



**Centro Universitario de la Defensa
en la Escuela Naval Militar**

TRABAJO FIN DE GRADO

Aproximación del Consumo de Combustible de los buques de la Armada en función de la velocidad de navegación

Grado en Ingeniería Mecánica

ALUMNO: Angelo Antonio Lalangui Olaya

DIRECTORES: Débora Cores Carrera

CURSO ACADÉMICO: 2023-2024

Universida_{de}Vigo



Centro Universitario de la Defensa en la Escuela Naval Militar

TRABAJO FIN DE GRADO

Aproximación del Consumo de combustible de los buques de la Armada en función de la velocidad de navegación

Grado en Ingeniería Mecánica
Intensificación en Tecnología Naval
Cuerpo General / Infantería de Marina

Universida_{de}Vigo

RESUMEN

La optimización se ha convertido en una herramienta fundamental en múltiples campos debido a sus logros, como la reducción de costos y la predicción de comportamientos de datos.

En este Trabajo de Fin de Grado, se pretende desarrollar una ecuación que estime el consumo aproximado de combustible de un barco según su velocidad, compuesta por tres parámetros, uno de ellos siendo la velocidad y los otros dos se quieren determinar. Se proponen dos modelos de optimización, lineal y no lineal, cada uno con métodos de solución diferentes y considerando o no restricciones. Se analizan estos métodos de solución con el programa MATLAB en cinco tipos de barcos con distintas dimensiones y tipos de propulsión, comparando los resultados obtenidos. Se seleccionan dos métodos de solución al encontrar resultados idénticos para cada conjunto de datos analizados. Finalmente se presentan los resultados obtenidos para cada tipo de barco, siendo cercanos a lo esperado, y se ofrecen sugerencias para poder mejorar los valores óptimos de estos parámetros.

La investigación muestra la aplicabilidad de la optimización en la estimación del consumo de combustible en embarcaciones, así como la relevancia de la elección adecuada de métodos de solución para obtener resultados precisos.

PALABRAS CLAVE

Consumo combustible, Optimización, Modelos matemáticos, Estimación de parámetros.

AGRADECIMIENTOS

Quiero comenzar agradeciendo a Dios, por darme salud y fortaleza en todo momento.

A mi tutora, la señora Débora Cores Carrera, a quien le estoy infinitamente agradecido por su apoyo profesional, su paciencia interminable, su motivación constante y su orientación en el desarrollo de este trabajo. Su consejo y dedicación han sido fundamentales para el desarrollo de este trabajo.

A todos mis compañeros de la Escuela Naval Militar, les agradezco de corazón por su apoyo emocional y su comprensión durante los momentos difíciles del curso. Su camaradería y solidaridad han sido un pilar fundamental en este camino.

A mi familia, por su apoyo emocional y por ser mi fuente de motivación constante. Su amor y aliento han sido mi impulso para superar cualquier obstáculo y lograr mis objetivos.

En este viaje, he tenido la suerte de encontrarme con personas maravillosas, algunos me acompañan en este largo camino como es la carrera de las armas, otras ofreciendo consejos para mi crecimiento personal y profesional. A todos ustedes, les doy las gracias de todo corazón.

CONTENIDO

Contenido	1
Índice de Figuras	3
Índice de Tablas.....	5
1 Introducción y objetivos	6
1.1 Motivación	6
1.2 Antecedentes	6
1.3 Objetivos del Trabajo.....	7
1.4 Estructura del Trabajo	7
2 Estado del arte	9
2.1 Relación entre la Velocidad de Navegación y el Consumo de Combustible de un buque	9
2.1.1 Sin tener en cuenta el Desplazamiento	9
2.1.2 Teniendo en cuenta el desplazamiento.	9
2.1.3 Teniendo en cuenta el desplazamiento y el tiempo.	10
2.1.4 Relación lineal entre el consumo de combustible y la velocidad de operación.....	10
2.2 Modelos Matemáticos	10
2.3 Modelo de optimización.....	11
2.3.1 Modelos de Optimización lineal	11
2.3.2 Modelos de optimización no lineal (MONL)	12
2.3.2.1 Modelos de optimización no lineal sin restricciones (MONLSR).....	13
2.3.2.2 Modelos de optimización no lineal con restricciones	14
2.4 Modelo de ajuste de datos Lineales y No Lineales	15
2.4.1 Problema de cuadrados mínimos lineales (CML).....	15
2.4.2 Problema de cuadrados mínimos no lineales (CMNL).....	16
2.5 Unidades de la Armada	17
2.6 MATLAB.....	20
2.7 Configuraciones de Propulsión de algunos buques de la Armada	21
2.8 Medida ‘TEU’ en buques Mercantes	22
3 Desarrollo del TFG.....	23
3.1 Planteamiento del problema en forma matemática	23
3.2 Recopilación y filtrado de datos.....	24
3.3 Modelos de Optimización para la Solución del problema	25
3.3.1 Modelo de Optimización 1 (MO1)	25
3.3.2 Modelo de Optimización 2 (MO2)	26

