

XIX COPINAVAL
Guayaquil, Ecuador
Octubre 2005

**OPTIMIZACIÓN DE UNA FORMA HIDRODINÁMICA
MEDIANTE ALGORITMOS EVOLUTIVOS**

Juan Antonio Clemente Fernández¹
Luis Pérez Rojas²
Francisco Pérez Arribas³

Actualmente el arte de la simulación mediante ordenadores ha alcanzado una cierta madurez e incluso para problemas complicados y sin una solución adecuada, la ingeniería ha aprendido cómo obtener información útil y tendencias de comportamiento a través de burdas simulaciones. Herramientas computacionales que combinan los denominados CFD (Computational Fluid Dynamics) y métodos de optimización se utilizan en la fase de diseño en multitud de disciplinas obteniendo comportamientos muy positivos y reduciendo costes. Sin embargo, en la comunidad hidrodinámica marina estos desarrollos han sido introducidos en los últimos años.

El presente trabajo aborda el proceso de optimización de una forma hidrodinámica, una carena sencilla tipo wigley, mediante métodos de optimización multiobjetivo basados en algoritmos evolutivos. Un primera parte del trabajo está dedicada a una breve presentación de determinadas técnicas de optimización y a un análisis más detallado del método seleccionado.

El CFD utilizado se basa en el cálculo potencial a través de la técnica de paneles, desarrollado por el Canal de Ensayos Hidrodinámicos de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Navales (Universidad Politécnica de Madrid). Aunque el trabajo se desarrolla dentro de un ámbito académico, los resultados obtenidos ponen de manifiesto la validez del método propuesto obteniendo un conjunto de carenas optimizadas, respetando las restricciones impuestas y haberse comparado con carenas de referencia.

¹ Ingeniero naval, Jefe de Proyecto. Navantia S.A., Dirección Técnica, delegación de la Bahía de Cádiz.. UP San Fernando-Puerto Real. Ctra de la Carraca s/n, San Fernando 11080, Cádiz. ESPAÑA.
e-mail: jaclemente@navantia.es

² Dr. Ingeniero Naval. Director del Canal de Ensayos Hidrodinámicos de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Navales. Universidad Politécnica. Avda. Arco de la Victoria s/n, 28040 Madrid. ESPAÑA.
e-mail: lperezr@etsin.upm.es

³ Dr. Ingeniero Naval. Canal de Ensayos Hidrodinámicos de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Navales. Universidad Politécnica. Avda. Arco de la Victoria s/n, 28040 Madrid. ESPAÑA.
e-mail: fperez@etsin.upm.es

1. INGENIERÍA, PROYECTO, OPTIMIZACIÓN

Optimización es un término que se utiliza amplia y frecuentemente en la descripción y realización de procesos de diseño para el desarrollo de productos. Hablando en términos generales, la optimización significa la mejora o afinamiento del proyecto en términos de uno o más de los aspectos de su desempeño. Por otra parte, existe un significado técnico muy específico del significado de optimización como un riguroso enunciado matemático, como veremos posteriormente. La suposición básica tras dicho enunciado es que el proceso de proyecto se percibe como un proceso de toma de decisiones por el cual se selecciona la forma funcional apropiada entre muchas alternativas. La realización concreta de una determinada configuración funcional se desarrolla entonces mediante la selección de valores apropiados para las variables de diseño que describen por completo dicha configuración. Los primeros trabajos sobre los formalismos de toma de decisiones aplicados a problemas de ingeniería aparecieron en la década de los 60 del siglo pasado. Una gran parte de esos trabajos se enfocaron hacia el proyecto de componentes mecánicos y de estructuras y los desafíos asociados a la resolución de los problemas matemáticos subyacentes. La construcción de modelos se limitó a modelos de análisis relativamente simples. Durante cerca de dos décadas esta área se consideró algo esotérica, principalmente circunscrita a los ambientes académicos y con poca penetración en la industria. En la última década, sin embargo, los avances en análisis numérico y en la capacidad de cálculo de los ordenadores, aunque más aún en técnicas de modelado avanzadas, han revolucionado el campo de aplicación de la optimización en ingeniería..

1.1. Motivación de la aplicación de procedimientos de optimización

En el entorno económico actual, una gran calidad, rápidas respuestas a las necesidades del mercado, productos innovadores, sostenibles y de bajo coste son características decisivas de los productos de ingeniería si se quiere ser capaz de competir en un mercado globalizado cada vez más competitivo [And04] . También toma cada vez mayor importancia el buscar y expresar los requisitos de los productos más exactamente de manera que se puedan identificar los correctos. Para adelantarse a la competencia en los mercados hacen falta también procesos de desarrollo rápido. El proyectista necesita, especialmente en la fases conceptuales iniciales de los proyectos, herramientas efectivas que le permitan comparar diferentes soluciones de diseño y analizar el sistema entero, no sólo partes aisladas. También se necesitan herramientas que ayuden a relacionar las decisiones en el proyecto con los requisitos de alto nivel del producto con objeto de asegurar la trazabilidad en el diseño. Los métodos de optimización a utilizar deben ser, en la medida de lo posible, robustos, tanto en términos de encontrar soluciones robustas como en ser capaces de aplicarse a un amplio abanico de problemas, siendo a la vez fáciles de manejar. En este aspecto existe todavía un gran camino que recorrer, aunque los desarrollos existentes se muestran cada vez más prometedores [Fron01] .

1.2. Optimización y simulación en el contexto del proyecto de buques

Como puede observarse en la sección anterior, existen amplias oportunidades para el desarrollo de las técnicas y metodologías relacionadas con la optimización y simulación en ingeniería. Ahora bien, si existe una disciplina de ingeniería donde se combinan las áreas anteriores, ésta es el proyecto de buques. En éste, deben converger una adecuada configuración externa (que influirá en el desempeño del proyecto, como en la velocidad o las características marinerías), una multitud de subsistemas que dan funcionalidad al

conjunto y un proyecto orientado a considerar el sistema a lo largo de toda su vida útil, desde la concepción inicial hasta el desguace. Es por ello que el campo naval sea especialmente interesante para la aplicación de estas novedosas técnicas, pese a la tradicional resistencia de la profesión a la innovación. El proyecto conceptual del buque es, en gran medida, un proceso ad-hoc. La selección de conceptos de diseño para su evaluación está guiada principalmente por la experiencia, hojas o guías de proyecto (rules-of-thumb) y la imaginación. Los objetivos o atributos no se presentan ni están sintetizados adecuadamente para fundamentar, por regla general, decisiones eficientes o efectivas. Los atributos mencionados son con frecuencia cualitativos, inconsistentes o no se aparecen al proyectista de una manera sencilla de usar. El espacio de diseño es grande, no lineal, discontinuo y franqueado por una gran variedad de restricciones.

En este contexto ya se han realizado intentos de abordar, ya por instituciones de investigación, organismos relacionados con la defensa o consorcios internacionales, la problemática específica del proyecto de buques y la aplicación de metodologías de optimización y simulación. Un ejemplo reciente puede ser el proyecto FANTASTIC [FAN00], donde se perseguía la optimización de formas mediante CFD, llevado a cabo por un consorcio de universidades y empresas europeas o trabajos como [Bro99] en el campo del proyecto de buques de guerra. Este último persigue un proceso de optimización del buque como sistema completo desde el punto de vista de los costes, riesgos y efectividad a lo largo del ciclo de vida.

2. OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

Los problemas de optimización tienen una larga historia tanto en matemáticas como en ingeniería, por lo que se ha desarrollado una importante base teórica para la metodología asociada a su resolución. La intención de esta sección es realizar una breve introducción a la terminología y métodos de la optimización multiobjetivo tradicional. Lo que sigue toma principalmente como referencia [Mar04].

2.1. Introducción

La optimización multiobjetivo se desarrolla originalmente alrededor de tres áreas de conocimiento: el equilibrio económico y las teorías del bienestar, la teoría de juegos y la matemática pura. Por esta razón muchos de los términos e ideas fundamentales provienen de estos campos. El desarrollo en aquellas disciplinas, así como su aplicación práctica en otras como la ingeniería, ha causado multiplicidad de definiciones para muchos de los términos empleados. A continuación se presentan algunos de éstos términos junto con las definiciones más comunes y apropiadas.

