimos. La forma de verificar si se está dando este caso, se puede realizar mediante el análisis del error que se da en cada uno de los casos.

Como se puede observar en la Tabla 4.4, prácticamente la totalidad de los cálculos que se han llevado a cabo han dado por resultado la solución más óptima, es decir tienen un error nulo. Tan solo en dos casos este error ha tomado cierto valor. Si se observa el valor de estos errores obtenidos, se puede concluir que son absolutamente despreciables. Por tanto, cualquier valor de individuos de la población es igualmente válido.

Estudio del número de evaluaciones necesarias en cada caso

La última comprobación necesaria, es el análisis de los cálculos necesarios para cada relación de número de individuos e iteraciones. Con el producto de ambos se obtiene el número total de cálculos que se han de realizar en la totalidad del proceso. Estos cálculos corresponden con los movimientos de las partículas en la totalidad de las generaciones que se dan. Cuanto mayor sea el número de movimientos, mayor es el coste computacional y el tiempo invertido en el cumplimiento de todas las rutinas necesarias. Por ello, se intenta minimizar el número de movimientos.

En la Figura 4.15 se observa la relación entre el número de movimientos y el número de individuos. Como se puede comprobar, el incremento de movimientos es proporcional

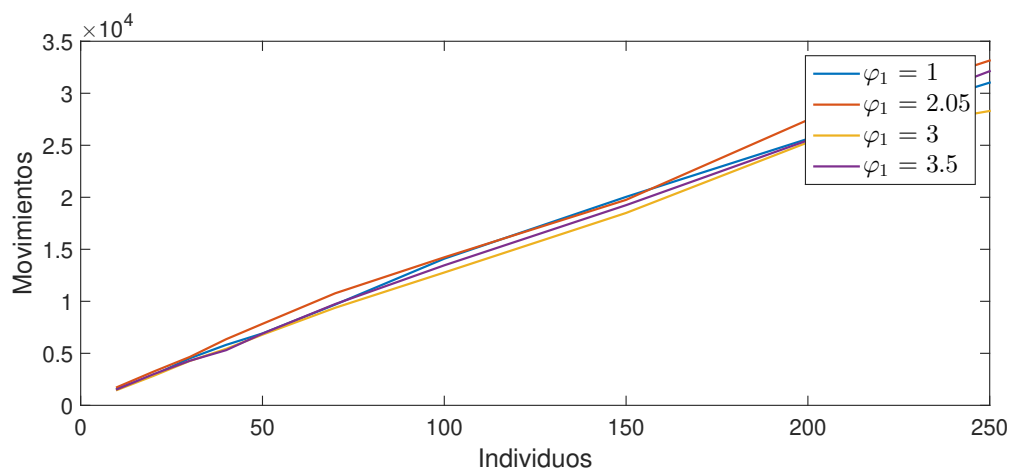


Figura 4.15: Movimientos totales realizados por los individuos a lo largo de todas las generaciones función de test F2 [53]

al incremento de individuos. Esta relación es fruto de las reducidas variaciones en el número de iteraciones necesarias ante cambios en el número de individuos. Por ello, interesa tomar el mínimo número de individuos posible, siendo en este caso 50.

A continuación se realiza la evaluación para el caso de la función de coste dependiente de dos variables para comprobar si efectivamente se cumplen las conclusiones realizadas hasta el momento.

VALIDACIÓN MEDIANTE FUNCIÓN DE COSTE BIDIMENSIONAL

Mediante el análisis de una función de coste dependiente de una única variable se ha determinado que el valor del parámetro φ_1 más conveniente es $\varphi_1 = 3$ o $\varphi_1 = 3.5$. Además de ello, se ha establecido que el rango de número de individuos favorable es el correspondiente a entre 50 y 150 individuos, siendo los números de individuos más cercanos a 50 los más aceptables por su reducido coste computacional.

En base a estas conclusiones, a continuación se plantea el análisis para una función de coste dependiente de dos variables. La función de test seleccionada es la función F7, evaluada previamente en la Sección 4.2.2 y mostrada en la Figura 4.10.

En este caso la evaluación se realiza de forma más acotada ya que se conocen por ejemplo los dos valores de φ_1 más favorables. En cuanto al número de individuos testado, sigue cubriendo la totalidad del rango impuesto en el caso anterior, pero con una concentración de puntos más cercana al intervalo ya conocido con anterioridad como el más interesante.

Al igual que en el caso anterior, la mejor forma de visualizar los parámetros que resultan interesantes se debe realizar a través de representaciones gráficas.

Relación entre la media de las generaciones necesarias y el número de individuos

En la Figura 4.16 se puede volver a observar que la curva correspondiente a $\varphi_1 = 3$ resulta más eficiente que la perteneciente a $\varphi_1 = 3.5$ ya que en prácticamente la totalidad de los valores de individuos, ofrece un menor número de iteraciones necesarias hasta la convergencia.

Además de ello, también es posible observar que se produce una caída del número de iteraciones necesarias para un número de 60-70 individuos aproximadamente en la curva para φ_3 . Más tarde la media de iteraciones incrementa ligeramente. Esto hace pensar que el intervalo entre 60 y 70 individuos es el óptimo.

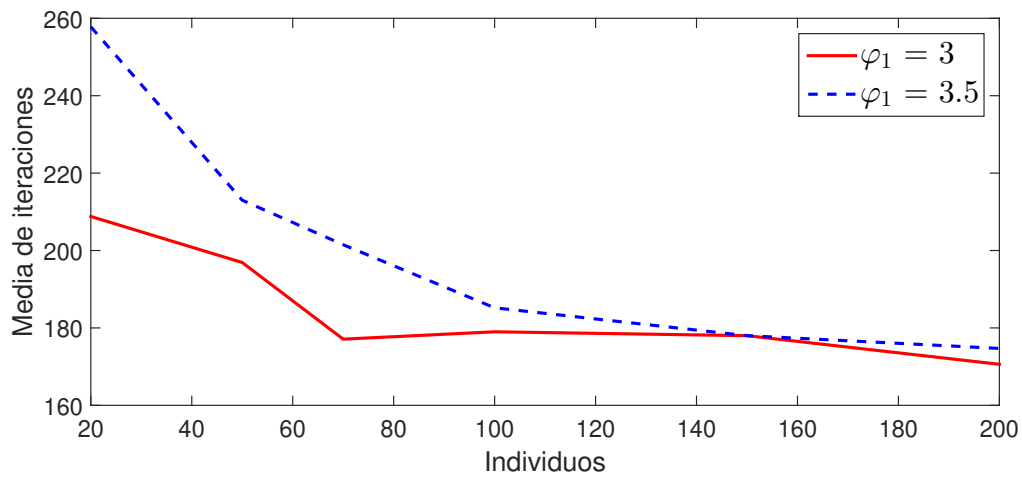


Figura 4.16: Evolución del número de iteraciones necesarias según número de individuos de la población función de test F7 [53]

En la curva para $\varphi_{3.5}$ la disminución el número de iteraciones necesarias decrece uniformemente con la cantidad de individuos.

Relación entre la desviación típica de las generaciones necesarias y el número de individuos

A continuación se observa la progresión de la desviación típica del número de iteraciones necesarias. En la Figura 4.17, se vuelve a proclamar la curva $\varphi_1 = 3$ como indiscutiblemente más beneficiosa que la curva $\varphi_1 = 3.5$.

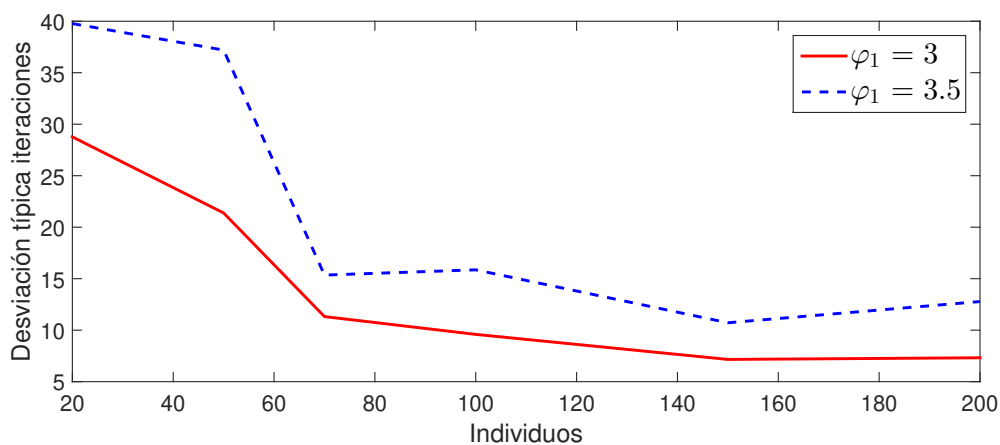


Figura 4.17: Desviación típica iteraciones según número de individuos de la población función de test F7 [53]

Para cualquier valor de la cantidad de individuos en cada generación se tiene que la desviación típica de la cantidad de iteraciones necesaria es inferior en el caso de

$\varphi_1 = 3$. Por tanto, la curva $\varphi_1 = 3$, no solo necesita menos iteraciones para lograr la convergencia, sino que las variaciones de este número de iteraciones necesarias son más reducidas. Por su coincidencia con las conclusiones obtenidas en el caso de la función de coste unidimensional, se toma $\varphi_1 = 3$ como valor definitivo para la implementación en el algoritmo.

El hecho de fijar definitivamente el valor de la constante φ_1 y consecuentemente la de φ_2 y φ . Reduce las comprobaciones a un único grado de libertad, el cual corresponde a la elección del número de individuos por generación óptimo.

En este caso, dentro del rango definido previamente por la función de coste unidimensional se reduce aún más, de 50-150 a 50-100. Esta reducción viene justificada por la Figura 4.16 en la cual se puede ver como la curva $\varphi_1 = 3$ presenta sus mínimos valores en este nuevo intervalo. El rango de 100 a 150 individuos se rechaza debido a que se incrementa el número de iteraciones necesarias respecto al rango anterior. Además de ello se observa que el mínimo absoluto de la función se ubica en 70 individuos. En la Figura 4.17, se puede observar que la desviación típica decrece de forma abrupta en el intervalo entre 50 y 70 individuos y más tarde se mantiene prácticamente constante hasta los 100 individuos.

Estudio del número de evaluaciones necesarias en cada caso

Si se observa el gráfico que relaciona los movimientos en la Figura 4.18, que es necesario para cada uno de los grupos individuos, se puede comprobar que estos movimientos incrementan con el aumento del número de individuos. Una vez más se confirma que el número de iteraciones necesarias se mantiene prácticamente constante y la mayor dependencia de los movimientos la induce el número de miembros de la población. Por ello, es conveniente coger el menor número de individuos posibles, de forma que se reduzca el coste computacional.

En este caso ese mínimo número de individuos es 50 miembros de la población. Sin embargo si se observa la Figura 4.16 y 4.17 se puede concluir que este número de individuos reportaría un mayor número de iteraciones con una alta desviación típica. Por tanto, la poca diferencia en cuanto a coste computacional que se guarda entre los 50 y 70 miembros de la población hace que se opte por la cantidad de 70 individuos de forma que se minimiza el número de iteraciones necesarios y la desviación típica de las mismas.

Por último, se hace necesario realizar la validación correspondiente al criterio de convergencia establecido. Siendo en este caso una invariancia del mejor resultado tras

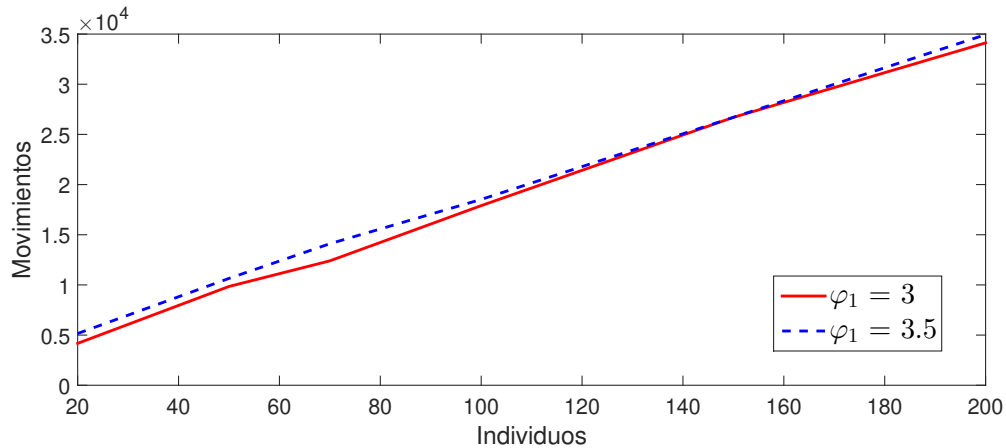


Figura 4.18: Movimientos totales realizados por los individuos a lo largo de todas las generaciones función de test F7 [53]

50 generaciones consecutivas.

Validación de la posible relajación del criterio de convergencia

En este caso se han realizado las mismas pruebas que para el caso de la función de test unidimensional y bidimensional, relajando el criterio de convergencia a 30 generaciones sin cambios.

En las Tablas 4.5 y 4.6 se muestra como sigue siendo igualmente válido el algoritmo con este nuevo criterio de convergencia. En la Tabla 4.5 se puede ver que para algunas pruebas no se ha conseguido lograr la solución exacta, sin embargo, los resultados obtenidos son muy cercanos ya que la diferencia es infinitesimalmente pequeña. Este hecho hace que sea válida la adopción de este nuevo criterio de convergencia ya que se reduce el tiempo de cálculo y los resultados siguen siendo igual de válidos. Los pequeños errores que han surgido en el caso unidimensional serán aún más imperceptibles en el caso del problema aerodinámico ya que se estará aproximando en los valores de los parámetros PARSEC o la cantidad de puntos que definen la geometría a implementar en *Xfoil*.

En conclusión, tras revisar los dos casos de funciones de test de las que se dispone, se ha observado que el mejor valor del parámetro φ_1 es $\varphi_1 = 3$. Así también se ha comprobado que el número óptimo de individuos pertenecientes a cada generación sea 70. El criterio de convergencia se establece como la colección de 30 generaciones cuyo ‘*global best*’ permanece inalterable.

Individuos	20	50	70	100	150	200
P1	138	120	98	103	113	80
E1	0	0	0	0	0	$1.9 \cdot 10^{-22}$
P2	122	89	128	119	131	58
E2	0	$3.3 \cdot 10^{-24}$	0	0	0	0
P3	125	125	128	130	116	113
E3	0	0	0	0	0	0
P4	133	144	132	52	121	100
E4	0	0	0	$2.2 \cdot 10^{-16}$	0	0
P5	126	111	120	114	100	83
E5	0	0	0	0	0	0
P6	147	124	83	106	115	113
e6	0	0	0	0	0	0
P7	133	40	67	116	114	105
E7	0	$5.1 \cdot 10^{-16}$	$1.3 \cdot 10^{-18}$	0	0	0
P8	127	117	113	117	116	97
E8	0	0	0	0	0	0
P9	104	114	130	117	113	95
E9	0	0	0	0	0	0
P10	142	114	116	119	115	102
E10	0	0	0	0	0	0
M. Iter.	129.7	109.8	111.5	109.3	115.2	94.8
D. Típica	12.04	28.08	22.05	21.44	7.68	17.13
M. Error	0	$5.1 \cdot 10^{-17}$	$1.3 \cdot 10^{-19}$	$2.2 \cdot 10^{-17}$	0	$1.9 \cdot 10^{-23}$

Tabla 4.5: Pruebas realizadas en función de coste unidimensional para criterio de convergencia de 30 iteraciones inalterables ($P = 'prueba'$, $E = 'error'$)

4.3. APLICACIÓN DEL ALGORITMO A PROBLEMAS AERODINÁMICOS MONO-OBJETIVO

Llegados a este punto se dispone de la implementación de un algoritmo de optimización capaz de enviar rutinas a un software exterior y de manipular los resultados que se extraigan. La herramienta básica *MatLab* se encarga de la implementación completa del algoritmo Particle Swarm Optimization (PSO). Además de ello es capaz de enviar información a un software específico exterior al mismo. En este programa, *Xfoil* se evalúan las características aerodinámicas del perfil. La información generada se gestiona de forma adecuada a través de la función de coste.

Con todo ello, se tiene completado el ciclo que conforma el proceso. Ahora es posible realizar el cálculo y evaluación para la obtención de un perfil aerodinámico con alguna de sus características aerodinámicas minimizadas.

Uno de los inconvenientes en el diseño en un vehículo aéreo no tripulado de pequeño tamaño es la baja autonomía de la que disfrutan. Este hecho es debido al peso de

Individuos	20	50	70	100	150	200
P1	138	150	155	147	153	137
E1	0	0	0	0	0	0
P2	182	163	146	159	157	157
E2	0	0	0	0	0	0
P3	156	162	150	150	152	152
E3	0	0	0	0	0	0
P4	171	167	182	155	150	152
E4	0	0	0	0	0	0
P5	285	165	149	157	127	149
E5	0	0	0	0	0	0
P6	156	181	161	151	145	150
e6	0	0	0	0	0	0
P7	236	179	169	151	149	160
E7	0	0	0	0	0	0
P8	176	163	153	164	155	156
E8	0	0	0	0	0	0
P9	201	199	165	164	155	156
E9	0	0	0	0	0	0
P10	174	169	158	145	157	164
E10	0	0	0	0	0	0
M. Iter.	187.5	169.5	158.8	154.6	149.8	150.5
D. Típica	43.58	13.5	10.91	7.18	8.81	8.69
M. Error	0	0	0	0	0	0

Tabla 4.6: Pruebas realizadas en función de coste bidimensional para criterio de convergencia de 30 iteraciones inalterables ($P = 'prueba'$, $E = 'error'$)

las baterías en el caso de los motores eléctricos y del combustible en los motores de combustión. Además de ello, la aeronave para la cual se está llevando a cabo la optimización debe ser capaz de completar un circuito predefinido realizando una serie de tareas detalladas en la Sección 1.3. Por ello, resulta altamente conveniente optimizar la autonomía y/o alcance de la aeronave. Desde las manipulaciones que se pueden llevar a cabo a través del perfil se plantea la minimización del coeficiente de resistencia o la maximización de la eficiencia aerodinámica. A continuación se desarrollan los dos planteamientos.

4.3.1. Optimización de un perfil aerodinámico con mínimo coeficiente de resistencia

El algoritmo de optimización implementado está basado en la lógica del algoritmo Particle Swarm Optimization y su misión se basa en la búsqueda del mínimo global de la función de coste definida. En este caso, se define la función de coste como el

coeficiente de resistencia directamente, ya que el perfil que se quiere conseguir en este caso, debe de tener el mínimo coeficiente de resistencia.

El cálculo de este coeficiente de resistencia debe de ser bajo una ciertas condiciones dadas, las cuales conformen el entorno necesario para el cálculo en *Xfoil*. En este caso se seleccionan las condiciones de la aeronave en crucero ya que es la fase de vuelo en la que la aeronave invertirá la mayoría de su tiempo y recursos. En el marco del proyecto completo del ‘*Phoenix UPV*’ se han decidido ciertos parámetros que debe de cumplir la aeronave en cuestión y que son utilizados como constantes inalterables alrededor de las cuales se ajustan y optimizan el resto de variables. En este caso las condiciones de crucero, se observan en la Tabla 4.28.

La expresión del número de Reynolds se muestra en la Ecuación 4.15 y el número de Mach en la Ecuación 4.16. Ambos han sido determinados a través de las condiciones geométricas y atmosféricas que han sido fijadas por las bases del concurso IMeche UAS Challenge y por el conjunto de estudiantes que forman parte del proyecto ‘*Phoenix UPV*’. Estas condiciones son impuestas en *Xfoil* a través del módulo viscoso y además de ello se fija el cumplimiento del valor del coeficiente de sustentación necesario. De esta forma, *Xfoil* es capaz de crear un archivo de texto donde almacena el valor del coeficiente de resistencia y el ángulo de ataque que se dan en las condiciones anteriormente expuestas.

$$Re = \frac{\rho U c}{\mu} \quad (4.15)$$

$$Ma = \frac{U}{a} \quad (4.16)$$

La evaluación de este documento de texto la lleva a cabo *MatLab*, el cual identifica cada uno de los parámetros y los gestiona de forma que se defina correctamente la función de coste.

Cabe resaltar que debido a la aleatoriedad que caracteriza al diseño de cada uno de los perfiles, habrá casos en que dichos perfiles sean físicamente incongruentes. Esto es debido a que pueden existir combinaciones de parámetros PARSEC incompatibles y que lleven a diseños no válidos. La eliminación de estos perfiles se lleva a cabo a través de *Xfoil* ya que no se consigue la convergencia de los cálculos.

Una vez establecido todos los detalles necesarios para una correcta evaluación del algoritmo de optimización y las distintas herramientas de las que hace uso, es posible realizar el lanzamiento del mismo.

Como se puede observar en la Figura 4.19, la función de coste (Ecuación 4.17) se ha visto reducida conforme se avanza en las distintas generaciones o ‘iteraciones’ que

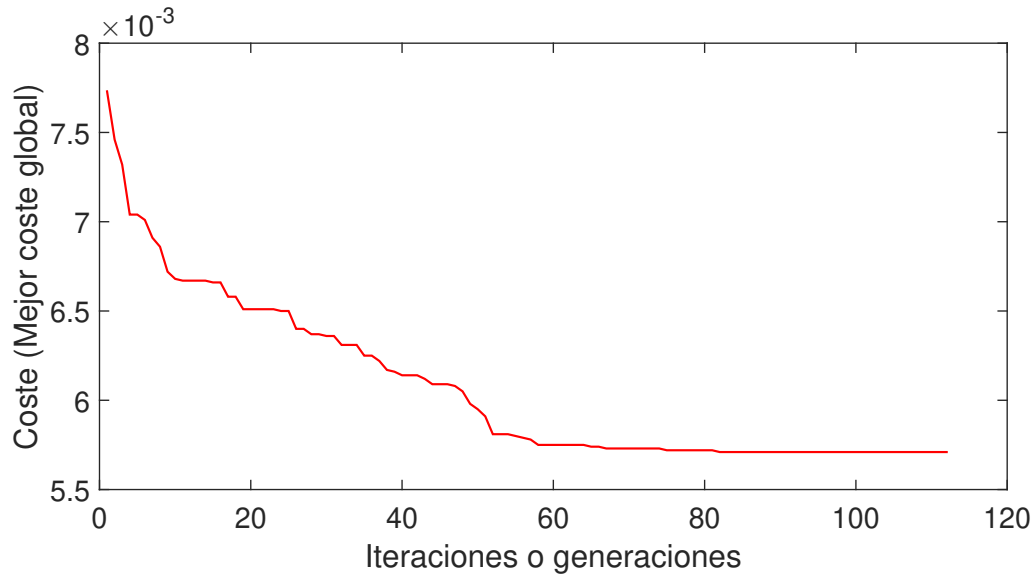


Figura 4.19: Evaluación función de coste $f(p) = C_D$

forman el proceso. El último tramo se mantiene constante tal y como fija el criterio de convergencia. El mejor coste o coeficiente de resistencia de la primera generación tiene un valor de $C_d = 0.00789$ mientras que en la última de las generaciones este valor se ha reducido hasta un valor de $C_d = 0.0057$. En la Figura 4.20 se puede observar la diferencia entre ambos perfiles aerodinámicos.

$$f(p) = C_D \quad (4.17)$$

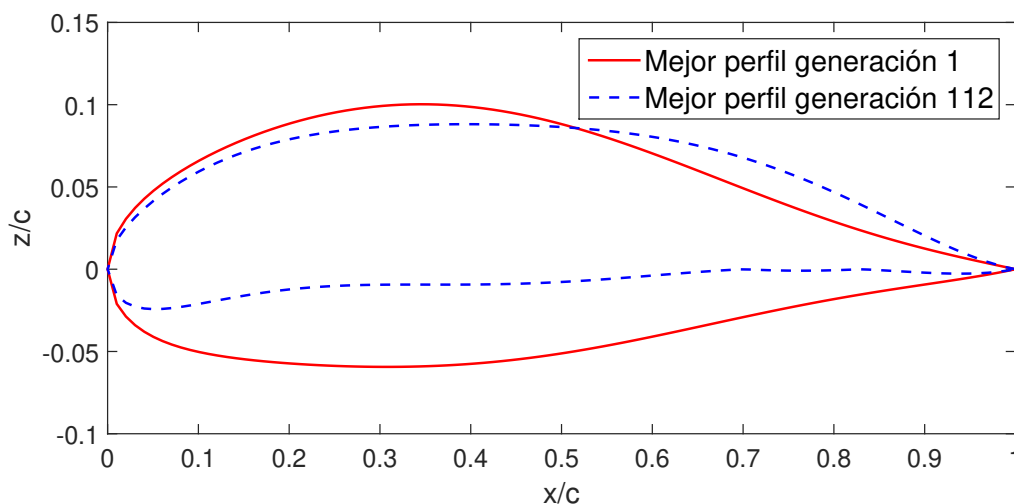


Figura 4.20: Comparación de los perfiles generados en la primera y última iteración con objetivo de reducir el C_D

Perfil	α (°)	CD (-)	CL (-)	CM (-)
Generación 1	5.545	0.00789	0.78	-0.0243
Generación 110	2.68	0.00571	0.78	-0.1043

Tabla 4.7: Comparación de las características aerodinámicas de los perfiles de mínimo CD en la generación 1 y en la 110

Así también, en la Tabla 4.7 se muestra las prestaciones aerodinámicas asociadas a cada uno. Como se observa, en la generación 110 se ha conseguido reducir el coeficiente de resistencia junto con el ángulo de ataque. Esta relación implica una gran mejora en cuanto a aeronavegabilidad ya que no será necesario tomar altos ángulos de ataque para garantizar la sustentación necesaria. En cuanto al coeficiente de momento de cabeceo, se observa que se ha aumentado en valor negativo prácticamente un orden de magnitud. Este aumento favorece la estabilidad de la aeronave. Es obvio que la mejora ha sido considerable aportando multitud de beneficios respecto al mejor perfil de la primera generación.

En este caso, se puede comprobar que el conjunto de la implementación cumple con los objetivos que se le habían definido. En un tiempo de 3 horas y 44 minutos, es capaz de reducir el valor de la función de coste de forma considerable y aportar resultados válidos en forma de perfil aerodinámico. A continuación se aplica el proceso a otro objetivo estrechamente relacionado con el evaluado en este caso, la optimización de la eficiencia aerodinámica.

4.3.2. Optimización de un perfil aerodinámico con máxima eficiencia aerodinámica

La caracterización del algoritmo de optimización de forma que se consiga maximizar la eficiencia aerodinámica, requiere ciertas modificaciones respecto del caso anterior.

En primer lugar, es necesario adaptar el algoritmo de forma que su misión de minimizar la función de coste consiga a su vez la maximización del parámetro de interés, en este caso, la eficiencia aerodinámica. Esto es posible a través del planteamiento de la función de coste como la inversa de la eficiencia aerodinámica (Ecuación 4.18). De este modo cuanto menor sea la función de coste, mayor será la eficiencia aerodinámica.

$$f(EA) = 1/EA \quad (4.18)$$

Por otra parte, la obtención de la eficiencia aerodinámica para el perfil generado se puede extraer de muy distintas formas a través de *Xfoil*. En primer lugar se podría

realizar a través del cómputo del coeficiente de sustentación entre el coeficiente de resistencia al fijar el ángulo de ataque o el coeficiente de sustentación. En el caso de la adopción de un ángulo de ataque fijo, no resulta de gran interés ya que en vuelo de crucero no se pretende establecer un ángulo de ataque fijo, sino que se prefiere adoptar el ángulo que garantice una mejor eficiencia aerodinámica.

Sin embargo, la solución óptima para la obtención de la eficiencia aerodinámica es calcular un rango de ángulos de ataque posibles, en este caso desde 1° hasta 8° . De este modo, será posible evaluar todos los datos de coeficiente de resistencia y sustentación para cada ángulo, y obtener el valor de la máxima eficiencia aerodinámica. Una de las restricciones impuestas en este caso consiste en que si *Xfoil* no es capaz de calcular los distintos parámetros aerodinámicos para un mínimo de seis ángulos de ataque, ese perfil sea inmediatamente descartado de igual modo que si no hubiera convergido. Esta restricción reduce el espectro de posibles perfiles óptimos a tan solo aquellos que son versátiles para un alto número de posibles ángulos de ataque.

En este caso, el tiempo empleado en el cálculo se ve incrementado levemente ya que son necesarias más comprobaciones. El tiempo empleado para completar la totalidad del proceso han sido 4 horas y 34 minutos.

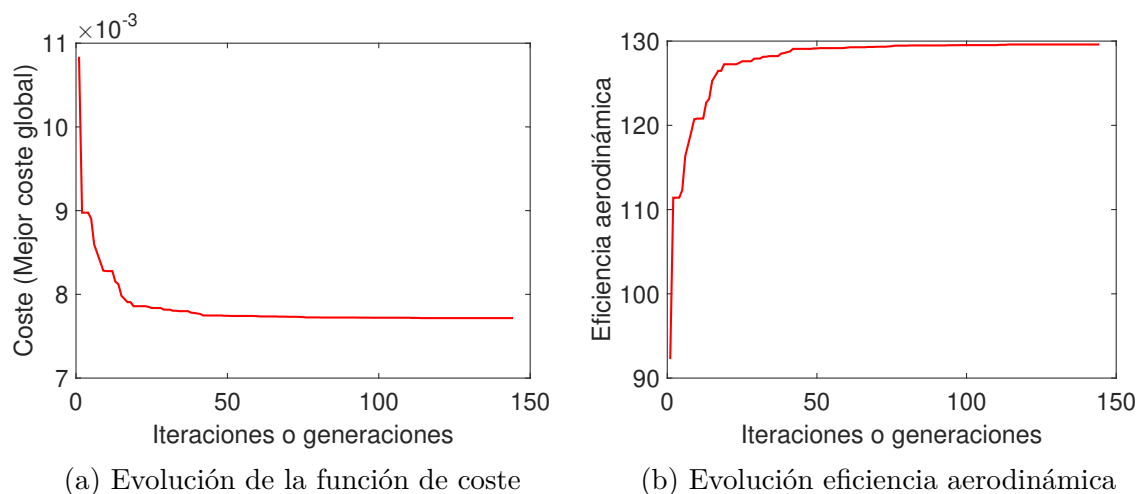


Figura 4.21: Evaluación función de coste para lograr perfil con máxima eficiencia aerodinámica.

En la Figura 4.21a se puede observar de nuevo la disminución del valor de la función de coste a través de las distintas generaciones. A su vez, en la Figura 4.21b se observa la progresión de la eficiencia aerodinámica en el mismo transcurso. Como se puede observar su evolución es inversa, tal y como se ha definido en la función de coste. El valor de la eficiencia aerodinámica ha incrementado desde un valor de 98,211 en la primera generación hasta un valor de 129,595 en la última generación. En la Figura 4.22 se puede apreciar la diferencia entre el perfil correspondiente al mejor de

los casos en la primera iteración y el mejor perfil al final del proceso completo. En la Tabla 4.8 se presentan las distintas características de cada uno de los perfiles.

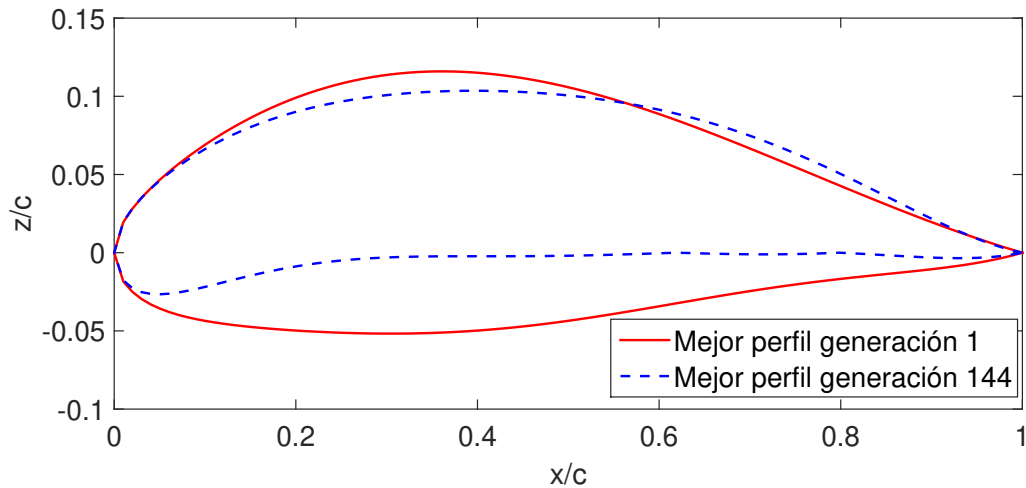


Figura 4.22: Comparación perfiles con mejor eficiencia aerodinámica en la primera y última generación

Perfil	α (°)	C_D (-)	C_L (-)	EA (-)	CM (-)
Generación 1	5	0.00995	0.9772	98.211	-0.0815
Generación 144	4	0.00792	1.0264	129.595	-0.1183

Tabla 4.8: Comparación resultados entre primera y última generación para máxima eficiencia aerodinámica

Tal y como se muestra en la Tabla 4.8, el incremento de la eficiencia aerodinámica desde la primera generación hasta la número 144 se ha conseguido mediante un incremento de C_L y una importante reducción de C_D . Además de ello, también se ha reducido el ángulo de ataque necesario y se ha aumentado el coeficiente de momento de cabeceo. Ambos aspectos resultan favorables en cuanto a control y estabilidad de la aeronave.

4.3.3. Comparación de los perfiles optimizados para mínimo coeficiente de resistencia y máxima eficiencia aerodinámica

Ha sido demostrado que el algoritmo proporciona soluciones altamente optimizadas para un cálculo aerodinámico. Estas demostraciones han sido validadas a través de la comparación de los perfiles obtenidos en cada una de las generaciones. Sin embargo, la

inicialización de carácter aleatorio de cada uno de los lanzamientos puede llevar a que las soluciones obtenidas en los diversos lanzamientos tomen tendencias muy distintas. Por ello, en esta sección se realiza una comparación de las dos soluciones óptimas obtenidas para cada una de las evaluaciones realizadas en las Secciones 4.3.1 y 4.3.2.

Perfil	α (°)	CD (-)	CL (-)	EA (-)	CM (-)
Mín. CD	2.68	0.00789	0.78	95.859	-0.0243
Máx. EA	4	0.00792	1.0264	129.595	-0.1183

Tabla 4.9: Comparación resultados entre perfil óptimo para mínimo coeficiente de resistencia y máxima eficiencia aerodinámica

En la Tabla 4.9 es posible observar las prestaciones aerodinámicas para cada uno de los casos. Como se puede observar existe una notable diferencia entre la eficiencia aerodinámica de ambos. Resulta obvio que el perfil obtenido del algoritmo cuyo objetivo es la optimización de la eficiencia aerodinámica disfrute del máximo valor. En cuanto a la resistencia aerodinámica, se observa que es muy semejante en ambos casos, por lo que resulta más interesante el perfil con máxima EA. El ángulo de ataque que se debe adoptar para proporcionar dicho aumento en la EA no es acusado por lo que puede tomarse como válido. Por último el CM es muy superior en el perfil con máxima EA, por lo que presenta una mejor estabilidad.

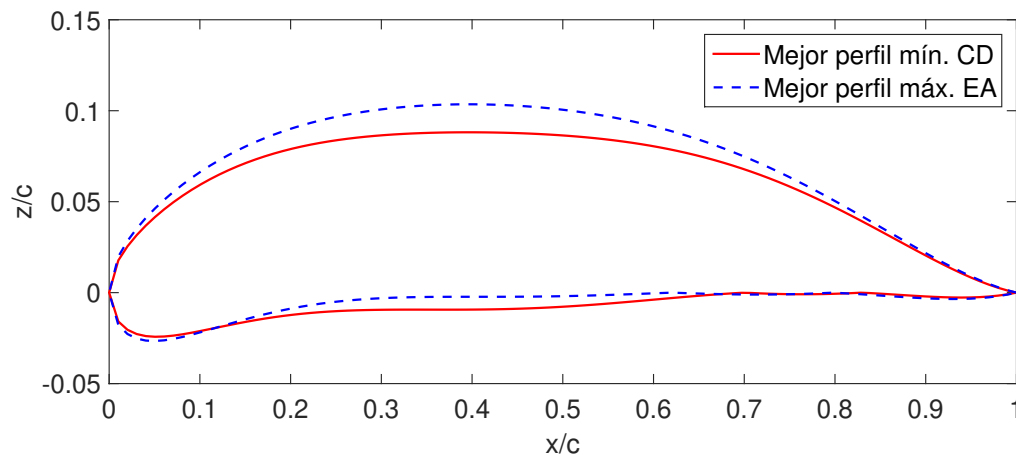


Figura 4.23: Comparación gráfica entre perfil óptimo para mínimo coeficiente de resistencia y máxima eficiencia aerodinámica

En la Figura 4.23 se muestra la diferencia gráfica entre ambos perfiles. Ambos perfiles comparten una geometría muy semejante. A pesar de ello, el perfil con máxima EA dispone de una mayor curvatura en el extradós, lo cual favorece la creación de una mayor sustentación. En cuanto al extradós, también es posible observar una mayor curvatura en el caso del perfil con máxima EA debido a un mayor radio del borde de ataque.