3.4 Desarrollo del código para MATLAB	27
3.4.1 Métodos de solución para el modelo MO1	27
4 Resultados / Validación / Prueba.....	31
4.1 Primer Conjunto de Datos (‘PCD’).....	31
4.1.1 Resultados para el Modelo MO1 sin restricciones y con restricciones	34
4.1.2 Resultados para el Modelo MO2 sin restricciones y con restricciones	38
4.2 Segundo Conjunto de Datos (‘SCD’).....	41
4.2.1 Resultados para MO1 sin restricciones.....	42
4.2.2 Resultados para el Modelo MO2 sin restricciones	43
4.3 Comparación de resultados Modelo MO1 y Modelo MO2	44
4.4 Resumen de resultados para λ y Ω para cada tipo de barco.....	45
4.4.1 Resultados para BDPA (‘Patrulleros de Altura’).....	45
4.4.2 Resultados para BDCC y BDAB (Fragatas clase ‘Álvaro de Bazán’)	46
4.4.3 Resultados para ABB_C_1 y ABB_C_2 (‘Buques de Asalto Anfibio’)	46
4.4.4 Resultados para TT_1, TT_2, OT_1 y OT_2 (‘Buques Mercantes’)	47
5 Conclusiones y Líneas Futuras	49
5.1 Conclusiones	49
5.2 Líneas Futuras	50
6 Bibliografía.....	51
Anexo I: Implicaciones Sociales, y/o Económicas, y/o Ambientales	53
Anexo II: Reflexiones Éticas y Sociales	54
Anexo III: Base de Datos ‘PCD’	55
Anexo IV: Base de Datos ‘SCD’	60
Anexo V: Características Combustible F-76.....	63
Anexo VI: Códigos MATLAB.....	64

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Ajuste de datos lineales [Fuente propia]	16
Figura 2.2. Fragatas clase ‘Álvaro de Bazán’ (Fuente [14])	18
Figura 2.3. ‘Buque de Asalto Anfíbio’ Castilla (Fuente [15])	19
Figura 2.4. ‘Patrullero de Altura’ Arnomendi. (Fuente [17]).....	20
Figura 2.5. Configuración de propulsión CODOG	21
Figura 2.6. Configuración de propulsión CODAD	21
Figura 2.7. Diferentes medidas ‘TEU’	22
Figura 4.1. Relación consumos y velocidades medias para BDCC (Fuente propia).....	32
Figura 4.2. Relación consumos y velocidades medias para BDPA (Fuente propia).....	32
Figura 4.3. Relación consumos y velocidades medias para BDAB (Fuente propia)	33
Figura 4.4. Relación consumos y velocidades medias BAA_C_1	33
Figura 4.5. Relación consumos y velocidades medias BAA_C_2	34
Figura 4.6. Diferencia residual para el Modelo MO1 con restricciones y sin restricciones.....	35
Figura 4.7. Ajuste obtenido con el Modelo MO1 sin restricciones, método ‘lsqlin’, para BDCC ..	36
Figura 4.8. Ajuste obtenido con Modelo MO1 sin restricciones, método ‘lsqlin’ para BDP	36
Figura 4.9. Ajuste obtenido con Modelo MO1 sin restricciones, método ‘lsqlin’ para BDAB	36
Figura 4.10. Ajuste obtenido con Modelo MO1 sin restricciones, método ‘lsqlin’ para BAA_C_1	36
Figura 4.11. Ajuste obtenido con Modelo MO1 sin restricciones, método ‘lsqlin’ para BAA_C_2	36
Figura 4.12. Ajuste obtenido con Modelo MO1 con restricciones, método ‘lsqlin’ para BDCC	37
Figura 4.13. Ajuste obtenido con Modelo MO1 con restricciones, método ‘lsqlin’ para BDPA	37
Figura 4.14. Ajuste obtenido con Modelo MO1 con restricciones, método ‘lsqlin’, para BDAB ...	37
Figura 4.15. Ajuste obtenido con Modelo MO1 sin restricciones, método ‘lsqlin’ para BAA_C_1	37
Figura 4.16. Ajuste obtenido con Modelo MO1 con restricciones, método ‘lsqlin’ para BAA_C_2	37
Figura 4.17. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método ‘lsqnonlin’, para BDCC	39
Figura 4.18. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método ‘lsqnonlin’, para BDPA	39
Figura 4.19. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método ‘lsqnonlin’, para BDAB	39
Figura 4.20. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método ‘lsqnonlin’, para BAA_C_1	39
Figura 4.21. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método ‘lsqnonlin’, para BAA_C_2	39