- **Preferencias.** Las preferencias representan las opiniones del decisor sobre puntos del espacio de los criterios. El término preferencia es utilizado habitualmente en relación a la importancia relativa de las diferentes funciones objetivo.
- **Función de preferencia.** Una función de preferencia es una función abstracta de los puntos del espacio de los criterios y que incorpora de manera perfecta las preferencias del decisor.
- **Función de utilidad.** En el contexto de la economía, la utilidad, representada mediante una función de utilidad, representa el grado de satisfacción de un individuo. En los términos de la optimización multiobjetivo se define una función

de utilidad individual para cada objetivo que representa la relativa importancia de éste. La función de utilidad es una amalgama de las funciones individuales y es una expresión matemática que intenta representar las preferencias del decisor, aproximando así la función de preferencia, que generalmente no puede expresarse en forma matemática.

- **Criterio global.** Un criterio global es una función escalar que combina matemáticamente varias funciones objetivas. Esta función no involucra necesariamente utilidad o preferencias.
- **Teoría de juegos.** Según algunos autores, los acercamientos matemáticos y económicos a la optimización multiobjetivo se unieron eventualmente en el desarrollo de la teoría de juegos. En este marco, un juego es cualquier situación de conflicto o cooperación entre al menos dos jugadores con múltiples estrategias o movimientos posibles. La teoría de juegos representa una optimización multiobjetivo con múltiples decisores, cada uno controlando determinadas variables de diseño.

2.2. Definición de un problema de optimización multiobjetivo

El problema general de la optimización multiobjetivo suele presentarse de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar } F(x) = [F_1(x), F_2(x), \dots, F_k(x)]^T \\ &\text{sujeta a: } g_j(x) \leq 0, j = 1, 2, \dots, m \text{ y } h_l(x) = 0, l = 1, 2, \dots, e, \end{aligned}$$

donde k es el número de funciones objetivo, m es el número de restricciones de desigualdad y e las de igualdad. $x \in R^n$ es el vector de variables de diseño y n el número de variables independientes. $F(x) \in R^k$ es el vector de las funciones objetivo $F_i(x): R^n \rightarrow R$. Las F_i suelen denominarse también como objetivos, criterios o funciones de coste, entre otras. El espacio de los diseños viables X se define como el conjunto $\{x \mid g_j(x) \leq 0, j = 1, 2, \dots, m; \text{ y } h_l(x) = 0, l = 1, 2, \dots, e\}$. El espacio de los criterios viables Z (también denominado espacio de coste viable o conjunto alcanzable) se define como el conjunto $\{F(x) \mid x \in X\}$.

2.3. Óptimo de Pareto

En contraste con la optimización uniobjetivo, la solución a un problema multiobjetivo es más un concepto que una definición. Por regla general, no hay una única solución global y es necesario determinar un conjunto de puntos que cumplan una definición predeterminedada de óptimo. El concepto predominante en la definición de este óptimo es el óptimo en el sentido de Pareto, que se define de la siguiente manera:

Definición 1 (Óptimo de Pareto) *Un punto $x^* \in X$, es un óptimo en el sentido de Pareto si y sólo si no existe otro punto $x \in X$, de manera que $F(x) \leq F(x^*)$ y $F_i(x) < F_i(x^*)$ para al menos una función.*

Todos los puntos óptimos de Pareto se encuentran sobre el contorno de espacio de los criterios Z . Con frecuencia, los algoritmos proporcionan soluciones que puede que no sean óptimos de Pareto, pero que pueden satisfacer otros criterios, haciéndolos apropiados para aplicaciones prácticas. Es por ello que se define el óptimo débil de Pareto como sigue:

Definición 2 (Óptimo débil de Pareto) *Un punto $x^* \in X$, es un óptimo en el sentido de Pareto si y sólo si no existe otro punto $x \in X$, de manera que $F(x) \leq F(x^*)$.*

Un punto es un óptimo débil de Pareto si no hay otro punto que mejore todas las funciones objetivo simultáneamente. Por el contrario, un punto es un óptimo de Pareto si no existe otro punto que mejore al menos una de las funciones objetivo sin empeorar cualquier otra de ellas. Los óptimos de Pareto son también óptimos débiles de Pareto, pero el recíproco no es cierto.

2.4. Eficiencia y dominación

La eficiencia, admisibilidad o no inferioridad, es otro concepto básico en el campo de la optimización multiobjetivo y suele definirse como sigue:

Definición 3 (Eficiencia e ineficiencia) *Un punto, $x^* \in X$ es eficiente si, y sólo si, no existe otro punto $x \in X$ tal que $F(x) \leq F(x^*)$ con al menos una $F_i(x) < F_i(x^*)$. En otro caso, x^* es ineficiente.*

Definición 4 (Frontera eficiente) *El conjunto de todos los puntos eficientes se denomina Frontera eficiente.*

De una manera similar se define el concepto de dominación:

Definición 5 (Puntos dominados y no dominados) *Un vector de funciones objetivo, $F(x^*) \in Z$, es no dominado si, y sólo si, no existe otro vector, $F(x) \in Z$ tal que $F(x) \leq F(x^*)$ con al menos una $F_i(x) < F_i(x^*)$. En otro caso, $F(x^*)$ es dominado.*

En la práctica, las definiciones 3 y 5 resultan equivalentes. Sin embargo, la eficiencia se refiere generalmente a un vector de variables de diseño en el espacio de los diseños mientras que la dominación lo hace a un vector de funciones en el espacio de los criterios. La definición de óptimo de Pareto es parecida también a la de eficiencia, de manera que un punto que es óptimo de Pareto en el espacio de los criterios se suele considerar con frecuencia como no dominado. El óptimo de Pareto es, en realidad, un sutil caso particular de eficiencia, pero su distinción es irrelevante en términos de aplicación práctica.

3. OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO BASADA EN ALGORITMOS EVOLUTIVOS

Los métodos de optimización multiobjetivo clásicos involucran siempre formulaciones únicas que se resuelven mediante la utilización de métodos de optimización estándares, es decir, optimizadores de un sólo objetivo. Los algoritmos genéticos pueden adaptarse para resolver problemas multiobjetivo directamente. Además, al no requerir información sobre el gradiente, pueden ser efectivos independientemente de la naturaleza de las funciones objetivo y las restricciones. Los algoritmos genéticos son métodos globales de optimización, lo que significa que convergen a una solución global en lugar de a una local. La característica definitoria de los métodos de optimización multiobjetivo que optimizan globalmente es que determinan soluciones que son globalmente óptimas de Pareto, no únicamente localmente óptimas de Pareto. Las características más sobresalientes de los

algoritmos genéticos y su aplicación en la optimización multiobjetivo se describen a continuación. Se han tomado como referencias principales [Mich99] y [Coe01] .

3.1. Algoritmos genéticos

La solución de problemas puede percibirse, como hemos visto con anterioridad, como una búsqueda a través de un espacio de soluciones potenciales. Como se pretende encontrar la mejor solución a un problema determinado podemos ver en esta tarea un proceso de optimización. Para espacios reducidos, los métodos exhaustivos clásicos suelen resultar suficientes. Para espacios mayores suele ser necesario acudir a técnicas de inteligencia artificial. Los algoritmos genéticos se enciernen entre tales técnicas.

Los algoritmos genéticos son algoritmos estocásticos cuyos métodos de búsqueda modelan fenómenos naturales como la herencia genética y la lucha darwiniana por la supervivencia. Por esta razón, buena parte del vocabulario se ha tomado prestado de la genética y así hablamos de individuos (o genotipos) en una población. Cada genotipo representaría una solución potencial a un problema, mientras que un proceso evolutivo realizado sobre una población de individuos se corresponde con una búsqueda a través de un espacio de soluciones potenciales. Una búsqueda de este tipo requiere equilibrar dos objetivos aparentemente conflictivos: sacar partido de las mejores soluciones y explorar el espacio de búsqueda. Las técnicas de escalada (hillclimbing) son un ejemplo de técnicas que sacan partido de la mejor solución para una posible mejora. La búsqueda aleatoria es un ejemplo típico de una estrategia que explora el espacio de búsqueda ignorando el aprovechamiento de prometedoras regiones de este espacio. Los algoritmos genéticos representan una clase de métodos de búsqueda de propósito general (independientes del dominio de aplicación) que presentan un resaltable equilibrio entre la exploración y el aprovechamiento del espacio de búsqueda.