4.3.4. Optimización mono-objetivo del problema concreto a través de la fase de crucero

Mediante la comparación realizada en los planteamientos para la optimización del coeficiente de resistencia o la eficiencia aerodinámica de una aeronave cualquiera, ha sido posible validar que mediante la optimización de la eficiencia aerodinámica se logran unos resultados mejorados respecto al otro caso. Sin embargo, el coste computacional se ve aumentado en gran medida, dado que es necesario realizar una mayor cantidad de comprobaciones.

En la presente sección se pretende incidir directamente en el problema planteado en este trabajo. Para ello, la resolución del problema mediante un planteamiento mono-objetivo se reduce a la optimización de la fase de crucero a través de la mejora de alguno de sus parámetros aerodinámicos más destacables.

Aunque en las secciones precedentes se haya demostrado un mejor resultado para la maximización de la eficiencia aerodinámica, se debe de realizar un planteamiento del problema de forma general. En este caso, se debe de plantear la mejora de la fase de crucero del mismo modo que se hará en las siguientes secciones. Por ello, la función de coste se reduce a la minimización del coeficiente de resistencia.

$$f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{11}) = C_{D_{crucero}} \quad (4.19)$$

En la fase de crucero interesa básicamente reducir el coeficiente de resistencia para un valor de coeficiente de sustentación dado, en este caso el aportado por el equipo *Phoenix UPV* y mostrado en la Tabla 1.2. Además de ello, la mejora del coste computacional será altamente beneficiosa en el planteamiento multi-objetivo del problema.

4.4. IMPLEMENTACIÓN ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO A TRAVÉS DE FUNCIÓN DE COSTE PONDERADA

Tal y como se ha indicado anteriormente la optimización que se realiza en el presente proyecto pretende ser generalista. Esta optimización debe cubrir todas las fases de vuelo que debe realizar la aeronave cumpliendo las bases del concurso IMecheE UAS Challenge. Además de ello, la característica o características de cada fase de vuelo pueden ser iguales o independientes al resto de las fases.

Estas particularidades llevan a que el desarrollo deseado deba de disponer de un planteamiento multi-objetivo de forma que se logren completar diversos objetivos de la

forma más eficiente. Estos objetivos entran en conflicto y por ello es necesario realizar un cuidadoso análisis.

Existen distintos métodos de optimización multidimensional, tal y como se ha detallado en la Sección 3.1.2, entre los que destacan la construcción de una función de coste ponderada con los distintos objetivos [77]. Por otra parte, se puede introducir la definición de dominancia de Pareto a través del algoritmo de optimización multiobjetivo *MOPSO*. En este caso se dispone de una gran diversidad de soluciones óptimas debido a que cada solución se interpreta como un punto situado en el espacio objetivo *n - dimensional*. Según el objetivo que requiera una mayor importancia, se selecciona un punto u otro. Es decir la ponderación es variable según las preferencias del diseñador en cada momento. La comparación de ambas metodologías dentro de la misma implementación, resulta altamente interesante.

La elaboración de un algoritmo de optimización capaz de beneficiar a una serie de objetivos, requiere de una profunda y cuidadosa investigación de qué objetivos son los que podrían plantearse para llegar a una optimización correcta en base a los objetivos y misiones de la aeronave de diseño. Todos estos análisis se llevan a cabo en los apartados siguientes.

4.4.1. Estudio tendencias de optimización en aeronaves con misiones semejantes

Previamente a la implementación de un algoritmo de optimización multiobjetivo, es necesaria la identificación de los diversos objetivos que se quieren cumplir y las condiciones que deben darse para ello. En relación con la cantidad de objetivos que se fijen y la importancia que se le quiera otorgar a cada uno de ellos, se deberá de emplear una metodología u otra.

La determinación de los objetivos que se quieren cumplir viene condicionada por las actuaciones que se quieran llevar a cabo en la aeronave *Phoenix UPV* dentro del marco del concurso *IMechE UAS Challenge*. Las actuaciones calculadas por el conjunto del equipo de *Phoenix UPV*, condicionarán algunos de los parámetros aerodinámicos en las distintas fases del vuelo y por tanto la misión de optimización se centrará en el resto de los parámetros. Entre los parámetros fijados por las actuaciones destaca el coeficiente de sustentación necesario en determinados momentos, como en el aterrizaje.

La optimización de los parámetros que se dejan como grados de libertad se centra en el estudio de las tendencias de optimización más comunes en la actualidad para aeronaves con misiones semejantes. En la Tabla 4.10 se presentan ciertos modelos de optimización que pueden ser aplicables al perfil objetivo.

Parámetros fijos	Función de coste	Tipo de aeronave
$\alpha = 2$	CD	RC - MM - UAV [78]
Bajo Reynolds	CL	Flying Wing UAV [79]
$t/c_{max} > = 0.15$ $CL_{max} > = 1.8$ $ C_{M,max} \geq 0.15$	$CD \cdot (-CL/CD)$	Commercial aircraft [80]
$C_L = 0.4$ $\alpha = 2$ $Re = 6 \times 10^6$ $Mach = 0.32$ $0.14 < t < = 0.24$	CD	RC - MM - UAV [81]
$Re = 4 \cdot 10^6$ $CL = 0.5$	$CD \cdot (CD/(CL^{3/2})) \cdot$ $CM_0 \cdot (1/CL_{max})$	Low speed UAV [82]
$\alpha = 5$	$-CL$	[83]

Tabla 4.10: Distintas tendencias de optimización en aeronaves con misiones relacionadas con las de la aeronave objetivo

Las tendencias de optimización que se están llevando a cabo en aeronaves con misiones muy semejantes al UAS que se pretende diseñar, tienden a la optimización de la eficiencia aerodinámica. Como se puede observar en la Tabla 4.10, existen múltiples formas de plantear la función de coste para cumplir prácticamente el mismo objetivo. Además se observa que en ciertas ocasiones, la función de coste puede ser el coeficiente de momento de cabeceo, o estar relacionado con el mismo. La posibilidad de disminuir el coeficiente de momento de cabeceo permite una mayor estabilidad de la aeronave. Ello repercute con unos menores requerimientos del estabilizador horizontal.

A su vez también se puede ver en la Tabla 4.10 la posibilidad de plantear la función de coste como un producto de distintas combinaciones de características aerodinámicas. En el caso de la aeronave tipo ‘*Low speed UAV*’ por ejemplo, cada uno de los términos del producto corresponden con una fase del vuelo o una condición a cumplir. En primer lugar, se pretende reducir el C_D en la fase de crucero para un coeficiente de sustentación, número de *Mach* y *Reynolds*. El segundo de los términos procura optimizar la eficiencia aerodinámica y con ello la autonomía en la fase de despegue para una velocidad dada. El tercer término pretende reducir el coeficiente de momento de cabeceo en el caso de ‘*zero-lift*’ (sustentación nula). Y el último, tiene por objetivo el incremento del coeficiente de sustentación máximo de forma que la velocidad de entrada en pérdida se reduzca y con ello, la longitud de pista de despegue/aterrizaje pueda ser menor. Además permite el incremento de la resistencia inducida, altamente favorable en aterrizaje.

Disponiendo de información suficiente acerca de las distintas posibilidades que existen en la definición de una función de coste dependiente de distintos objetivos a cumplir,

es posible realizar el planteamiento de la función de coste ponderada para el problema concreto que se quiere estudiar.

4.4.2. Establecimiento de objetivos a optimizar

En términos generales, el parámetro que se pretende optimizar en el caso de una geometría de perfil aerodinámico, es la eficiencia aerodinámica. Una mejora considerable de este parámetro permite mejorar la autonomía y el alcance de la aeronave en cuestión.

Phoenix UPV	
Peso en vacío (kg)	5,5
Peso paquetes (x 3) (kg)	0,5
Envergadura (m)	3
Cuerda media aerodinámica (m)	0,406
Velocidad en crucero (m/s)	25
Superficie alar (m ²)	1,2

Tabla 4.11: Características geométricas y pesos del *Phoenix UPV* impuestos por el grupo de trabajo y las normas del concurso *IMechE UAS Challenge*

La mejora de la eficiencia aerodinámica no se puede llevar a cabo del mismo modo en todas las fases del vuelo. Las condiciones en cada tramo del vuelo son distintas en cuanto a regímenes de vuelo y actuaciones de la aeronave. Por ello, se divide el vuelo de la aeronave de diseño en tres fases principales correspondientes al despegue, crucero y aterrizaje. Cada una de estas fases tendrá su propia función de coste, las cuales formarán mediante las correspondientes ponderaciones, la función de coste total. Cada una de estas fases presenta unas peculiaridades a las que debe de adaptarse la función de coste.

Aclaración fase de despegue y aterrizaje

Es necesario resaltar que no se estudia en detenimiento la fase de despegue sino el ascenso ya que no se tiene en cuenta el rodaje en pista. Si se observa la Figura 4.24, es posible observar que la terminología ‘despegue’ utilizada de forma general en este trabajo, corresponde con la fase de ascenso de una aeronave tras la rotación.

Resulta necesario realizar este apunte de forma que no se confunda la terminología ‘despegue’ con el rodaje en pista. Del mismo modo ocurre para el aterrizaje en la cual se particulariza para la fase de aproximación a pista y no el contacto con la misma, tal y como se muestra en la Figura 4.25.



Figura 4.24: Representación de las distintas fases del despegue de una aeronave

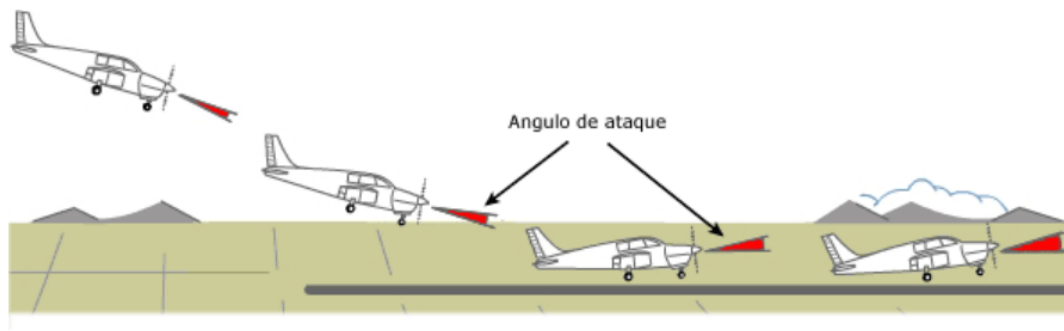


Figura 4.25: Representación de las distintas fases del aterrizaje de una aeronave

La adopción de estos términos se ha realizado en base a conceptos generalistas, ya que la aproximación se pretende realizar de una forma global y no es estrictamente vinculante.

Desarrollo de las particularidades de cada una de las fases de vuelo generales adoptadas

- Despegue:** En esta fase, la aeronave requiere de un coeficiente de sustentación que garantice que la aeronave sea capaz de ascender. El valor de este coeficiente ha sido determinado y fijado por el equipo de estudiantes del *Phoenix UPV* como $C_L = 0.17$. Además de ello, también se ha calculado el coeficiente de sustentación máxima $C_L = 1.3147$.

$$V_{Stall} = \sqrt{\frac{2 m g}{\rho_0 S_w C_{LmaxTO}}} \quad (4.20)$$

$$V_{TakeOff} = 1.2 V_{Stall} \quad (4.21)$$

Conociendo el valor de este coeficiente, junto con la masa máxima al despegue y la superficie alar impuesta por el equipo, es posible obtener la velocidad de entrada

en pérdida como se muestra en la Ecuación 4.20. Si a esta velocidad se le aplica un 120 % se puede obtener la velocidad de despegue con un 20 % de margen hasta la entrada en pérdida o ‘*stall*’. El hecho de disponer de esta velocidad permite a su vez, la obtención del número de *Reynolds* y el número de *Mach* en dicha fase de vuelo, como se puede observar en la Ecuaciones 4.22 y 4.23.

$$Re_{TO} = \frac{\rho cma V_{TakeOff}}{\mu_0} \quad (4.22)$$

$$Ma_{TO} = \frac{V_{TakeOff}}{a_0} \quad (4.23)$$

En este caso se consideran las condiciones atmosféricas a nivel del mar y las características geométricas que han sido fijadas por el equipo *Phoenix UPV*. En la Tabla 4.11 se observa el resumen de las características de esta fase de vuelo.

- **Crucero:** En esta fase se considera una pérdida de masa asociada al lanzamiento de los paquetes que señalan las bases del concurso IMechE UAS Challenge [17]. Estos paquetes deben de ser de medio kilo y se realizan 3 lanzamientos. Debido a que no se ha monitorizado en qué intervalo del vuelo se lanza cada uno de los paquetes, se debe de tomar un valor de masa total intermedio. Por ello, se considera que se ha perdido la mitad de la carga de pago.

$$Re_{Cruise} = \frac{\rho cma V_{Cruise}}{\mu} \quad (4.24)$$

$$Ma_{Cruise} = \frac{V_{Cruise}}{a} \quad (4.25)$$

Además de ello, las condiciones atmosféricas se han visto modificadas debido a que se ha incrementado la altura de vuelo para esta fase. En esta condiciones, la velocidad y el coeficiente de sustentación necesario vienen determinados por los datos fijados por el equipo *Phoenix UPV* y que son mostrados en las Tablas 4.11 y 4.28. A través del conocimiento de estas características, es posible determinar el número de *Reynolds* y el número de *Mach*, de forma que se modele correctamente el entorno de cálculo en esta fase. Estos cálculos se pueden observar en las Ecuaciones 4.24 y 4.25.

- **Aterrizaje:** En esta fase, se considera ya lanzada toda la masa correspondiente a la carga. Además de ello, se vuelven a considerar condiciones a nivel del mar al igual que en el caso del despegue. El coeficiente de sustentación máximo forma parte de la colección de datos fijados por el equipo *Phoenix UPV* y disponible en las Tablas 4.11 y 4.12. Al igual que en el caso del despegue, se obtiene la

velocidad de entrada en pérdida y con ella la velocidad de despegue. A partir de esta velocidad se obtiene el número de *Reynolds* y el número de *Mach*. Las ecuaciones empleadas son las mismas que en los casos anteriores. Y en la Tabla 4.12 se pueden observar todas las características de esta fase de vuelo.

	Despegue	Crucero	Aterrizaje
z (m)	0	250	0
m (kg)	7	6.25	5.5
CL _{max} (-)	1.3147		2.47
CL (-)	0.17	0.7799	
V _{stall} (m/s)	8.429		5.45
V (m/s)	10.114	25	6.54
Re (-)	281118	678322	181790
Mach (-)	0.0297	0.0737	0.0192

Tabla 4.12: Condiciones en cada una de las 3 fases generales del vuelo del *Phoenix UPV*

Conociendo estas características, se ha delimitado las distintas condiciones de vuelo en las que puede encontrarse la aeronave objetivo. Por tanto, llegados a este punto tan solo es necesario decidir que parámetros de los no fijados es interesante optimizar.

Optimización del despegue

En primer lugar, resulta altamente interesante la optimización de la eficiencia aerodinámica en el despegue ya que es la fase con un mayor consumo. Dado que el motor empleado es eléctrico y la capacidad de almacenaje de las baterías es reducida, cuanto más óptima sea la relación entre coeficiente de sustentación y coeficiente de resistencia, menor será el consumo y mayor la autonomía y alcance de la aeronave.

Optimización del crucero

En cuanto a la fase de vuelo de crucero, es imprescindible respetar el coeficiente de sustentación necesario y por ello, el objetivo más adecuado a fijar, es la reducción del coeficiente de resistencia. De forma que a su vez, se está maximizando la eficiencia aerodinámica.

Optimización del aterrizaje

Por último en la fase de descenso o aterrizaje, vuelve a ser necesario el cumplimiento del coeficiente de sustentación calculado a través de las actuaciones por el equipo. El hecho de ser capaz de garantizar dicho coeficiente de sustentación permite realizar

un aterrizaje seguro y dentro de los límites fijados por la organización del concurso *IMechE UAS Challenge*. En esta fase podría volver a plantearse el objetivo de minimización del coeficiente de resistencia para un determinado coeficiente de sustentación.

Inclusión del coeficiente de momento de cabeceo

Aparte de los objetivos específicos de cada fase, también resulta de gran interés que el coeficiente de momento de cabeceo sea lo más pequeño posible en las distintas fases del vuelo de forma que la aeronave no tienda a desestabilizarse. Este objetivo común puede introducirse como un término adicional a la función objetivo de cada una de las fases de vuelo, ya que este coeficiente depende también de las distintas condiciones de contorno.

Definición de las funciones objetivo

Conociendo las condiciones de cada fase del vuelo y los objetivos que se quieren lograr en cada una de ellas, es posible determinar una función de coste para cada una de las fases. Estas funciones de coste, serán planteadas en su totalidad en una función de coste general del problema a través de las ponderaciones más adecuadas.

$$f_1(EA_{Takeoff}, CM_{Takeoff}) = \phi (1/EA_{Takeoff}) + (1 - \phi) CM_{Takeoff} \quad (4.26)$$

$$f_2(CD_{Cruise}, CM_{Cruise}) = \phi (CD_{Cruise}) + (1 - \phi) CM_{Cruise} \quad (4.27)$$

$$f_3(CD_{Landing}, CM_{Landing}) = \phi (CD_{Landing}) + (1 - \phi) CM_{Landing} \quad (4.28)$$

En las Ecuaciones 4.26, 4.27 y 4.28, se muestran los planteamientos de cada una de las funciones de costes por fases. En estas se incluye el objetivo principal junto con la participación del momento del coeficiente de cabeceo. La ponderación necesaria en cada una de ellas debe dar prioridad al objetivo principal a la vez que el segundo de los objetivos no quede descartado. Por ello en este caso se establece una ponderación de un 80 % para el objetivo principal y un 20 % para el secundario. Esto es posible gracias a la determinación de $\phi = 0.8$.

Definición función objetivo ponderada general

A través de la ponderación de las Ecuaciones 4.26, 4.27 y 4.28, es posible realizar el montaje de la función de coste ponderada global del problema, como se puede ver en la Ecuación 4.29.

$$f_{Global} = 0.15 f_1 + 0.7 f_2 + 0.15 f_3 \quad (4.29)$$

La determinación de las ponderaciones se debe realizar de forma aproximada ya que no se dispone de un modelo físico o las adecuadas predicciones acerca de la aeronave objetivo, y por tanto, no se puede determinar el tiempo que tardará la aeronave en completar cada una de las fases, por ejemplo. Por tanto, aceptando el hecho de que la mayor parte del vuelo se da en fase de crucero, se asigna un 70 % de peso a la función de coste correspondiente a esta fase y un 30 % repartido de forma equitativa al resto de las fases. Esta expresión de la función de coste general del problema a optimizar se muestra en la Ecuación 4.29.

4.4.3. Implementación de las funciones de coste

Una vez se han definido las distintas funciones de coste y los parámetros que se quieren optimizar en cada una de las fases, es necesaria su correcta implementación. La determinación de las correspondientes rutinas en *Xfoil*, permite extraer los parámetros relevantes con exactitud. Estas rutinas serán dependientes del objetivo a cumplir en cada fase.

Fase de despegue

En primer lugar, en el despegue, se pretende maximizar la eficiencia aerodinámica garantizando un cierto coeficiente de sustentación. Puesto que no se ha establecido de forma exacta un ángulo de ataque para el ascenso tras el despegue, se pretende simular un rango de ángulos de ataque que puedan ser válidos para dicha fase del vuelo y seleccionar el ángulo al que corresponda la máxima eficiencia. *Xfoil* simulará para cada perfil un rango de ángulos de ataque para los cuales obtendrá su correspondiente coeficiente de sustentación, resistencia y momento de cabeceo. Se calculará la eficiencia aerodinámica de todos los ángulos simulados y se tomará la de mayor valor. Llegados a este punto, se comprueba si se cumple con la restricción fijada, el coeficiente de sustentación necesario.

Fase de crucero

En el caso del vuelo de crucero, se conoce el valor del coeficiente de sustentación necesario y se pretende minimizar el coeficiente de resistencia. Además es necesario fijar unos límites para el ángulo de ataque ya que se trata de la fase de vuelo en crucero. En base a estas necesidades, la implementación en *Xfoil* se da a través de la fijación del coeficiente de sustentación necesario. Los datos obtenidos son almacenados y tan solo se comprueba que cumplan la restricción basada en un ángulo de ataque máximo de 8 grados.

Fase de aterrizaje

En la fase de aterrizaje, se pretende garantizar un coeficiente de sustentación de forma que el aterrizaje se pueda llevar a cabo de forma adecuada. Este coeficiente de sustentación necesario para la aeronave ha sido calculado por el equipo contando con la contribución de *flaps*. Por tanto, como se está calculando únicamente el perfil, ese coeficiente de sustentación necesario se reduce. La restricción a adoptar en este caso también se basa en los límites que se pueden fijar en el ángulo de ataque. En este caso, todo perfil que exceda los 15 grados necesarios para garantizar el coeficiente de sustentación fijado con mínimo coeficiente de resistencia, será descartado.

Implementación general

El hecho de dividir la función de coste en tres fases claramente diferenciadas requiere que para cada individuo de la población se realicen tres evaluaciones distintas a través de *Xfoil*. Este hecho permite obtener un perfil optimizado en la totalidad del vuelo de la aeronave a costa de un mayor coste computacional. Una vez se han realizado los tres cálculos necesarios, se puede componer la función de coste global.

Si alguna de las fases no ha cumplido con los márgenes establecidos, o directamente el perfil creado no tiene sentido físico, esta función de coste tendrá valor infinito y dicho perfil terminará desapareciendo. En cuanto las restricciones se hacen más estrictas, más difícil es que un perfil dado sea capaz de sobrepasar las tres evaluaciones. En este caso, dado que se trata de una aeronave en fase de diseño y no se ha podido testar con anterioridad en un campo de vuelo, es posible fijar unas restricciones más relajadas de tal forma que se pueda evaluar un mayor espectro de perfiles posibles con sus determinadas características.

Además es necesario destacar el hecho de que para que la función de coste ponderada cumpla con los porcentajes prefijados, todos los costes pertenecientes a cada una de las fases deben de tener el mismo orden de magnitud.

4.5. IMPLEMENTACIÓN ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO A TRAVÉS DE *MOPSO*

El desarrollo de un algoritmo de optimización multiobjetivo no solo se debe realizar a través de la función de coste ponderada. Este método implica que tan solo se pueda obtener un resultado óptimo. A priori, parece más que suficiente si se tienen claros los objetivos a cumplir. Sin embargo, otras posibilidades como el planteamiento de la frontera de Pareto aportan una mayor versatilidad en la búsqueda de un resultado óptimo. Esta metodología ha sido expuesta en la Sección 3.1.2.

El planteamiento de un problema de optimización multi-objetivo puro no se puede resolver a través de la función de coste ponderada, ya que de ese modo se está tendiendo a la reducción a un problema mono-objetivo y no se puede validar el rango completo de posibles soluciones.

Para ello, se hace necesario la implementación de un algoritmo de optimización multi-objetivo de forma completa. En este caso, el seleccionado es el *MOPSO*. Este algoritmo ya ha sido introducido en detalle en la Sección 3.4.

El desarrollo e implementación del mismo se realiza de forma idéntica al algoritmo *PSO* teniendo en cuenta sus particularidades. Para ello, el preproceso y postproceso se realiza a través de las herramientas *MatLab* y el *solver* del proceso está a cargo de *Xfoil*.

En primer lugar se realiza una adaptación del algoritmo *PSO* a la metodología multi-objetivo del *MOPSO* y más tarde se incluye información externa capaz de realizar las comprobaciones necesarias en el cálculo con más de un objetivo. Estas funciones externas pertenecen a la literatura [84].

Al igual que en el caso del algoritmo *PSO*, resulta necesario validar su correcta implementación a través de funciones de test ampliamente conocidas. Más tarde, se realizan las adaptaciones pertinentes a la aplicación aerodinámica considerada en esta ocasión.

4.5.1. Validación algoritmo *MOPSO* a través de la función de test 2D

En este caso se utiliza la función de test *Binh and Korn* [85]. Esta función viene definida por las funciones de coste mostradas en las Ecuaciones 4.30 y 4.31. El objetivo

que se plantea en esta función es la minimización de ambas funciones de la forma más eficiente posible.

$$f_1(x, y) = 4x^2 + 4y^2 \quad (4.30)$$

$$f_2(x, y) = (x - 5)^2 + (y - 5)^2 \quad (4.31)$$

$$g_1(x, y) = (x - 5)^2 + y^2 \leq 25 \quad (4.32)$$

$$g_2(x, y) = (x - 8)^2 + (y + 3)^2 \geq 7.7 \quad (4.33)$$

$$0 \leq x \leq 5 \quad (4.34)$$

$$0 \leq y \leq 3 \quad (4.35)$$

Además de ello, las diferentes soluciones que serán evaluadas deben de cumplir una serie de restricciones, como se puede comprobar en las Ecuaciones 4.32 y 4.33 . En cuanto al dominio de búsqueda, viene establecido por la definición de la propia función, y se puede observar en las Ecuaciones 4.34 y 4.35.

Una vez han sido implementadas estas funciones objetivo y restricciones dentro del algoritmo de optimización, es posible iniciar el cálculo y evaluar los distintos resultados obtenidos.

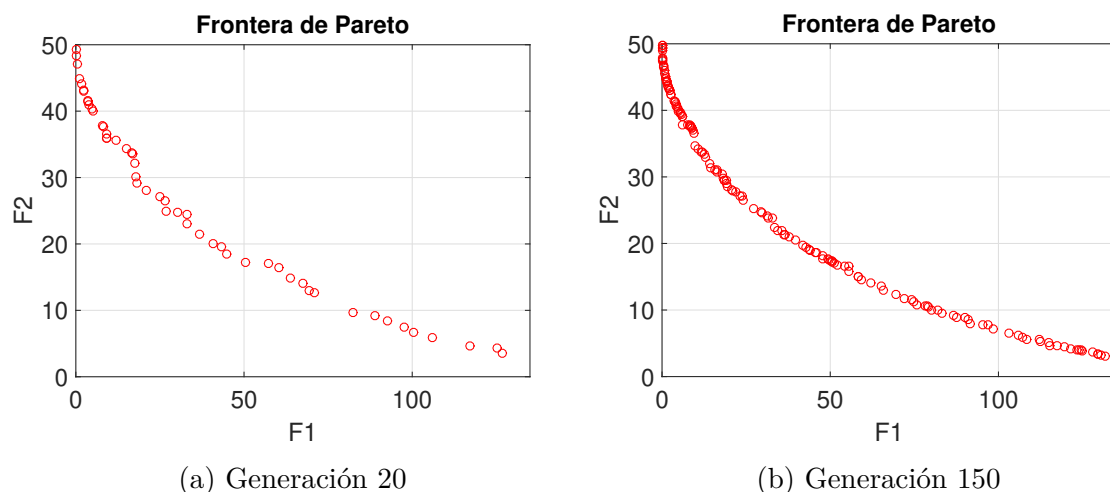


Figura 4.26: Representación Frontera de Pareto de la función *Binh and Korn* [85]

Como se puede apreciar en la Figura 4.26 se observa una frontera de Pareto perfectamente definida. A través de la comparación de la generación 20 y la generación 150, es posible observar como los puntos pertenecientes a la frontera de Pareto se van

sumando de forma paulatina tras las múltiples evaluaciones que se llevan a cabo en cada generación.

4.5.2. Adaptación de las funciones de coste

En cuanto a las funciones de coste que deben considerarse en el cálculo que se pretende realizar, podrían utilizarse las mismas que en el cálculo multi-objetivo a través de una única función de coste ponderada.

Sin embargo, la implementación de un algoritmo de optimización multi-objetivo tiene como condición que los objetivos sean contradictorios entre ellos. Con ello, es posible apreciar como los objetivos de despegue y aterrizaje no cumplen esta condición de forma adecuada.

En ambas fases, se pretende la maximización de la eficiencia aerodinámica con altos ángulos de ataque y coeficientes de sustentación máxima, además de operar en las mismas condiciones. En el caso del despegue, la Ecuación 4.26 busca la maximización de forma directa, y en el aterrizaje se busca este mismo objetivo a través de la disminución del coeficiente de resistencia. Esta relación se puede observar en la Ecuación 4.28. Además de ello, se muestran de nuevo dichas funciones de coste con la ponderación correspondiente, en las Ecuaciones 4.36 y 4.37.

$$f_1(EA_{Takeoff}, CM_{Takeoff}) = 0.8 (1/EA_{Takeoff}) + 0.2 CM_{Takeoff} \quad (4.36)$$

$$f_2(CD_{Cruise}, CM_{Cruise}) = 0.8 (CD_{Cruise}) + 0.2 CM_{Cruise} \quad (4.37)$$

En este caso, la consideración de ambos objetivos no permite la construcción de una frontera de Pareto de forma adecuada. Con ello, resulta necesario eliminar uno de los dos objetivos, o el de aterrizaje o el de despegue.

Considerando únicamente el objetivo perseguido en despegue y en crucero, es posible validar la frontera de Pareto en la cual se almacenan las soluciones óptimas y no dominadas. Además de ello, con la mejora de la función de coste, se llega a una mejora en la función objetivo de aterrizaje no considerada.

Adicionalmente, resulta necesario destacar que las funciones de coste de despegue y crucero deben considerarse idénticas a las que son empleadas en la función de coste ponderada, de forma que sea posible la adecuada comparación.

4.5.3. Criterio de convergencia

En el caso del algoritmo de optimización *MOPSO* no se puede tomar el mismo criterio de convergencia que en el planteamiento mono-objetivo, *PSO*. Este hecho se debe a que la consideración de una solución globalmente mejor que las demás pierde importancia en la teoría de dominancia de Pareto.

Dado que la resolución del algoritmo *MOPSO* tiene por objetivo una correcta definición de la frontera de Pareto, el criterio de convergencia puede fijarse de forma que se evalúen una cantidad de generaciones tales que permitan que el repositorio de soluciones no dominadas se complete y se revise mediante los criterios correspondientes.

Para conseguir el número de generaciones (o iteraciones) adecuadas, se debe de validar de forma independiente en cada uno de los problemas evaluados. Tras varios lanzamientos del código implementado, es posible observar cuántas generaciones son necesarias de forma que se cumplan las condiciones establecidas.

4.6. RESULTADOS DE LOS DISTINTOS PLANTEAMIENTOS

La evaluación completa de toda la implementación con cada una de sus particularidades cuidada con detalle, consigue obtener una solución óptima para la optimización de la fase de crucero (mono-objetivo), una para la función de coste ponderada (multi-objetivo simplificado) y una colección de perfiles cuyos características aerodinámicas encajan de forma óptima en los requerimientos del problema a través de su evaluación mediante la teoría de óptimos de Pareto (multi-objetivo puro).

4.6.1. Análisis del problema mono-objetivo

La obtención del perfil óptimo para este planteamiento se realiza idénticamente a la llevada a cabo en la Sección 4.3.1 pero ajustando la envolvente del problema a las condiciones características propias de la aeronave estudiada.

Para ello, se fijan las condiciones atmosféricas y aerodinámicas de la fase estudiada, mostradas en la Tabla 4.11. La resolución y cálculo de las distintas fases de vuelo se realiza en la posterior Sección 4.4.2. En este caso tan solo resulta interesante el estudio de una fase a través de un único objetivo, el coeficiente de resistencia.

La solución obtenida de este planteamiento se muestra en la Figura 4.27. Posteriormente serán realizadas las oportunas comparaciones con el resto de soluciones consideradas en el cálculo y resolución del problema planteado.

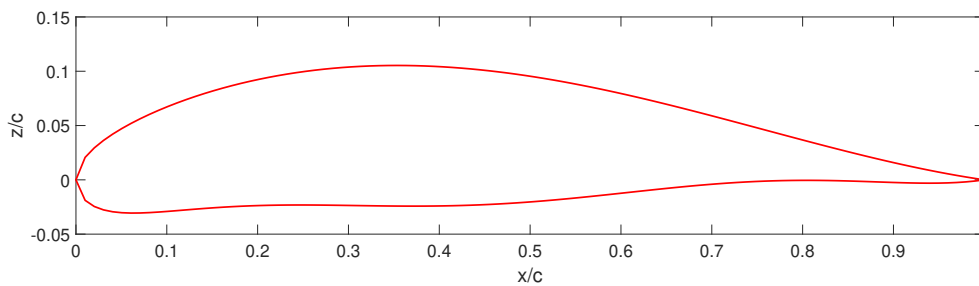


Figura 4.27: Representación del perfil óptimo obtenido de la resolución mono-objetivo.

Además de ello, las prestaciones aerodinámicas capaces de ser desarrolladas por este perfil se muestran en la Tabla 4.13. Cabe resaltar que las condición impuesta es el valor del coeficiente de sustentación y el resto ha sido obtenido mediante la evaluación a través del algoritmo.

	α (°)	C_L	C_D	EA	C_M
Fase crucero	4,962	0,78	0,00723	107,88	-0.0336

Tabla 4.13: Características aerodinámicas de la optimización mono-objetivo en fase de crucero

4.6.2. Análisis del problema multi-objetivo (Función objetivo ponderada)

El planteamiento de la función de coste ponderada, es una simplificación del problema multi-objetivo, capaz de ser resuelta mediante el algoritmo empleado en la resolución mono-objetivo. Tras la correcta implementación, detallada con anterioridad, es posible observar la solución obtenida.

En la Figura 4.28 se puede observar la evolución de las funciones de coste de cada una de las fases de vuelo. Como se puede apreciar, el valor de estos parámetros ha ido decreciendo en términos generales a lo largo de las generaciones. También es posible observar que en algunos casos o para determinadas generaciones alguno de los parámetros crece, lo cual podría parecer sospechoso.

Sin embargo, es necesario ver la respuesta de las otras funciones de coste para dicha generación. Siendo así, se ve como alguna de estas variables ha decrecido en gran medida por lo que ha conseguido que la función de coste global disminuya su valor, lo cual es el objetivo general. También es posible apreciar el criterio de convergencia, ya que los valores han permanecido constantes en las últimas treinta generaciones.