Figura 4.22. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones, método ‘lsqnonlin’, para BDCC	40
Figura 4.23. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones, método ‘lsqnonlin’, para BDPA	40
Figura 4.24. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones, método ‘lsqnonlin’, para BDAB	40
Figura 4.25. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones, método ‘lsqnonlin’, para ABB_C_1.....	40
Figura 4.26. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones, método ‘lsqnonlin’, para ABB_C_2.....	40
Figura 4.27. Relación consumos y velocidades medias mercante OT_1	41
Figura 4.28. Relación consumos y velocidades medias mercante OT_2	41
Figura 4.29. Relación consumos y velocidades medias mercante OT	42
Figura 4.30. Relación consumos y velocidades medias mercante OT_2	42
Figura 4.31. Ajuste obtenido con el Modelo MO1 con restricciones, método ‘lsqin’, para TT_1 .	43
Figura 4.32. Ajuste obtenido con el Modelo MO1 con restricciones, método ‘lsqin’, para TT_2 .	43
Figura 4.33. Ajuste obtenido con el Modelo MO1 con restricciones, método ‘lsqin’, para OT_1 .	43
Figura 4.34. Ajuste obtenido con el Modelo MO1 con restricciones, método ‘lsqin’, para OT_2 .	43
Figura 4.35. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método ‘lsqnonlin’, para TT_1	44
Figura 4.36. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método ‘lsqnonlin’, para TT_2	44
Figura 4.37. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método ‘lsqnonlin’, para OT_1	44
Figura 4.38. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método ‘lsqnonlin’, para OT_2	44
Figura 4.39. Ajuste obtenido en el artículo Wang y Meng (2012) (Fuente [3]).....	45
Figura 4.40. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método ‘lsqnonlin’, para TT_1	45
Figura 4.41. Ajuste no lineal para BDPA.....	46
Figura 4.42. Ajuste no lineal para ABB_C_1	47
Figura 4.43. Ajuste no lineal para ABB_C_2	47
Figura 4.44. Ajuste no lineal para TT_1	48
Figura 4.45. Ajuste no lineal para TT_2	48
Figura 4.46. Ajuste no lineal para OT_1	48
Figura 4.47. Ajuste no lineal para OT_2	48
Figura A5.1. Características técnicas Combustible Gas Oil F-76 (Fuente [18]).....	63

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. Características fragata clase ‘Álvaro de Bazán’ (Fuente [13]).....	18
Tabla 2.2. Características B.A.A CASTILLA (Fuente [15])	19
Tabla 2.3. Características ‘Patrullero de Altura’ Arnomendi (Fuente [16]).....	19
Tabla 2.4: Funciones de MATLAB para optimización	20
Tabla 4.1. Métodos de solución para cada modelo	31
Tabla 4.2. Descripción y notación para los datos B.A.A ‘Castilla’ con distinto número de motores por eje.....	33
Tabla 4.3. Resultados Modelo MO1 con el método ‘lsqin’ sin restricciones	34
Tabla 4.4. Resultados Modelo MO1 con el método ‘lsqin’ con restricciones	35
Tabla 4.5. Resultados Modelo MO2 con el método ‘lsqnonlin’ sin restricciones	38
Tabla 4.6. Resultados Modelo MO2 con restricciones con el método ‘lsqnonlin’	38
Tabla 4.7. Notación barcos mercantes.....	41
Tabla 4.8. Resultados Modelo MO1 sin restricciones con el método ‘lsqin’	42
Tabla 4.9. Resultados Modelo MO2 con el método ‘lsqnonlin’	43
Tabla 4.10. Comparación resultados Modelo MO1 y Modelo MO2 para ‘SCD’	44
Tabla 4.11. Resultados para BDPA.....	45
Tabla 4.12. Resultados para BDCC.....	46
Tabla 4.13. Resultados para BDAB	46
Tabla 4.14. Resultados para ABB_C_1.....	47
Tabla 4.15. Resultados para ABB_C_2.....	47
Tabla 4.16. Resultados para TT_1.....	47
Tabla 4.17. Resultados para TT_2.....	47
Tabla 4.18. Resultados para OT_1	48
Tabla 4.19. Resultados para OT_2	48
Tabla A3.1. Base de Datos fragata Cristóbal Colón BDCC.....	57
Tabla A3.2. Base de datos ‘Patrulleros de Altura’ BDPA	58
Tabla A3.3. Base de datos fragata clase ‘Álvaro de Bazán’ BDAB	58
Tabla A3.4.. Base de Datos ‘Buque de Asalto Anfibio’ en ley de un motor por eje BAA_C_1	59
Tabla A3.5. Base de datos ‘Buque de Asalto Anfibio’ en ley de dos motores por eje BAA_C_2	59
Tabla A4.1. Base de datos ‘Buque Mercante’ 1 de capacidad 3000 TEU TT_1	60
Tabla A4.2. Base de datos ‘Buque Mercante’ 2 de capacidad 3000 TEU TT_2	61
Tabla A4.3. Base de datos ‘Buque Mercante’ 3 de capacidad 8000 TEU TT_1	61
Tabla A4.4. Base de datos ‘Buque Mercante’ 4 de capacidad 8000 TEU OT_2.....	62