La estructura de un algoritmo genético simple puede observarse en la Figura 3.1. Durante iteración t , un algoritmo genético mantiene una población de soluciones potenciales (cromosomas, vectores), $P(t) = \{x'_1, \dots, x'_n\}$. Cada solución x'_i se evalúa para proporcionar una medida de su capacidad (fitness). A continuación se forma una nueva población (iteración $t + 1$) seleccionando a los individuos más capaces. Algunos de los miembros de esta nueva población sufren alteraciones mediante cruzamiento o mutación, para formar nuevas soluciones. El cruzamiento combina las características de dos individuos, que denominaremos padres, para formar dos nuevos individuos, hijos, mediante el intercambio de segmentos correspondientes de los padres. Por ejemplo, si los padres están representados por vectores pentadimensionales (cuyos elementos serían los genes) $(a_1, b_1, c_1, d_1, e_1)$ y $(a_2, b_2, c_2, d_2, e_2)$, el cruzamiento de los individuos después del segundo gen daría como resultado los hijos $(a_1, b_1, c_2, d_2, e_2)$ y $(a_2, b_2, c_1, d_1, e_1)$. La intuición detrás de la aplicación del operador de cruzamiento es el intercambio de información entre diferentes soluciones potenciales. La mutación altera de manera arbitraria uno o más genes de un individuo mediante un cambio aleatorio con una probabilidad igual a la tasa de mutación (que suele ser un parámetro de entrada típico a los algoritmos). En este caso, detrás de la aplicación del operador de mutación se encuentra el deseo de introducir una variabilidad extra dentro de la población.

Un algoritmo genético (o un programa evolutivo) aplicado a un problema particular debe contar con los siguientes cinco componentes:

- Una representación genética para las soluciones potenciales al problema.
- Una manera de crear una población inicial de soluciones potenciales.
- Una función de evaluación que juega el papel del entorno, y que clasifica las soluciones en términos de su capacidad.
- Operadores genéticos que alteren la composición de los individuos hijos.
- Valores para los diferentes parámetros que use el algoritmo genético (tamaño de la población, probabilidades de aplicación de los operadores genéticos, etc.).

```

procedure algoritmo genético
  t ← 0
  inicializar P (t)
  evaluar P (t)
  while (not condición de terminación) do
    t ← t + 1
    seleccionar P (t) a partir de P (t - 1)
    alterar P (t)
    evaluar P (t)
  end while

```

Figura 3.1 algoritmo genético simple

3.2. Métodos evolutivos para optimización multiobjetivo

Los algoritmos genéticos per se evalúan, como hemos visto, a los individuos mediante una función que proporciona una medida de la capacidad de los mismos. Es decir, estamos evaluando una sólo función objetivo. Para tratar problemas de optimización multiobjetivo se han desarrollado diversos métodos que superan este inconveniente, manteniendo las características básicas de los algoritmos genéticos. En el contexto de este trabajo se ha utilizado el método NSGA-II que se describe a continuación.

3.2.1. NSGA y NSGA-II

Srinivas y Deb desarrollan en 1994 el Algoritmo Genético con Ordenación no dominada (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, NSGA) basándose en la clasificación en varios niveles de los individuos. Antes de producirse la selección, se otorgan rangos a la población en base a la dominación (como en el método anterior): todos los individuos no dominados se clasifican en una categoría con una capacidad ficticia (dummy fitness) proporcional al tamaño de la población. Con objeto de mantener la diversidad de la población, estos individuos clasificados se distribuyen según los valores de sus capacidades ficticias, dependiendo de un parámetro de distribución (sharing parameter). Este grupo así clasificado se elimina de la población y la población restante se reclasifica por el mismo procedimiento. Este proceso continua hasta que todos los individuos de la población se han clasificado. Ya que los individuos del primer frente (o nivel) son los de mayor capacidad, siempre obtienen más copias que el resto de la población. Esto permite la búsqueda en las regiones no dominadas y resulta en la convergencia hacia esas áreas. En la práctica, este algoritmo tiene un desempeño general inferior a otros métodos como MOGA (Multi-Objective Genetic Algorithm, Fonseca y Fleming 1983) tanto en términos computacionales (mayor lentitud en avanzar hacia la frontera de Pareto) como en términos de la calidad de las fronteras de Pareto obtenidas. El método NSGA original ha sido criticado por tres razones principalmente:

- (i) su complejidad computacional $O(MN^3)$, donde M es el número de funciones objetivo y N el tamaño de la población,

- (ii) su carácter no-elitista y
- (iii) la necesidad de especificar un parámetro de distribución.

Para remediar estos problemas Deb [Deb00] , ha propuesto una versión mejorada de este método, denominada NSGA-II. El método NSGA-II intenta remediar los problemas anteriores mediante:

- Un rápido mecanismo de ordenación no dominada con una complejidad computacional $O(MN^2)$.
- Un operador de selección que crea un fondo de “apareamiento” combinando las poblaciones de padres e hijos y seleccionando las N mejores soluciones, tanto por capacidad como por distribución en la frontera de Pareto.

En la Figura 3.2 se presenta el procedimiento para el cálculo de una generación según este algoritmo NSGA-II. El algoritmo comienza con la generación aleatoria de una primera población padre, P_0 .

```

 $R_t \leftarrow P_t \cup Q_t$  {combinar las poblaciones de padres e hijos}
 $F = \text{fast-nondominated-sort}(R_t)$  { $F = (F_1, F_2, \dots)$  todos los frentes no dominados de  $R_t$ }
 $P_{t+1} \leftarrow \emptyset$ 
 $i \leftarrow 1$ 
while  $|P_{t+1}| + |F_i| \leq N$  do {mientras no se llene la población padre}
    crowding-distance-assignment( $F_i$ ) {calcular la distancia de superpoblación en  $F_i$ }
     $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup F_i$  {incluir el  $i$ -ésimo frente no dominado en la población padre}
     $i \leftarrow i+1$  {Incluir próximo frente}
end while
Sort( $F_i, \angle n$ ) {ordenar mediante el operador de comparación de superpoblación}
 $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup F_i[1 : (N - |P_{t+1}|)]$  {elegir los primeros  $(N - |P_{t+1}|)$  elementos de  $F_i$ }
 $Q_{t+1} \leftarrow \text{make-new-pop}(P_{t+1})$  {utilizar los operadores de selección, cruzamiento y mutación para crear una nueva población  $Q_{t+1}$ }
 $t \leftarrow t+1$  {pasar a la siguiente generación}

```

Figura 3.2 Estructura del algoritmo NSGA-II, tomada de [Deb00].

4. OPTIMIZACIÓN DE UNA FORMA HIDRODINÁMICA

El problema que vamos a tratar de resolver es la optimización desde el punto de vista de la resistencia al avance de una carena sencilla de tipo wigley, exigiendo a su vez que esta tenga unas características de desplazamiento y estabilidad. La velocidad que se ha escogido es de 10 nudos (5.144 ms^{-1}). Como herramienta de optimización se va a emplear el algoritmo evolutivo para múltiples objetivos NSGA-II descrito anteriormente. La herramienta de cálculo para determinar la resistencia por formación de olas será un CFD potencial tipo Dawson, proporcionado por el canal de experiencias de la ETSIN para la realización de prácticas de laboratorio.