Destaca en la Figura 4.29 el hecho de que la solución a la que converge el problema haya visto incrementado su coste en crucero y despegue y aún así se ha conseguido dis-

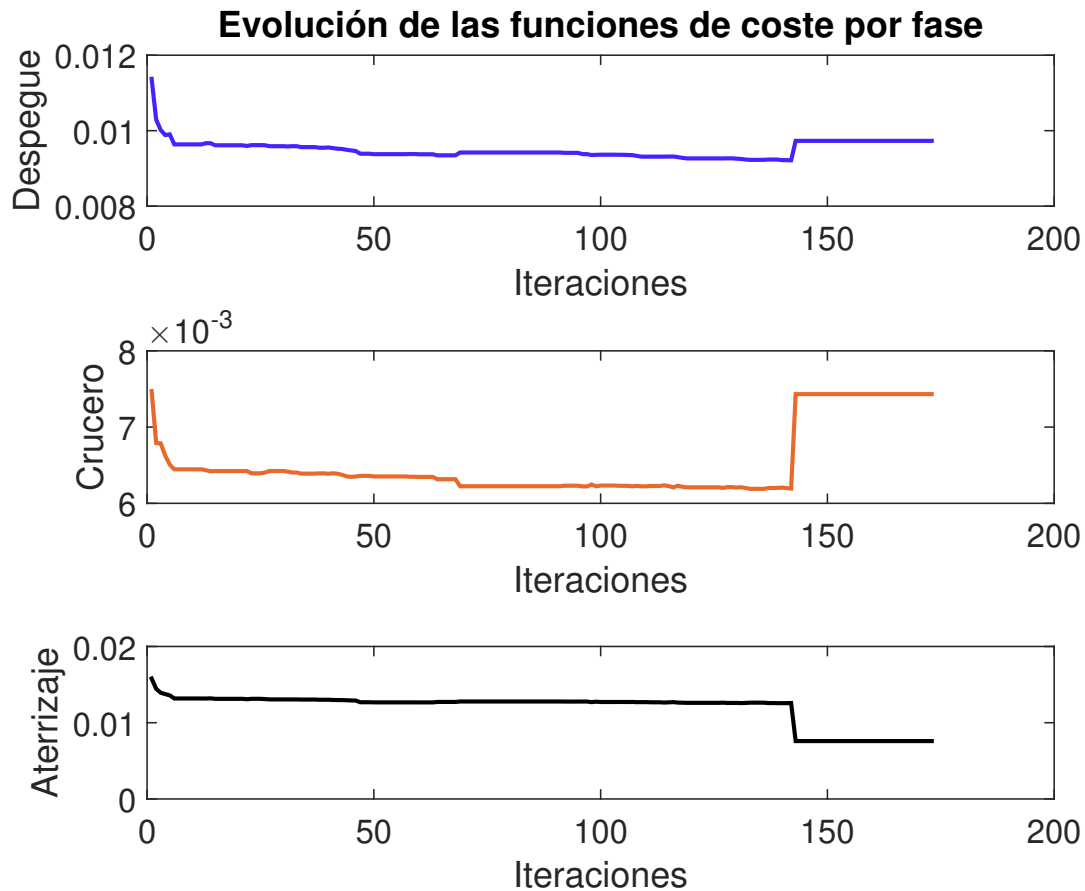


Figura 4.28: Evolución de las funciones de coste de cada una de las fases de vuelo

minuir el valor de la función de coste global. Resulta extraño que con una disminución de la función de coste en crucero, la cual tiene la más alta ponderación en la función de coste global, se disminuya la general.

Esto es debido a la gran disminución del valor de la función de coste del aterrizaje. Podría darse este efecto debido a una geometría particular, sin embargo, como se observa en la Figura 4.30, el perfil que se obtiene es una geometría perfectamente implementable en el modelo del *Phoenix UPV*. Además de ello, es necesario resaltar que aunque las ponderaciones se hayan fijado con valores +15 %, +70 % y +15 %, y los valores de las funciones de coste sean del mismo orden, la diferencia de valores lleva a que se aumente esta ponderación en despegue y aterrizaje y por ello gane importancia.

Este hecho muestra la falta de precisión en el uso de la función de coste ponderada para cumplir el objetivo adecuado. Aún teniendo intención de que la fase que tenga más relevancia y esté más optimizada sea la fase de crucero, una disminución brusca de alguno de los otros parámetros puede ocasionar un estancamiento en la solución óptima y acabar optimizando un parámetro mucho menos relevante. La solución a este

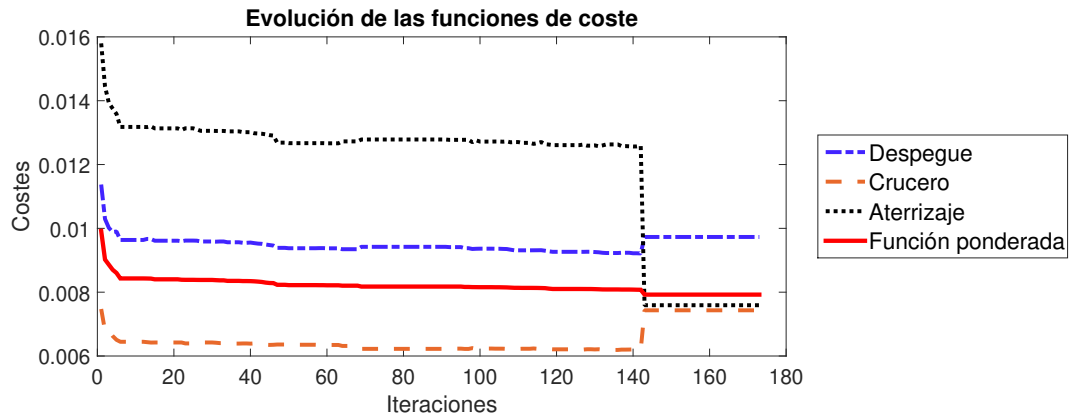


Figura 4.29: Evolución de las funciones de coste de cada una de las fases de vuelo junto con función de coste total ponderada

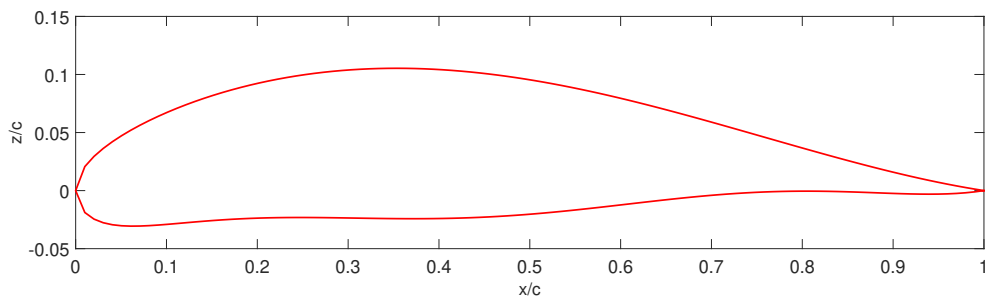


Figura 4.30: Representación perfil óptimo obtenido a través de la función de coste ponderada

problema es la implementación de la frontera de Pareto.

4.6.3. Análisis del problema multi-objetivo (*MOPSO*)

La implementación del algoritmo de optimización multi-objetivo lleva consigo que no se pueda alcanzar una solución única, sino una gran colección de soluciones que forman la frontera de Pareto.

Una vez ha sido lanzado el caso a través del código desarrollado e implementado anteriormente, es posible observar la frontera de Pareto obtenida. En este caso se muestra en la Figura 4.31.

Cabe destacar que la resolución llevada a cabo para la obtención de la frontera de Pareto mostrada en la Figura 4.31, se ha realizado mediante la fijación de las mismas constantes que en el caso de la resolución de la función ponderada mediante *PSO*. Estas constantes incluyen al mismo número de individuos por cada generación y el número de generaciones. Es decir, el cálculo es el mismo pero con un objetivo menos y con la gestión de soluciones mediante la teoría de dominancia de Pareto.

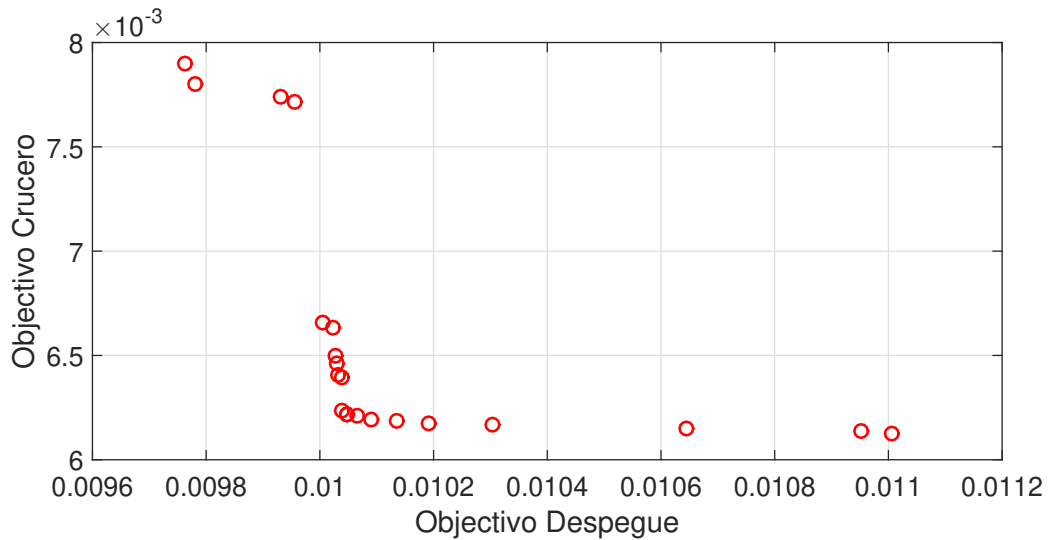


Figura 4.31: Frontera de Pareto obtenida a través de la resolución *MOPSO*.

Como se puede observar en la Figura 4.31, la cantidad de soluciones es muy inferior a la esperada. Este hecho es debido a que las restricciones impuestas para considerar un perfil aerodinámico como válido son bastante agudas. Además de ello, el *solver* empleado, *Xfoil*, no es capaz de converger para ciertas geometrías en las cuales se ven modificados ciertos parámetros fuera de la normalidad. Aún así, si se observan con detenimiento los ejes del diagrama es posible apreciar que la diferencia entre posiciones tan solo varía con la milésima. Si fuera considerado un espectro de la frontera de Pareto más amplio, estas soluciones formarían una frontera perfectamente definida. El aumento del espectro en el espacio objetivo no es posible ya que las soluciones óptimas son encontradas en esta región.

Sin embargo, es posible observar la tendencia de la curva de la frontera de Pareto y con ello observar que tomando una de las soluciones es posible mejorar notablemente uno de los objetivos, perjudicando a su vez el opuesto.

Además se muestra un gran salto en el que no existen soluciones cuando se reduce el objetivo en despegue. Este hecho es debido a que en ese rango de soluciones los perfiles aerodinámicos asociados tendrán geometrías que dificultan la convergencia en el *solver* o en las que es necesario, por ejemplo, un ángulo de ataque que excede los límites establecidos.

Las distintas soluciones obtenidas en esta frontera de Pareto pueden ser apreciadas con su representación geométrica en la Figura 4.32. Como se puede apreciar se dan dos tipos de soluciones óptimas genéricamente, ya que en este gráfico se han representado 22 geometrías distintas. Esta diferencia entre las geometrías explica el salto que se da en la frontera de Pareto ya que las geometrías cambian de forma abrupta para cubrir las distintas regiones de la frontera.

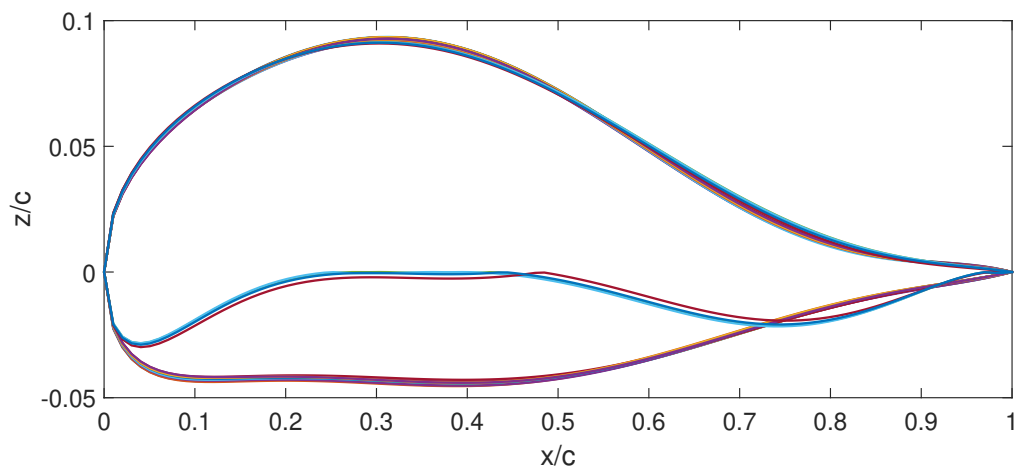


Figura 4.32: Representación los perfiles obtenidos en la frontera de Pareto a través del algoritmo *MOPSO*.

4.6.4. Identificación conjunta de las soluciones en el diagrama de Pareto

Una vez se han realizado los tres cálculos de optimización de forma separada (mono-objetivo, función de coste ponderada y multi-objetivo puro) es posible identificarlas de forma conjunta en el espacio objetivo.

En términos generales, la solución mono-objetivo y la obtenida mediante la función de coste ponderada deben ser el mismo planteamiento pero con una ponderación distinta. En el caso de la optimización mono-objetivo se daría un peso del 100 % a la fase de crucero y un peso nulo al resto de las fases. Además de ello, ambos casos deberían formar parte de la frontera de Pareto por ser soluciones óptimas identificadas de forma individual. La posición de cada una de las soluciones que ocupan la frontera de Pareto en realidad deberían identificarse con la solución óptima de la función de coste ponderada, mediante diferentes ponderaciones.

A continuación se muestra la representación de todas las soluciones obtenidas en un mismo gráfico. Este gráfico se muestra en la Figura 4.33.

Tal y como se puede apreciar en la Figura 4.33 en este caso las soluciones óptimas obtenidas del caso mono-dimensional y de la función objetivo ponderada no forman parte de la frontera de Pareto.

Teniendo en cuenta la teoría de dominancia de Pareto, se puede observar que las soluciones que no forman parte de la teoría de Pareto son las únicas soluciones no dominadas de la toda la representación.

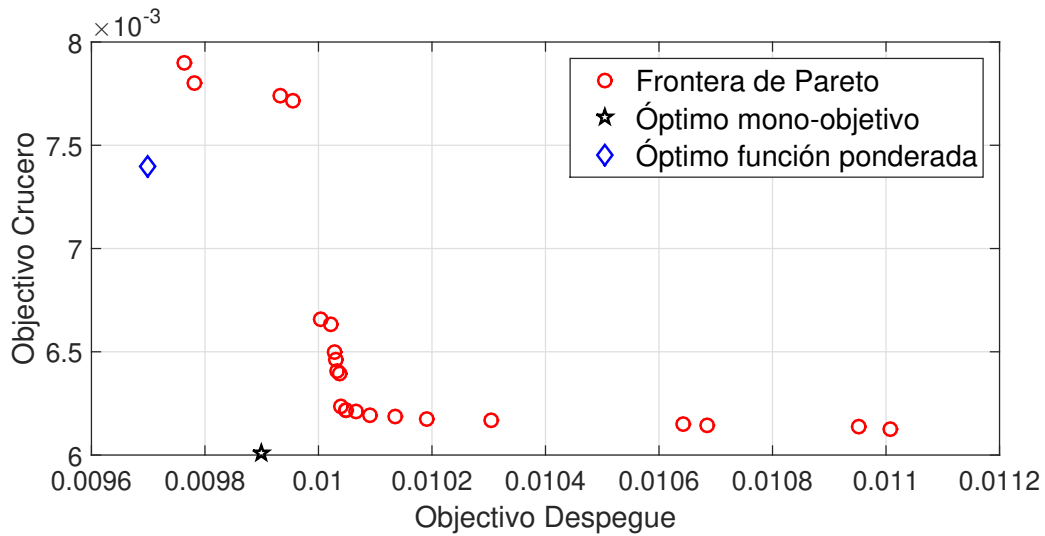


Figura 4.33: Representación de la frontera de Pareto junto con las soluciones óptimas del problema mono-objetivo y la resolución mediante función de coste ponderada.

Este hecho induce a cierta discrepancia ya que no cumple con los resultados esperados. Sin embargo, es posible deducir que la búsqueda de un óptimo a través de una función objetivo consigue llegar a resultados mejores que los que se consiguen través de la optimización multi-objetivo.

En este caso que tanto los cálculos mono-objetivos como los multi-objetivos se han llevado a cabo bajo las mismas condiciones, es posible que la optimización multi-objetivo haya llegado a un mejor resultado ya que se ha focalizado en un único objetivo. Sin embargo, el algoritmo *MOPSO* trata de encontrar soluciones que beneficien dos objetivos bien diferenciados, y no se consiguen soluciones tan mejoradas como en el caso mono-objetivo.

Bajo estas condiciones resulta obvio que las soluciones que deberían considerarse para su implementación en la geometría alar completa sean aquellas obtenidas de la función de coste basada únicamente en la fase de crucero y la que se alcanza a través del planteamiento de la función de coste ponderada.

4.7. EVALUACIÓN SOLUCIONES ÓPTIMAS

La obtención de dos perfiles aerodinámicos distintos capaces de cumplir con las condiciones de mejora que se han planteado a partir de un mismo algoritmo, permite una amplia comparación. A partir de las semejanzas y diferencias entre ambos perfiles, es posible determinar cuál es el más apropiado para según qué caso.

Ambos perfiles han podido ser creados a partir de un mismo objetivo, la mejora de la autonomía a través de la eficiencia aerodinámica, pero con un método de cálculo y unas particularidades distintas. Para el perfil obtenido en el cálculo mono-objetivo, se ha optimizado únicamente la fase de crucero.

En el caso del perfil obtenido a través de la función de coste ponderada, su objetivo primordial es la mejora de la fase de crucero pero teniendo en consideración tanto la fase de despegue como la de aterrizaje.

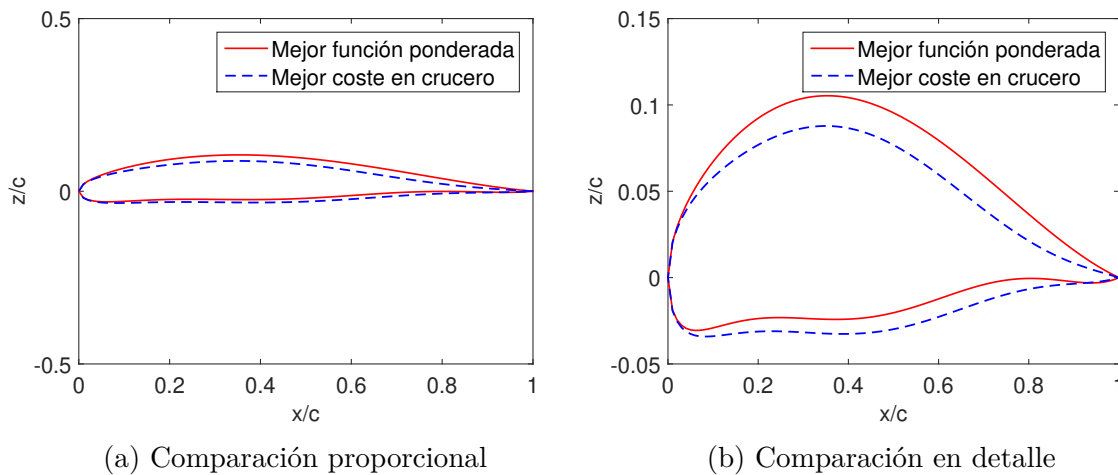


Figura 4.34: Comparación de los perfiles obtenidos mediante la optimización del crucero y la función de coste ponderada

Si se observa la Figura 4.34a, no se perciben diferencias significativas en ambos perfiles más allá del cambio de espesor entre los perfiles y la disminución de la curvatura en el extradós del perfil extraído de la optimización del crucero. Este gráfico se muestra de forma proporcional entre sus coordenadas verticales y longitudinales. Sin embargo, si se observa el gráfico en el que las coordenadas no son proporcionales (Figura 4.34b), es posible observar en detalle las discrepancias entre ambos perfiles. Tal y como se puede apreciar, ambos comparten el radio del borde de ataque, siendo curvas coincidentes.

En cuanto a las curvas correspondientes al intradós y el extradós, se observa que no son para nada coincidentes. Las curvas pertenecientes al perfil obtenido de la función ponderada tienen una curvatura mucho más elevada tanto en el intradós como en el extradós.

Así también, se diferencian en la zona del borde de fuga. Las curvas de intradós y extradós del perfil obtenido de la mejora del crucero se juntan en el punto de borde de fuga de forma suave y formando un ángulo prácticamente simétrico respecto a la cuerda.

En cambio, las curvas del perfil obtenido mediante la función ponderada, se diferencian en gran medida. La curva del intradós presenta cierta curvatura hasta su

llegada a este punto, mientras que la correspondiente al extradós podría interpretarse como una recta.

4.7.1. Comparación parámetros PARSEC de ambos perfiles

Es posible comparar sus parámetros PARSEC para poder comprobar si se acercan a alguno de los límites establecidos previamente. Mediante este análisis se identifican las posibles regiones de los parámetros más favorables para este tipo de aplicaciones.

En la Tabla 4.14 se muestran los valores de los parámetros PARSEC de cada uno de estos perfiles junto con los valores máximos y mínimos establecidos. Además de ello, en esta tabla se han suprimido los parámetros p_8 , p_9 y p_{10} ya que se sabe que son idénticamente nulos.

Si realiza un análisis parámetro a parámetro, se puede observar que el radio del borde de ataque es muy semejante en ambos casos y más cercano al valor máximo que al valor mínimo establecido. La presencia de un alto radio del borde de ataque permite una mayor aceleración del flujo a través del extradós, lo cual produce zonas de baja presión que permiten un aumento de la sustentación.

Respecto a la posición longitudinal del punto más elevado del extradós (X_{up}) y el más alejado del intradós (X_{lo}) se sitúan muy cerca en ambos perfiles, siendo la diferencia más significativa en la coordenada X_{lo} . En cuanto a las curvaturas del intradós y extradós, se puede observar que el perfil obtenido de la función ponderada, presenta una mayor curvatura en ambos casos. Este hecho ya se ha podido apreciar en la Figura 4.34. Por último, el ángulo que forman ambas curvas en la zona cercana al borde de fuga, es superior en el caso del perfil obtenido de la función ponderada. Este hecho también ha sido resaltado en el análisis de la Figura 4.34. Este ángulo es claramente inferior en el perfil obtenido de la optimización mono-objetivo y sus consecuencias se observarán en mayor detalle en el análisis de la distribución del coeficiente de presión. El hecho de que el ángulo del borde de fuga sea finito implica que la velocidad en este punto es cero y por tanto, es un punto de remanso.

4.7.2. Análisis de las distribuciones del coeficiente de presión

Si se pretende realizar un análisis en detalle de todos los fenómenos que se pueden dar en estos perfiles, es necesario analizar la distribución del coeficiente de presión a lo largo de todo el perfil. En la Figura 4.35, se realiza una comparación de estas distribuciones para ambos perfiles. El conocimiento de la distribución de presiones (a través del coeficiente de presión) es de vital importancia para poder determinar las

	r_{le}	X_{up}	Z_{up}	Z_{XXup}	X_{lo}	Z_{lo}	Z_{XXlo}	β (rad)
Función ponderada	0,02085	0,3532	0,1053	-1,0148	0,372	-0,0242	0,3626	0,2418
Óptimo en crucero	0,0211	0,3499	0,0878	-1,0161	0,3876	-0,0326	0,3525	0,1585
Valor máximo	0,0267	0,3961	0,13	-0,5	0,3961	-0,0095	1,2	0,389
Valor mínimo	0,0062	0,25	0,05	-1,35	0,25	-0,06	0,0187	0,0769

Tabla 4.14: Comparación de los parámetros PARSEC de los perfiles óptimos con los valores máximos y mínimos definidos

fuerzas aerodinámicas en el perfil. El coeficiente de presión se puede calcular a partir de la Ecuación 4.38.

$$c_p(x) = \frac{p - p_\infty}{\frac{1}{2}\rho V_\infty^2} \quad (4.38)$$

Para que se dé la fuerza de sustentación, en el extradós debe de haber sobrepresión y en el intradós succión. Se considera sobrepresión cuando la presión local es superior a la presión donde el flujo no ha sido perturbado ($p > p_\infty$) y por tanto el coeficiente de presión es superior a cero ($c_p > 0$). Por el contrario, en el intradós la presión es inferior a la del flujo no perturbado ($p < p_\infty$) y con ello, el coeficiente de presión es inferior a cero ($c_p < 0$). Esta diferencia de presiones entre las dos superficies es la que permite que se genere sustentación. Además de ello, si se tiene en consideración la ecuación de Bernouilli (ecuación 4.39), se observa que para el cumplimiento de las distribuciones de presión que permiten la generación de sustentación, el flujo debe acelerarse en el extradós y frenarse en el intradós.

$$c_p = 1 - \left(\frac{V}{V_\infty}\right)^2 \quad (4.39)$$

En las Figuras 4.35a y 4.35b se puede observar como se produce un pico de succión y sobrepresión en el borde de ataque de los perfiles optimizados. Estos picos están asociados a la aceleración que sufre el flujo de aire en esta zona. Cuando la corriente impacta con el perfil, debe rebordear toda la curva del borde de ataque de forma que se ve acelerada. Estas aceleraciones originan cambios bruscos en la presión y consecuentemente en el coeficiente de presión.

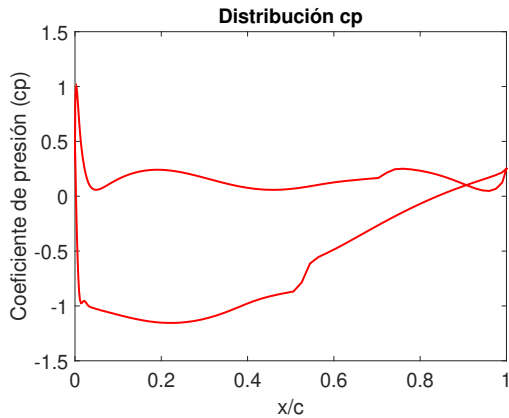
Perfil aerodinámico obtenido de la función de coste ponderada

En el caso del perfil obtenido de la función ponderada (Figura 4.35a) se observa como se produce un pico del coeficiente de presión de la misma magnitud tanto en el extradós como en el intradós. En la parte correspondiente al extradós, se observa que en el borde de ataque el coeficiente de presión disminuye hasta $c_p = -1$ y a partir de ese momento, sigue disminuyendo de forma progresiva hasta el punto de máxima curvatura de esta zona. Este hecho es debido a que tras el pico de succión, la corriente se encuentra con un gradiente adverso de presiones donde la presión aumenta aguas abajo y produce una deceleración de la corriente.

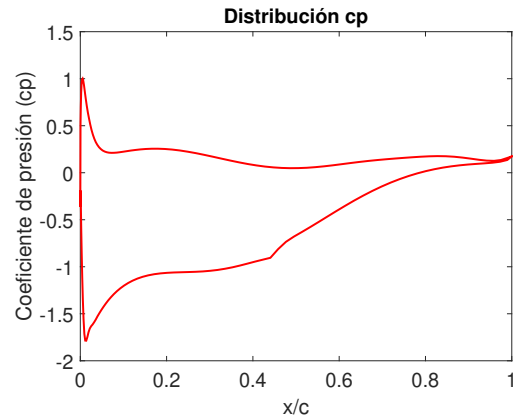
En cuanto al intradós se observa un gran pico de sobrepresión en las inmediaciones del borde de ataque y más tarde una disminución del coeficiente de presión. El pico de sobrepresión viene generado por el impacto del flujo con el borde de ataque. Este impacto y la gran presión generada es denominada '*punto de remanso*'. La disminución del coeficiente de presión es debida a la aceleración que crea la curvatura del perfil. Una vez se sobrepasa la zona cercana al borde de ataque, el intradós presenta una distribución del coeficiente de presión bastante estable hasta la zona del borde de salida. En esta zona, el coeficiente de presión disminuye, lo cual indica un aumento de las velocidades.

Si se observa la geometría del perfil aerodinámico en la Figura 4.34b, se puede ver que este presenta cierta curvatura en la zona cercana al borde de fuga. En esta región, la distribución del coeficiente de presión para el extradós incrementa de forma casi lineal. Esto es debido a que el perfil no presenta ninguna curvatura en esa zona, por tanto la velocidad se reduce y con ello aumenta la presión.

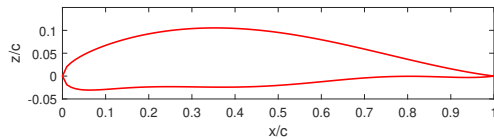
Además de ello, en la Figura 4.35a, se pueden observar ciertos picos más leves a lo largo de las distribuciones tanto del intradós como del extradós. En el extradós se puede apreciar un pico en el que aumenta de forma acusada el coeficiente de presión en un 50 % de la cuerda aproximadamente. Esta alteración viene asociada con el desprendimiento de la capa límite laminar, la cual se da en un 51,93 % de la cuerda. Sus efectos se reflejan en un incremento de la presión. En el intradós se observa un pico en un 70 % de la cuerda aproximadamente. En este caso, esta alteración corresponde con el desprendimiento de la capa límite laminar esta pasa a ser de régimen turbulento en un 70,69 % de la cuerda. Si se estudia con detenimiento la geometría del perfil correspondiente (Figura 4.35c) se puede apreciar que en el 70 % de la cuerda, en el intradós, se produce un cambio en la geometría, el cual puede estar estrechamente relacionado con este desprendimiento e incremento del coeficiente de presión que se observa en la Figura 4.35a. La presencia de desprendimiento de la corriente provoca una reducción de la sustentación del perfil y un aumento de la resistencia bastante considerable.



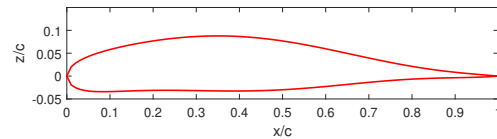
(a) Distribución cp perfil óptimo función ponderada



(b) Distribución cp óptimo en la fase de crucero



(c) Mejor perfil función ponderada



(d) Mejor perfil en crucero

Figura 4.35: Distribuciones del coeficiente de presión de ambos perfiles aerodinámicos en condiciones de vuelo de crucero

$$C_L = \int_{BA}^{BS} \frac{C_{p_i}(x) - C_{p_e}(x)}{c} dx \quad (4.40)$$

Por otra parte, se sabe que el área encerrada entre las curvas de la distribución del coeficiente de presión corresponde con la sustentación generada. Esta relación viene expresada por la Ecuación 4.40. En el caso del perfil obtenido de la función ponderada (Figura 4.35a) se puede observar como existe un cruce de las curvas pertenecientes al extradós e intradós cerca de la zona del borde de fuga. Este cruce resulta en un cambio de signo en la integral mostrada en la Ecuación 4.40, lo cual indica que en esa zona del perfil aerodinámico, la sustentación es negativa. Esta sustentación negativa tenderá a levantar el perfil en su zona delantera.

Perfil aerodinámico óptimo en crucero

La evaluación realizada para el perfil obtenido de la optimización mono-objetivo se puede apreciar en la Figura 4.35b. En este caso se observa un pico de sobrepresión y de succión en las inmediaciones del borde de ataque. El incremento de la presión en el intradós es debido a la existencia del punto de remanso. El pico de succión en el extradós es debido a la aceleración de la corriente ante la presencia de una alta curvatura. En el

caso del extradós, tras el primer pico de succión, el coeficiente de presión incrementa de forma gradual hasta el 20 % de la cuerda aproximadamente. Más tarde se mantiene hasta un 50 % de la cuerda y a partir de ese momento vuelve a incrementar hasta el borde de salida. Este aumento del coeficiente de presión es debido a que el perfil no presenta apenas curvatura en estas zonas si se compara con la del borde de ataque. Todo ello permite una reducción de las velocidades que se traduce en un aumento de la presión. Respecto al intradós, se puede observar que tras el punto de remanso hay una disminución del coeficiente de presión, originada por la presencia de curvatura en el intradós hasta un 10 % de la cuerda del perfil. A partir de este momento, el coeficiente de presión se mantiene prácticamente constante hasta el borde de salida.

En este caso, las curvas no se llegan a cruzar hasta el mismo punto del borde de salida donde se unen, por lo que no habrá ninguna zona donde la sustentación sea negativa. Este hecho es el que favorece al coeficiente de momento de cabeceo y garantiza una mejor estabilidad de la aeronave.

Respecto a las zonas de desprendimiento de la capa límite laminar, es en un 43.94 % de la cuerda para el extradós y no existe desprendimiento para el intradós. En la Figura 4.35b se puede observar esta transición de capa límite laminar a turbulenta supone a través de un cambio considerable en la distribución del coeficiente de presión del extradós en un 50 % de la cuerda aproximadamente. En el caso del intradós la distribución del coeficiente de presión es bastante uniforme ya que no se produce desprendimiento y por lo tanto tampoco se da ninguna alteración en las distribuciones estudiadas. El desprendimiento que se da en el extradós, está asociado al cambio de la curvatura en la geometría de este perfil aerodinámico (Figura 4.35d).

4.7.3. Análisis de los coeficientes aerodinámicos de ambos perfiles

Una vez analizadas las distribuciones de velocidades y presión en cada uno de los perfiles, es de especial interés observar los resultados de estas características a través de los coeficientes aerodinámicos correspondientes. Aunque es posible obtener conclusiones acerca del resultado que puede dar la aplicación de cada uno de los perfiles, es difícil de predecir el comportamiento general de este para unas condiciones dadas. En este caso se realiza la comparación en las tres fases de vuelo, bajo las condiciones impuestas en la implementación. En las Tablas 4.15 y 4.16 se pueden observar los distintos coeficientes aerodinámicos, junto con el ángulo de ataque necesario para conseguirlos, en cada una de las fases de vuelo.

Comparando la fase de despegue para ambos perfiles, se puede observar, que se logra una mayor eficiencia aerodinámica en el caso del perfil obtenido a través de la función ponderada. Este aumento de la eficiencia aerodinámica se logra gracias a un incremento significativo del coeficiente de sustentación respecto del perfil obtenido mediante la optimización mono-objetivo. Este aumento del coeficiente de sustentación es debido en parte, al incremento del ángulo de ataque. Sin embargo, este incremento del ángulo de ataque no aumenta en gran medida el coeficiente de resistencia. Por todo ello, el perfil óptimo de la función de coste presenta una mayor eficiencia aerodinámica. A su vez, el coeficiente de momento de cabeceo también es mayor que el del perfil de la optimización del crucero únicamente. Aún así, su relevancia es mínima ya que en ambos casos es negativo, lo cual garantiza las condiciones de estabilidad.

	α (°)	CL	CD	EA	CM
Despegue	8	1.25	0.01372	91.1078	-0.0689
Crucero	3.828	0.78	0.00825	94.5454	-0.0645
Aterrizaje	7.27	1.15	0.00833	138.055	-0.0681

Tabla 4.15: Características aerodinámicas de cada fase del vuelo para el perfil óptimo de la función de coste ponderada

	α (°)	CL	CD	EA	CM
Despegue	6	0.8872	0.01079	82.224	-0.0324
Crucero	4.962	0.78	0.00723	107.88	-0.0336
Aterrizaje	11.104	1.15	0,03521	32.66	-0.0043

Tabla 4.16: Características aerodinámicas de cada fase del vuelo para el perfil óptimo en crucero

Si se analizan los dos perfiles en fase de crucero, se puede observar en las Tablas 4.15 y 4.16 que el perfil de máxima eficiencia aerodinámica en este caso es el perfil obtenido de la optimización específica de esta fase. Este perfil presenta un menor coeficiente de resistencia para unas mismas condiciones de coeficiente de sustentación. A su vez se le hace necesario un aumento del ángulo de ataque de 1° aproximadamente respecto del perfil obtenido a través de la función de coste ponderada. En cuanto al coeficiente de momento de cabeceo, sigue siendo negativo en ambos casos y de mayor valor en el perfil obtenido de la función de coste ponderada.

En cuanto al aterrizaje, el perfil de la función de coste ponderada dispone de una eficiencia aerodinámica muy superior al otro perfil, tal y como se muestra en las Figuras 4.15 y 4.16. Este incremento de la eficiencia aerodinámica en el caso del perfil de la función ponderada es debido a la capacidad de reducción del coeficiente de resistencia

en un orden respecto al perfil óptimo de la optimización mono-objetivo. El perfil óptimo en crucero se ve obligado a adoptar un ángulo de ataque de 11° para poder cumplir las condiciones de coeficiente de sustentación necesario, y ello le penaliza en gran medida con un coeficiente de resistencia muy elevado. Los coeficientes de momento de cabeceo siguen siendo negativos e inferiores en el caso del perfil óptimo en crucero.

4.7.4. Análisis de las polares para ambos perfiles

Por otra parte, es posible realizar la comparación de las polares de ambos perfiles aerodinámicos para observar su comportamiento tal y como aumenta el ángulo de ataque y consecuentemente el coeficiente de sustentación. Esta comparación se puede observar en la Figura 4.36. Tal y como se puede apreciar de forma general, el perfil obtenido mediante la función de coste ponderada permite alcanzar valores de coeficiente de sustentación más elevados para un mismo coeficiente de resistencia. Esto permite un incremento de la eficiencia aerodinámica. Este hecho se ve más claramente en la zona correspondiente entre el rango de $C_L = 0.8$ hasta $C_L = 1.2$ aproximadamente, donde para un mismo valor de C_D se tienen valores de C_L de hasta una décima superior.