1 INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

1.1 Motivación

En la actualidad, donde la optimización y la eficiencia son aspectos cruciales en diversos sectores, desde la gestión de recursos hasta la logística, surge la imperiosa necesidad de desarrollar estrategias inteligentes y soluciones innovadoras para mejorar el rendimiento de los sistemas. Este proyecto de fin de grado se enfoca en el estudio y aplicación de técnicas de optimización, con el propósito de abordar desafíos específicos, como la aproximación del consumo de combustible en función de la velocidad de navegación.

El incremento de la contaminación ambiental junto con el elevado costo de los recursos naturales ha generado una demanda de enfoques innovadores que busquen maximizar la eficiencia, minimizar costos y aprovechar al máximo los recursos disponibles. A través de esta investigación, se buscará derivar una ecuación que permita estimar el consumo de combustible, con el objetivo de reducir gastos innecesarios y lograr un uso óptimo del combustible en la Armada.

La optimización no solo persigue el aumento de la rentabilidad y la productividad, sino que también puede contribuir significativamente a las decisiones estratégicas. Este estudio se propone comprender el comportamiento del gasto de combustible en relación con la velocidad, con la intención de ofrecer una estimación precisa y presentar diversas metodologías para alcanzar este resultado.

A través de este esfuerzo, se espera contribuir a futuras estimaciones basadas en las fuentes de datos disponibles, permitiendo una comprensión más profunda del comportamiento de estos parámetros mediante un modelo matemático sólido.

1.2 Antecedentes

Para llevar a cabo este trabajo, se ha considerado la evolución en el cálculo aproximado del consumo en relación con la velocidad. A continuación, se mencionan algunos autores que, a lo largo del tiempo, han venido desarrollando esta fórmula, teniendo en cuenta diversos parámetros.

Barras (2004) presenta una ecuación cúbica que permite aproximar el gasto de combustible, considerando el valor de la velocidad, el desplazamiento del buque y un coeficiente vinculado al tipo de máquinas de propulsión configuradas en la embarcación. Esta fórmula es una ecuación exponencial en la variable velocidad. Además, el autor examina el consumo de combustible en relación con la variación del desplazamiento y establece un coeficiente basado en el tipo de propulsión del buque. Esto se debe a que los buques de carga, experimentan cambios en su desplazamiento mientras navegan entre diferentes puertos, debido a la carga o descarga de un número variable de contenedores, a lo largo de su ruta

comercial [1]. Mersin et al. (2017) presentan dos fórmulas exponenciales para el consumo del combustible en buques, una sencilla que solo toma en cuenta la velocidad de navegación y otra un poco más compleja que considera la variación del desplazamiento a lo largo de la ruta del barco, teniendo en cuenta también los tiempos necesarios para realizar cada tramo de la travesía, para el caso de buques de carga que experimentan variaciones en su desplazamiento a lo largo de su ruta [2]. Adicionalmente, Wang y Meng (2012) linealizan la función exponencial que describe el consumo de combustible y aplica regresión lineal para determinar los parámetros de dicha ecuación con un coeficiente R de al menos 0.96, obteniendo que los parámetros exponenciales y no exponenciales varían dependiendo de las dimensiones y parámetros del barco [3].

1.3 Objetivos del Trabajo

El objetivo principal de este trabajo de fin de grado es encontrar una ecuación exponencial que permita estimar el consumo de combustible de un barco específico en función de la velocidad de funcionamiento, el cual es un dato conocido. Dicha ecuación consta de dos parámetros, siendo estos los coeficientes que se quieren obtener a partir de los datos registrados durante el periodo de navegación del barco mediante la resolución de un modelo de optimización. La velocidad de funcionamiento de la embarcación y el consumo serán los datos que permitirán estimar estos parámetros.