4.1. Parametrización de la geometría

A la hora de realizar una optimización de la topología de alguna entidad geométrica, en este caso la carena de un barco, es esencial disponer de una parametrización adecuada que nos permita la variación sistemática de los mismos para obtener de manera relativamente fácil un gran número de diseños, lo que es básico para los procesos evolutivos de optimización. Para este trabajo se ha escogido una carena sencilla, definida mediante una expresión matemática y cuyos parámetros, dimensiones y coeficientes de forma, permiten

una sencilla generación de las formas deseadas. Las carenas tipo Wigley se obtienen a partir de la expresión siguiente:

$$y = \frac{B}{2} \cdot \left(1 - \left(\frac{z}{T}\right)^2\right) \cdot \left(1 - \left(\frac{2x}{L}\right)^2\right) \cdot \left(1 - 0.6 \left(\frac{2x}{L}\right)^2\right)$$

donde L es la eslora en la flotación, B la manga y T el calado. Los ejes coordenados tienen su origen en la mitad de la flotación, con lo que x varía de L/2 a -L/2 y z de 0 a T . Para el proceso de optimización que nos ocupa se va dejar fija la eslora en la flotación en 16 m y se variarán la manga y el calado mediante dos parámetros λ_y, λ_z que representan sendos factores de escala en ambas coordenadas.

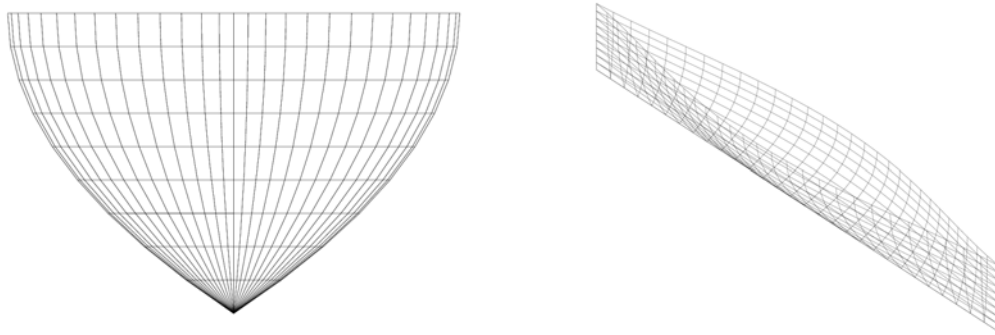


Figura 4.1 La carena Wigley

De manera adicional, se permite modificar la geometría (Figura 4.2) de manera que se genera una suerte de proa de bulbo cuyos parámetros se van a incorporar también al proceso de optimización. El primero de ellos, T_{max} , define el calado del extremo del bulbo. El bulbo se genera realizando: una homotecia para las x de la carena original con origen en $x_{pr} -L/8$ (x_{pr} es la abcisa de la perpendicular de proa) y razones proporcionadas por dos leyes elípticas en función de z (una para las z desde la flotación al extremo del bulbo y otra para las restantes) y multiplicando las y por un factor $W \cdot e^{(x-x_{pr}+L/8)/2}$ donde las x ya son las resultantes de la transformación descrita anteriormente. Estas transformaciones en z e y se rigen por los valores de otros dos parámetros, f_1 y f_2 .



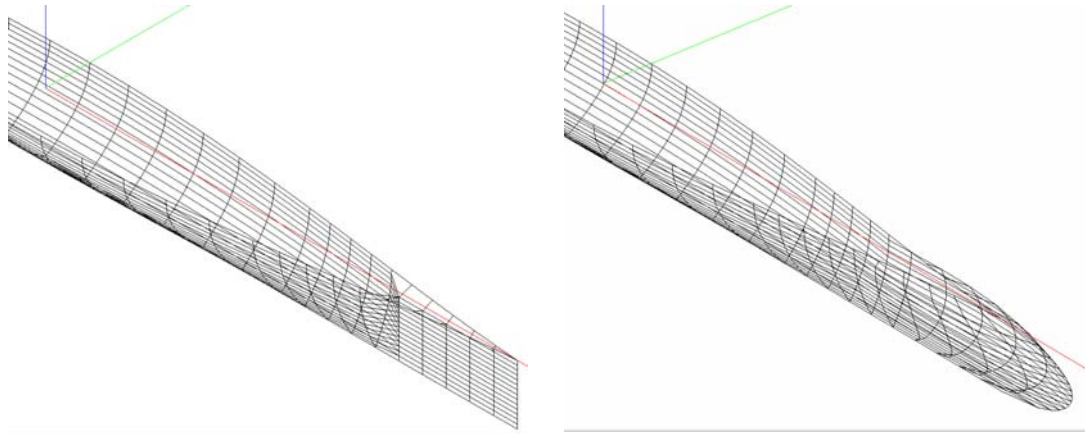


Figura 4.2 Modificaciones paramétricas de la carena Wigley

4.2. Generación automática de la geometría.

Una vez elegidos los valores de los parámetros, se hace uso de dos aplicaciones que acompañan al CFD anteriormente mencionado. La primera, Wigley.exe, genera las secciones de la carena en forma de un fichero de texto con las coordenadas de tantos puntos por línea de agua y tantas líneas de agua como se le haya indicado en el archivo de entrada. El segundo programa, que debe ejecutarse una vez generadas las secciones, proporciona un fichero con los paneles que conforman la discretización de la carena a proporcionar como entrada al CFD.

4.3. Selección de las funciones objetivo y las restricciones

Como el interés de este trabajo de optimización es mejorar la carena desde el punto de vista de la resistencia al avance, se han escogido dos funciones objetivo: la resistencia por formación de olas y la resistencia viscosa. La primera es proporcionada directamente por el CFD en forma del coeficiente adimensional C_w . Para la segunda, y dado que el CFD potencial, por su propia definición, no nos proporciona la resistencia de fricción, vamos a acudir a la simplificación de estimarla enteramente en base a la superficie mojada. De esta manera se tratará de minimizar la superficie mojada para así disminuir la resistencia de fricción, calculada posteriormente mediante una línea de fricción. Con la elección de sólo dos funciones objetivo se intenta simplificar, a efectos didácticos, el posterior postproceso de los resultados.

Las restricciones que vamos a imponer, de manera que hagan el problema algo más cercano a una posible aplicación más realista van a ser:

- Mantener el volumen de carena en un rango estrecho de valores, elegidos como reflejo de las condiciones de diseño, p.ej., transportar un determinado peso muerto. Esto es, de nuevo, una simplificación para facilitar el seguimiento del problema. En nuestro caso el desplazamiento debía estar comprendido entre 8 y 11 t.
- Se impone un valor de radio metacéntrico transversal siempre positivo. Esta es otra simplificación de cómo podrían imponerse restricciones a la estabilidad.

4.4. Selección de la estrategia de optimización

Como se ha comentado anteriormente, vamos a emplear el algoritmo NSGA-II. El propio algoritmo se encarga de generar de manera aleatoria una población inicial de diseños con

los que comenzar el proceso de evolución, evaluando las funciones objetivo para posteriormente aplicar las restricciones, elegir a los más aptos y realizar los cruces entre ellos que den lugar a la siguiente generación. Como regla aproximada, se estima que la población inicial debe tener, por lo menos, $2 \times (\text{Num. funciones objetivo}) \times (\text{Num restricciones})$ individuos, para asegurar una buena exploración del espacio de diseño.

4.5. Evaluación de las funciones objetivo: Herramienta CFD

Para la estimación de la resistencia por formación de olas se ha acudido un CFD que resuelve el problema potencial con superficie libre mediante elementos de contorno. El CFD empleado es el CHECHENIC, proporcionado por el canal de experiencias de la ETSIN para las prácticas de laboratorio con CFD. CHECHENIC es una implementación del método de Dawson modificado e incluye las condiciones de contorno de Bruzzone para el cálculo de la superficie libre. Se ha elegido por estar libremente disponible y por la simplicidad de los archivos de entrada/salida, lo que ha facilitado la integración de las diversas aplicaciones involucradas en el proceso de optimización.