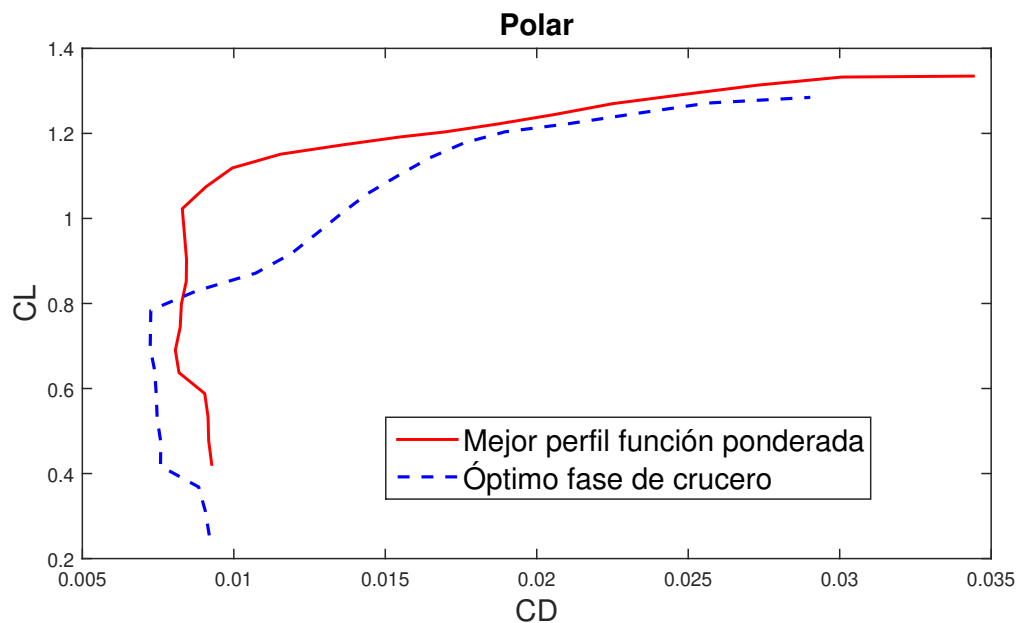


Figura 4.36: Comparación de las polares de ambos perfiles

Por otra parte, en el rango entre $C_L = 0.2$ hasta $C_L = 0.8$ aproximadamente, se puede observar que la polar del perfil óptimo para la fase de crucero presenta una mejor eficiencia aerodinámica, ya que para un mismo valor del coeficiente de sustentación se tiene un menor coeficiente de resistencia.

Mediante este análisis se puede observar en qué rangos de coeficiente de sustentación es más óptimo cada uno de los perfiles obtenidos. Conociendo que el valor del coeficiente de sustentación necesario en la fase de crucero es 0.78, se puede observar que el perfil óptimo en crucero es el que mejor puede actuar en dichas condiciones. Sin embargo, en las fases de aterrizaje y despegue, donde es necesario un valor del coeficiente de sustentación más elevado, el perfil que presenta una mayor eficiencia aerodinámica es el perfil obtenido mediante la función de coste ponderada.

4.7.5. Justificación análisis 3D

Llegados a este punto, se puede concluir que el empleo de un perfil aerodinámico u otro depende de la relevancia de cada una de las fases y de las actuaciones que se quieran llevar a cabo. Estos datos son desconocidos por el momento ya que no se ha establecido la misión de la aeronave completa y cada una de las fases.

Por ello, se realiza un análisis del ala completa donde se puedan identificar los distintos efectos tridimensionales. La presencia de estos fenómenos pueden ser capaces de inclinar la balanza hacia uno de los perfiles. Además de ello, el análisis de diferentes geometrías permite la obtención de una geometría alar completamente optimizada.

Capítulo 5

Desarrollo analítico y numérico tridimensional

La optimización de una geometría alar se basa en la elección del perfil aerodinámico correcto y la evaluación de los parámetros que definen la geometría del ala de forma que se maximice un objetivo fijado.

En este caso se pretende realizar la optimización aerodinámica de un ala completa para un UAS cuya misión sea la de vigilancia y supervisión de incendios forestales. El objetivo que ha sido fijado es la maximización de la autonomía a través de una mejora en la eficiencia aerodinámica. Para ello se ha implementado un algoritmo evolutivo enlazado con software capaz de medir las características aerodinámicas necesarias. A través de esta evaluación se han obtenido dos posibles perfiles que podrían ser utilizados en la misión que se plantea. Estos perfiles han sido creados a través de la misma implementación, pero mediante métodos distintos. Por ello, ambos perfiles se diferencian tanto en su forma geométrica como en las capacidades que presentan.

En el marco del proyecto *Phoenix UPV*, no han sido definidas con precisión las distintas fases del vuelo y por ello, la elección de un único perfil resulta dificultosa. Ambos perfiles presentan unas características óptimas en crucero. El resto de fases del vuelo presentan unas capacidades mejores o peores dependiendo del perfil seleccionado.

La validación de distintas geometrías tridimensionales puede dar respuesta a qué perfil sería el más adecuado para esta aeronave y misión. A pesar de que el perfil aerodinámico es el principal responsable de prácticamente la totalidad de las capacidades aerodinámicas de un ala, mediante una evaluación tridimensional, se pueden observar fenómenos inesperados o impredecibles en un análisis bidimensional. La posible aparición de estos fenómenos permite una mejor selección del perfil aerodinámico óptimo.

Además de ello, la optimización aerodinámica de una geometría alar como tal, no solo debe estar basada en la evaluación del perfil óptimo, sino que es necesario

optimizar los parámetros que definen esta geometría tridimensional tales como la envergadura, la cuerda en la raíz, en la punta o el alargamiento. En las próximas secciones se realiza esta evaluación. A la vez que se valida el comportamiento de cada uno de los perfiles implementados en una geometría tridimensional, se realiza un estudio paramétrico de las distintas geometrías alares posibles. De esta forma no solo es posible tomar el perfil óptimo, sino que se puede fijar la disposición de la geometría completa. Cabe destacar que el estudio paramétrico no se realiza a través del algoritmo previamente estudiado, ya que se dispara el coste computacional para lograr un cálculo demasiado detallado para las conclusiones que ahora se quieren obtener.

5.1. PARAMETRIZACIÓN DEL ALA

En el diseño de un ala intervienen multitud de parámetros estrechamente ligados. Algunos de estos parámetros pertenecen únicamente a los perfiles aerodinámicos seleccionados. Los principales son la curvatura y el espesor. La curvatura permite incrementar la fuerza de sustentación disponible para un cierto ángulo de ataque. El espesor favorece el retardo del desprendimiento para altos ángulos de ataque. Además de ello, permite la inserción de los elementos estructurales del ala junto con los depósitos necesarios. En el proyecto que se plantea, no es necesario ningún depósito ya que la propulsión será creada a través de motores eléctricos.

5.1.1. Parámetros de diseño de un ala

Uno de los fenómenos más relevantes en el diseño de un ala tridimensional, es el hecho de que la diferencia de presión entre el extradós y el intradós origina un flujo en rotación que tiene por consecuencia la alteración del ángulo de ataque en esa sección. Ese cambio del ángulo de ataque efectivo, aumenta a su vez la resistencia inducida. Dicho fenómeno se ve reducido mediante el uso de grandes alargamientos, a través del empleo de puntas de ala elípticas, el cambio del perfil en la zona de la punta de ala o el uso de *'winglets'*. En el caso que se estudia, todas las soluciones que se plantean aparte del empleo de altos alargamientos, supondría una dificultad de fabricación innecesaria. Por ello, se plantea una variación del alargamiento en las distintas geometrías a evaluar. En la literatura [67] se indica que los valores de alargamiento más razonables para una aeronave no tripulada se encuentran en el rango entre 6 y 9.

Otra posible solución a este problema es la reducción de la superficie en la punta del ala. El diseño de un ala elíptica presenta una alta dificultad de fabricación, sin embargo, es posible emplear el estrechamiento de forma que se consiga reducir este efecto. Por

tanto, el estrechamiento también puede fijarse como un parámetro a evaluar en el diseño de esta geometría.

Por otra parte, es necesario encontrar una geometría capaz de garantizar una alta fuerza de sustentación cuando la velocidad de vuelo es baja, tanto en despegue como en aterrizaje, ya que la sustentación es proporcional (Ecuación 5.1) al cuadrado de la velocidad. Generalmente se tiende a sobredimensionar la superficie alar necesaria en crucero de forma que se vea incrementada la sustentación incluso en bajas velocidades sin necesidad de adoptar altos ángulos de ataque. En este caso, la superficie alar es un parámetro fijado por el equipo *Phoenix UPV* y por tanto será inalterable. El incremento de sustentación necesario en las fases de despegue y aterrizaje ya se ha tenido en cuenta en el diseño de los perfiles aerodinámicos, y además, el diseño conceptual de la aeronave incorpora el empleo de flaps simples como dispositivos hipersustentadores.

$$L = \frac{1}{2}\rho S v^2 C_L \quad (5.1)$$

Parámetros tales como la flecha, el diedro y la torsión no aportan ninguna ventaja significativa a las capacidades de este tipo de aeronaves. La flecha no es necesaria ya que el vuelo se realiza en régimen subsónico y no es necesario una disposición capaz de reducir los efectos transónicos. En cuanto al diedro, en una primera aproximación no es necesario considerarlo ya que se trata de un modelo aproximado. De igual modo se realiza la consideración con la torsión.

Adoptar alguno de estos parámetros como no nulos, sí incrementa en gran medida la complejidad de la fabricación y construcción, por lo que no son considerados en el estudio.

5.1.2. Casos de estudio

En base a las razones anteriormente expuestas, se toman tan solo los parámetros de alargamiento y estrechamiento como variables de diseño en esta evaluación. Este planteamiento se acerca en la experimentación de un modelo conceptual en el cual se pueden testar las distintas disposiciones más aplicables al caso de estudio. En cuanto hayan sido validados los distintos casos, será posible realizar un estudio acotado en mucho más detalle.

Por otra parte, en la definición del problema a optimizar cabe resaltar las herramientas computacionales que van a ser utilizadas. En este caso se utiliza software específico para el cálculo de dinámica de fluidos computacional (CFD) a través de *STAR-CCM+*.

Es de vital importancia conocer el método de implementación de cada una de las herramientas que van a ser empleadas para ser capaces de realizar el cálculo de la forma más eficiente y exacta posible. En este caso, es conocido que la implementación en este tipo de herramientas requiere un alto tiempo y precisión para cada uno de los cálculos que se lleve a cabo. En base a estas características, la implementación de un algoritmo evolutivo con los parámetros de alargamiento y estrechamiento como variables de diseño, reportaría una gran inversión de tiempo que sin información previa, no resulta interesante. Por ello, se plantea el cálculo de distintos casos a través de un análisis paramétrico de forma que se delimiten los rangos de interés de cada variable y se pueda observar, de forma aproximada, qué perfil es el que resulta más interesante.

Por tanto el análisis, que se plantea es el de la evaluación de los dos perfiles con distintos valores de estrechamiento, de alargamiento y para diferentes ángulos de ataque. La obtención de los distintos valores de alargamiento se realiza fijando el valor de la superficie alar a $S = 1.2 \text{ m}^2$ tal y como ha sido aportado en el modelo conceptual por el equipo *Phoenix UPV*. Por tanto, una modificación en el alargamiento implica un cambio en las dimensiones de la envergadura. Esta relación es posible observarla en la Ecuación 5.2.

$$AR = \frac{b^2}{S} \quad (5.2)$$

Los valores del estrechamiento se realizan fijando igualmente el valor de la superficie alar y es posible definir el valor de las cuerdas en la punta y la raíz a través de una formulación sencilla para esta superficie. Esta simple formulación consiste en relacionar la superficie alar con el producto de la cuerda media entre la cuerda en la raíz y en la punta, multiplicada por la envergadura (Ecuación 5.3).

$$S = \frac{c_{raíz} + c_{punta}}{2} b \quad (5.3)$$

$$\lambda = \frac{c_{punta}}{c_{raíz}} \quad (5.4)$$

Sustituyendo en esta expresión la definición del estrechamiento (Ecuación 5.4), es posible obtener una relación directa entre las cuerdas en la punta (c_{punta}) y la raíz ($c_{raíz}$), y la superficie alar y envergadura, tal y como se muestra en las Ecuaciones 5.5 y 5.6.

$$c_{punta} = \frac{2S}{b(1 + \lambda)} \lambda \quad (5.5)$$

$$c_{raíz} = \frac{2S}{b(1 + \lambda)} \quad (5.6)$$

En el caso del alargamiento se analizan 4 valores distintos correspondientes a $AR = 6, 7.5, 9$ y 12 . En cuanto al estrechamiento se consideran tan solo dos casos, de forma que no se llegue a configuraciones alares extremas. Estos valores son $\lambda = 0.6$ y $\lambda = 0.8$. En cuanto a los ángulos de ataque, se evalúa el ángulo de ataque correspondiente a la fase de vuelo de crucero y uno inferior y superior. Estos ángulos de ataque son $\alpha = 2^\circ, 3.828^\circ$ y 5° . El análisis de todo este planteamiento paramétrico lleva a que se deba de realizar un análisis de 48 casos distintos. En la Tabla 5.1 y, se pueden observar las distintas disposiciones geométricas para el estudio .

$$4 \text{ alargamientos} \times 2 \text{ estrechamientos} \times 3 \text{ AoA} \times 2 \text{ perfiles} = 48 \text{ casos} \quad (5.7)$$

λ (-)	AR (-)	b (m)	c_{punta} (m)	$c_{raíz}$ (m)
0.6	12	3.80	0.2368	0.3947
0.6	9	3.29	0.2736	0.4559
0.6	7.5	3	0.3000	0.5000
0.6	6	2.68	0.3358	0.5597
0.8	12	3.80	0.2807	0.3509
0.8	9	3.29	0.3242	0.4053
0.8	7.5	3	0.3556	0.4444
0.8	6	2.68	0.3980	0.4975

Tabla 5.1: Valores de los parámetros de las distintas geometrías evaluadas

5.2. CÁLCULO NUMÉRICO PARA EL ESTUDIO AERODINÁMICO DE UN ALA COMPLETA

El estudio de los distintos casos que se han planteado se lleva a cabo a través de herramientas computacionales para el cálculo de la dinámica de fluidos (CFD). Esta ciencia estudia la simulación numérica de flujos para la obtención de información en detalle en problemas complejos que requieren una alta potencia de cálculo.

Como desventaja, estas herramientas son muy difíciles de dominar y por tanto, se pueden obtener resultados muy atractivos pero incorrectos. Debido a esta particularidad, las aplicaciones más comunes del CFD es la validación e identificación de fenómenos que se han registrado experimentalmente, o el análisis paramétrico, o de sensibilidad, en las primeras fases de diseño de un nuevo componente. Esta aplicación

encaja a la perfección con el objetivo de lograr el diseño de una geometría alar lo más optimizada posible para la misión fijada.

5.2.1. Introducción al cálculo CFD

El proceso de CFD tiene una estructura fija que debe de ser cumplida en el orden establecido en todos los casos que se estudien y para cualquier código empleado. Esta estructura esta dividida en tres bloques principales, uno perteneciente al preproceso, otro al cálculo y por último, el postproceso. En la parte del preproceso, se realiza el modelado conceptual del problema, se diseña la geometría y la malla y se fijan todas las condiciones que afectan al fluido de estudio. Las condiciones que se deben de fijar son los diferentes modelos y propiedades del fluido, a la vez que las condiciones de contorno del volumen de control. En la parte del cálculo, se plantean los esquemas de discretización junto con las diferentes particularidades de los aspectos numéricos y los criterios de convergencia. A partir de este entorno, es posible realizar la inicialización y resolución iterativa implementada en el código empleado. La última fase corresponde al postproceso, en la cual se realiza el análisis de los resultados. Esta evaluación sirve de realimentación para el proceso completo de CFD.

Algunos de los principales códigos CFD generales son *ANSYS Fluent*, *CD-Adapco: Star-CCM+* y *OpenFOAM*. Tal y como se indica en la Sección 3.7, el código seleccionado en este caso es *Star-CCM+*.

El cálculo del problema a través de las herramientas CFD se realiza a través de la resolución de las ecuaciones de conservación que rigen el comportamiento de un flujo newtoniano monofásico, en este caso, el aire. Las ecuaciones de la conservación vienen definidas por las siguientes Ecuaciones 5.8 , 5.9 y 5.10.

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla(\rho \vec{u}) = 0 \quad (5.8)$$

$$\frac{\partial(\rho u_i)}{\partial t} + \nabla(\rho u_i \vec{u}) = -\frac{\partial p}{\partial x} + \nabla(\mu \nabla u_i) + S_{M_x} \quad i = x, y, z \quad (5.9)$$

$$\frac{\partial(\rho e)}{\partial t} + \nabla(\rho e \vec{u}) = -p \nabla(\vec{u}) + \nabla(k \nabla T) + S_e \quad (5.10)$$

Además de las ecuaciones de conservación, es necesario incluir las ecuaciones que son añadidas por los modelos de turbulencia.

Discretización de las ecuaciones

La discretización de las ecuaciones se lleva a cabo a través del método de los volúmenes finitos (FVM - Finite Volume Method). De este modo las ecuaciones son planteadas de forma integral y conservativa en volúmenes de control. La transformación de una ecuación integral a cada una de las celdas se realiza mediante la transformación de la ecuación de transporte general integrada en un volumen de control, mostrada en la Ecuación 5.11, hasta la ecuación de transporte general particularizada para cada celda (Ecuación 5.12).

$$\frac{\partial}{\partial t} \iiint_{V_c} \rho \varphi dV + \iint_{S_c} \rho \varphi \vec{u} d\vec{A} = \iint_{S_c} \Gamma_\varphi \nabla \varphi d\vec{A} + \iiint_{V_c} S_\varphi dV \quad (5.11)$$

$$\frac{\partial(\rho_P \varphi_P)}{\partial t} V + \sum_f^{N_f} \rho_f \varphi_f \vec{u}_f \vec{A}_f = \sum_f^{N_f} \Gamma_{\varphi,f} (\nabla \varphi)_f \vec{A}_f + S_{\varphi,P} V \quad (5.12)$$

En la discretización llevada a cabo, los valores de las propiedades de la cara de cada una de las celdas (φ_f) se relacionan con los valores del centroide de la cara relacionada (φ_P) y de sus vecinas (φ_{nb}) a través de los métodos de discretización implementados. De esta forma, para cada ecuación de transporte se tiene un sistema de ecuaciones algebraicas. A partir de este planteamiento, cada uno de los términos que forman la ecuaciones de transporte se analizan de forma separada.

A continuación se muestra el desarrollo lógico de todos los pasos necesarios para implementar de forma correcta el entorno para el cálculo CFD.

5.2.2. Preproceso

Llevar a cabo un estudio numérico mediante herramientas CFD requiere del establecimiento de una serie de condiciones previas que definen el problema de estudio. Estas condiciones no solo dependen del entorno donde se quiere simular un cierto comportamiento, sino que se basan en una estructura lógica que debe de ser completada de forma cautelosa. Este método es muy sensible a cualquier discrepancia, y para la obtención de unos resultados correctos, es de vital importancia la creación de un entorno sin errores.

Modelado conceptual

En primer lugar, es necesario el establecimiento de los objetivos en base a los resultados y la precisión que se desean obtener. En el caso del ala de estudio, se pretende obtener resultados de alta precisión para ser capaces de diferenciar entre las distintas geometrías que se estudian. De esta forma es posible establecer los rangos de óptima validez para cada una de las variables de diseño planteadas.

Además de los objetivos, es muy importante identificar las posibles simplificaciones que se podrían aplicar al problema de estudio, sin que estas perjudiquen los resultados. En cuanto a las dimensiones de estudio, en el caso del ala planteada, se requiere de un análisis tridimensional ya que el análisis en dos dimensiones ya ha sido realizado a través de *Xfoil*. Además de ello, el ala es simétrica, y por tanto, una posible simplificación es el análisis de tan solo la semiala. El hecho de considerar únicamente la mitad del ala, lleva a que el dominio impuesto deba tener un límite en el plano de simetría de forma que se pueda imponer la condición de simetría. Esta condición fija que en esa sección tan solo puedan existir velocidades tangenciales y supone que en la otra mitad están sucediendo exactamente los mismos fenómenos. Esta simplificación es válida en este caso ya que la aeronave vuela a baja velocidad y la geometría a evaluar es tan solo la del ala. Además se considera vuelo rectilíneo y nivelado, por lo cual, ambas semialas deben generar la misma sustentación. Con ello, no existirán interferencias que pudieran crear diferencias entre las dos mitades del ala. La consideración de tan solo la mitad del dominio, reduce enormemente el coste computacional permitiendo obtener las mismas conclusiones.

Una de las simplificaciones más relevantes es el establecimiento de cálculo estacionario. El ala que se estudia en este proyecto debe ser capaz de volar con una alta eficiencia aerodinámica a bajas velocidades y ángulos de ataque bajos o moderados. Si el ala vuela a bajas velocidades, es altamente improbable que aparezcan fenómenos transitorios ya que el flujo estará adherido a la superficie. Por tanto el establecimiento de un cálculo estacionario es suficientemente válido y aportará beneficios en cuanto a velocidad de convergencia. Dado que la velocidad de vuelo es baja, también se podrá simplificar el problema realizando el cálculo en régimen incompresible. De esta forma, la ecuación de la energía puede desacoplarse de las demás, por lo que no es necesario calcularla.

Dominio y geometría

Una vez se ha llevado a cabo el modelado conceptual del problema, es necesario incidir en la identificación del dominio y de la geometría que se pretende estudiar. En este caso se realizan 48 estudios de distintas geometrías alares y con distintos ángulos de ataque.

Dependiendo de la geometría que se quiere estudiar, es posible realizar el diseño desde cero en la misma herramienta CFD o se puede importar de las diferentes herramientas CAD que existen en la actualidad. Esta última posibilidad es la utilizada en geometrías realistas, como es el caso.

Además de ello, es necesario el establecimiento de un volumen de control cerrado que represente al problema y que este lo suficientemente alejado de la zona de interés para que se puedan fijar correctamente las condiciones de contorno. Las distancias que debe de guardar la geometría de interés con las condiciones de contorno dependen de si el análisis es de flujo externo o interno. El estudio aerodinámico de un ala implica un análisis del flujo externo y las distancias que se guardan son 10 cuerdas en la raíz hacia abajo y hacia arriba, 30 cuerdas aguas abajo, 10 cuerdas aguas arriba y 3 longitudes de envergadura en la dirección de la envergadura. Estas distancias son más que suficientes ya que se han realizado distintas pruebas de las dimensiones del dominio y se ha podido observar que el volumen de control fijado tan solo guarda un 0.2% de diferencia con los evaluados por encima y por debajo. Además de ello, es necesario resaltar que la influencia en los resultados finales se debe mayoritariamente a la malla seleccionada. Por tanto, el 0.2% de diferencia entre los dominios testados, tendrá una influencia no considerable en las soluciones que se obtienen.

Mallado

Si la geometría y el dominio ya han sido establecidos, es necesario abordar uno de los aspectos más importantes del análisis, el mallado. En función del diseño de la malla que se lleve a cabo, se determinan aspectos cruciales como el coste computacional, que es dependiente del número total de celdas; la precisión, que obedece a la calidad de la malla, y la tasa de convergencia, que recae tanto en el número de celdas como de la calidad de la malla.

Existen dos grandes tipologías de malla, las estructuradas (o regulares) y las no estructuradas (o irregulares). En las mallas estructuradas, es posible definir la conectividad regular entre los elementos, y estos estarían unívocamente identificados a través de tantos índices como dimensiones tiene la entidad mallada. Una malla estructurada

es más sencilla y precisa si las celdas están alineadas con las líneas de corriente, sin embargo, es imposible de emplear en geometrías muy complejas. Por el contrario, una malla no estructurada se genera siguiendo un algoritmo del programa, y si no se vigila puede llegar a ser de mala calidad.

En este caso se utiliza una malla poliédrica no estructurada. El empleo de este tipo de celdas resulta favorable en el cálculo de flujo externo debido a que su geometría permite que la probabilidad de que las líneas de corriente incidan perpendicularmente en alguna de las caras de la celda aumente.

Tal y como se ha indicado, si las líneas de corriente inciden perpendicularmente en la cara de las celdas, la precisión en el cálculo es superior. En el ala que se estudia en esta ocasión, la zona cercana al borde de ataque presenta una alta curvatura y hace que las líneas de corriente tomen direcciones muy variadas. Estas variaciones de las direcciones consiguen que las líneas de corriente no siempre incidan perpendicularmente a las caras de las celdas. En la Figura 5.1 es posible observar la distribución de la malla poliédrica en todo el dominio y su refinamiento en la zona cercana a la geometría de interés.

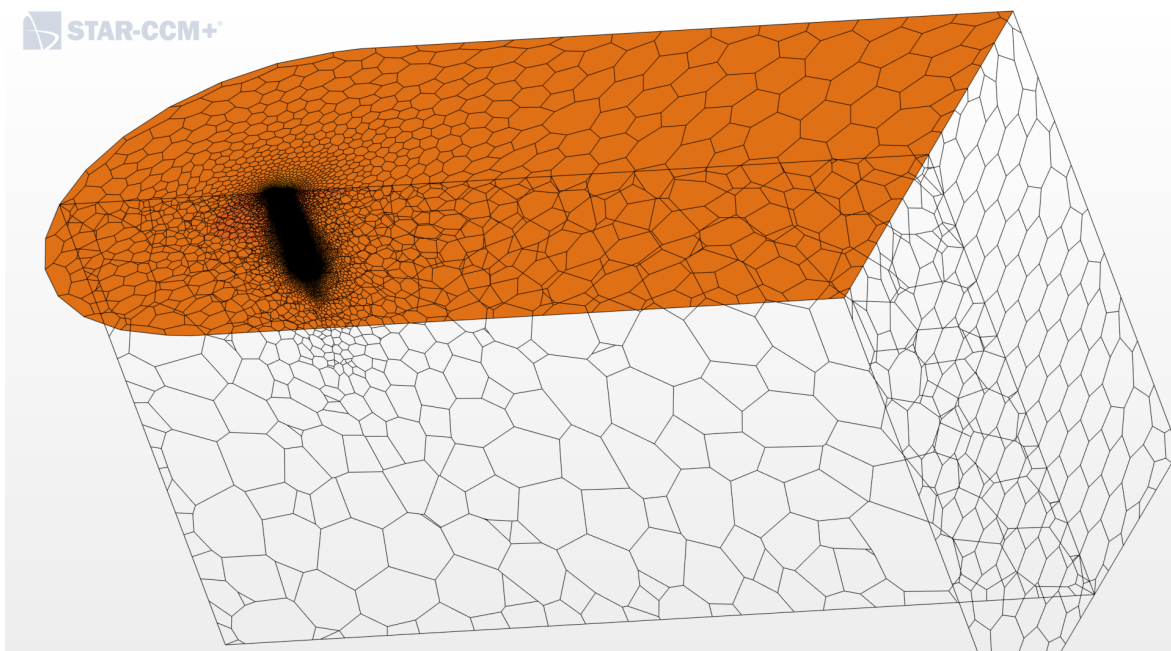


Figura 5.1: Muestra de la malla en el dominio

Antes este fenómeno, sería posible generar una malla estructurada en la que la dirección de las líneas de corriente coincidieran de forma correcta con las caras de los distintos elementos de la malla. Esta solución incrementa enormemente la complejidad de la malla.

La solución para disminuir este error de forma eficiente, es el empleo de celdas muy pequeñas o celdas poliédricas. El empleo de celdas muy pequeñas aumenta considera-

blemente el coste computacional del cálculo. La utilización de una malla con elementos volumétricos poliédricos, aumenta el coste que implica la formación de la malla, sin embargo, al no ser necesaria una alta cantidad de celdas, el coste computacional se reduce respecto al caso anterior. Con todo ello, en este caso se utilizan celdas poliédricas ya que consiguen reducir en gran medida la difusión numérica, y el tamaño de las mismas vendrá condicionado por el estudio de independencia de malla.

La calidad de una malla viene definida por la densidad de malla que se fije y la asimetría u ortogonalidad. En función de la densidad de malla será posible predecir unos fenómenos con mayor o menor precisión. La densidad de la malla se puede evaluar a través de los valores del número adimensional y^+ .

Definición de y^+

El número y^+ es adimensional y semejante al número de Reynolds local. Su expresión se muestra en la Ecuación 5.13. A partir de su valor se puede conocer si las influencias que se dan en las celdas adyacentes a la superficie, son laminares o turbulentas. Con ello, es posible identificar la capa límite turbulenta a resolver [86].

$$y^+ = \frac{u_{\tau_{\text{aire}}} y}{v_{\text{aire}}} \quad (5.13)$$

Las distintas subdivisiones en el campo cercano de la capa límite turbulenta se pueden dividir atendiendo a los valores de y^+ , tal y como se muestra en la Figura 5.2.

- $y^+ < 5$: Subrango viscoso. Los perfiles de velocidad se asumen laminares y los esfuerzos viscosos dominan sobre las tensiones tangenciales.
- $5 < y^+ < 100$: Capa buffer: Los esfuerzos viscosos y turbulentos son dominantes de igual modo.
- $100 < y^+ < 300$: Subcapa límite logarítmica. Dominan los esfuerzos debidos a la turbulencia.

Si se quiere predecir con precisión los fenómenos que se dan cerca de la superficie, la malla debe de ser más densa en la región donde los gradientes sean mayores y así obtener valores de y^+ apropiados. Para obtener estos valores de y^+ ha sido necesario realizar un refinamiento de la malla en las inmediaciones de la capa límite, de forma que sea posible calcular con precisión los fenómenos viscosos.

En la Figura 5.3, se muestra este refinamiento. Como se puede observar este refinamiento está basado en un distribución prismática de cinco capas crecientes desde la

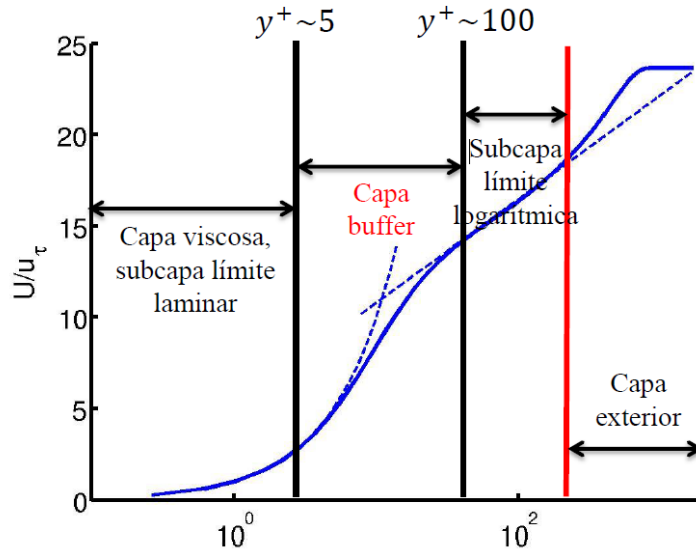


Figura 5.2: Representación de la influencia de y^+ en la capa límite cerca de la pared [87].

superficie del ala. En cuanto esta región se da por finalizada, empieza a formarse la malla poliédrica, cuyas celdas también se ven incrementadas conforme se alejan de la geometría estudiada. Además de ello, también se aprecia la reducción del tamaño de celda en el borde de ataque. En cuanto al borde de fuga, se muestra la adaptación de las celdas a una zona de difícil adaptación, lo que lleva a un incremento de las celdas en la zona y una acusada pérdida de precisión. Esta aproximación se da en una zona lo suficiente reducida como para que puedan ser despreciables sus efectos.

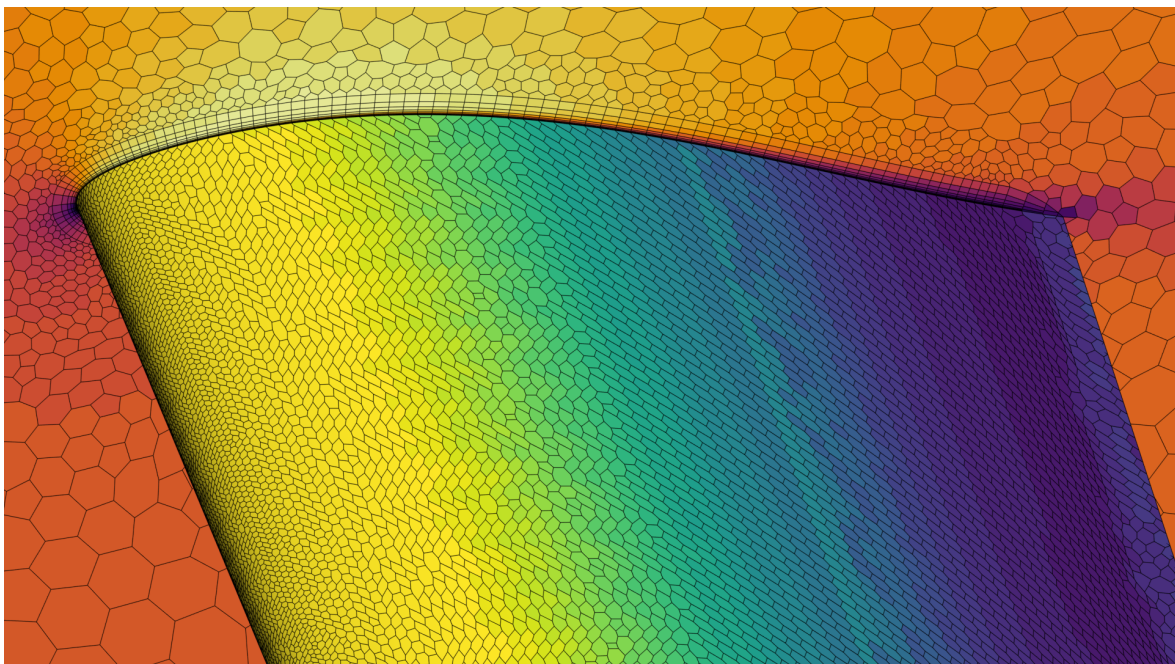


Figura 5.3: Refinamiento de la malla poliédrica en las inmediaciones de la capa límite

La coordenada adimensional y^+ en dirección perpendicular a la superficie del ala debe de tener valores de entre $y^+ = 1$ hasta $y^+ = 5$ aproximadamente para que sea posible analizar con detalle el subrango viscoso de la capa límite [88]. En el primer *paper* elaborado para la definición del modelo de turbulencia *Spalart-Allmarás* [88], el cual será implementado y comentado a continuación, se indica la necesidad de separar el cálculo en dos partes. Una perteneciente al subrango viscoso de la capa límite y otra para la capa logarítmica de la capa límite. El cálculo en este subrango viscoso de la capa límite permite la correcta predicción del coeficiente de fricción. El interés por la obtención del coeficiente de fricción se verá justificada por la elección del modelo de turbulencia y los resultados obtenidos.

Modelos y propiedades del fluido

En cuanto a las propiedades del fluido, en primer lugar, es de resaltar que en las condiciones de estudio del problema de interés, el flujo es incompresible. Además de ello, las propiedades del fluido, en cuanto a viscosidad y densidad se refiere, se toman como constantes en el punto de vuelo que adopta la aeronave en fase crucero. Esta simplificación puede ser adoptada como resultado de que la aeronave permanece gran parte del tiempo a la misma altitud y con velocidades de vuelo muy bajas que no afectarán a ninguno de estos parámetros. En este tipo de análisis no es necesaria el uso de modelos de intercambio de calor por lo que se asume flujo adiabático e isoterma. Las condiciones de densidad y viscosidad dinámica son las que se muestran en las Ecuaciones 5.14 y 5.15.

$$\rho_{250m} = 1,19585 \text{ kg/m}^3 \quad (5.14)$$

$$\mu_{250m} = 1,80230 \cdot 10^{-5} \text{ Ns/m}^2 \quad (5.15)$$

Modelo de turbulencia

Los modelos y propiedades del fluido de cálculo deben de incluir el estudio de los modelos de turbulencia para que el cálculo presente la máxima coherencia con la realidad. El cálculo CFD pretende resolver de forma numérica las ecuaciones de *Navier-Stokes* discretizadas espacial y temporalmente, como se muestra en la Sección 5.2.1. Además de ello se necesitan submodelos como son los de turbulencia que se presentan a continuación.