4.6. Implementación del bucle automático de optimización

El proceso de optimización se ha implementado en forma de bucle y se presenta en la Figura 4.3. Todo este bucle está dirigido por una aplicación, scheduler que implementa el algoritmo de optimización anteriormente mencionado y se encarga de las labores de escritura y lectura de ficheros con parámetros y resultados, así como de ir ejecutando en el orden previsto las diversas aplicaciones del bucle (el generador de la geometría, el mallador del casco, el mallador de la superficie libre, el CFD y el programa de cálculo de los valores hidrostáticos)

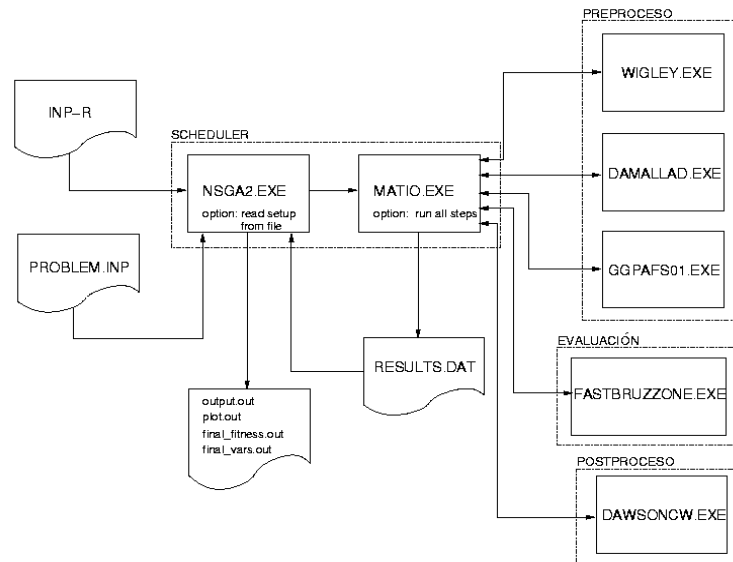


Figura 4.3 Bucle automático de optimización empleado.

4.7. Procedimiento de selección del diseño óptimo

Después de haber llevado a cabo la preparación y realización del proceso de optimización multiobjetivo, se obtendrán, por regla general más de una solución realizable y no

dominada. Todas ellas cumpliendo los objetivos que nos hemos propuesto alcanzar, respetando las restricciones impuestas. Sin embargo debemos decantarnos por un solo diseño o, a lo sumo, con un número pequeño de alternativas. Debemos, por tanto, elegir entre todas ellas cuál preferimos.

De entre la variedad de métodos de toma de decisiones multicriterio, se ha aplicado para este caso particular el método de jerarquía analítica (AHP, Analytic Hierarchy Process) Este método de toma de decisiones multicriterio fue introducido por Saaty en 1977 y mejorado en 1994 [Tri95] y sus mayores atractivos son sus buenas propiedades matemáticas y el hecho de que los datos de entrada son bastante fáciles de obtener. Utiliza una estructura jerárquica de múltiples niveles de objetivos, criterios, subcriterios y alternativas. Los datos necesarios para la aplicación del método se derivan de un conjunto de comparaciones uno-a-uno. Estas comparaciones se utilizan para obtener las importancias ponderadas de los criterios de decisión y las medidas de desempeño (performance) relativo de las alternativas en términos de cada uno de dichos criterios de decisión. Las comparaciones uno-a-uno se cuantifican mediante una escala que se presenta en la Tabla 4.1. Una discusión detallada del método se puede encontrar en [Tri95] .

Intensidad de la importancia	Definición	Explicación
1	Igual importancia	Dos actividades contribuyen igualmente al objetivo.
3	Débil importancia de uno sobre otro	La experiencia favorece ligeramente una actividad sobre otra
5	Importancia fuerte o esencial	La experiencia favorece fuertemente una actividad sobre otra
7	Importancia demostrada	Una actividad es fuertemente favorecida y su dominación se demuestra en la práctica
9	Importancia absoluta	La evidencia que favorece una actividad sobre otra tiene el orden de afirmación más alto posible
2, 4, 6, 8	Valores intermedios entre dos juicios adyacentes	Donde se necesita un compromiso
Valores recíprocos	Si la actividad i tiene asignado uno de los valores mencionados arriba cuando se compara con la actividad j, entonces a j se le asigna el valor recíproco cuando se compara con i.	

Tabla 4.1 Tabla de cuantificadores de comparación para el método de jerarquía analítica.

5. RESULTADOS DEL PROCESO DE OPTIMIZACIÓN

5.1. Descripción del proceso de optimización

A continuación se presentan los resultados de un proceso de optimización realizado con 30 individuos durante 30 generaciones. El cálculo se llevó a cabo en un PC con un procesador Pentium III a 750 MHz y con 256MB de memoria RAM. Se llevaron a cabo algunas pruebas de tiempo dependiendo del número de generaciones, midiendo únicamente el tiempo de cronómetro (wall clock time) y no el de procesador. Los resultados se muestran en la Tabla 5.1. Todos los casos se corrieron discretizando la carena en 15 líneas de agua

de 30 puntos cada una, de manera que el casco se panelizaba mediante 406 paneles (1/2 modelo). La superficie libre se discretizó en 30 nodos longitudinales y 20 transversales, lo que arroja un total de 551 paneles. En total, cada cálculo se llevó a cabo para 957 paneles. Esta discretización, bastante grosera, se mantuvo intencionadamente así para no elevar excesivamente los tiempos de cálculo. Hay que señalar al respecto que la aplicación CFD es un desarrollo académico y no está optimizada en velocidad como pudieran estarlo aplicaciones comerciales similares.

Generaciones	Tiempo (h)
30	23.38
50	52.80

Tabla 5.1 Tiempos de cálculo (tiempo de cronómetro).

Diseño	λ_y	λ_z	T_{max}	f_1	f_2
1	1.382607	0.606377	31.228989	0.071514	113.950073
2	1.388071	0.603845	34.16341	0.131231	114.078033
3	1.454501	0.579566	36.603539	0.927049	100.081573
4	1.426470	0.591426	34.801914	0.392424	101.211967

Tabla 5.2 Parámetros de las soluciones viables no dominadas en la última generación.

Diseño	Cw	Superficie mojada
1	0.001108	30.435053
2	0.001105	30.443533
3	0.001052	30.519197
4	0.001069	30.457708
Referencia	0.001837	33.776582

Tabla 5.3 Vector de funciones objetivo viables no dominadas

5.2. Diseños óptimos obtenidos

Una vez ejecutado el proceso de optimización descrito en la sección anterior, se han obtenido cuatro diseños no dominados que deben estar en la Frontera de Pareto o muy cercanos a ella. La Figura 5.1 muestra un diagrama de dispersión con una gran parte de los diseños generados representados por pares (Cw, Superficie Mojada). Los diseños en color amarillo son los diseños viables y no dominados resultantes de las 30 generaciones.

Los datos de estos diseños se presentan en la Tabla 5.2. Los valores de las funciones objetivo se presentan, a su vez en la Tabla 5.3. A modo de comparación, se incluyen los valores correspondientes a la carena Wigley de referencia, sin bulbo.

Finalmente, la Tabla 5.4 muestra los valores tomados por las restricciones en cada uno de los diseños obtenidos.

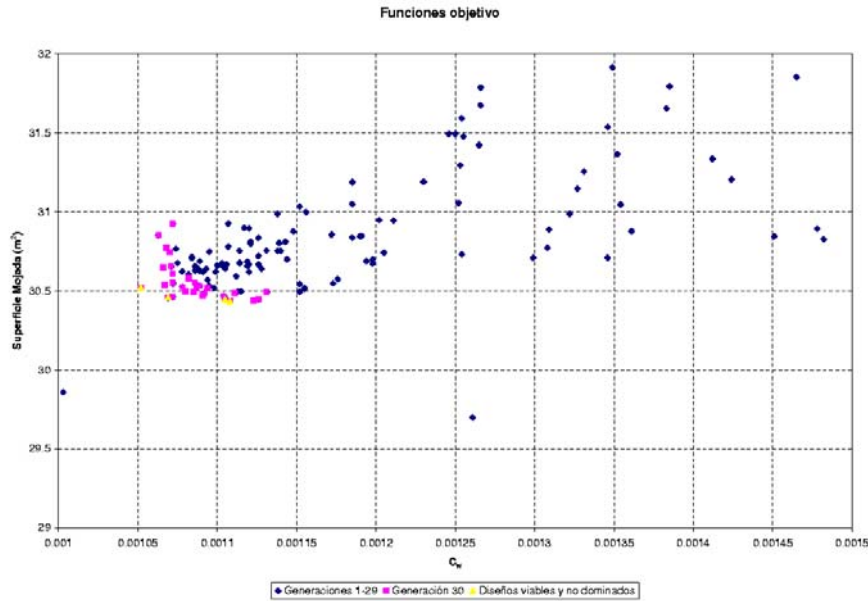


Figura 5.1 Espacio de diseño.