En este tipo de resoluciones donde se pretende realizar un estudio aerodinámico en detalle de una cierta geometría sustentadora, es crucial una buena predicción de los fenómenos turbulentos. Dependiendo del modelo de turbulencia seleccionado será

posible la predicción de unos fenómenos u otros, y por ello es necesario realizar una elección cautelosa en función de la información que sea más primordial.

Dentro de los posibles modelos de turbulencia que se pueden seleccionar en la implementación, existen tres grandes grupos, diferenciados por la metodología de cálculo. En primer se tienen las *Reynolds-averaged simulations* (RAS/RANS). Estas aproximaciones realizan el promediado temporal de Reynolds obteniendo las ecuaciones del flujo medio [89]. Además, se le añaden como términos adicionales los efectos de las fluctuaciones. En este método son modeladas todas las escalas de la turbulencia y con ello es posible predecir el tensor de esfuerzos de Reynolds y la viscosidad turbulenta, a través de la hipótesis de Boussinesq. Una de las ventajas de estas aproximaciones es que permiten realizar cálculos estacionarios y con ello se requiere un menor coste computacional.

Otra de las aproximaciones de modelos de turbulencia existentes son las SRS (Scale-resolving simulations). Este tipo de modelos utilizan un filtro espacial capaz de separar las distintas escalas de la turbulencia. Las estructuras grandes son resueltas, mientras que las pequeñas tan solo son modeladas. Estas escalas no es necesario resolverlas de forma completa ya que son más homogéneas e isotropas. Una de las ventajas de esta aproximación es la capacidad de combinarse con los modelos RANS creando modelos híbridos. Uno de los modelos más destacados en este ámbito es el LES (Large Eddy Simulations).

La última de las posibilidades es la resolución completa de todas las escalas de la turbulencia a través de las simulaciones DNS (*Direct Numerical Simulations*).

En el cálculo de una geometría alar con análisis de flujo externo estacionario, las aproximaciones RANS presentan las mejores características en cuanto a velocidad de convergencia. En la actualidad existen diferentes métodos o modelos de solución RANS que pretenden calcular el coeficiente de viscosidad de forma que sea posible la resolución de todo el planteamiento y con ello, cerrar el problema. Estos modelos incluyen planteamientos de cero, una, dos o más ecuaciones de cierre.

Entre los modelos de cero ecuaciones destaca el modelo de longitud mezclada de Prandtl, el cual enlaza este coeficiente de viscosidad con el gradiente de velocidad a través de una expresión algebraica. Los modelos de una ecuación son más variados. Algunos de ellos son los modelos de *Baldwin-Barth* [90], *Spalart-Allmarás* [88] o *Prandtl-Kolmogorov*, el cual incorpora la dependencia entre el coeficiente de viscosidad y la energía cinética.

En cuanto a los modelos de dos ecuaciones, destacan el modelo $k-\epsilon$ el cual relaciona la energía cinética del flujo turbulento k con su velocidad de disipación ϵ , y el modelo $k-\omega$ el cual liga la energía cinética del flujo turbulento k con la disipación específica

ω [89]. Los modelos de más ecuaciones presentan un coste computacional innecesario en este caso.

Entre todos los modelos expuestos, el más interesante resulta ser el modelo de *Spalart-Allmarás* debido a que su aplicación más directa es puramente aerodinámica, para lo cual fue desarrollado. Este modelo de turbulencia dispone de una única ecuación de transporte capaz de predecir el tensor de esfuerzos de Reynolds a través del valor de la viscosidad turbulenta [91]. En base a todas estas características, se selecciona el modelo de *Spalart-Allmarás* como modelo de turbulencia RANS para el cálculo. El hecho de que tan solo requiera de una ecuación extra a las ecuaciones de conservación hace que se trate de un método con bajo coste computacional y con unos resultados relativamente buenos para el cálculo del flujo externo en problemas aerodinámicos. Además es capaz de obtener resultados con precisión de la corriente adherida y de las capas internas de la capa límite. Entre las desventajas de este método se tiene que no predice con exactitud la transición de capa límite laminar a turbulenta.

Otro de los modelos de turbulencia a considerar en este caso es el modelo de $k - \omega SST$ el cual sí es capaz de predecir esta transición entre capa límite laminar y turbulenta. Sin embargo, este modelo requiere de dos ecuaciones para la obtención del coeficiente de viscosidad y es más inestable. Por tanto, induce a un coste computacional más elevado por el hecho de incluir más ecuaciones y porque puede oscilar hasta la convergencia [89]. Este modelo de turbulencia combina el modelo $k - \epsilon$ en las capas exteriores donde predomina el flujo libre, con el modelo $k - \omega$ cerca de la pared ya que sus resultados son altamente favorables en el cálculo del sub-rango viscoso de la capa límite hasta la pared [92].

Ambos modelos de turbulencia serán evaluados para poder observar los distintos fenómenos aerodinámicos que son capaces de predecir.

Condiciones de contorno

Para cada una de las fronteras del dominio es necesario elegir una condición de contorno. Estas condiciones de contorno vienen definidas por su localización, el tipo de condición (flujo de masa, entrada de presión, salida de presión, etc.) y el valor de esos parámetros.

El establecimiento de unas correctas condiciones de contorno garantiza una buena definición del problema numérico y que haya una solución única. Las condiciones deben de ser lo más físicamente correctas para que el modelo en un cierto punto de funcionamiento se lleve a cabo con precisión.

Existen distintos tipos de condiciones de contorno que permiten adaptarse del modo más exacto a la realidad. Estos tipos de condiciones son la entrada de flujo de masa, la presión a la entrada a la salida, la presión en el campo lejano, la pared o la simetría de forma que las variables se extrapolan del interior.

En este caso, las condiciones de contorno fijadas son, el flujo de masa en la entrada al dominio que se encuentra aguas arriba del ala a través de la definición del vector velocidad. En las fronteras que se encuentran por arriba y por debajo de la semiala, se impone la presión atmosférica del flujo no perturbado. Igualmente se introduce la condición de presión en el campo lejano para la frontera del dominio que se encuentra aguas abajo. Finalmente, las fronteras fijadas perpendicularmente a la dirección de la envergadura, se les establece una condición de contorno de simetría de forma que se simplifiquen los cálculos. La frontera perteneciente al plano de simetría obviamente debe de tener una condición de contorno de simetría para que sea considerada en el cálculo la otra semiala. Y en la frontera en la otra dirección de la envergadura se puede fijar también simetría ya que se fija lo suficientemente alejada como para que el flujo ya no se encuentre perturbado.

5.2.3. Cálculo CFD

El cálculo CFD se realiza resolviendo las ecuaciones de *Navier-Stokes* de forma discretizada tal y como se ha presentado en la Sección 5.2.1. Además de ello es necesario tomar ciertas decisiones en el establecimiento del *set-up* del problema.

Dentro de la discretización de las ecuaciones de conservación, el término que cabe analizar con detenimiento es el convectivo ya que existen distintos métodos de discretización para su evaluación. Por una parte se puede fijar el método *Central Differencing Scheme*(CDS) , el cual solo es recomendable en LES (hibridado) porque a pesar de ser de segundo orden no es transportivo ni acotado. Otra posibilidad es el esquema de discretización *Upwind schemes* (UD) de primer o segundo orden (muy popular en RANS).

Este esquema toma el valor φ_f de los valores de los nodos aguas arriba y cumple todas las propiedades. A parte de estos esquemas, existen otros de alto orden como *QUICK* o *MUSCL*. La elección de uno u otro depende de la calidad de la malla, la precisión deseada y el coste computacional, entre otros. En este caso, se utiliza el método *Upwind Scheme* (UD) de segundo orden ya que es el que mejor enlaza con los modelos de turbulencia RANS [93].

Tipo de *solver*

Según se realice una formulación implícita o explícita, la resolución sigue un esquema predeterminado u otro. En el caso de una formulación implícita, se tienen tantos sistemas de ecuaciones algebraicas como ecuaciones de transporte. Las ecuaciones son linealizadas asumiendo que el resto de variables son conocidas. De esta forma, las ecuaciones se desacoplan y se reconoce como un enfoque segregado o secuencial. También es posible llevar a cabo una resolución acoplada pero el proceso es más lento y consume más memoria RAM. Todas estas características definen el *Solver*. Existen dos tipos de *Solver*, uno basado en la densidad, *Density-Based solver*, y otro en la presión, *Pressure-based solver*.

En el caso del *Density-based*, la densidad (ρ) se obtiene de la ecuación de la continuidad y la presión de la ecuación de estado. En este *Solver*, todas las ecuaciones de transporte se resuelven de forma simultánea, excepto las de los modelos de turbulencia. Este método es intrínsecamente transitorio aunque se puede adaptar a un estacionario. Es recomendado para flujos con elevado número de Mach donde los cambios de densidad son relevantes.

El *Pressure-based Solver* obtiene el valor de la presión de las ecuaciones de la continuidad junto con la de cantidad de movimiento, y la densidad de la ecuación de estado. En este caso, las ecuaciones de transporte se resuelven de forma secuencial o segregada, excepto la presión y la velocidad. Estas variables pueden ser resueltos con un método predictor-corrector (*p-v coupling*) o a la vez mediante un método *coupled*, el cual ocupa una mayor memoria pero permite una rápida convergencia. En este caso es posible adoptar una formulación estacionaria y es recomendada para flujos de bajo número de Mach.

Como ya es conocido, el problema que se pretende estudiar se trata de una aeronave no tripulada para el reconocimiento y la vigilancia de terrenos forestales, por lo que su velocidad de vuelo será muy baja. Si la velocidad de vuelo es baja, lo es también el número de Mach. Además de ello, estas condiciones permiten realizar una resolución estacionaria del problema sin inducir un gran error. Este planteamiento deja ver que el *solver* que debe ser empleado en este caso es el *Pressure-based*. En cuanto a los parámetros de presión y velocidad se calculan mediante *p-v coupling* de forma que se predicen y corrigen las variables calculadas de forma iterativa. El método segregado *Pressure Based*, además garantiza una rápida convergencia con una alta robustez.

En estos casos donde la resolución de las ecuaciones no lineales se lleva a cabo de forma segregada y linealizada es necesario tener cierto control sobre las variables, ya que no todos los cambios que se predicen son cambios en las variables, sino que también

intervienen los factor de relajación α_φ . Un alto valor de α_φ acelera la convergencia, pero dota de cierta inestabilidad al problema llegando al punto en que puede llegar a diverger. Si son empleados bajos valores de α_φ , el proceso es mucho más lento en favor de una mayor robustez. Los valores por defecto de los códigos comerciales son bastante conservadores y suelen tomar valores de $\alpha_\varphi = 0.7$ para las variables de velocidades o turbulencia y valores de $\alpha_\varphi = 0.2$ para la presión. Un incremento de estos valores hace que la resolución sea más ‘agresiva’.

Criterios de convergencia

Los criterios de convergencia pueden ser muy variados según los intereses específicos del usuario, sin embargo, la evolución de los valores residuales puede dar una idea de hasta qué nivel esta convergida la solución. En función del tipo de *solver* que se adopte, la definición de los residuales es la que aparece en la Ecuación 5.17, para el caso de *Density-based*, o la Ecuación 5.16 para el caso de *Pressure-based*.

$$R^\varphi = \sum_{celdas} \left| \sum_{nb}^{N_{nb}} a_{nb} \varphi_{nb} + b - a_P \varphi_P \right| \quad (5.16)$$

$$R^\varphi = \sqrt{\sum_{celdas} \left(\frac{\partial \varphi}{\partial t} \right)^2} \quad (5.17)$$

Estos valores residuales además deben de ser normalizados para poder juzgarlos adecuadamente. Aunque los umbrales que se pueden fijar como criterio de convergencia son arbitrarios, se puede tomar como referencia un valor de residuales de $R_{norm}^\varphi < 10^{-3}$ para la ecuación de la continuidad y un valor de $R_{norm}^\varphi < 10^{-6}$ para el resto de ecuaciones.

Aparte del valor de los residuales existen otros parámetros que han de ser vigilados para poder considerar que el cálculo ha convergido. En primer lugar, es necesario analizar si se están generando características espuria en el flujo. Si se observa algún tipo de fenómeno ‘antinatural’ la solución no ha convergido. Resulta necesario también chequear que las tasas de variación de las variables de interés no sean demasiado elevadas. En general, se suele considerar que una oscilación inferior al 0.1 % suele ser un indicador de que la solución ha convergido. Aún así es necesario realizar cálculos suficientes para que se pueda demostrar que la solución no está cambiando lentamente.

El criterio de convergencia que ha sido establecido en los distintos cálculos realizados, se ha basado en la vigilancia de los residuales y en la adopción de que el cálculo se de por finalizado tras 20 iteraciones en las cuales $\Delta C_D < 10^{-6}$ y $\Delta C_L < 5 \cdot 10^{-5}$.

5.2.4. Postproceso

En un cálculo CFD, la parte correspondiente al postproceso, se encarga de analizar y evaluar la solución obtenida a través de múltiples y variadas visualizaciones de las distintas variables que forman la solución general. Algunas de las entidades de postproceso más comunes se tienen los *reports*, capaces de mostrar las evoluciones de las variables en función del tiempo o de las iteraciones, los perfiles de flujos y fuerzas, los contornos de campos escalares y los vectores, entre muchos otros.

Las herramientas de postproceso pueden formar parte del *solver* o ser externos. En el caso de *Star-CCM+*, se dispone de herramientas incorporadas en el propio *solver*. A través de estas herramientas es posible analizar la solución obtenida y llegar a las conclusiones pertinentes. Sin embargo, antes de analizar los resultados obtenidos, es necesario comprobar la independencia de malla en el cálculo implementado.

Independencia de malla

La malla es uno de los elementos más relevantes en este tipo de cálculos ya que de ella depende el compromiso entre un bajo error numérico de discretización y un alto coste computacional. La independencia de malla se comprueba a través de un aumento de las celdas hasta que se cumpla un cierto criterio de independencia. La estimación debe partir de una malla elaborada por estimación a través de *know-how* o revisión bibliográfica. Una vez se ha elaborado la primera de las mallas, se debe de incrementar el número de elementos en cada dirección en un ratio de 1.5 veces, al menos. Para cada una de las mallas que se van elaborando, se realizan el cálculo hasta la convergencia y se realiza un análisis de las variables globales y locales de interés. A partir de estas variables y el criterio de convergencia entre dos mallas sucesivas, será posible concluir cuando se dará la independencia de malla.

En el caso de estudio de un ala tridimensional, se toman como variables de estudio los valores de los coeficientes de sustentación y resistencia. A partir de los valores de estas variables, se establece el criterio de convergencia de la independencia de malla. Este criterio consiste en que el valor del coeficiente de sustentación no tenga una variación superior al $5 \cdot 10^{-3}$ entre dos mallas sucesivas. Respecto al coeficiente de resistencia, la tasa de variación no debe de exceder los $5 \cdot 10^{-4}$ de diferencia entre dos mallas sucesivas.

Para llevar a cabo estas comprobaciones, se fija un tamaño base inicial de 30 mm en base a la experiencia en cálculos realizados con anterioridad. Mediante la fijación de este tamaño base, el número de celdas totales obtenidas son 126337. Entre cada malla sucesiva se aumenta este número de celdas con un ratio de un 1.5 aproximadamente lo cual corresponde a un incremento de los valores decimales del tamaño base. Aunque es conocido que el tamaño de las celdas debería aumentar con un factor de 1.5 en cada una de las direcciones, resulta idéntico realizar pequeños aumentos del tamaño base.

A través de esta evolución de la distribución de la malla y el criterio de convergencia fijado, al final se realiza el estudio en 8 mallas distintas. El caso estudiado se ha realizado en un ala con el perfil obtenido de la función de coste ponderada, con una superficie alar de $1.2 m^2$ y $1.5 m$ de semienvergadura. La forma en planta fijada en este caso es rectangular con una cuerda media aerodinámica de $0.406 m$. Estos datos pertenecen a los fijados en el diseño conceptual por el equipo del *Phoenix UPV* como se muestra en la Tabla 5.2. En la Tabla 5.2 es posible observar los valores extraídos en cada uno de los cálculos realizados para las distintas mallas.

Id.	Tamaño base	N celdas	CL	CD (10^{-2})
1	0.03	126367	0,2648	0,02644
2	0.02	210029	0,2753	0,02148
3	0.015	305409	0,2823	0,01904
4	0.01	539806	0,2930	0,01699
5	0.0075	844209	0,2868	0,01578
6	0.006	1205807	0,2949	0,01546
7	0.005	1708114	0,2813	0,01441
8	0.004	2552231	0,2920	0,01468

Tabla 5.2: Datos de las distintas evaluaciones para la independencia de malla

En la Tabla 5.2, se puede observar como un aumento del número de celdas en la malla, lleva a un aumento del coeficiente de sustentación hasta la malla 6 y a partir de esta el valor es oscilante con una baja variación. En el caso del coeficiente de resistencia, se va reduciendo hasta la malla 7 donde alcanza su mínimo.

La convergencia de la independencia de malla, se puede observar mejor mediante una representación de ambos coeficientes característicos. En la Figura 5.4, es posible analizar la evolución de ambos coeficientes. En primer lugar, la convergencia de la malla a través del coeficiente de sustentación se aprecia en la figura 5.4a. En este gráfico es posible observar que el coeficiente de sustentación es creciente hasta la malla 6 a partir de la cual el valor crece y decrece dentro de unos márgenes inferiores al criterio de convergencia establecido ($\Delta C_L < 5 \cdot 10^{-3}$). La variación de este coeficiente es muy reducida y además, esa variación ya no es únicamente creciente.

Dadas estas condiciones, se puede considerar la convergencia de la independencia de malla. Sin embargo, es necesario comprobar que el coeficiente de resistencia también se encuentra convergido para esta distribución de la malla. En la Figura 5.4b, es posible observar que el coeficiente de resistencia es decreciente hasta la malla 7, de forma que la variación es cada vez más reducida. En la malla número 8 este coeficiente deja de disminuir para crecer de forma suave. La variación de este coeficiente entre las últimas dos mallas es inferior a $5 \cdot 10^{-4}$ y además esa variación deja de ser decreciente. Por ello, es posible considerar que la independencia de malla ya cumple con los criterios establecidos y no es necesario aumentar más el número de celdas.

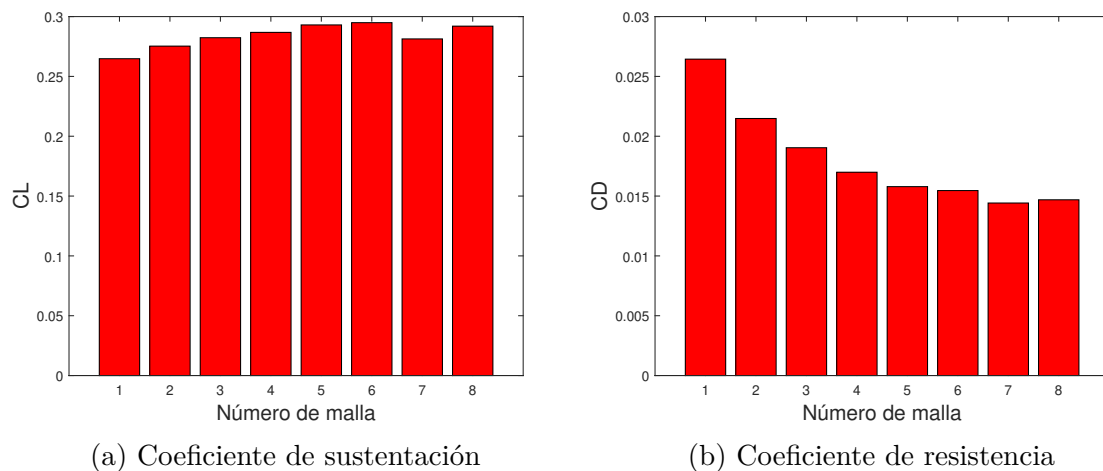


Figura 5.4: Evolución de C_D y C_L en las diferentes mallas

Con un incremento repetido de las celdas de la malla, tan solo sería posible observar unas variaciones despreciables de ambos coeficientes a costa de un considerable aumento del coste computacional. En este caso, se pretende realizar un cálculo comparativo entre distintas geometrías para ser capaces de predecir los distintos fenómenos que se dan y cuál de las disposiciones sería la óptima para las condiciones impuestas. Por ello, un cálculo con una precisión excelente no es necesaria y la malla adecuada podría ser cualquiera a partir de la malla con el identificador número 6. En base a estas conclusiones se elige la malla con el menor número de celdas posibles, la cual corresponde a un tamaño base de 7.5 mm y 844209 celdas.

Aparte de que el tamaño base de la malla se haya fijado con un valor de 7.5 mm ya que se garantiza la independencia de malla, existen zonas donde una mayor densidad de elementos garantiza una mejora en la precisión de los cálculos. En el caso estudiado, una de las zonas donde se dan gran cantidad de fenómenos, en cuanto a cambios de velocidad del flujo y de presión, es el borde de ataque del ala. En esta región es altamente interesante el refinamiento de la malla de forma que se aumente la densidad de celdas. Por ello, se fijan que el tamaño base de las celdas en el borde de ataque

sea la mitad que en el resto del dominio, es decir, un tamaño base de 3,75 mm. Este refinamiento implica un incremento del número de celdas hasta tener 1185066 celdas. Los resultados relativos a esta nueva malla se pueden observar en la Tabla 5.3.

Tamaño base	Tamaño base LE	N celdas	CL (10^{-1})	CD (10^{-2})
0.0075	0.00375	1185066	2,907962	1,467996

Tabla 5.3: Datos de la malla considerada tras el análisis de independencia de malla

Análisis de sensibilidad

En cualquier análisis de ingeniería, cuando se tiene incertidumbre sobre alguno de los datos, se toman valores verosímiles y se llevan a cabo análisis de sensibilidad. En CFD, se tiene incertidumbre sobre la geometría o las condiciones de contorno, entre otras variables implicadas.

En el caso de estudio, se requiere realizar 48 cálculos bajo las mismas condiciones y para las distintas geometrías o ángulos de ataque. En cuanto a las geometrías, se realizan 16 disposiciones distintas, 8 para cada perfil aerodinámico evaluado. Cada uno de estos casos debe contener su propia malla adaptada perfectamente y con un estudio de independencia de malla correctamente evaluado. Este proceso requiere de un alto coste computacional junto con una alta inversión de tiempo, lo cual no compensa por el hecho de que las diferencias entre las distintas geometrías no son significativas y además son evaluadas bajo las mismas condiciones. En este caso, se plantea la posibilidad de realizar el cálculo de independencia de malla sobre una única de las geometrías, tal y como se ha planteado en el apartado anterior, y atribuir el conjunto de las conclusiones obtenidas a la totalidad de las geometrías.

Llevar a cabo este proceso implica una introducción de incertidumbre en las distintas variables que forman la solución. Esta incertidumbre es debida a que se fija el mismo tamaño base de malla a las distintas geometrías sin haber comprobado que el número de celdas correspondiente es válido para cada una de las geometrías. Esta simplificación puede considerarse válida ya que los cambios no son significativos pero requiere tener en cuenta cierta incertidumbre para cada uno de los parámetros obtenidos en la solución.

Esta incertidumbre en los coeficientes de sustentación y resistencia se fija de forma uniforme con el criterio de convergencia de la independencia de malla. Es decir, una incertidumbre asociada a la malla de $5 \cdot 10^{-3}$ en el coeficiente de sustentación y $5 \cdot 10^{-4}$ en el coeficiente de resistencia.

Además de ello es conocido que la combinación de distribuciones de probabilidad estadísticas, por extrañas que sean, siempre llevarán a una distribución normal. En el caso estudiado, las variables de interés son el coeficiente de sustentación y resistencia, los cuales son calculados a partir de datos tales como la densidad, la fuerza o la velocidad. Estos parámetros no pueden ser calculados con exactitud, sino que siguen su correspondiente distribución de probabilidad, desconocida, pero se puede saber que la combinación de ellos, forma una distribución normal. Por tanto, es posible considerar una función de distribución de probabilidad normal para ambas variables y con ello obtener su valor medio y su desviación típica.

Validación del modelo

La incertidumbre que es introducida en el cálculo a través de las distintas simplificaciones y aproximaciones realizadas, puede llevar a que el resultado obtenido no represente fielmente la realidad aunque se haya comprobado la independencia de malla y el cálculo haya convergido. Con todo ello, se hace necesaria una validación de los resultados.

Estas validaciones pueden realizarse a través de comparaciones con resultados experimentales o numéricos de alta fidelidad (DNS/LES). Tras las validaciones, se puede comprobar si las predicciones del cálculo son buenas y por tanto, es posible asumirlo como preciso en un rango de funcionamiento. Si la predicción incluye múltiples discrepancias, es necesario evaluar el origen de las mismas.

En el estudio que se plantea en este proyecto, se realiza una comparación entre las distintas geometrías planteadas y la validación del óptimo se deja para comprobaciones futuras. En primer lugar, se requiere acotar el rango de cada uno de los parámetros que intervienen en la disposición geométrica por comparación de los coeficientes de interés (coeficiente de sustentación y coeficiente de resistencia). Una vez se ha establecido la mejor de las geometrías propuestas, es posible evaluar geometrías con parámetros acotados de una mayor precisión, y su validación a través de datos experimentales o simulaciones de alta calidad. Estas validaciones se proponen para investigaciones posteriores en las cuales se requiera de una mejora de alta precisión sobre diseños ya validados en condiciones de operación.

5.3. RESULTADOS

La evaluación de los 48 casos permite obtener datos suficientes de las distintas geometrías que se podrían plantear para el diseño alar de este proyecto. Estas geometrías además se evalúan para distintos ángulos de ataque de forma que sea posible obtener una polar aproximada. En las Tablas 5.4 y 5.5 se pueden observar los valores de los coeficientes de sustentación y resistencia obtenidos para cada una de las geometrías y ángulos de ataque planteados.

AR (-)	λ (-)	AoA ($^{\circ}$)	CL (-)	CD (-)
6	0.6	2	$0,2011 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0110 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
6	0.6	3.828	$0,2727 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0148 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
6	0.6	5	$0,3201 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0180 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
6	0.8	2	$0,2001 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0111 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
6	0.8	3.828	$0,2733 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0150 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
6	0.8	5	$0,3192 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0180 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.6	2	$0,2152 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0108 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.6	3.828	$0,2912 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0144 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.6	5	$0,3396 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0173 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.8	2	$0,2148 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0109 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.8	3.828	$0,2914 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0145 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.8	5	$0,3406 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0175 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.6	2	$0,2259 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0107 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.6	3.828	$0,3062 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0140 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.6	5	$0,3582 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0169 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.8	2	$0,2244 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0107 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.8	3.828	$0,3058 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0141 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.8	5	$0,3546 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0166 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.6	2	$0,2411 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0105 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.6	3.828	$0,3245 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0134 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.6	5	$0,3796 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0160 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.8	2	$0,2395 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0106 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.8	3.828	$0,3227 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0135 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.8	5	$0,3744 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0160 \pm 5 \cdot 10^{-4}$

Tabla 5.4: Resultados de las distintas geometrías y ángulos de ataque planteados para el perfil obtenido mediante la función de coste ponderada

Una vez se almacenan las soluciones de todos los casos que han sido calculados a través de las implementaciones llevadas a cabo en la herramienta computacional CFD *STAR-CCM+*, se requiere un análisis en profundidad para determinar que disposición geométrica es la más óptima.

Para ello se comparan las distintas relaciones entre los parámetros testados y las soluciones obtenidas. Se dispone de datos suficientes para realizar un análisis exhaustivo y con precisión.

AR (-)	λ (-)	AoA ($^\circ$)	CL (-)	CD (-)
6	0.6	2	$0,2007 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0111 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
6	0.6	3.828	$0,2737 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0149 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
6	0.6	5	$0,3191 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0180 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
6	0.8	2	$0,1999 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0111 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
6	0.8	3.828	$0,2721 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0181 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.6	2	$0,2163 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0109 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.6	3.828	$0,2912 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0144 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.6	5	$0,3396 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0173 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.8	2	$0,2153 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0110 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.8	3.828	$0,2914 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0145 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
7.5	0.8	5	$0,3406 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0175 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.6	2	$0,2257 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0107 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.6	3.828	$0,3062 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0140 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.6	5	$0,3581 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0169 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.8	2	$0,2243 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0107 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.8	3.828	$0,3042 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0141 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
9	0.8	5	$0,3530 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0167 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.6	2	$0,2411 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0105 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.6	3.828	$0,3250 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0135 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.6	5	$0,3796 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0160 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.8	2	$0,2392 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0106 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.8	3.828	$0,3209 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0135 \pm 5 \cdot 10^{-4}$
12	0.8	5	$0,3743 \pm 5 \cdot 10^{-3}$	$0,0160 \pm 5 \cdot 10^{-4}$

Tabla 5.5: Resultados de las distintas geometrías y ángulos de ataque planteados para el perfil óptimo en crucero

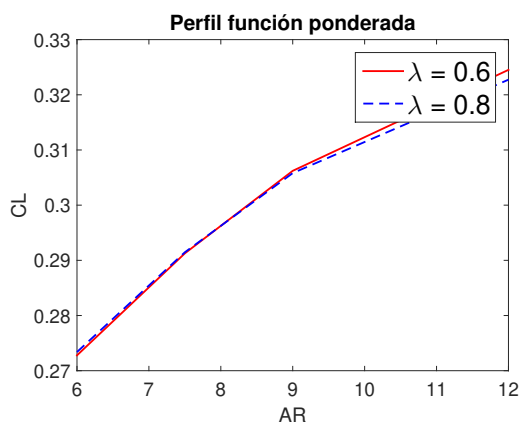
Además de los datos de coeficiente de sustentación y resistencia mostrados en la tabla, es necesario resaltar que se supone una incertidumbre de $5 \cdot 10^{-3}$ para el C_L y de $5 \cdot 10^{-4}$ para el C_D . Esta incertidumbre es debido a la malla empleada.

5.3.1. Estudio de la dependencia de las variables de interés con los parámetros geométricos

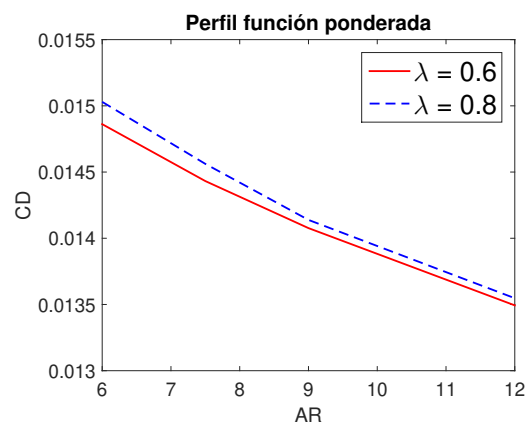
En la evaluación de las soluciones obtenidas, el primer paso es analizar la evolución de las variables de interés con cada uno de los parámetros geométricos modificados. En este caso las variables de interés son los coeficientes de sustentación y resistencia, y los parámetros geométricos, el estrechamiento y el alargamiento. Además han de ser considerados los casos pertenecientes a cada uno de los perfiles aerodinámicos, seleccionados tras el análisis bidimensional. Las evoluciones de los coeficientes de sustentación y resistencia en relación con el alargamiento para ambos perfiles, se puede observar en la Figura 5.5. Tal y como se muestra en las Figuras 5.5a y 5.5c, el valor del coeficiente

de sustentación es creciente junto con el alargamiento para un valor de estrechamiento dado.

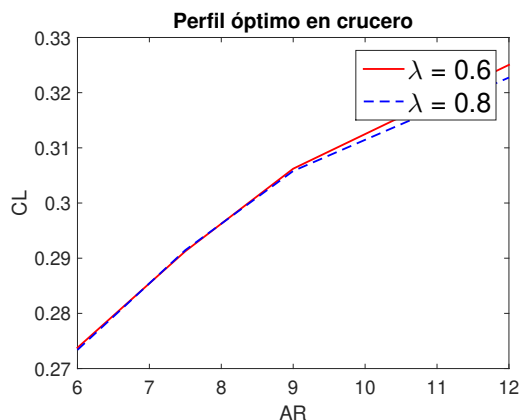
Al contrario, el coeficiente de resistencia decrece con el alargamiento, tal y como era de esperar (Figuras 5.5b y 5.5d). Además de ello, es posible observar un cambio en la pendiente de todas las curvas a partir de un alargamiento igual a 9. Este cambio reduce la pendiente, hecho que implica una menor dependencia de los coeficientes con el alargamiento. Dicho comportamiento era de esperar ya que en la Sección 5.1.1 ya se ha indicado que el valor de alargamiento óptimo para este tipo de aplicaciones debería encontrarse entre 6 y 9 en base a las consideraciones estructurales.



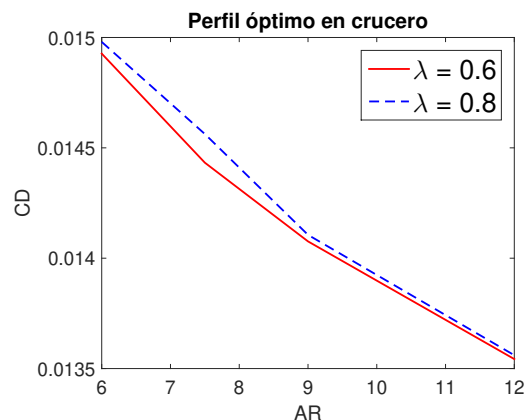
(a) Evolución C_L perfil función ponderada



(b) Evolución C_D perfil función ponderada



(c) Evolución C_L perfil óptimo en crucero



(d) Evolución C_D perfil óptimo en crucero

Figura 5.5: Evolución de C_L y C_D según el alargamiento en condiciones de vuelo de crucero y $\alpha = 3.828^\circ$

Por otra parte, en las Figuras 5.5b y 5.5d también es posible apreciar que la curva perteneciente a $\lambda = 0.6$ presenta un menor coeficiente de resistencia que la curva con estrechamiento $\lambda = 0.8$ en todo momento. Este hecho es debido a que una disminución de la cuerda en la punta del ala, reduce los efectos de vorticidad producidos por el

intercambio de presiones. La reducción de este fenómeno conlleva una menor resistencia. En cuanto a las curvas de sustentación (Figuras 5.5a y 5.5c), se puede apreciar que las consecuencias de un cambio del estrechamiento tan solo se hacen notables a partir de alargamientos superiores a 9.

En este caso resulta interesante evaluar el rango de alargamientos entre 6 y 9, siendo más óptimo cuanto más alto. El estrechamiento óptimo en este caso sería el de 0.6 ya que los cambios en el coeficiente de sustentación no son perceptibles, pero sí se diferencian en el coeficiente de resistencia.

Estas tendencias es posible observarlas a través de la eficiencia aerodinámica, de forma que sea posible consolidar las conclusiones alcanzadas. La evolución de la eficiencia aerodinámica con el alargamiento se puede observar en la figura 5.6. De nuevo es posible observar como la eficiencia aerodinámica es creciente con el alargamiento. A su vez se muestra el cambio de pendiente a partir de un alargamiento igual a 9, y la mejora que representa el estrechamiento de $\lambda = 0.6$ frente a $\lambda = 0.8$.

Por lo que respecta al alargamiento óptimo, se puede apreciar que cuanto más alto, mejores condiciones aerodinámicas se consiguen. Sin embargo, es necesario tener en cuenta las dificultades constructivas que puede suponer. En primer lugar es necesario considerar la introducción de un mayor peso al ser necesario un sobredimensionamiento de los encastrés y las distintas estructuras. Por ello, es necesario verificar las características geométricas que supone cada uno de los alargamientos y estrechamientos de interés.