Diseño	GMT	Volumen de carena
1	0.159228	8.00595
2	0.166888	8.00500
3	0.261263	8.00322
4	0.219395	8.01038
Referencia	-0.016312	9.64346

Tabla 5.4 Vector de restricciones

5.2.1. Selección de la carena óptima

Obtenidos del proceso de optimización cuatro diseños diferentes, todos cumpliendo las funciones objetivo y las restricciones, nos queda por resolver el problema de la selección del diseño a escoger. Debido a la simplicidad del problema, las funciones objetivo y el pequeño número de soluciones obtenidas en la frontera de Pareto, esta selección es casi trivial y se podría realizar mediante una simple inspección. Vamos a aplicar, si embargo, el método AHP presentado en la Parte I para escoger el diseño que mejor incorporaría los criterios del proyectista. En nuestro caso particular elegiremos como criterios de evaluación una de las restricciones, la altura metacéntrica, y la suma de las funciones objetivo, que representarán la resistencia de remolque total. La matriz de evaluación de los diseños para el primer criterio se presenta en la Tabla 5.5 y la correspondiente al segundo criterio en la Tabla 5.6. La asignación de las importancias relativas para los diseños según los criterios escogidos se realiza de manera sencilla por ser ambas cifras de mérito numéricas en las que se prefiere la menor (caso de la resistencia de remolque) o la mayor (caso de la altura metacéntrica). Más involucrada resulta la asignación de las importancias relativas entre los propios criterios de decisión, ya que es en esta asignación donde se reflejan más claramente las preferencias del proyectista. Para el ejemplo que nos ocupa se ha otorgado mayor importancia a la resistencia de remolque que a la altura metacéntrica al considerarse que la estabilidad quedaba asegurada de manera suficiente por el límite

inferior impuesto a esta restricción. Los valores escogidos se presentan en la matriz de evaluación de criterios se presenta en la Tabla 5.7.

Una vez construida la matriz de decisión (Tabla 5.8), los resultados obtenidos determinan que nuestro diseño óptimo es, en este caso, el número 4. La Figura 5.2 muestra la carena de referencia y la correspondiente al diseño 4, respectivamente.

Altura metacéntrica	D1	D2	D3	D4	Vector de prioridad
D1	1	1/3	1/9	1/7	0.0424
D2	3	1	1/7	1/5	0.0850
D3	9	7	1	3	0.5824
D4	7	5	1/3	1	0.2903

Tabla 5.5 Matriz de evaluación para la altura metacéntrica transversal.

Resistencia-de-remolque	D1	D2	D3	D4	vector-de-prioridad
D1	1	1/3	1/9	1/8	0.0398
D2	3	1	1/8	1/7	0.0734
D3	9	8	1	1/3	0.3376
D4	8	7	3	1	0.5492

Tabla 5.6 Matriz de evaluación para la resistencia de remolque.

Evaluación de criterios	RT	GMT	Vector de pesos
RT	1	3	0.7500
GMT	1/3	1	0.2500

Tabla 5.7 Matriz de evaluación de los criterios de decisión.

	Criterio		
	RT	GMT	
Alt.	0.7500	0.2500	Prioridad final
D1	0.0398	0.0424	0.040
D2	0.0734	0.0850	0.076
D3	0.3376	0.5824	0.399
D4	0.5492	0.2903	0.484

Tabla 5.8 Matriz de decisión. El diseño D4 resulta el mejor según los criterios adoptados

5.2.2. Postproceso de resultados

A continuación se presentan los resultados obtenidos del postproceso de los resultados arrojados por el CFD, donde se puede observar el mejor comportamiento hidrodinámico de la carena 4 frente a la carena original. La Figura 5.2 muestra también la distribución del coeficiente de presión hidrodinámica adimensional C_p sobre los cascos respectivos. Este coeficiente se define como $C_p = p / \frac{1}{2} \rho V^2$. Las mejores características hidrodinámicas de la carena seleccionada pueden observarse de manera cualitativa tanto en los mapas de elevación de la superficie libre (Figura 5.3 y Figura 5.4) como en los cortes longitudinales de ola (Figura 5.5), realizados a una distancia de 0.556B al costado, donde se puede apreciar una apreciable disminución de las elevaciones de la superficie libre en la carena

optimizada respecto a la de referencia. Las leyendas de las figuras mencionadas se encuentran expresadas en metros.

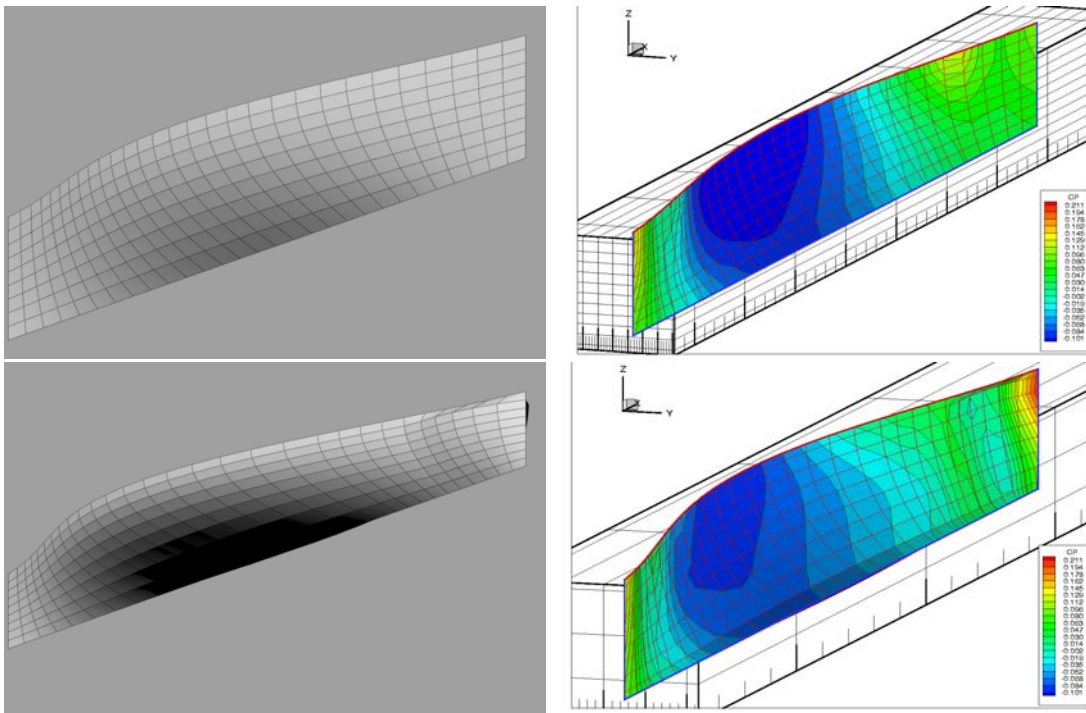


Figura 5.2 Carena de referencia (arriba) y optimizada (abajo). Geometría y distribución de C_p .

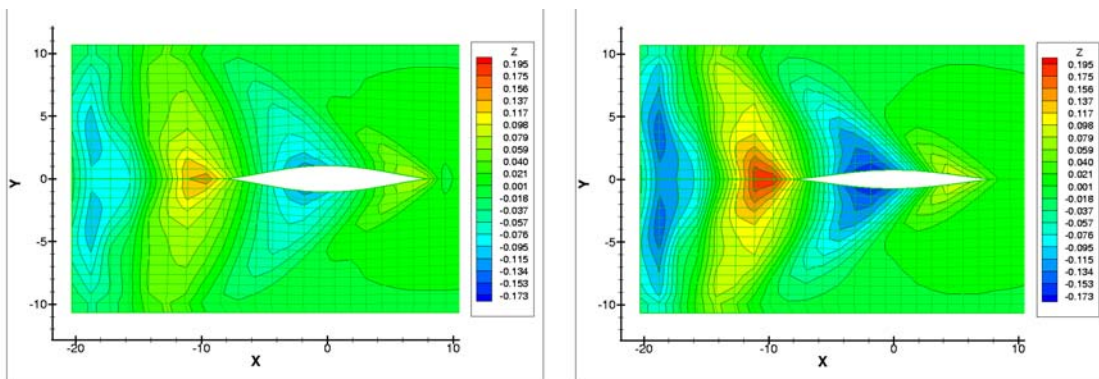


Figura 5.3 Mapas de olas. Izquierda: carena optimizada. Derecha: carena de referencia.

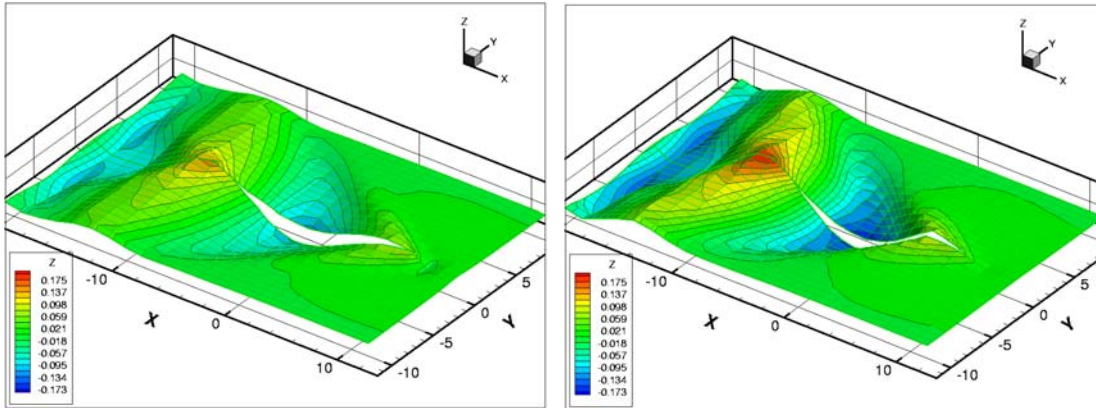


Figura 5.4 Elevación de la superficie libre. Izquierda: carena optimizada. Derecha: carena de referencia.

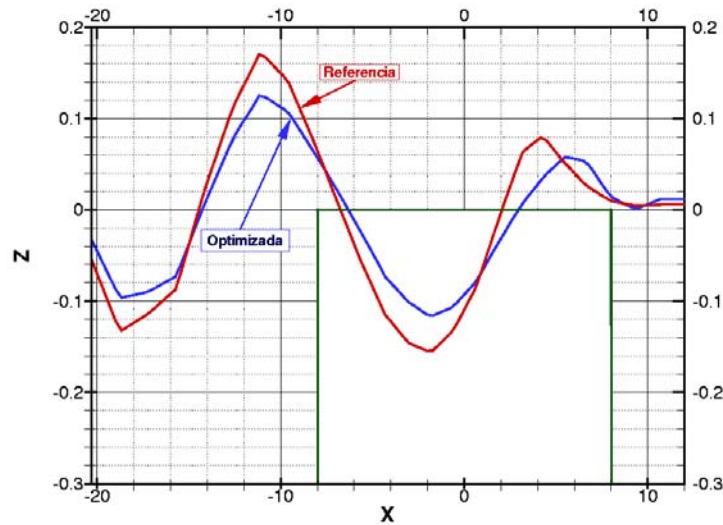


Figura 5.5 Comparación de cortes longitudinales de ola a $y=0.556B$.

5.2.3. Efecto del bulbo de proa

Para completar la comparativa, se ha querido aislar el efecto del bulbo resultante en el diseño escogido sobre las olas generadas. Para ello se ha generado una nueva carena wigley de las mismas dimensiones que la carena optimizada 1, pero sin añadirle la deformación en la proa en forma de bulbo. Esta carena se presenta en la Figura 5.6, junto con la original con bulbo. La Figura 5.7 presenta, por otro lado, la comparación de los cortes de ola a $y = 0.556B$ para ambas carenas. Se observa, efectivamente, una ligerísima disminución de la cresta de la ola de proa, así como la de popa, que aparece más retrasada. La profundidad del seno a popa de la maestra también se ve reducida respecto a la carena sin bulbo. En definitiva se observa, de manera cualitativa, el beneficioso efecto del bulbo de proa. La Tabla 5.9 resume los valores obtenidos para ambas carenas optimizadas, con y sin bulbo, para las funciones objetivo y las restricciones.

Bulbo	Cw	SuperficieMojada	GMT	VolumendeCarena
No	0.001648	29.951280	0.164758	8.05410
Si	0.001108	30.435053	0.159228	8.00595

Tabla 5.9 Resultados de la carena optimizada con y sin bulbo.

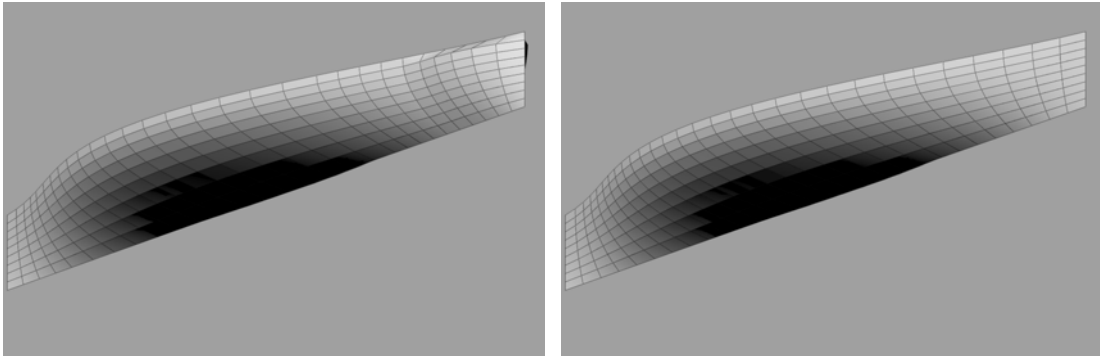


Figura 5.6 Carena optimizada con bulbo (izqda.) y sin bulbo (dcha.).

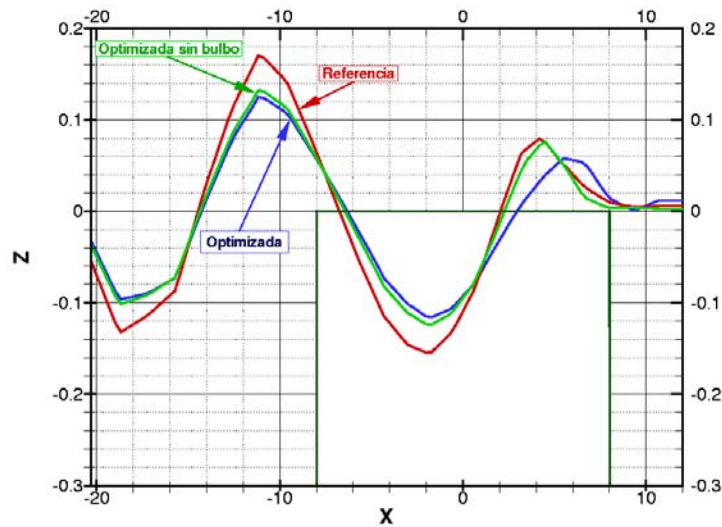


Figura 5.7 Comparativa de cortes longitudinales de ola entre carenas optimizadas con y sin bulbo y la carena de referencia.

6. CONCLUSIONES

- Se ha presentado una visión general de la optimización multiobjetivo, para posteriormente presentar en mayor detalle una metodología novedosa como son los algoritmos evolutivos.
- Como prueba de concepto de las técnicas de optimización presentadas, se ha implementado una mínima infraestructura para la optimización de una forma hidrodinámica sujeta a varias restricciones.
- Los resultados obtenidos, aunque rigurosamente académicos, muestran con claridad la validez del método al haberse obtenido un conjunto de carenas muy optimizadas,

respetando las restricciones impuestas, y haberse comparado con carenas de referencia.