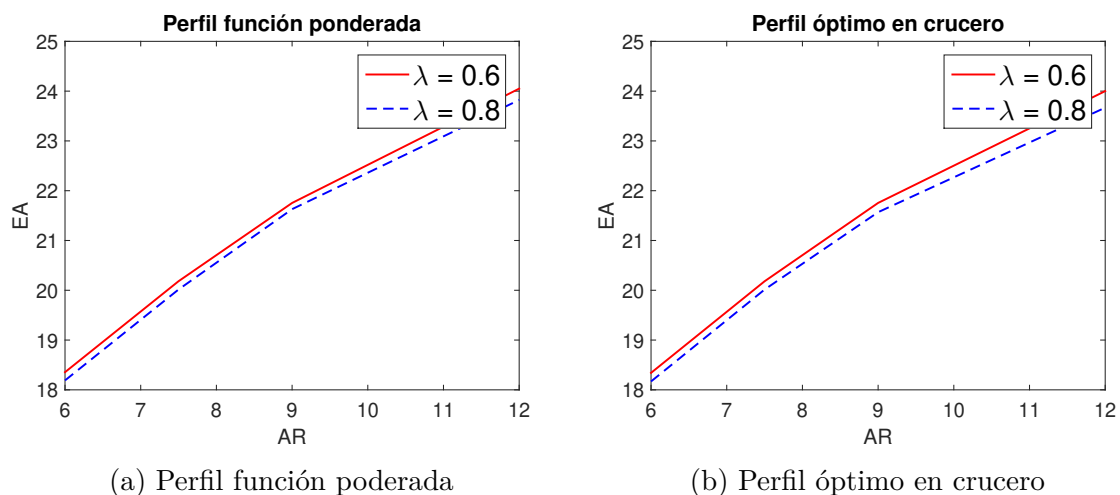


Figura 5.6: Evolución de EA con AR para las distintas geometrías en condiciones de crucero y $\alpha = 3.828^\circ$

En la Tabla 5.1 se puede observar los parámetros geométricos del ala que adopta cada una de las disposiciones alares más óptimas. Así también, en la Sección 5.1.2, se desarrolla todo el proceso seguido para la obtención de cada uno de los parámetros a

partir de la superficie alar. A continuación se vuelve a mostrar la Tabla 5.1 de forma que se puedan obtener las conclusiones necesarias con facilidad (Tabla 5.6).

λ (-)	AR (-)	b (m)	c_{punta} (m)	$c_{raíz}$ (m)
0.6	12	3,80	0,2368	0,3947
0.6	9	3,29	0,2736	0,4559
0.6	7,5	3	0,3000	0,5000
0.6	6	2,68	0,3358	0,5597
0.8	12	3,80	0,2807	0,3509
0.8	9	3,29	0,3242	0,4053
0.8	7,5	3	0,3556	0,4444
0.8	6	2,68	0,3980	0,4975

Tabla 5.6: Valores de los parámetros de las distintas geometrías evaluadas

Tal y como se muestra en la Tabla 5.6, las diferencias en los valores de la cuerda para los dos casos de estrechamiento planteados, son reducidas. Estas pequeñas diferencias llevan a que no se pueda otorgar una mayor dificultad constructiva a un caso u otro. Por ello, el valor del estrechamiento tan solo será elegido en base a las características aerodinámicas, siendo el valor óptimo $\lambda = 0.6$.

En cuanto a las envergaduras correspondientes a cada valor de alargamiento, es posible apreciar que las diferencias son significativas entre los distintos valores. Inicialmente, la envergadura había sido fijada con un valor de $b_w = 3m$ en el diseño conceptual de la aeronave *Phoenix UPV*, en base a los modelos semejantes y a la versatilidad para su transporte. Siguiendo con esta tendencia los alargamientos que deberían de fijarse serían 7.5 o 9. Aunque se haya demostrado que a mayor alargamiento, mayores son las prestaciones aerodinámicas, es posible observar que tomar un alargamiento de 12 lleva consigo una envergadura excesiva. Sin embargo, el salto en unidades de envergadura entre un alargamiento de 7.5 a 9 no es demasiado significativo, y sus mejoras aerodinámicas son considerables. Por ello, a falta de cálculos adicionales, puede considerarse como adecuado un alargamiento de 9.

5.3.2. Comparación de las curvas polares para dos geometrías seleccionadas

Considerando que los valores de los parámetros de alargamiento y estrechamiento ya han sido analizados a través de las evoluciones de los coeficientes de sustentación y resistencia, es primordial proceder a una comparación de los dos perfiles estudiados para valorar su comportamiento en un ala completa.

La comparación entre ambos se realiza a través de las polares de ambas geometrías considerando todo el espectro fijado por la incertidumbre. La polar de cada uno de los perfiles carece de una alta precisión ya que para una misma geometría tan solo se han calculado 3 ángulos de ataque. Un barrido de ángulo de ataque comporta un importante incremento en el coste computacional, y tal y como se ha indicado en diversas ocasiones, tan solo se pretende llevar a cabo una comparación entre geometrías. Además de ello, el cálculo tridimensional se basa en un análisis de la fase de crucero, por ello han sido considerados tres ángulos de ataque que podrían ser adaptados en estas condiciones. En la Figura 5.7 se muestra la comparación de las polares de las geometrías con alargamiento $AR = 9$ y estrechamiento $\lambda = 0.6$ y distinto perfil aerodinámico.

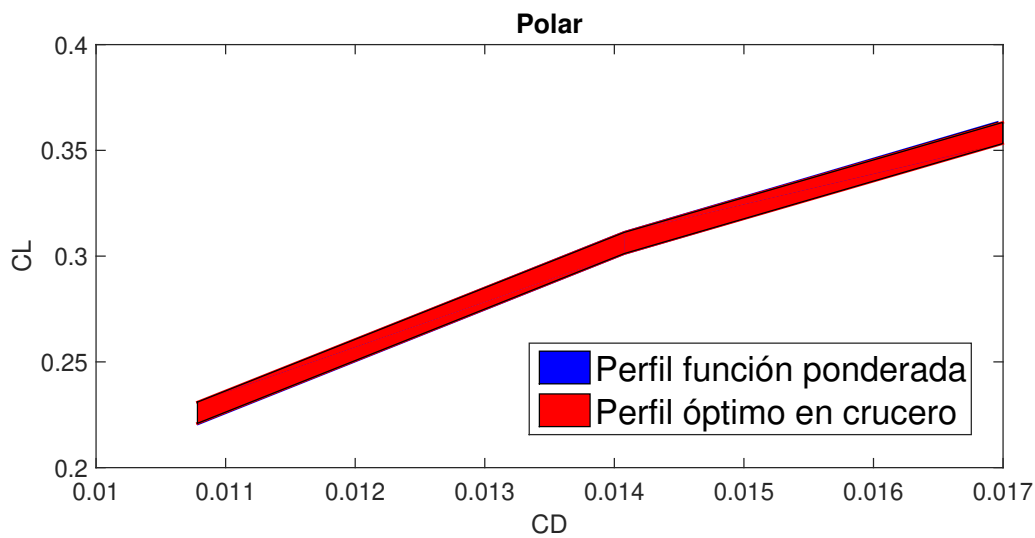


Figura 5.7: Comparación de las polares de las alas con $AR = 9$ y $\lambda = 0.6$ y distintos perfiles en todo el rango asociado a las incertidumbres.

En la Figura 5.7 se puede contemplar que no existe diferencia entre ambos espectros de curvas, ya que cualquier cambio es menor a la incertidumbre. Los resultados obtenidos no son exactamente iguales, como se muestra en las Tablas 5.4 y 5.5, pero la diferencia es tan reducida que no se puede observar en una representación gráfica. Ante la imposibilidad de obtener conclusiones a partir de la comparación de los datos obtenidos, se lleva a cabo una interpolación de segundo orden de forma que sea posible obtener los parámetros que definen una polar parabólica como la que se muestra en la Ecuación 5.18.

$$C_D = C_{D0} + K \cdot C_L^2 \quad (5.18)$$

La obtención de las constantes que forman la Ecuación 5.18 se deben de obtener de la interpolación correspondiente a los datos obtenidos, y aparte de ello, es necesario considerar la incertidumbre de los datos que se han obtenido.

Para tener en cuenta esta incertidumbre se debe de averiguar cuál es la media y la desviación estándar de la distribución normal que se ha considerado para cada uno de los coeficientes. En base a la teoría de las distribuciones normales, es conocido el hecho de que si se toman en consideración valores de hasta 3 desviaciones estándar en los valores por debajo y arriba de la media, existe una probabilidad de un 99.98 % de probabilidad de que el dato conseguido se encuentre dentro de *la campana de Gauss* que describe la función de distribución de probabilidad. Con ello, es posible obtener las desviaciones estándar de cada uno de los datos de coeficientes que se han obtenido, tal y como se muestra en las Ecuaciones 5.19 y 5.20.

$$\sigma_{C_L} = \frac{5 \cdot 10^{-3}}{3} \quad (5.19)$$

$$\sigma_{C_D} = \frac{5 \cdot 10^{-4}}{3} \quad (5.20)$$

Una vez han sido obtenidas las desviaciones estándar de cada uno de los datos, es posible realizar la interpolación mediante la cual se obtienen las constantes de la polar parabólica. Los datos que se obtienen para K y CD_0 , además tienen su correspondiente incertidumbre, la cual debe seguir la Ecuación 5.21.

$$\sigma_y^2 \simeq \sum_i \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \right)^2 + \sum_i \sum_j \frac{\partial f}{\partial x_i} \frac{\partial f}{\partial x_j} \sigma_i \sigma_j \quad (5.21)$$

Si de la Ecuación 5.21 se desprecian los términos cruzados, suponiendo que no hay efectos cruzados, se obtiene la Ecuación 5.22.

$$\sigma_y^2 \simeq \sum_i (f(x_i + \sigma_{x_i}) - f(x_i))^2 \quad (5.22)$$

Con ello, es posible obtener la desviación estándar de los parámetros K y CD_0 . En este caso la variable i abarca desde 1 hasta 3 ya que son 3 los ángulos de ataque que se han evaluado.

Una vez se han obtenido los distintos valores de los parámetros y de las incertidumbres asociadas, es posible representar las polares parabólicas. En la tabla 5.7 se detalla cada uno de los parámetros de estudio, y en la figura 5.8 es posible observar la representación gráfica de dichos datos.

En la Figura 5.8 resulta imperceptible de nuevo encontrar diferencias, salvo en los altos valores de coeficiente de sustentación. Esta ligera discrepancia no resulta

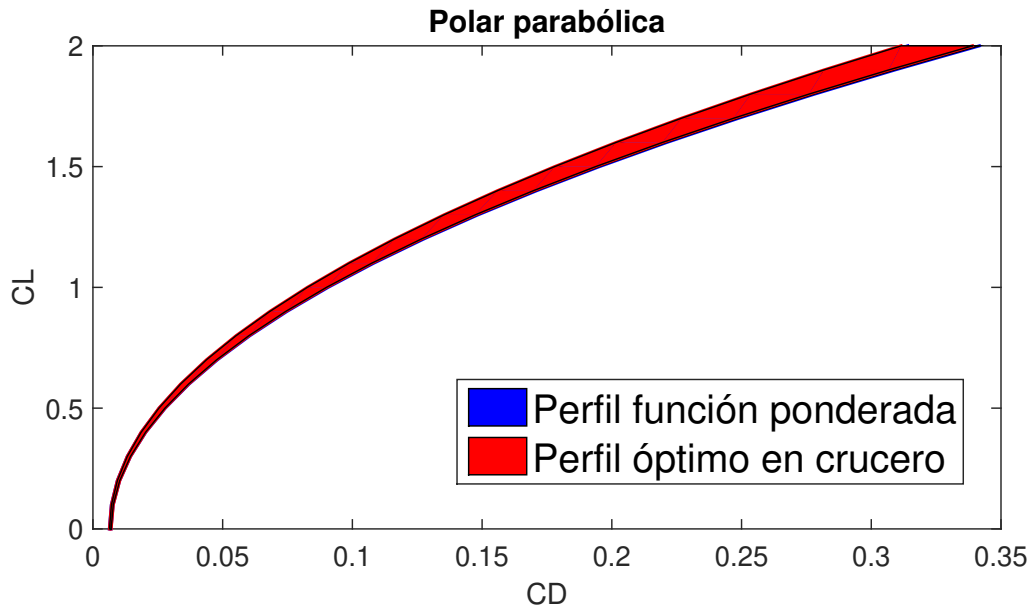


Figura 5.8: Representación de la polar parabólica de coeficientes constantes para ambos perfiles con $AR = 9$ y $\lambda = 0.6$

necesario tenerla en cuenta ya que se da para unos valores de C_L que no forman parte de la fase de crucero. Por lo que se puede deducir que no existe diferencia entre ambos perfiles, en cuanto a las polares se refiere.

Conclusiones obtenidas de la distintas comparaciones

Tal y como se ha podido apreciar, una vez han sido fijados los parámetros geométricos del ala tridimensional, la influencia entre el uso uno de los perfiles o el otro, es inapreciable a través de los coeficientes de sustentación y resistencia. Aún realizando los cálculos para diferentes ángulos de ataque, resulta inapreciable encontrar diferencias entre ambos perfiles.

Estas semejanzas están basadas en que ambos perfiles pretenden optimizar las condiciones aerodinámicas especialmente en crucero. Aunque ambos perfiles muestren una geometría distinta, la eficiencia aerodinámica que se obtiene de los mismos es muy semejante. Esta relación se da ya que ambas geometrías se evalúan bajo las mismas condiciones y con la misma disposición geométrica.

Perfil	AR (-)	λ (-)	K (-)	C_{D0} (-)
Función ponderada	9	0.6	0.08031 ± 0.00337	0.00664 ± 0.00032
Óptimo en crucero	9	0.6	0.07964 ± 0.00336	0.00669 ± 0.00032

Tabla 5.7: Valores de los coeficientes de las polares parabólicas de ambos perfiles

En base a todas estas razones es posible concluir que los parámetros geométricos óptimos del ala son aquellos que permiten una reducción de los vórtices de punta de ala, tal y como era de esperar. Esta disminución de la vorticidad en a la punta del ala se consigue con un aumento del alargamiento, de forma que el efecto de dichos vórtices afecte tan solo a una pequeña sección del ala, o con un reducción de la cuerda en la punta. De esta forma la superficie donde se da el fuerte intercambio de presiones entre intradós y extradós se reduce, y con ello, la magnitud del efecto. Tras el estudio de los distintos casos, ha sido posible determinar que los parámetros óptimos son $AR = 9$ y $\lambda = 0.6$.

En cuanto al perfil óptimo para su implementación en la geometría tridimensional seleccionado, no ha sido posible observar diferencias significativas entre ambos. Por tanto, la validez es la misma para los dos casos, y es necesario realizar análisis con un mayor detalle ya que a través de los coeficientes de sustentación y resistencia no es posible obtener conclusiones sólidas. Algunos de estos cálculos detallados son el análisis de las distribuciones de presión los contornos de velocidad entre el cálculo 2D y 3D.

Con todo ello, se ha validado que el cálculo bidimensional es suficiente para esta aplicación concreta en la que se pretende realizar un diseño inicial bajo unas condiciones dadas. Por ello, el cálculo en 3 dimensiones se reserva para condiciones concretas donde se dan grandes cambios en el flujo, como podría ser la pérdida.

Capítulo 6

Análisis en detalle de los resultados obtenidos

Tras la evaluación de forma diferenciada del análisis bidimensional y el cálculo tridimensional, resulta necesario llevar a cabo una comparación entre ambos de forma que sea posible alcanzar conclusiones robustas.

Mediante el cálculo bidimensional, ha sido posible obtener una colección de perfiles óptimos que podrían ser incorporados en el diseño de la aeronave *Phoenix UPV*. De la extensa colección de perfiles se han seleccionado únicamente los dos mejores para la optimización de la fase de crucero. Uno de ellos obtenido a través del planteamiento de una función de coste ponderada y el otro, como el perfil con menor función de coste en fase de crucero, dado que se encontraban altamente mejorados respecto a las soluciones obtenidas del algoritmo multi-objetivo *MOPSO*. Llevada a cabo una comparación entre ambos, no se pudieron obtener conclusiones sólidas sobre cuál sería el más óptimo ya que uno de ellos tenía la capacidad de optimizar en la totalidad de las fases de vuelo, a costa de una menor eficiencia aerodinámica en crucero. Y el otro dispone de máxima eficiencia aerodinámica en crucero pero carece de optimización en el resto de las fases.

Llegados a este punto se plantea la evaluación de distintas geometrías alares que incorporen los dos perfiles aerodinámicos de forma que sea posible obtener unas conclusiones más válidas en cuanto a la elección de una única geometría. A través del análisis CFD se ha podido fijar el rango válido de los valores de alargamiento y estrechamiento del ala, a falta de consideración de las dificultades estructurales que pueda suponer una determinada geometría. Sin embargo, no ha sido posible obtener diferencias significativas entre el uso de un perfil u otro. En este caso se plantea la comparación de otros parámetros más allá de los básicos coeficientes de sustentación y resistencia, de forma que sea posible decantarse por un único perfil.

6.1. CARACTERÍSTICAS GEOMÉTRICAS ALA TRIDIMENSIONAL

En la Sección 5.3 ha sido posible evaluar las distintas disposiciones geométricas consideradas y las características aerodinámicas asociadas a las mismas. Tal y como se ha podido comprobar, la disposición geométrica más optimizada es la que se presenta en la Tabla 6.1.

Alargamiento	$AR = 9$
Superficie alar	$S_w = 1.2 \text{ m}^2$
Envergadura	$b_w = 3.29 \text{ m}$
Estrechamiento	$\lambda = 0.6 (-)$
Cuerda en la raíz	$c_{raíz} = 0.4559 \text{ m}$
Cuerda en la punta	$c_{punta} = 0.2736 \text{ m}$
Flecha	$\Lambda = 0^\circ$
Diedro	$\Gamma = 0^\circ$

Tabla 6.1: Características geometría alar óptima

6.2. COMPARACIÓN EN DETALLE DE LOS PERFILES AERODINÁMICOS

Una comparación detallada entre dos perfiles aerodinámicos implica relacionar su disposición geométrica con múltiples factores que intervienen en el diseño de una aeronave completa. En primer lugar es necesario plantear la comparación entre los dos perfiles aerodinámicos ya mostrada en la Sección 4.7 y que es de nuevo mostrada en la Figura 6.1.

En primer lugar, puede ser considerada la necesidad de almacenamiento de combustible en el interior de las alas. En el caso de la aeronave de diseño *Phoenix UPV*, la fuente de alimentación de los motores es eléctrica y por tanto no es necesario almacenar combustible en el interior de las alas. Además de ello, en la Figura 6.1 se puede observar como la capacidad de almacenaje de ambos perfiles es prácticamente la misma. Es decir, la elección de un perfil u otro no solo es posible realizarla en base a la capacidad en el interior del ala.

Dado que el diseño de ambos perfiles es muy semejante y por tanto, no existen diferencias significativas en cuanto a las necesidades constructivas, es posible considerar ambos como válido. La selección entre ambos se debe de realizar mediante un análisis en profundidad de las características bidimensionales anteriormente estudiadas.

Además de ello, la disposición de distintas herramientas computacionales para la obtención de resultados aerodinámico, permite validar los resultados obtenidos

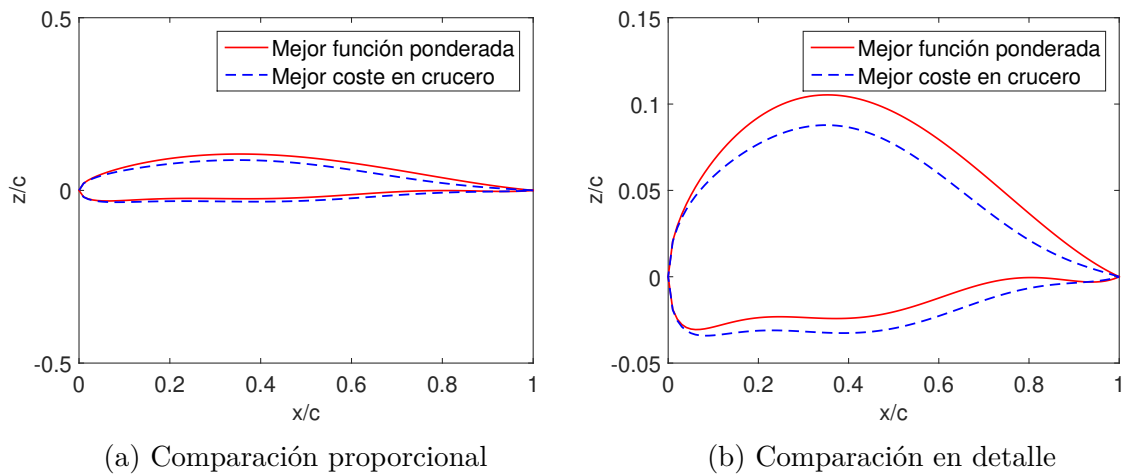


Figura 6.1: Comparación de los perfiles obtenidos mediante la función de coste ponderada y el óptimo en crucero

del cálculo CFD. Esta validación es necesaria ya que se han supuesto multitud de simplificaciones que podrían perjudicar la calidad de las soluciones.

6.3. VALIDACIÓN DE LOS RESULTADOS CFD

La validación de los resultados CFD se puede llevar a cabo a través de la comparación con los resultados obtenidos del software *Xfoil*.

6.3.1. Comparación de las curvas polares mediante cálculo 2D y CFD

En este caso es posible realizar un análisis de las semejanzas y diferencias entre las polares que se obtienen para un mismo perfil mediante cálculo CFD y mediante el método de los paneles a través de *Xfoil*.

En la Figura 6.2 es posible apreciar como las polares obtenidas a través del cálculo bidimensional y el cálculo tridimensional no guardan grandes semejanzas, más allá del valor del coeficiente de resistencia cuando la sustentación es nula. Aunque no se observe directamente esta coincidencia de las curvas para sustentación nula, es posible intuirlo en base a las tendencias de las curvas. En el caso de la evaluación a través de *Xfoil*, no se ha obtenido valores de coeficiente de resistencia cuando la sustentación es nula debido a que la evaluación ha sido a través de un rango de ángulos de ataque positivos.

Para los dos perfiles, como se muestra en la Figura 6.2, el coeficiente de resistencia es muy superior para el caso del análisis tridimensional. Este incremento de la resistencia en el caso tridimensional, respecto a la evaluación del perfil únicamente, resulta evidente

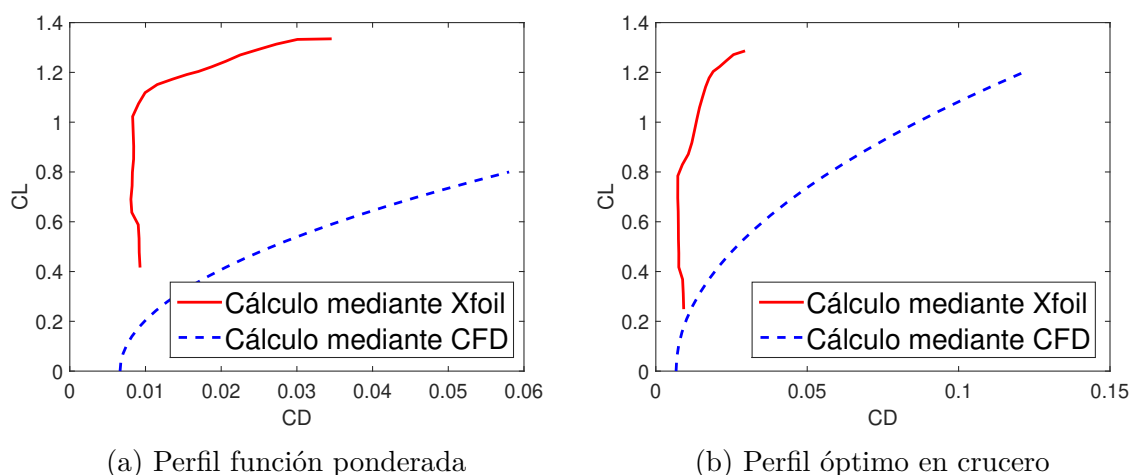


Figura 6.2: Comparación de las polares de ambos perfiles para el cálculo mediante *Xfoil* y CFD

ya que se ha aumentado la superficie mojada. Además de ello, en una geometría alar, aparecen fenómenos aerodinámicos que no pueden ser apreciados en la evaluación en dos dimensiones. Uno de los fenómenos más destacados es la producción de vórtices en la punta de pala y que se trasladan hacia el interior del ala generando una mayor fuerza de resistencia.

Estas particularidades demuestran que el cálculo CFD presenta unas tendencias lógicas, y por ello pueden ser consideradas como válidas. Sin embargo, es de esperar que las diferencias encontradas entre ambas representaciones esté debida en gran parte a la falta de precisión en la malla evaluada. Este refinamiento implicaría un gran aumento del coste computacional, lo cual no es posible permitirse en un cálculo académico.

6.3.2. Comparación de las distribuciones del coeficiente de presión obtenidas en el caso 2D y 3D

Por otra parte es posible comparar las distribuciones de presión en cada uno de los perfiles obtenidas mediante *Xfoil* y *STAR-CCM+*. Esta comparación aparte de validar el método CFD, puede llegar a descubrir incongruencias tales como una mala predicción de la transición entre capa límite laminar y turbulenta. A continuación se muestra la comparación entre estos cálculos.

Cabe destacar que, tal y como se ha visto, la diferencia entre los dos perfiles evaluados en el cálculo tridimensional, es nula. Por tanto, es suficiente con tomar uno de los perfiles y realizar las distintas comparaciones sobre el mismo. El perfil elegido en este caso es el mejor perfil para la fase de crucero, optimizado mediante el algoritmo mono-objetivo. En cuanto a la geometría alar seleccionada, se toma la correspondiente

a $AR = 9$ y $\lambda = 0.8$ ya que representan unos parámetros conservadores, los cuales no implican grandes cambios en el flujo.

Además de ello, para poder realizar una comparación entre los resultados que se obtienen del cálculo basado en el perfil aerodinámico y del ala completa, es necesario considerar exactamente las mismas condiciones. Si se quisiera comparar los cálculos bajo el mismo ángulo de ataque, se estaría introduciendo cierta discrepancia, como resultado de que la vorticidad generada en el ala 3D tiende a reducir el ángulo de ataque efectivo sobre el ala y los fenómenos que se dan no tienen por que ser idénticos. Por otra parte, si se fija el coeficiente de sustentación, sería necesario hallar este coeficiente para cada una de las secciones consideradas en el cálculo 3D. Por ello, se toma en *Xfoil* un ángulo de ataque inferior al fijado en CFD de forma que las polares se asemejen. Esta relación se cumple para un ángulo de 5° en CFD y un ángulo de 4° en *Xfoil*.

Por otra parte, es necesario seleccionar una única sección del ala para poder llevar a cabo la comparación. En este caso se toma una sección intermedia entre el plano de simetría y la punta del ala. En la Figura 6.3, se pueden observar las distintas discrepancias.

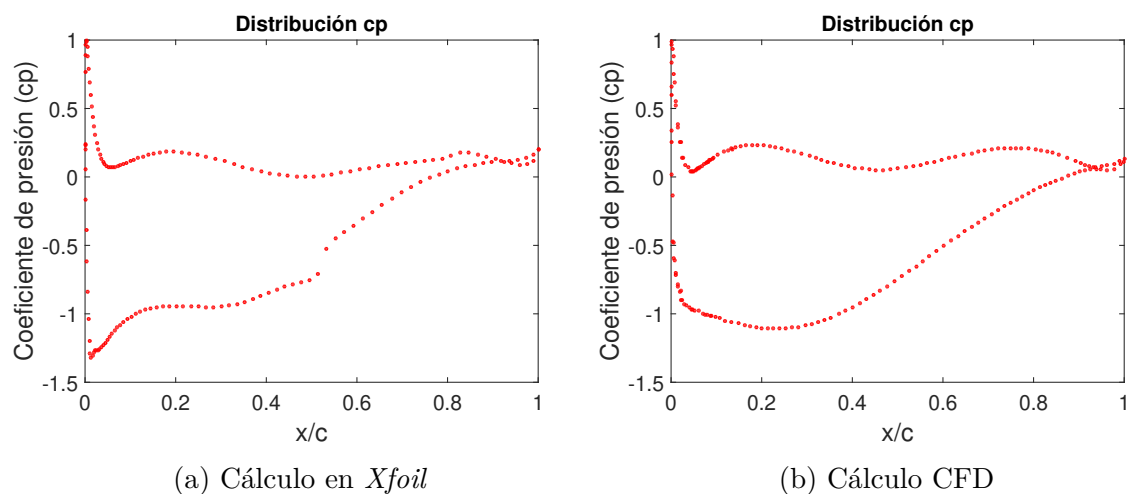


Figura 6.3: Comparación distribuciones del coeficiente de presión para el perfil óptimo en crucero

Tal y como se puede apreciar, en general las curvas tienen las mismas tendencias, pero las obtenidas mediante cálculo CFD se ven suavizadas respecto a los cálculos realizados a través de *Xfoil*. Esto implica que el cálculo CFD no es capaz de redondear los diversos cambios en el fluido que se dan sobre el perfil, debido a que el refinamiento de la malla podría ser mucho más preciso de lo que es.

Si se analiza la Figura 6.3 en detenimiento, es posible observar que en el borde de ataque aparece la primera de las discrepancias entre ambos cálculos. La predicción del comportamiento de la presión en el intradós es la misma, no obstante, en el extradós

del cálculo 2D se representa un pico de succión que no se hace visible en la predicción CFD. Siguiendo con el análisis del c_p en el extradós, es posible apreciar que en la sección de perfil que abarca desde $x/c = 0.1$ hasta $x/c = 0.4$, el coeficiente de presión obtenido mediante CFD es inferior. Este hecho implica que en esa sección de perfil, el área que guarda la diferencia entre las curvas de extradós e intradós será superior y con ello la sustentación.

En cuanto a los picos que se pueden observar en el cálculo de *Xfoil* en las secciones de $x/c = 0.55$ y $x/c = 0.85$ aproximadamente, implican un cambio brusco en el gradiente de presiones, lo cual puede ser causa del desprendimiento y readherencia de la capa límite. Estos picos resultan inapreciables en el cálculo CFD, lo cuál lleva que la malla fijada o el modelo de turbulencia empleado no son capaces de predecir estos fenómenos. Las causas de que se den estos picos serán evaluadas a través del análisis del coeficiente de fricción sobre el perfil.

Por último es posible observar la distribución del coeficiente de presión a lo largo de toda la geometría alar analizada. Esta representación se muestra en la Figura 6.4 para el extradós del ala y en la Figura 6.5, para la parte correspondiente al intradós. En ambas figuras se muestra una representación de la distribución del coeficiente de presión, junto con la distribución de velocidades sobre cada sección del ala. De este modo es posible explicar los distintos comportamientos de c_p .

En la Figura 6.4 es posible apreciar como el coeficiente de presión es máximo en el

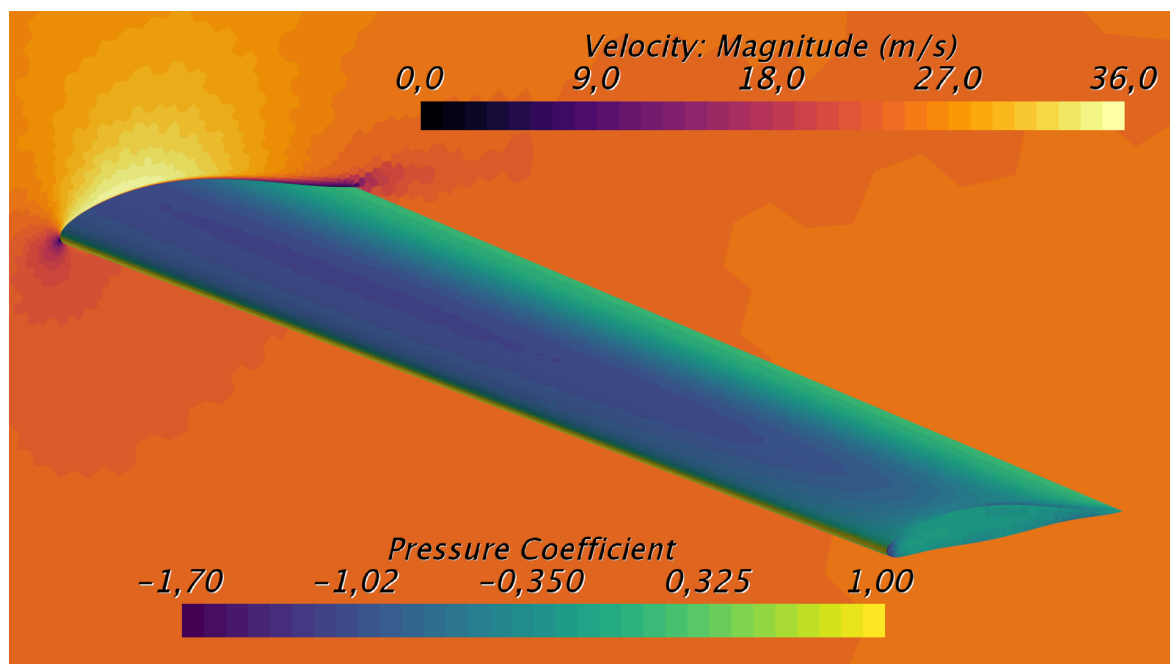


Figura 6.4: Representación de la distribución del coeficiente de presión obtenido mediante CFD. Extradós.

borde de ataque y a partir de ese punto empieza a decaer su valor. En el borde de ataque se puede observar que el valor de c_p es 1, ya que se trata de un punto de remanso donde la velocidad local del flujo es nula. La zona donde el valor de c_p es mínimo corresponde con la máxima curvatura del extradós y sobretodo en la zona central de la semiala.

En primer lugar, el valor de la presión es mínimo en la zona de máxima curvatura ya que es dónde se dan las velocidades más altas. En cuanto a que este mínimo c_p se de en la zona central de la semiala (en la dirección de la envergadura) y no uniformemente, es debido a que en la punta de ala se originan los distintos fenómenos de vorticidad por el intercambio de presiones y ello hace que el flujo se frene, aumentando así la presión.

En cuanto a la región del borde de fuga, es posible observar como el coeficiente de presión vuelve a incrementar hasta un valor de aproximadamente 1. Este aumento está asociado con una reducción notable de la velocidad del flujo que se hace perceptible en el gradiente de velocidades mostrado. Todas estas evoluciones pueden ser observadas igualmente en la distribución del coeficiente de presión en función de la coordenada longitudinal adimensional mostrada en la Figura 6.3b.

Respecto a las distribuciones del coeficiente de presión en el intradós, es posible apreciar en la Figura 6.5 que son más uniformes que las del extradós ya que no se aprecian cambios altamente considerables entre el borde de ataque y el de fuga. Aparte de las particularidades del borde de ataque, es posible apreciar dos zonas diferenciadas con el mismo comportamiento. Estas zonas se deben a los pequeños cambios de cur-

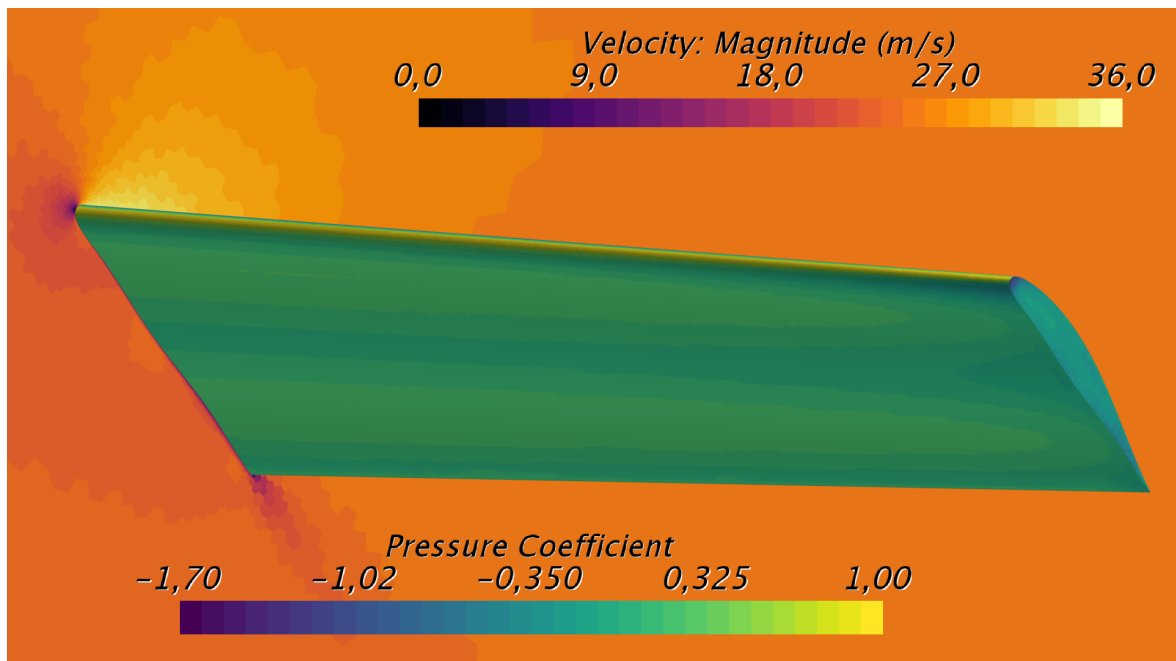


Figura 6.5: Representación de la distribución del coeficiente de presión obtenido mediante CFD. Intradós.

vatura que se dan en el perfil en esas regiones del perfil. Además de ello, pueden ser apreciadas mediante las curvas de c_p en función de la coordenada adimensional en la Figura 6.3b. Estos cambios de curvatura a su vez se observan en la representación del perfil, tal y como se muestra en la Figura 4.34.

En cuanto a la punta del ala, es posible apreciar un incremento en valores negativos del coeficiente de presión. Este hecho es debido a que los fenómenos de vorticidad que se dan en esa zona crean campos de presión y velocidad distintos a los esperados en el resto del ala.

6.3.3. Comparación de las distribuciones del coeficiente de fricción obtenidas en el caso 2D y 3D

En la validación del modelo CFD es pertinente comprobar la predicción de los efectos viscosos del modelo de turbulencia elegido. Dicha comprobación es posible realizarla a través del estudio del coeficiente de fricción. Para ello, se compara el valor de este coeficiente a lo largo del perfil obtenido mediante *Xfoil* y *STAR-CCM+* a través del modelo de turbulencia *Spalart-Allmarás* [88].

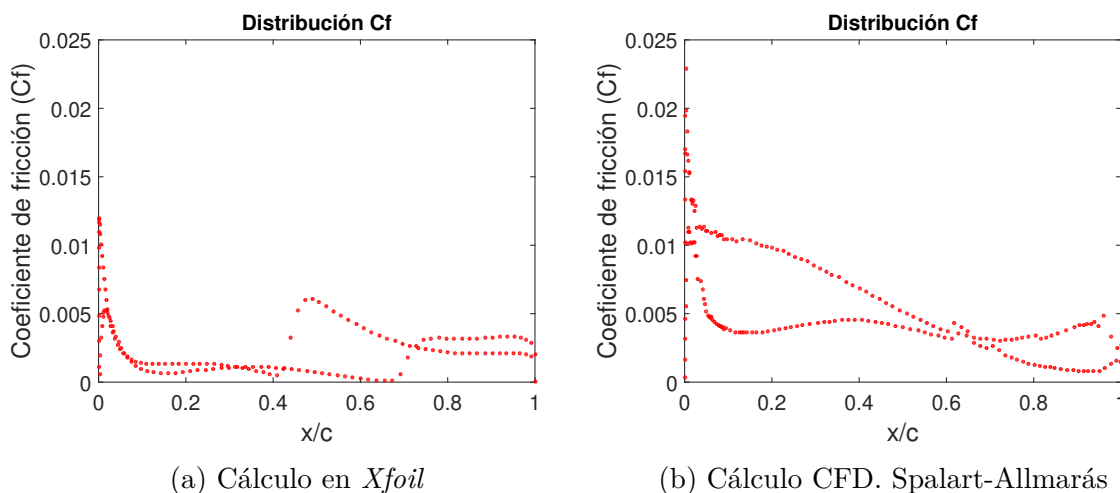


Figura 6.6: Comparación distribuciones del coeficiente de fricción para el perfil óptimo en crucero

En la Figura 6.6 es posible observar la diferencia entre las tendencias para el coeficiente de fricción calculado mediante la modificación del método de los paneles a través de *Xfoil* y mediante evaluación CFD. Los fenómenos que son predecidos por uno de los métodos no guarda ninguna semejanza con el otro. Aparte del aumento del coeficiente de fricción en el borde de ataque, la región correspondiente a la primera mitad el perfil es donde se aprecian las mayores diferencias.

En la Figura 6.13a es posible apreciar como el coeficiente de fricción disminuye hasta un valor nulo en $x/c = 0.4$ y $x/c = 0.7$, correspondiente con el desprendimiento de la capa límite, y a continuación aumenta en gran medida. Dicho incremento corresponde con una nueva readherencia de la capa límite. Además es posible apreciar que el fenómeno de desprendimiento y readherencia se da una vez para el extradós y otra para el intradós. Una vez se ha dado este fenómeno, es posible observar como el coeficiente de fricción tiende a estabilizarse en ambas curvas.

Sin embargo, en la Figura 6.3b no se representan dichos fenómenos de desprendimiento de la capa límite y posterior readherencia. Por el contrario, es posible observar que el coeficiente estudiado aumenta en gran medida en el borde de ataque, y más tarde decrece uniformemente hasta el borde de fuga.

Ante tal discrepancia se plantea la posibilidad de que el cálculo CFD no se esté resolviendo con precisión debido a una incorrecta malla o un modelo de turbulencia inadecuado. La validez de la malla para el modelo de turbulencia adoptado, (*Spalart-Allmarás*), es posible comprobarla a través de la coordenada adimensional y^+ . Tal y como se ha indicado en la Sección 5.2, para que el modelo de turbulencia *Spalart-Allmarás* pueda modelar correctamente el subrango viscoso de la capa límite, los valores de la coordenada adimensional y^+ deberían oscilar entre 1 y 5 aproximadamente. En la Figura 6.7 se observa los distintos valores de dicha coordenada adimensional para todo el perfil y para la región perteneciente al borde de ataque.

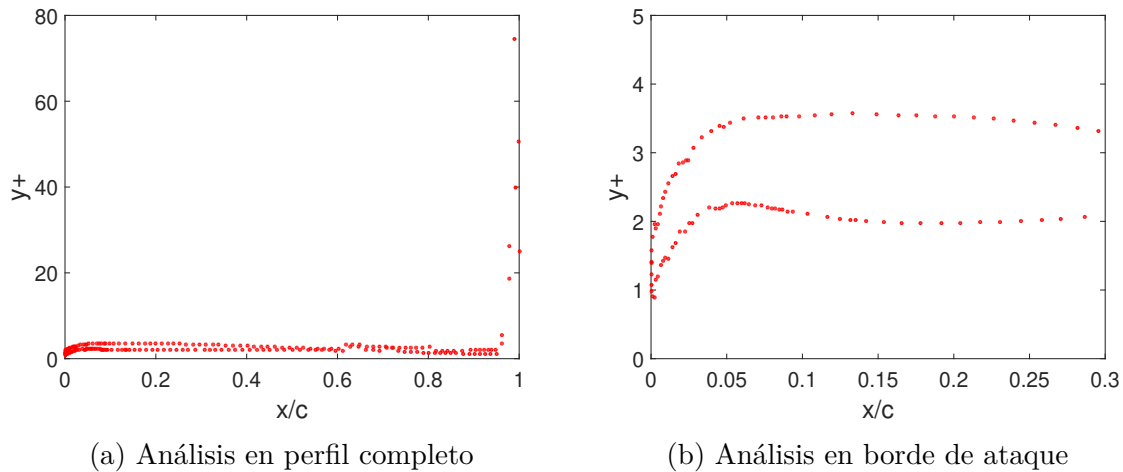


Figura 6.7: Representación de la coordenada y^+ . Modelo turbulencia *Spalart-Allmarás*.

Tal y como se muestra en la Figura 6.7a, los valores de la distancia adimensional y^+ son prácticamente constantes a lo largo de todo el perfil excepto en el borde de fuga. En esta región el valor de la coordenada adimensional se dispara debido al ajuste de la malla a este borde de forma brusca. Tal y como se ha comentado en la sección 5.2, el refinamiento de la malla en el borde de fuga presenta una alta dificultad. En cuanto al

incumplimiento de los rangos de y^+ en esta zona, no son deseables para la obtención de unos resultados precisos, pero estas discrepancias se dan en una zona tan reducida que su influencia en el cálculo final es mínima.

En cuanto a la zona correspondiente al borde de ataque, es posible observar en la Figura 6.7b como el valor de y^+ tiene valor unitario justo en el borde de ataque y a continuación crece con el valor de la coordenada adimensional x/c hasta estabilizarse. Es posible apreciar como el valor estable que se obtiene de y^+ se encuentra dentro del rango de validez del modelo de turbulencia fijado, *Spalart-Allmarás*. Además de ello, a través de la evolución de estas curvas, también es posible observar el refinamiento en el borde de ataque a través de la reducción del valor de la distancia adimensional y^+ .

Con ello, es posible deducir que las discrepancias que se han entre el coeficiente de fricción calculado a través de *Xfoil* y en CFD con el modelo de turbulencia *Spalart-Allmarás*, no es debido a la falta de refinamiento en la malla. Por ello, se plantea la posibilidad de que el modelo de turbulencia empleado no sea el más adecuado para la predicción de este tipo de fenómenos. A continuación, se realizan las mismas evaluaciones con el modelo de turbulencia $k - \omega$ *SST* de forma que se pueda afirmar o rechazar esta posibilidad.

6.3.4. Validación mediante un nuevo modelo de turbulencia.

k - ω SST

En primer lugar se realiza la comparación entre el coeficiente de fricción evaluado mediante *Xfoil* y a través de CFD con el nuevo modelo de turbulencia, de forma que sea posible observar si en esta ocasión el cálculo CFD es capaz de predecir con precisión los fenómenos de desprendimiento de la capa límite y readherencia. En la Figura 6.8 se muestra dicha comparación.

En la Figura 6.8, es posible observar como el coeficiente de fricción no presenta exactamente las mismas curvas en los dos cálculos realizados, sin embargo, sí que comparten las mismas tendencias. A diferencia del modelo de turbulencia *Spalart-Allmarás*, el modelo $k - \omega$ *SST* sí es capaz de predecir los desprendimientos de la capa límite y su posterior readherencia. Además de ello, la posición donde se dan dichos fenómenos es predecida con cierta precisión si se compara con la distribución de C_f calculada por *Xfoil* y mostrada en la Figura 6.8a. Como diferencia entre ambas representaciones es posible observar que las curvas obtenidas del cálculo CFD tienden a oscilar en mayor medida que las que han sido calculadas mediante *Xfoil* y presentan tendencias muy claras. En términos generales es posible observar que el modelo de turbulencia $k - \omega$ *SST* presenta una mayor precisión para el cálculo aerodinámico

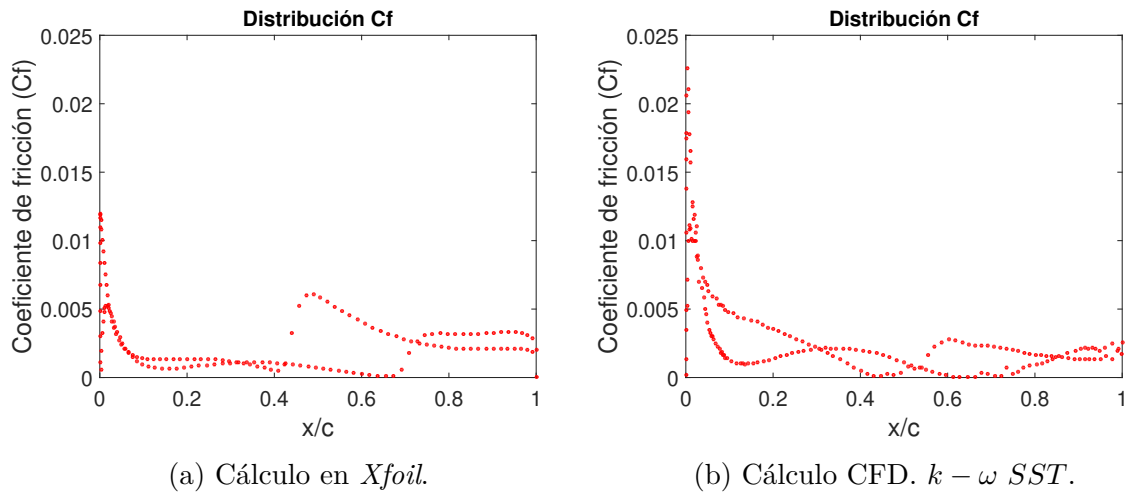


Figura 6.8: Comparación distribuciones del coeficiente de fricción para el perfil óptimo en crucero

planteado en este caso. Cabe indicar que el coste computacional se ha visto aumentado con la incorporación de este nuevo modelo de turbulencia, aún así, dicho aumento se encuentra dentro de los límites disponibles y resulta altamente favorable por la calidad de los resultados obtenidos.

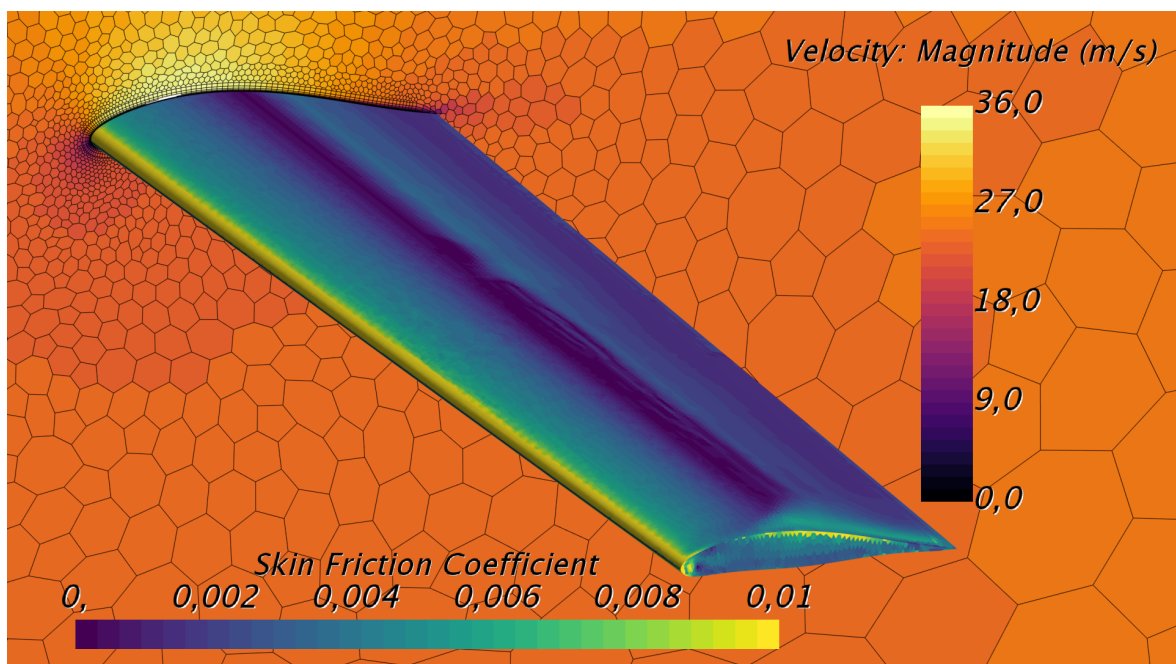


Figura 6.9: Representación de la distribución del coeficiente de presión obtenido mediante CFD. Extradós.

Además de la representación del coeficiente de fricción en una sección intermedia del ala completa, resulta altamente interesante observar su distribución a lo largo de toda la superficie. En la Figura 6.4 es posible observar la distribución del coeficiente de fricción

alrededor del borde de ataque y el extradós del ala. Además de ello, se muestra el campo de velocidades en el plano de simetría. Tal y como se puede observar, el valor de C_f máximo se encuentra en el borde de ataque y a partir de ese punto el valor del mismo decrece hasta llegar hasta la máxima curvatura. En el punto de máxima curvatura el coeficiente de fricción es mínimo dado que la velocidad del flujo es máxima. Este punto de mínimo C_f además puede ser observado en la Figura 6.8b. El hecho de que en una serie de puntos llegue a cero implica un desprendimiento de la capa límite. Sin embargo, es posible observar como el valor del coeficiente de fricción vuelve a aumentar de forma rápida, por lo que se da la readherencia de dicha capa límite. Por lo que respecta a la punta de la pala, es posible observar como en el límite entre el extradós y la superficie de la punta del ala, ocurre un gran aumento del coeficiente de fricción. Este incremento se debe a los fenómenos de vorticidad que se dan en la punta de la pala y que serán estudiados a continuación.

Por lo que respecta al intradós, en la Figura 6.10 se muestra de nuevo la distribución del coeficiente de fricción junto con el gradiente de velocidades sobre el perfil. Al igual que en el extradós, el coeficiente de fricción es máximo en el borde de ataque y decrece de forma uniforme hasta la máxima curvatura. En este caso, es necesario recalcar que el estudio se ha realizado con un ángulo de ataque de $\alpha = 5^\circ$, por ello, la situación de mínimo C_f se encuentra un tanto retrasada respecto al punto de máxima curvatura. De nuevo la región donde el coeficiente de fricción es mínimo corresponde con un desprendimiento de la capa límite. Además de ello, es posible observar distribuciones extrañas del C_f en la punta del ala.

Para ser capaces de dar explicación a la distribución del coeficiente de fricción en la punta del ala, es necesario observar el comportamiento del flujo en dicha región. Dicho comportamiento es posible observarlo a través de la representación de la dirección del flujo al rebordear la punta del ala. Dicha representación se muestra en la Figura 6.11.

En la Figura 6.11 han sido representadas las líneas de corriente del flujo más cercano a la punta del ala. Se ha llevado a cabo una diferenciación entre las líneas correspondientes al intradós y al extradós de forma que sea posible analizar en detalle su interacción. Analizando la evolución desde el borde de ataque hasta el borde de fuga, es posible observar como las líneas de corriente de intradós y extradós tienden a unirse cuando finaliza el ala. A partir de cierto punto correspondiente aproximadamente a la mitad de la cuerda, se observa la dominancia de las líneas de corriente del intradós sobre las del extradós, de forma que todo el flujo se desplaza hacia el extradós. En el borde de fuga, es posible apreciar el enlace entre la totalidad de las líneas de corriente formando una estela enrollada. Dicho comportamiento explica la distribución del coeficiente de fricción en esta región. La zona donde el C_f es máximo es debida a que las líneas de corriente tienden a adaptarse a la superficie y sufren una gran pérdida de velocidad

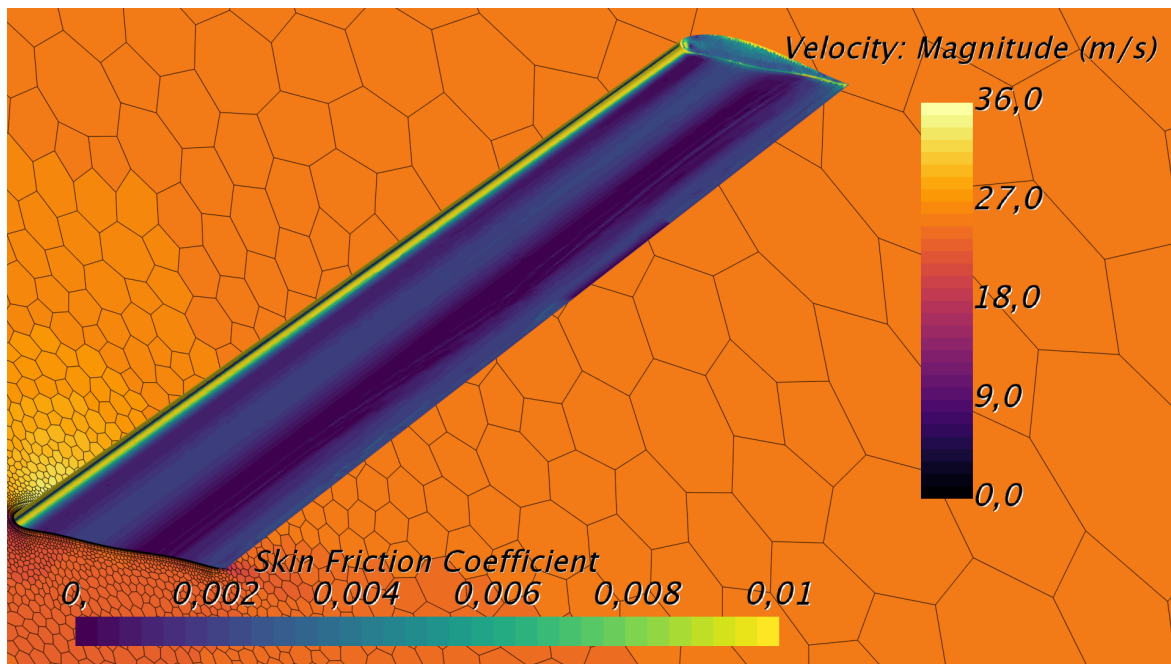


Figura 6.10: Representación de la distribución del coeficiente de presión obtenido mediante CFD. Intradós.

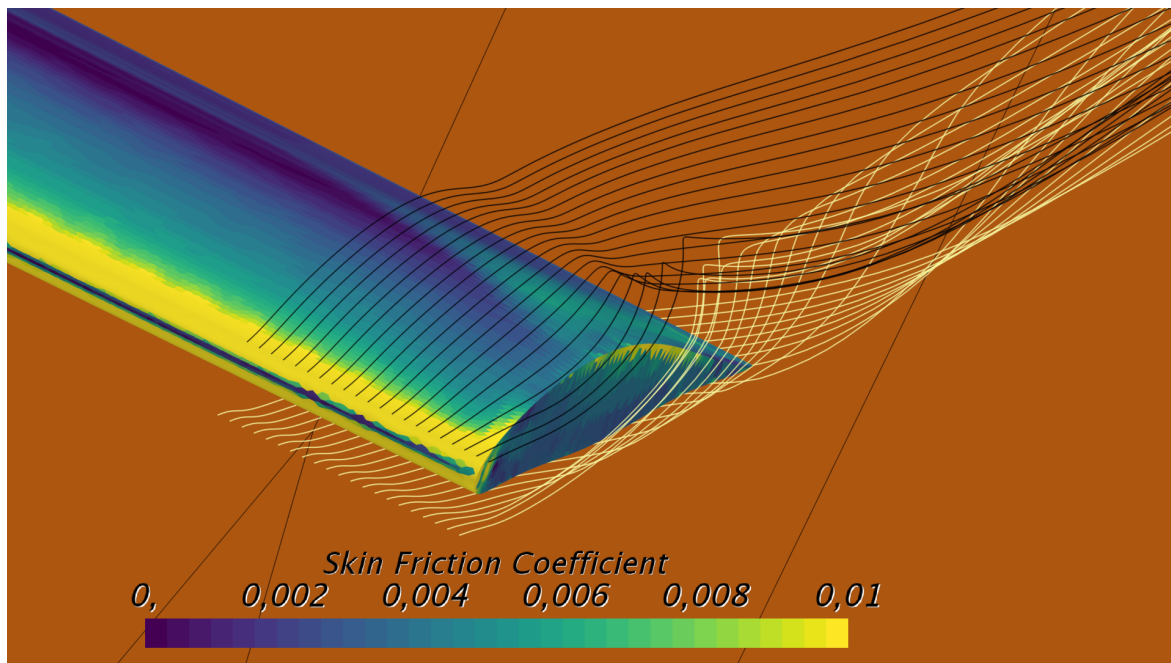


Figura 6.11: Representación de la dirección del flujo en la punta del ala.

que lleva consigo un aumento de C_f . Sobre la superficie del extradós, dicha pérdida de velocidad, consigue que el coeficiente de fricción no llegue hasta un valor nulo y con ello se reduce el desprendimiento de la capa límite.

Con todo ello, es posible concluir que el modelo de turbulencia $k - \omega SST$ es mucho más apropiado que el modelo *Spalart-Allmarás* ya que se consiguen resultados mucho más semejantes a los obtenidos de forma ‘teórica’ a través de *Xfoil*. Como última comprobación para la aceptación definitiva de este nuevo modelo de turbulencia, se requiere observar la distancia adimensional y^+ y si la distribución del coeficiente de presión. En la Figura 6.12 es posible observar como la distribución de esta coordenada adimensional, sigue la misma tendencia que en el modelo de *Spalart-Allmarás*, junto con la discrepancia en el borde de fuga.

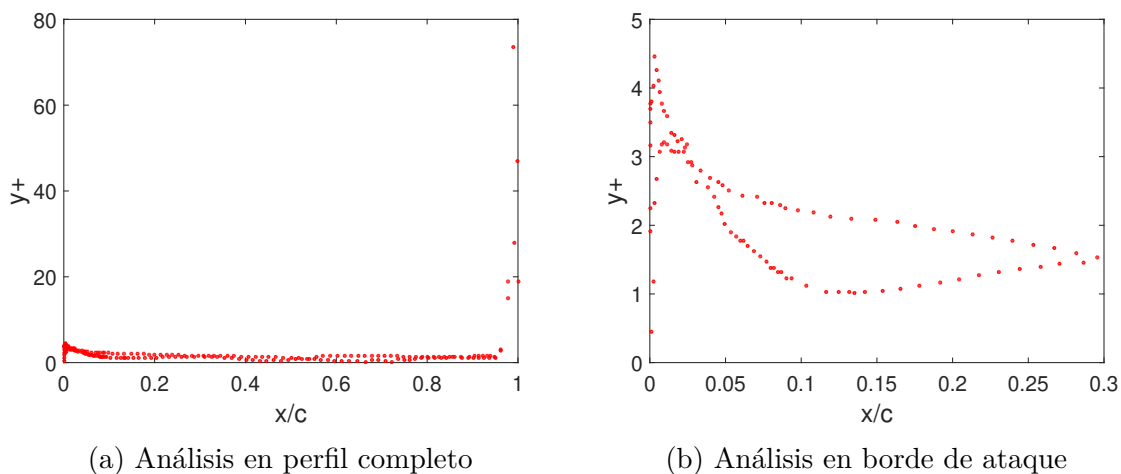


Figura 6.12: Representación de la coordenada y^+ . Modelo turbulencia $k - \omega SST$.

Además de ello, en la Figura 6.12b se muestra como el valor de y^+ se encuentra dentro del rango de validez para el correcto modelado del subrango viscoso de la capa límite. Por ello, a pesar del incorrecto modelado del borde de fuga, puede tomarse como válida la malla empleada para este modelo de turbulencia.

En cuanto a la distribución del coeficiente de presión, en la Figura 6.13 se muestra la comparación entre el cálculo de este coeficiente a través de *Xfoil* y a través del código CFD empleado con el modelo de turbulencia $k - \omega SST$.

En cuanto a las distribuciones del coeficiente de presión que se obtienen mediante el modelo de turbulencia $k - \omega SST$, es posible observar en la Figura 6.13b como el coeficiente de de presión no se calcula con precisión en el extradós, ya que el pico de succión calculado por *Xfoil* (Figura 6.13a), no se muestra. Sin embargo, a pesar de que la distribución del coeficiente de presión hallada por el cálculo CFD para el modelo $k - \omega SST$ sea muy semejante a la que se obtenía empleando el modelo de

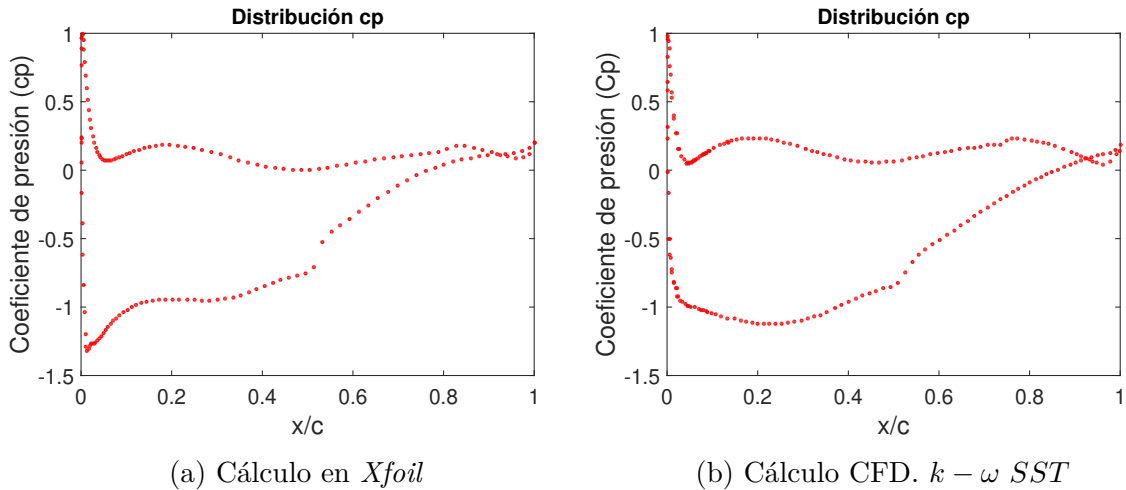


Figura 6.13: Comparación distribuciones del coeficiente de presión para el perfil óptimo en crucero

turbulencia *Spalart-Allmarás* (Figura 6.3b), en esta ocasión es posible observar los picos correspondientes a los desprendimientos de la capa límite.

Con todo ello, es posible validar el modelo de turbulencia $k - \omega SST$ como el más adecuado para el cálculo CFD realizado, a pesar de que incrementa en cierta medida el coste computacional.

6.4. GEOMETRÍA ALAR OPTIMIZADA DEFINITIVA

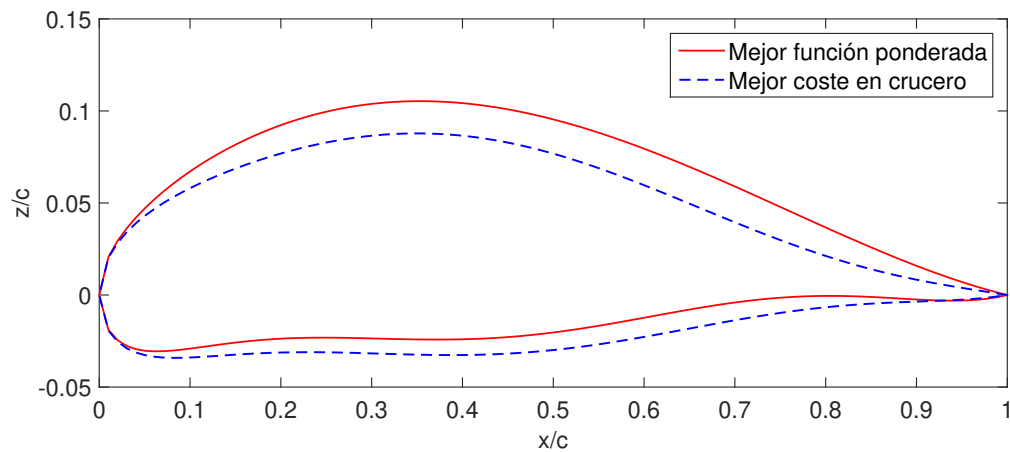
Tras las múltiples evaluaciones realizadas se ha podido comprobar que ambos perfiles presentan las mismas ventajas aerodinámicas y podrían ser implementados en la aeronave *Phoenix UPV* del mismo modo y sin complicaciones adicionales. Por ello en la Tabla 6.2 se muestran los datos que caracterizan a cada uno de estos perfiles de forma que puedan ser representados y montados en la correspondiente aeronave en proyectos futuros.

Además de ello se recuerda la comparación entre ambos perfiles a través de sus coordenadas normalizadas tal y como se muestra en la Figura 6.14. En el momento en que se realice el montaje, esta comparación de las geometrías puede ser de gran utilidad para observar cuál se adapta mejor a las necesidades constructivas impuestas por el resto de elementos estructurales en la aeronave.

En cuanto a la distribución geométrica tridimensional, ya ha sido fijada en la Sección 6.1 para unos valores concretos de envergadura, alargamiento y estrechamiento. Además de ello, es necesario resaltar que dichos valores se han tomado realizando suposiciones

	<i>PhoenixBest</i>	<i>PhoenixCruise</i>
r_{le}	0.0208	0.021075
X_{up}	0.3532	0.349983
Z_{up}	0.1053	0.087812
Z_{XXup}	-1.0148	-1.016068
X_{lo}	0.3720	0.387639
Z_{lo}	-0.0242	-0.063624
Z_{XXlo}	0.3626	0.352503
Z_{te}	0	0
ΔZ_{te}	0	0
α_{te}	0	0
β_{te}	0.2418	0.158591
$t_{m\acute{a}x}/c$	0.1295	0.1514

Tabla 6.2: Características perfiles alares óptimos

Figura 6.14: Comparación de los dos perfiles óptimos (*PhoenixBest* y *PhoenixCruise*).

en cuanto a las disposiciones estructurales, pero con un estudio en detalle podrían ser modificadas. En la Tabla 6.3 se muestran las características fijadas.

cabe destacar que, tal y como ha demostrado el cálculo paramétrico tridimensional, cuanto más alto sea el valor de alargamiento y más reducido sea el de estrechamiento, mejor serán las condiciones aerodinámicas. Especialmente se verá aumentada la eficiencia aerodinámica ya que con dichos ajustes se reduce la resistencia inducida de la geometría considerada. Para determinar los valores máximos de estos parámetros se debe recurrir a estudios estructurales y de disposición de la geometría completa.

Con ello, se dispone de los datos necesarios para ser capaces de reproducir la geometría más optimizada para el modelo de aeronave *Phoenix UPV* y bajo las condiciones fijadas en el diseño conceptual y por el concurso *IMechE UAS Challenge*. Con la implementación de cualquiera de los dos perfiles y su correspondiente disposición

Parámetro	Valor	Unidades
S_w	1.20	m^2
AR	9.00	(-)
λ	0.60	(-)
b	3.29	m
c_{punta}	0.27	m
$c_{raíz}$	0.46	m

Tabla 6.3: Características generales geometría alar

geométrica 3D mejorada, es posible lograr una mejora del 15% respecto a la geometría considerada en el cálculo inicial de la aeronave *Phoenix UPV*.

Capítulo 7

Conclusiones

Se ha aplicado un algoritmo evolutivo junto con herramientas CFD para la optimización de una geometría alar aplicada al campo aerodinámico de las aeronaves no tripuladas (UAS/RPAS). La aeronave que se pretende diseñar tiene por misión el control y monitorización de incendios forestales.

Con ello, ha sido posible conocer detalles de la realidad de los incendios forestales a nivel global, así como de los distintos desarrollos que se encaminan hacia su erradicación. El progreso evaluado en este trabajo se basa en el empleo de aeronaves no tripuladas con una alta robustez aerodinámica.

A través del planteamiento del uso de UAS, ha sido posible conocer en profundidad el mercado actual de este tipo de desarrollos así como sus posibles aplicaciones en el presente y en el futuro.

La optimización se ha llevado a cabo en dos bloques generales: en primer lugar se ha obtenido una serie de perfiles aerodinámicos óptimos para unas condiciones dadas y más tarde se ha realizado el estudio paramétrico tridimensional.

En cuanto a la obtención de los perfiles aerodinámicos óptimos, se ha empleado un algoritmo evolutivo denominado *Particle Swarm Optimization*. Este algoritmo ha sido aplicado mediante tres metodologías distintas. Por una parte se ha realizado la optimización mono-objetivo de la fase de crucero, más tarde la optimización multi-objetivo a través de la adaptación del algoritmo, en este caso denominado *MOPSO*. Ambos métodos se han comparado con la adaptación intermedia, la función objetivo ponderada.

Con los datos obtenidos se ha podido comprobar que los perfiles que han sido altamente mejorados son los obtenidos a través de los planteamientos mono-objetivo. Por ello son los considerados en el posterior cálculo tridimensional.

Para la obtención de estos perfiles ha sido necesario emplear una gran cantidad

de metodologías y herramientas. En primer lugar la implementación se ha llevado a cabo en MATLAB, el cual se ha encargado del pre y post-proceso. El cálculo de las prestaciones aerodinámicas se ha realizado mediante el *solver* bidimensional, *Xfoil*. Ambos *software* han sido de gran utilidad y han demostrado su validez y robustez en este tipo de metodologías.

En cuanto a las teorías empleadas para el desarrollo de la optimización, se han empleado los algoritmos evolutivos *PSO* y *MOPSO*, ambos con unas características muy favorables para obtener resultados válidos con un bajo coste computacional. Además también ha sido necesario emplear el método de parametrización PARSEC, el cual ha sido validado como un método con una gran versatilidad y facilidad de comprensión e implementación.

Una vez se han obtenido los perfiles aerodinámicos óptimos para las condiciones dadas, ha sido posible realizar el estudio paramétrico de la geometría completa del ala. Han sido estudiados 48 casos distintos con diferentes valores de estrechamiento, alargamiento, ángulo de ataque y para los dos perfiles obtenidos por los métodos de optimización mono-objetivo.

El estudio tridimensional ha demostrado que se cumplen las tendencias esperadas, ya que la eficiencia aerodinámica crece con el alargamiento y el estrechamiento. Además de ello, no ha sido posible observar diferencias significativas entre ambos perfiles aerodinámicos.