Entre las ventajas identificadas podemos destacar:

- Facilidad de obtención de varias alternativas igualmente buenas que proporciona una gran flexibilidad a la hora de encajar diseños según las necesidades.
- Posibilidad de explorar soluciones de diseño difíciles de considerar por otros medios.
- Posibilidad de acoplar diversos estudios de manera simultánea: científicos (estructurales, mecánica de fluidos), económicos (costes de explotación, costes de ciclo de vida, de identificación de ruta óptima), etc.
- Permite el aprendizaje sobre el comportamiento de los diseños así como la posterior generación de modelos.
- Facilita la consecución de un mejor diseño en menor tiempo, aplicando el método de una manera correcta según la fase de diseño en que nos encontremos. En cualquier caso puede influir positivamente en el reducir el periodo hasta la terminación del producto (time to market).
- Es un medio para aprender, y mejorar la manera en que diseñamos. Obliga desde el principio a preparar un modelo paramétrico de nuestro problema, lo que requiere, a su vez, una reflexión previa sobre que información es necesaria o superflua para la caracterización de nuestro diseño, o sobre la necesidad de preparar más de un modelo del mismo diseño físico para su evaluación.

Por otro lado, entre los inconvenientes previsibles podemos citar:

- Factores limitantes del uso extensivo de los métodos evolutivos. Podemos enumerar:
 - (i) El coste de realizar una evaluación de diseño, contando con los posibles pre/postprocesos.
 - (ii) El número de evaluaciones requeridas para la obtención de unos diseños satisfactorios.
 - (iii) Las limitaciones impuestas por los medios de modelado y de cálculo disponibles.

En lo que respecta a los dos primeros puntos, deben evaluarse los recursos necesarios para llevar a cabo la búsqueda deseada, y considerar alternativas de reducido coste computacional si es posible. En caso necesitar evaluaciones de gran coste computacional, estudiar con detenimiento la influencia de los parámetros con objeto de reducirlos al mínimo y no aumentar de manera excesiva el número de individuos a evaluar en cada generación.

- La dificultad inicial de hallar los valores de los parámetros que controlan el proceso de optimización. Su determinación no tiene porque ser intuitiva y pueden depender del problema en cada caso.

6.1. Vías de trabajo futuro identificadas

El trabajo desarrollado hasta el momento ha permitido identificar varias líneas de trabajo que amplían el campo de aplicación de los procedimientos descritos.

- Los algoritmos evolutivos, al ser métodos de búsqueda globales, corren el riesgo de no perseguir diseños prometedores. Por ello es frecuente combinar en un mismo proceso optimizador una primera fase global utilizando un algoritmo evolutivo seguido de una segunda fase a cargo de un algoritmo clásico de escalada (hillclimbing) que capture un óptimo prometedor.
- Es necesario contar con un modelo paramétrico de nuestro diseño así como, en determinadas ocasiones, de la aplicación que transforme ese conjunto de parámetros en un diseño evaluable.
- El acoplamiento de códigos existentes, junto con el modelador paramétrico si es necesario, puede traer importantes problemas de intercambio de datos.
- Su uso actual en el entorno de una oficina de proyectos se ve limitado al necesitarse conocimientos no sólo del área de conocimiento del diseño sino también de las técnicas de optimización y de los algoritmos evolutivos en particular. No puede usarse como “caja negra”, aunque puede ser discutible si una herramienta de este tipo debiera usarse así.

El campo de aplicación de las técnicas estudiadas es tan amplio como el propio campo de la ingeniería. A continuación se enumeran unas pocas vías de trabajo en el entorno de la ingeniería naval.

- Ampliar el número de funciones objetivo para la incorporación de cifras de mérito [Ber98] para:
 - peso en rosca (peso de acero, maquinaria, equipos, etc.)
 - evaluación más completa de la estabilidad.
 - Eficiencia de transporte.
 - Comportamiento en la mar.
 - Evaluación de costes de construcción.
- Implementar un modelador paramétrico de formas más realista.
- Realizar estudios sobre la influencia de diversos parámetros típicos del proyecto de formas.
- Aplicación a un estudio preliminar de optimización de la compartimentación mediante esloras inundables. Evaluación de la estabilidad de buque intacto y en averías.
- Inclusión de un código de rebanadas para evaluar el comportamiento en la mar.
- Llevar a cabo un estudio sobre la aplicación específica de estas técnicas en el proyecto conceptual de un buque llevado a cabo en una oficina técnica.

Como balance final, la utilización de herramientas de optimización multiobjetivo computacionales resulta muy beneficiosa desde el punto de vista del proyectista al permitirle la exploración de diseños en formas y en extensión difícilmente alcanzables únicamente por la experiencia o por métodos más tradicionales. Esto abre nuevas maneras de abordar el proceso de diseño, lo que redundará, en definitiva la obtención con mayor rapidez de mejores y más eficientes diseños.

BIBLIOGRAFÍA

- [Mar04] R.T. Marler y J.S. Arora: *Survey of multiobjective optimization methods in engineering*, Structural Multidisciplinary Optimization 26, 369-395, Springer-Verlag 2004.
- [Coe01] Coello Coello, Carlos A. y Toscano Pulido, Gregorio: *A Short Tutorial on Evolutionary Multiobjective Optimization*, First International Conference on Evolutionary

- Multi-Criterion Optimization, Springer-Verlag, Lecture Notes in Computer Science No. 1993, pp. 21-40, Marzo 2001 (artículo invitado), Zurich, Suiza.
- [EMOO] Evolutionary Multi-Objective Optimization home page:
<http://www.lania.mx/~ccoello/EMOO>.
- [Mich99] Zbigniew Michalewicz: *Genetic algorithms + data structures = evolution programs*, 3ª Ed., Springer-Verlag 1999.
- [Fron01] modeFRONTIER v. 2.5.0 User's Manual, ES.TEC.O. S.r.l 2001
- [Deb00] Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal y T. Meyarivan: *A Fast and Elitist Multi-Objective Genetic Algorithm: NSGA-II*, Kanpur Genetic Algorithms Laboratory (KanGAL) Report No 200001, Indian Institute of Technology Kanpur, India.
- [Tri95] Evangelos Triantaphyllou y Stuart H. Mann: *Using the Analytic Hierarchy Process for Decision Making in Engineering Applications: Some Challenges*, International Journal of Industrial Engineering: Applications and Practice, Vol. 2, No. 1, pp. 35-44, 1995.
- [Har98] Stefan Harries: *Parametric design and hydrodynamic optimization of ship hull forms*, Mensch & Buch Verlag, ISBN 3-933346-24-X, 1998.
- [Pap02] Panos Y. Papalambros: *The Optimization paradigm in engineering design: promises and challenges*, Computer-Aided Design 34 (2002), pp 939951, Elsevier Science Ltd.
- [Agu03] Francisco Aguayo González y Víctor M. Soltero Sánchez: *Metodología del diseño industrial. Un enfoque desde la ingeniería concurrente*, Editorial RA-MA 2003.
- [Ber98] Volker Bertram, H. Schneekluth: *Ship design for efficiency and economy 2Ed*, Butterworth-Heinemann 1998.
- [And04] CENIIT project 03.15, *Computational Design Optimization Techniques for Engineering Design Problems*, Main researcher: Johan Andersson, Division of Machine Design, Division of Fluid and Mechanical Engineering Systems, Linköping University.
http://www.machine.ikp.liu.se/index.html?staff/johan/computational_design.html
- [FAN00] FANTASTIC: FUNCTIONAL DESIGN AND OPTIMISATION OF SHIP HULL FORMS, EC GROWTH Project GRD1-1999-10666/G3RD-CT 2000 00096,
<http://www.ec-nantes.fr/sirehna/fantastic/fantastic.htm>
- [Bro99] Alan Brown and LCDR Mark Thomas, *Reengineering the Naval Ship Concept Design Process*, 1999