Este análisis ha sido realizado mediante el código CFD, *STAR-CCM+* y ha podido verificarse su validez y gran versatilidad para el cálculo aerodinámico.

Por ello, ha sido posible verificar que el cálculo bidimensional es suficiente para la obtención de conclusiones válidas en este caso en el que se realiza el vuelo en régimen subsónico bajo y en condiciones de crucero. El cálculo tridimensional se reserva para el cálculo de las fases del vuelo más problemáticas, como puede ser la entrada en pérdida. Además este método permite visualizar fenómenos no apreciables en el caso 2D.

Finalmente se ha podido concluir que ambos perfiles optimizados son de gran validez en la aplicación precisa que los motiva, la aeronave *Phoenix UPV*, ya que se ha conseguido mejorar su eficiencia aerodinámica en un 15% respecto a la geometría considerada con anterioridad a este trabajo.

Bibliografía

- [1] Jaime Montero. Qué diferencias hay entre RPA, UAV, RPAS, UAS y dron, 2016. URL: <https://www.todrone.com/diferencias-hay-entre-rpa-uav-rpas-uas-dron/>.
- [2] Vintage Wings of Canada. The mother of All Drones. URL: <http://www.vintagewings.ca/VintageNews/Stories/tabid/116/articleType/ArticleView/articleId/484/The-Mother-of-All-Drones.aspx>.
- [3] By Ole and Vidar Homleid. Contributing Stakeholders. *Secretary*, (December):2008, 2007.
- [4] ICAO. *Unmanned Aircraft Systems*, volume 23. 2009. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/B978-0-12-374518-7.00016-X>, arXiv:arXiv:1011.1669v3, doi:10.1016/B978-0-12-374518-7.00016-X.
- [5] Cristina Cuerno-Rejado, Luis García-Hernández, Alejandro Sánchez-Carmona, Adrián Carrio, Jose Luis Sanchez-Lopez, and Pascual Campoy. Evolución histórica de los vehículos aéreos no tripulados hasta la actualidad. *Dyna (Spain)*, 91(3):332, 2016. doi:10.6036/7781.
- [6] 147th Attack Wing. MQ-1 Predator Unmanned Aircraft System, 2008. URL: <http://www.147atkw.ang.af.mil/About-Us/Fact-Sheets/Display/Article/450153/mq-1-predator-unmanned-aircraft-system/>.
- [7] Steve Corey. Hexacopter Camera. URL: <https://www.flickr.com/photos/stevecorey/10076381225>.
- [8] Peter van Blyenburgh. UAVs: an overview. *Air & Space Europe*, 1(5):43–47, 1999. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1290095800888693>, doi:[https://doi.org/10.1016/S1290-0958\(00\)88869-3](https://doi.org/10.1016/S1290-0958(00)88869-3).
- [9] A. Barrientos, J. Del Cerro, P. Gutiérrez, R. San Martín, A. Martínez, and C. Rossi. Vehículos aéreos no tripulados para uso civil. Tecnología y aplicaciones. *Grupo*

- de Robótica y Cibernética, Universidad Politécnica de Madrid*, pages 1–29, 2009. URL: <http://webdiis.unizar.es/{~}neira/docs/ABarrientos-CEDI2007.pdf>
<http://webdiis.unizar.es/{~}neira/docs/ABarrientos-CEDI2007.pdf>.
- [10] Juli G. Pausas. *Incendios Forestales*. Catarata y CSIC, 2012. URL: <https://www.uv.es/jgpausas/incendios.html>.
- [11] Miguel Castillo, Patricio Pedernera, and E Pena. Incendios forestales y medio ambiente: una síntesis global. *Revista Ambiente y Desarrollo de CIP-MA*, XIX(1):44–53, 2003. URL: <http://www.cipma.cl/web/200.75.6.169/RAD/2003/3-4{ }Castillo.pdf>, doi:10.1002/hyp.9647.
- [12] Global forest watch fires, 2018. URL: <https://fires.globalforestwatch.org/map/>.
- [13] Ministerio de Agricultura Alimentación y Medio Ambiente MAGRAMA. Los Incendios Forestales en España. Decenio 1996-2005. page 106, 2007. URL: <http://www.mapama.gob.es/es/desarrollo-rural/estadisticas/decenio{ }1996{ }2005{ }tcm7-349070.pdf>.
- [14] Juli G. Pausas and Eloi Ribeiro. The global fire-productivity relationship. *Global Ecology and Biogeography*, 22(6):728–736, 2013. doi:10.1111/geb.12043.
- [15] Natasha Vizcarra. Strange bedfellows, 2014. URL: <https://earthdata.nasa.gov/user-resources/sensing-our-planet/strange-bedfellows-2014>.
- [16] UAS Challenge, 2017. URL: <https://www.imeche.org/events/challenges/uas-challenge/team-resources/team-document-library>.
- [17] Institution of Mechanical Engineers. University UAS Challenge 2018 - Competition Rules. pages 26–29, 2018.
- [18] Divya Joshi. Here are the world’s largest drone companies and manufacturers to watch and invest in, 2017. URL: <http://www.businessinsider.com/top-drone-manufacturers-companies-invest-stocks-2017-07?IR=T>.
- [19] DJI. Phantom 3 SE, 2018. URL: <https://www.dji.com/es/phantom-3-se>.
- [20] Arun Mathew. U.S. conducts Raven RQ-11 demo for Djiboutian Forces, 2017. URL: <https://defpost.com/u-s-conducts-raven-rq-11-demo-djiboutian-forces/>.
- [21] Warrior Lodge. Boeing insitu Scaneagle. URL: <https://warriorlodge.com/products/boeing-insitu-scaneagle>.

-
- [22] Northern Tuli and Game Reserve. Fact sheet. pages 210–211, 2017.
- [23] LTD. UCONSYSTEM CO. REMOEYE - 002B, 2018. URL: <http://www.uconsystem.com/eng/products/military/remoeye-002b.asp>.
- [24] LTD. UCONSYSTEM CO. REMOEYE - 006A, 2018. URL: <http://www.uconsystem.com/eng/products/military/remoeye-006a.asp>.
- [25] BlueBird Aero Systems. ThunderB. Long Endurance Tactical UAS. 2018.
- [26] Direct Industry. Fixed-wing UAV /Civilian /Mini/Fulmar, 2018. URL: <http://www.directindustry.com/prod/aerovision-vehiculos-aereos-sl/product-101643-936617.html>.
- [27] Cybereye. 2018. URL: www.cyberflightuavs.com.
- [28] CyberFlight. Man portable unmanned airborne vehicles. ZYGO. 2018. URL: www.cyberflightuavs.com.
- [29] The Uav. Tracker 120. URL: <https://www.survey-copter.com/en/produits/drone-dractracker/>.
- [30] Aliaca Uav, Aliaca Uav, and The Uav. Dvf 2000 vt / aliaca. 2000. URL: <https://www.survey-copter.com/en/produits/aliaca/>.
- [31] M Sans Fàbregas. Proyecto de un UAV de autonomía infinita. 2015. URL: https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2117/97790/REPORT_{_}96.pdf.
- [32] Ferran Lozano Rocabeyera Títol TFG. Study of a feasible solution for a specific mission with unmanned aerial vehicles(UAV/RPAS). (June), 2016.
- [33] Kimon P. Valavanis and George J. Vachtsevanos. *Handbook of unmanned aerial vehicles*. 2015. arXiv:arXiv:1011.1669v3, doi:10.1007/978-90-481-9707-1.
- [34] Eun-Mi Kwon, Kee-Ho Yu, Myoung-Jong Yoon, and Gu-Young Jeong. Design considerations and modeling of a small and low altitude solar powered UAV. *International Conference on Control, Automation and Systems*, pages 1085–1088, 2011.
- [35] Hugo Aliaga-Aguilar and Cristina Cuerno-Rejado. Development and validation of software for rapid performance estimation of small RPAS. *Advances in Engineering Software*, 110:1–13, 2017. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.advengsoft.2017.03.010>, doi:10.1016/j.advengsoft.2017.03.010.

- [36] Trabajo Fin De Grado. Proyecto Fin de Carrera Trabajo Fin de Grado Ingeniería de Ingeniería Telecomunicación Grado en Aeroespacial Formato de frecuencia Publicación de la Escuela Técnica Diseño de controladores para UAVs Superior Ingeniería de ala de rotatoria mediante esquem. 2015.
- [37] F. Guerrero, V. Martinez, O. Garcia, A. Sanchez, and E. S. Espinoza. Aerodynamic analysis and performance of a mini airplane UAV. *2015 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, ICUAS 2015*, pages 1112–1117, 2015. doi:10.1109/ICUAS.2015.7152403.
- [38] MH-Aerotoools. Airfoils for Pylon Racing F3D, F5D. URL: <https://www.mh-aerotoools.de/airfoils/foil{ }pylonracing.htm>.
- [39] Prepared For, Luis Bernal, Prepared By, and Paul Dorman April. Small UAV. 2006.
- [40] G K Egan, R J Cooper, and B Taylor. Unmanned Aerial Vehicle Research at Monash University. *AIAC11 Eleventh Australian International Aerospace Congress*, 2004. URL: <http://www.eganfamily.id.au/archive30nov2007/monash/research/papers/Egan168.pdf>.
- [41] Cody Lafountain, Kelly Cohen, and Shaaban Abdallah. Camber Controlled Airfoil Design for Morphing UAV. *New Horizons*, (January):1–11, 2009. doi:10.2514/6.2009-1435.
- [42] Fazlay Rabbey. Technical Development of Design & Fabrication of an Unmanned Aerial Vehicle. *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*, 7(5):36–46, 2013. URL: <http://www.iosrjournals.org/iosr-jmce/papers/vol7-issue5/G0753646.pdf?id=2310>, doi:10.9790/1684-0753646.
- [43] Bernal Ortega, Carlos De, Augusto Gil, José Luis, López Teruel, Pedro Martín Cañal, Adrián Pérez Alcaraz, Daniel Samblás Carrasco, and Francisco Ventura. Diseño conceptual de un UAV.
- [44] Michael Shamiyeh. Conceptual Design of a Hybrid Electric Rotorcraft. 4(12):26–33, 2015.
- [45] Christopher J. Hartney. Design of a Small Solar-Powered Unmanned Aerial Vehicle. (August):113, 2011. arXiv:arXiv:1011.1669v3, doi:10.1017/CB09781107415324.004.
- [46] Glennon J Harrison. Unmanned Aircraft Systems (UAS): Manufacturing Trends. 2013.

-
- [47] SARINA HOUSTON. AVIATION GLOSSARY The National Airspace System Explained Airspace, Air Traffic Control and the Technology That Makes It Work, 2017. URL: <https://www.thebalancecareers.com/the-national-airspace-system-explained-282584>.
- [48] O F Unmanned, Aircraft Systems, I N The, and United States. IN THE UNITED STATES. (March), 2013.
- [49] Javier López. Optimización Multi-objetivo Aplicaciones a problemas del mundo real. 2013. doi:10.1007/s13398-014-0173-7.2.
- [50] Olga Kurasova, Tomas Petkus, and Ernestas Filatovas. Visualization of Pareto front points when solving multi-objective optimization problems. *Information Technology and Control*, 42(4):353–361, 2013. doi:10.5755/j01.itc.42.4.3209.
- [51] R Timothy Marler and Jasbir S Arora. The weighted sum method for multi-objective optimization : new insights. pages 853–862, 2010. doi:10.1007/s00158-009-0460-7.
- [52] R Timothy Marler and Jasbir Singh Arora. Function-transformation methods for multi-objective Function-transformation methods for multi-objective optimization. (January 2015), 2005. doi:10.1080/03052150500114289.
- [53] Randy L Haupt, Sue Ellen Haupt, and A John Wiley. *ALGORITHMS PRACTICAL GENETIC ALGORITHMS*.
- [54] Abdullah Konak, David W Coit, and Alice E Smith. Multi-objective optimization using genetic algorithms : A tutorial. 91:992–1007, 2006. doi:10.1016/j.res.2005.11.018.
- [55] Fernando Sancho Caparro. Algoritmos Genéticos, 2017. URL: <http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=65>.
- [56] Benhala Bachir, Ahaitouf Ali, and Mechaqrane Abdellah. Multiobjective Optimization of an Operational Amplifier by the Ant Colony Optimisation Algorithm. *Electrical and Electronic Engineering*, 2(4):230–235, 2012. URL: <http://article.sapub.org/10.5923.j.eee.20120204.09.html>, doi:10.5923/j.eee.20120204.09.
- [57] Russell Eberhart and James Kennedy. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. pages 39–43.
- [58] Carlos A. Coello Coello and Maximino S. Lechuga. MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization. *Proceedings of the 2002 Congress*

- on Evolutionary Computation, CEC 2002*, 2:1051–1056, 2002. doi:10.1109/CEC.2002.1004388.
- [59] J. Knowles and D. W. Corne. Approximating the Nondominated Front using the Pareto Achieved Evolution Strategy. *Evolutionary Computation*2, 8(2):149–172, 2000. doi:10.1162/106365600568167.
- [60] DavoO Kadellar. Perfil Alar, 2009. URL: https://es.wikipedia.org/wiki/Perfil{_%7B%7D}alar{#}/media/File:Perfil{_%7B%7D}alar{_%7B%7D}1.svg.
- [61] Nilesh P Salunke, Juned Ahamad R A, and S A Channiwala. Airfoil Parameterization Techniques : A Review. 2(4):99–102, 2014. doi:10.12691/ajme-2-4-1.
- [62] Ava Shahrokhi and Alireza Jahangirian. Airfoil shape parameterization for optimum Navier-Stokes design with genetic algorithm. *Aerospace Science and Technology*, 11(6):443–450, 2007. doi:10.1016/j.ast.2007.04.004.
- [63] Epistasis, 2006. URL: <http://ciencia.glosario.net/genetica/epistasis-5333.html>.
- [64] Thomas Bäck. *Evolutionary Algorithms in Theory and Practice*. 196. URL: <https://global.oup.com/academic/product/evolutionary-algorithms-in-theory-and-practice-9780195099713?cc=es{%&}lang=en{%&}}>.
- [65] R W Derksen and Tim Rogalsky. Advances in Engineering Software Bezier-PARSEC : An optimized aerofoil parameterization for design. *Advances in Engineering Software*, 41(7-8):923–930, 2010. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.advengsoft.2010.05.002>, doi:10.1016/j.advengsoft.2010.05.002.
- [66] A Shahrokhi and A Jahangirian. Navier-Stokes optimization using genetic algorithm and a flexible parametric airfoil method. *Conference on Design*, 2006. URL: [http://velos0.ltt.mech.ntua.gr/ERCOFTAC/PROC06-GC/resources/fullpapers/FP{_%7B%7D}A.Shahrokhi\[A\].pdf](http://velos0.ltt.mech.ntua.gr/ERCOFTAC/PROC06-GC/resources/fullpapers/FP{_%7B%7D}A.Shahrokhi[A].pdf).
- [67] Technology Highlights. *Fixed-Wing Aircraft*. 2014.
- [68] Aeromodelbasis. Aeronautical Definitions, 2012. URL: <http://aeromodelbasic.blogspot.com/2012/09/aeronautical-definitions.html>.
- [69] (also Harold Youngren guppy (AT) maine (DOT) rr (DOT) com Mark Drela drela (AT) mit (DOT) edu. XFOIL, 2013. URL: [Xfoil6.99\(Unix,Windows\)](http://xfoil6.99(Unix,Windows)).
- [70] STAR-CCM+. URL: <https://mdx.plm.automation.siemens.com/star-ccm-plus>.

-
- [71] Ashish Kotwal. Fluent vs Star-CCM+?, 2015. URL: https://www.researchgate.net/post/Fluent{}_vs{}_Star-CCM.
- [72] Kettese Hansen. Analysis of flow around an RS : X Racing 66 windsurfing fin . 2011.
- [73] Pierluigi Della, Elia Daniele, and Egidio D Amato. An airfoil shape optimization technique coupling PARSEC parameterization and evolutionary algorithm. *Aerospace Science and Technology*, 32(1):103–110, 2014. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ast.2013.11.006>, doi:10.1016/j.ast.2013.11.006.
- [74] UIUC Applied Aerodynamic Group. UIUC AIrfoil Coordinates Database. URL: http://m-selig.ae.illinois.edu/ads/coord{}_database.html.
- [75] Krishna Teerth, Manjaree Pandit, and Laxmi Srivastava. Electrical Power and Energy Systems Particle swarm optimization with time varying acceleration coefficients for non-convex economic power dispatch. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 31(6):249–257, 2009. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijepes.2009.01.010>, doi:10.1016/j.ijepes.2009.01.010.
- [76] Jun He and Xinghuo Yu. Conditions for the convergence of evolutionary algorithms. 47, 2001.
- [77] D. Parr and J. M. Thompson. Solving the multi-objective nurse scheduling problem with a weighted cost function. *Annals of Operations Research*, 155(1):279–288, 2007. doi:10.1007/s10479-007-0202-4.
- [78] Tian-tian Zhang, Wei Huang, Zhen-guo Wang, and Li Yan. A study of airfoil parameterization , modeling , and optimization based on the computational fluid dynamics method *. (October), 2017. doi:10.1631/jzus.A1500308.
- [79] Prasetyo Edi, Nukman Yusoff, and Aznijar Ahmad Yazid. The Design Improvement of Airfoil for Flying Wing UAV. 3(9):809–818, 2008.
- [80] Ricardo Entz, Airbus Group Innovations, Fernando Catalano, and Marcello Me-deiros. Methods for Preliminary Airfoil Optimization. (March 2016), 2009. doi:10.2514/6.2009-3774.
- [81] Hadi Winarto. Airfoil Optimisation by Swarm Algorithm with Mutation and Artificial Airfoil Optimization by Swarm Algorithm with Mutation and Artificial Neural Networks. (January 2009), 2017. doi:10.2514/6.2009-1278.
- [82] Upali K Wickramasinghe, Robert Carrese, and Xiaodong Li. Designing Airfoils using a Reference Point based Evolutionary Many-objective Particle Swarm Optimization Algorithm. (978), 2010.

- [83] R Mukesh. Airfoil shape optimization using non-traditional optimization technique and its validation. *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*, 26(2):191–197, 2014. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jksues.2013.04.003>, doi:10.1016/j.jksues.2013.04.003.
- [84] Yarpiz. Multi-Objective PSO in MATLAB. URL: <http://yarpiz.com/59/ypea121-mopso>.
- [85] Hamid Reza Hassanzadeh and Modjtaba Rouhani. A multi-objective gravitational search algorithm. *Proceedings - 2nd International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks, CICSyN 2010*, 1:7–12, 2010. doi:10.1109/CICSyN.2010.32.
- [86] M. Ariff, S. Salim, and S. Cheah. Wall Y + Approach for Dealing With Turbulent Flow Over a Surface Mounted Cube : Part 2 - High Reynolds Number. *7th International Conference on CFD in the Minerals and Process Industries*, (December):1–6, 2009. URL: <http://www.cfd.com.au/cfd{ }conf09/PDFs/142SAL.pdf>, doi:10.1504/PCFD.2010.035368.
- [87] Roberto Martí Gómez-Aldaraví, Pedro, Navarro García. Tema 8 Turbulencia de pared y capas límite. pages 1–46, 2016.
- [88] P. SPALART and S. ALLMARAS. A one-equation turbulence model for aerodynamic flows. *30th Aerospace Sciences Meeting and Exhibit*, (January), 1992. URL: <http://arc.aiaa.org/doi/10.2514/6.1992-439>, arXiv:arXiv:1011.1669v3, doi:10.2514/6.1992-439.
- [89] J A Capote, D Alvear, O V Abreu, M Lázaro, and P Espina. Influencia del modelo de turbulencia y del refinamiento de la discretización espacial en la exactitud de las simulaciones computacionales de incendios. *Rev. Int. Mét. Num. Cál. Dis. Ing*, 24(3):227–245, 2008. URL: <https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2099/10445/III-V24N3.pdf>.
- [90] M. M. Rahman, A. Meriläinen, A. K.M. Sadrul Islam, and M. J. Lampinen. Evaluating κ - ϵ with one-equation turbulence model. *Procedia Engineering*, 56:206–216, 2013. doi:10.1016/j.proeng.2013.03.109.
- [91] Čedomir Kostić. Review of the Spalart-Allmaras Turbulence Model and its Modifications to Three-Dimensional Supersonic Configurations. *Scientific Technical Review*, 65(1):43–49, 2015. URL: <http://scindeks-clanci.ceon.rs/data/pdf/1820-0206/2015/1820-02061501043K.pdf>, doi:10.5937/STR1501043K.

- [92] F. R. Menter. Improved two-equation k-omega turbulence models for aerodynamic flows. *NASA Technical Memorandum*, (103978):1 – 31, 1992. doi:10.2514/6.1993-2906.
- [93] Pedro Martí Gómez-Aldaraví and Roberto Navarro García. Aspectos numéricos y resolución CFD.

Documento II

PRESUPUESTO

Índice de documento

1	Planteamiento del método presupostario	
2	Presupuesto parcial - Mano de obra	
2.1.	Desglose tiempo empleado	195
2.1.1.	Horas de trabajo del autor	195
2.1.2.	Horas de trabajo de los tutores	195
2.2.	Desglose salarios	196
2.2.1.	Salario autor	196
2.2.2.	Salario PDI	196
2.3.	Coste por horas	197
3	Presupuesto parcial - Equipos	
3.1.	Licencias del <i>software</i>	199
3.2.	Coste de amortización de los equipos	200
3.3.	Material fungible	200
4	Desglose de presupuestos	
4.1.	Presupuesto parcial de la mano de obra	203
4.2.	Presupuesto parcial de los equipos	203
4.3.	Presupuesto final	204

Capítulo 1

Planteamiento del método presupostario

En este documento se recoge el desglose del coste que ha supuesto la realización del proyecto anteriormente mostrado. Para ello se ha realizado una división en distintos presupuestos parciales, entre los que se encuentran los gastos por mano de obra, los equipos y el consumo eléctrico. El conjunto de este desglose, lleva a un presupuesto total del trabajo.

El presente proyecto tan solo ha requerido del empleo de equipos computacionales. Estos equipos forman parte de las instalaciones disponibles en el Departamento de Motores Térmicos, así como de los equipos pertenecientes a los distintos implicados en el proyecto. Por tanto, no ha sido necesario adquirir ningún tipo de elemento para la puesta en marcha del proyecto. Además de ello, no se ha realizado ningún tipo de análisis experimental que pudiera acarrear un mayor coste. Con todo ello, se puede dividir el proyecto en dos partes, una perteneciente al coste de la mano de obra del personal implicado. Y otra, a la amortización y consumo de los equipos.

Los distintos precios aplicados se han obtenido de las tarifas legales vigentes, y en caso de no disponer de ellos, se han realizado las estimaciones oportunas. En cuanto han sido calculados cada uno de los presupuestos parciales, se obtiene el presupuesto total como una suma de estos, a la que se le añade un 5 % en concepto de imprevistos o medios auxiliares y un 21 % correspondiente al Impuesto sobre el Valor Añadido (IVA) actual.

En los siguientes capítulos se realiza un análisis en detalle de cada uno de presupuestos parciales planteados y el cálculo de los mismos, empleando en todo la unidad monetaria del euro (€).

Capítulo 2

Presupuesto parcial - Mano de obra

En este capítulo se analiza en detalle el coste total de la mano de obra empleada en la elaboración de este proyecto. Los distintos Recursos Humanos empleados en la elaboración del proyecto han estado formados por la autora, el tutor y el cotutor del Trabajo Fin de Grado. En este caso, se realiza una aproximación sobre el número de horas empleadas por cada una de las partes del proyecto.

2.1. DESGLOSE TIEMPO EMPLEADO

2.1.1. Horas de trabajo del autor

En primer lugar, el tiempo dedicado por la autora se contabiliza en función de los créditos ECTS (*European Credit Transfer and Accumulation System*) correspondientes al TFG, y con ello, las horas que forman cada uno de los créditos. En la tabla 2.1 se muestra dicho desglose.

Concepto	Cuantía	Unidades
Créditos atribuidos al TFG	12	ECTS
Equivalencia horas-crédito	30	horas/ECTS
Total	$12 \times 30 = 360$	horas

Tabla 2.1: Desglose horas empleadas en la elaboración de un TFG

2.1.2. Horas de trabajo de los tutores

En cuanto a las horas empleadas por el personal de investigación formado por el tutor y el cotutor del trabajo, se realiza una estimación basada en la experiencia de

otros trabajos. Además de ello, es necesario incluir el tiempo empleado por el personal de gestión de la universidad. Con ello, el desglose de horas empleado en total es el que se muestra en la Tabla 2.2.

Concepto	Cuantía	Unidades
Alumno - autor	360	horas
Tutor - cotutor	50	horas
Personal gestión	2	horas

Tabla 2.2: Desglose horas dedicadas por cada miembro del proyecto

2.2. DESGLOSE SALARIOS

2.2.1. Salario autor

El autor del proyecto lo ha realizado en concepto de Trabajo Fin de Grado como una parte obligatoria para la finalización de sus estudios universitarios.

La remuneración de dicho estudiante se plantea a través de la evaluación de la media de salarios de los ingenieros recientemente insertados en empresas del sector en la zona que ocupa la provincia de Valencia.

Además de ello, se consideran los gastos asociados a las cuotas de la Seguridad Social que se estiman en un 31 % para un ingeniero recién titulado. Este valor es estimado ya que depende de los riesgos laborales de la empresa y la labor desempeñada en la misma.

Concepto	Cuantía	Unidades
Salario autor	12,00	€/hora
Cuota Seguridad Social	31	%
Salario completo	15,72	€/hora

Tabla 2.3: Desglose de salarios autor

2.2.2. Salario PDI

En cuanto al Personal Docente y de Investigación (PDI) implicado en el proyecto, y cuya representación se basa en la figura del tutor y del cotutor, es necesario realizar un cálculo preciso basado en la información obtenida a partir de las retribuciones oficiales. Estos datos pueden ser obtenidos a partir de las retribuciones en bruto del profesorado contratado en base a la Ley de Presupuestos para el ejercicio de 2017.

Además de ello, ha sido considerada la cuota de la Seguridad Social de cada uno de los individuos atendiendo a las estimaciones realizadas con anterioridad para el autor. Esta consideración ha estado basada en que el profesorado implicado es joven y en cierta manera podría ser asemejado al ingeniero recién incorporado al mundo laboral.

Concepto	Cuantía	Unidades
Tutor - cotutor	24.481,44	€/año
Personal gestión	32.218,06	€/año
Cuota Seguridad Social	31	%
Tutor - cotutor	32.070,69	€/año
Personal gestión	42.205,66	€/año

Tabla 2.4: Desglose de salarios brutos anuales personal PDI implicado

2.3. COSTE POR HORAS

El cálculo del presupuesto total de la mano de obra se plantea como un producto del número de horas empleadas por cada una de las partes y las retribuciones por hora de los respectivos salarios.

Disponiendo de los salarios anuales, es posible obtener el valor del salario por cada hora considerando una jornada de trabajo estándar. En este caso se considera la jornada laboral establecida por el Departamento de Máquinas y Motores Térmicos, la cual consta de 40 horas semanales. Mediante la Ecuación 2.1, es posible obtener la estimación de cuántas horas al día se trabaja.

$$\text{horas diarias} \left[\frac{\text{horas}}{\text{día}} \right] = \frac{1}{5} \left[\frac{\text{semanas}}{\text{días laborables}} \right] \times 40 \left[\frac{\text{horas}}{\text{semana}} \right] = 8 \left[\frac{\text{horas}}{\text{día}} \right] \quad (2.1)$$

Por otra parte, conociendo la normativa estatal acerca de los días vacacionales, fines de semana y días festivos nacionales y locales, es posible obtener el número de días laborables al año. En la tabla 2.5, es posible observar el desglose de días hábiles de un año estándar.

La normativa laboral española dicta que cada trabajador debe de disponer de 30 días inhábiles en concepto de vacaciones, así como 14 días vacacionales en concepto de fiestas nacionales y locales. Específicamente se establecen 12 días festivos nacionales y autonómicos, y se reservan dos días para las fiestas locales o patronales. Además de ello se consideran 40 fines de semana ya que no se tienen en cuenta en estos los correspondientes al intervalo de vacaciones.

Concepto	Cuantía	Unidades	Aclaración
Totales	365	días	Un año estándar
Vacaciones	-30	días	Dependiente del acuerdo
Sábados	-48	días	Descontando los de vacaciones
Domingos	-48	días	Descontando los de vacaciones
Festivos	-14	días	12 nacionales y autonómicos, 2 locales
Hábiles	225	días	

Tabla 2.5: Desglose días hábiles al año

Conociendo el valor de los salarios anuales brutos de cada miembro del equipo que ha participado en el presente trabajo y los días laborables al año, es posible obtener la remuneración por hora de trabajo.

En primer lugar se calculan las horas hábiles al año a partir de la jornada laboral del departamento y los días hábiles al año en España.

$$225 \left[\frac{\text{días hábiles}}{\text{año}} \right] \times 8 \left[\frac{\text{horas hábiles}}{\text{día}} \right] = 1800 \left[\frac{\text{horas hábiles}}{\text{año}} \right] \quad (2.2)$$

Una vez son conocidos los días hábiles al año para el personal PDI, conociendo su salario bruto anual, se obtiene el coste por hora.

Para el cálculo de la retribución del tutor y cotutor se ha tomado la denominación *Profesor Ayudante Doctor*. Para el autor se utiliza la estimación realizada en la Sección 2.2.1. En la Tabla 2.6 se recogen estos datos.

Concepto	Cuantía	Unidades
Alumno - autor	15,72	€/hora
Tutor - cotutor	17,82	€/hora
Personal gestión	23,45	€/hora

Tabla 2.6: Desglose de salarios brutos por hora del personal

Capítulo 3

Presupuesto parcial - Equipos

En el presente capítulo se analizan los costes asociados al uso de los distintos equipos. Para ello, es necesario considerar la amortización del instrumental, las licencias del *software* empleado y los gastos asociados al uso de los equipos, como el consumo eléctrico.

En este caso se realiza una estimación anual ya que la adquisición de las licencias para el uso de los distintos códigos se realiza anualmente.

3.1. LICENCIAS DEL *SOFTWARE*

El *software* que ha sido empleado está compuesto por la herramienta matemática MATLAB, el programa de diseño y análisis de perfiles aerodinámicos en régimen subsónico *Xfoil* y el código CFD STAR-CCM+. Además de ello, se han sido empleadas herramientas computacionales para la redacción como *TeXnicCenter* y la suite ofimática de Microsoft®Office. En la Tabla 3.1, se detalla el coste de adquisición de las distintas licencias.

Cabe destacar que la licencia de STAR-CCM+ es adquirida por el Centro de Máquinas y Motores Térmicos por paquetes de horas de cómputo. En este caso no se puede considerar un valor de coste anual, sino que es necesario considerar el número de horas empleadas para llevar a cabo las diferentes evaluaciones. En este caso se han realizado con una media de 150 horas de cálculo y se estima que el precio de cada hora de cálculo son 0.9 € por hora.

$$150 [horas] \times 0.9 \left[\frac{\text{€}}{\text{hora}} \right] = 135 [\text{€}] \quad (3.1)$$

Concepto	Cuantía	Unidades
Licencia MATLAB®	800	€/año
Licencia Xfoil	0	€/año
Licencia TeXnicCenter	0	€/año
Licencia STAR-CCM+®	135	€/año
Licencia Microsoft®Office	189,99	€/año

Tabla 3.1: Desglose coste de licencias

3.2. COSTE DE AMORTIZACIÓN DE LOS EQUIPOS

El equipo empleado en el proyecto había sido adquirido con anterioridad a la elaboración del presente trabajo, por ello, no es considerado este gasto. A pesar de ello, es necesario analizar el coste de amortización del mismo anualmente para poder tener en cuenta el empleo del mismo. El instrumental utilizado es un equipo informático personal, cuya amortización se describe en la ecuación 3.2.

$$a = \left(\frac{V_c - V_r}{T} \right) \quad (3.2)$$

- V_c : Valor de la compra de un equipo nuevo. Para el caso del equipo informático portátil se estima un valor de 600 €.
- V_r : Valor residual, es el valor de venta que se prevee que tendrá cuando se cambie. En este caso se considera una depreciación del 40 %.
- T : Años de vida del equipo. Para el caso se consideran 7 años.

$$a = \frac{(1 - 0.4) \times 600}{7} = 51,43 \left[\frac{\text{€}}{\text{año}} \right] \quad (3.3)$$

De esta forma es posible obtener el coste de la amortización de un nuevo equipo con las mismas características con una estimación de duración de 7 años.

3.3. MATERIAL FUNGIBLE

Entre los costes asociados al uso de los equipos, tan solo es especialmente considerable el consumo eléctrico. Para ello, se realiza una estimación del consumo llevado a cabo junto con las tarifas vigentes.

En primer lugar se realiza una estimación de del consumo medio de un equipo informático portátil, y con la cantidad de horas estimadas al año, es posible obtener

los gastos asociados al consumo eléctrico. Estas relaciones se aprecian en las Ecuaciones 3.4 y 3.5.

$$0,07 [kW] \times 1800 \left[\frac{\text{horas}}{\text{año}} \right] = 126 \left[\frac{kW h}{\text{año}} \right] \quad (3.4)$$

$$\text{Consumo} = 126 \left[\frac{kW h}{\text{año}} \right] \times 0,12068 \left[\frac{\text{€}}{kW h} \right] = 15,21 \left[\frac{\text{€}}{\text{año}} \right] \quad (3.5)$$

En este caso han sido consideradas las tarifas para el año 2018 fijada por el grupo empresarial de comercialización energética, Iberdrola.

Capítulo 4

Desglose de presupuestos

4.1. PRESUPUESTO PARCIAL DE LA MANO DE OBRA

Conocidos los valores del coste por hora y la estimación de horas empleadas por cada unidad de la mano de obra, es posible obtener el coste total de la mano de obra.

En este caso los costes asociados a cada unidad del personal han sido hallados a través de una estimación del número de horas totales empleadas por cada miembro para la realización del trabajo.

Concepto	Cuantía	Unidades
Alumno - autor	5.659,2	€
Tutor - cotutor	891	€
Personal gestión	46,9	€
TOTAL	6.597,10	€

Tabla 4.1: Presupuesto total de la mano de obra

De esta forma, se puede apreciar en la Tabla 4.1 que la mano de obra supone un coste total de SEIS MIL QUINIENTOS NOVENTA Y SIETE EUROS CON DIEZ CÉNTIMOS.

4.2. PRESUPUESTO PARCIAL DE LOS EQUIPOS

En esta sección se presenta el cálculo total que supone la utilización del equipo informático pertinente.

Dicho coste incluye los gastos por amortización de los equipos, las licencias correspondientes a cada uno de los programas empleados y el consumo eléctrico asociado al desarrollo del proyecto.

En la Tabla 4.2 es posible observar que el coste total de los equipos es de MIL CIENTO NOVENTA Y UNO EUROS CON SESENTA Y TRES CÉNTIMOS .

Concepto	Cuantía	Unidades
Amortización equipo informático	51,43	€/año
Licencia MATLAB [®]	800	€/año
Licencia Xfoil	0	€/año
Licencia TeXnicCenter	0	€/año
Licencia STAR-CCM+ [®]	135	€/año
Licencia Microsoft [®] Office	189,99	€/año
Consumo eléctrico	15,21	€
TOTAL	1.191,63	€

Tabla 4.2: Presupuesto total de los equipos

4.3. PRESUPUESTO FINAL

Por último, se realiza el cómputo de todos los gastos junto con las tasas estatales aplicables, el Impuesto sobre el Valor Añadido. Además de ello, se tiene en consideración un margen de coste fijado para imprevistos o medios auxiliares. La unión de los distintos presupuestos parciales para la obtención del coste total, se puede observar en la Tabla 4.3.

Concepto	Cuantía	Unidades
Presupuesto parcial de la mano de obra	6.597,10	€
Presupuesto parcial de los equipos	1.191,63	€
Presupuesto neto total	7.788,73	€
Imprevistos/medios auxiliares (+5%)	389,44	€
Presupuesto neto total	8.178,17	€
IVA (+21%)	1.717,41	€
TOTAL	9.895,58	€

Tabla 4.3: Presupuesto total general

Finalmente es posible observar que el presupuesto total estimado del presente Trabajo Fin de Grado asciende a NUEVE MIL OCHOCIENTOS NOVENTA Y CINCO EUROS CON CINCUENTA Y OCHO CÉNTIMOS.