Para lograr este propósito, se utilizan modelos matemáticos de optimización que han sido empleados a lo largo de los años. El modelo de cuadrados mínimos lineales es el más usado para estimar los parámetros de la función exponencial que describe el consumo de velocidad, ya que es el más sencillo y conocido. Sin embargo, en este trabajo se pretende estimar los parámetros de dicha ecuación exponencial de consumo de combustible utilizando cuadrados mínimos no lineales, los cuales pueden generar estimados más ajustados.

Los objetivos secundarios de este trabajo incluyen determinar el consumo de combustible para más de un tipo de barco de la Armada. Se busca establecer relaciones en función de las características individuales de cada embarcación, como eslora, manga, tipo de propulsión, entre otras. Se va a intentar además realizar un estudio detallado sobre cómo varían los coeficientes encontrados en relación con cada tipo de barco.

Por otro lado, con este trabajo, se pretende desarrollar modelos matemáticos de optimización aplicables en la resolución de futuros escenarios, con el objetivo principal de establecer fórmulas que relacionen los parámetros del entorno bajo análisis. Estos modelos se basan en la busca de unos parámetros a partir de una base de datos histórica previamente registrada. La finalidad es proporcionar herramientas guía, priorizando aquellas que se adapten de manera más eficaz al funcionamiento específico de la Armada. El propósito último es facilitar la obtención de información relevante y ofrecer un modelo matemático estándar que pueda utilizarse para abordar posibles desafíos en el futuro.

1.4 Estructura del Trabajo

Una vez establecida la motivación que impulsa este trabajo de fin de grado, detallando los puntos claves que justifican su realización, siguiendo con el análisis de los antecedentes de las diferentes fórmulas exponenciales presentadas en la literatura para estimar el consumo de combustible en buques. En este trabajo, se plantean dos modelos de optimización para la búsqueda de los parámetros que intervienen en la fórmula exponencial que describe el consumo de combustible de buques en función de la velocidad de navegación. Habiendo planteado los objetivos principales y secundarios que se persiguen con este trabajo, el siguiente paso consiste en la descripción de la estructura de la presente memoria.

El propósito es organizar de manera clara las tareas realizadas y los resultados obtenidos durante la ejecución del trabajo. La estructura de esta memoria consta de cinco capítulos, culminando con un capítulo de bibliografía que recopila las fuentes de información utilizadas en el desarrollo de este trabajo. Además, se incluye un capítulo de anexos destinado a proporcionar una explicación más detallada de ciertas partes del trabajo.

La secuencia que sigue este trabajo de fin de grado se detalla a continuación:

- **Capítulo 1:** Introducción y objetivos. Este capítulo consta de varios apartados: en primer lugar, se presenta la motivación que condujo a la realización de este trabajo, detallando los factores que la impulsaron. Luego, se lleva a cabo un estudio de los antecedentes previos a la ejecución de este trabajo, donde se examinan investigaciones y trabajos relacionados. Además, se describen los objetivos del trabajo, destacando lo que se espera lograr con su realización. Finalmente, se proporciona una explicación sobre la estructura que sigue el trabajo para abordar de manera efectiva los temas pertinentes.
- **Capítulo 2:** Estado del Arte. Este capítulo aborda la relación entre el combustible y la velocidad de funcionamiento, presentando las principales fórmulas que las vinculan. Posteriormente, se discuten los modelos matemáticos, explicando qué son, los diferentes tipos que existen y su utilidad. Se prosigue con la explicación de los modelos de optimización lineal, seguido por los modelos de optimización no lineales. En ambos casos, se describe su estructura, la complejidad que presentan y algunos de los métodos de solución más utilizados, entre otros aspectos relevantes.
- **Capítulo 3:** Desarrollo del TFG. En este capítulo se presenta el planteamiento del problema en forma matemática, considerando las restricciones que lo limitan, mediante dos modelos de optimización distintos. Se continúa con la discusión de los métodos de solución para abordar y resolver el problema. Se desarrolla cada uno de los métodos en busca de la solución.
- **Capítulo 4:** Resultados obtenidos mediante los modelos de optimización.
- **Capítulo 5:** Conclusiones y líneas futuras.
- **Bibliografía y Anexos.**

2 ESTADO DEL ARTE

El presente capítulo tiene como objetivo llevar a cabo un estudio acerca de la funcionalidad de los modelos matemáticos, su propósito y su aplicación práctica. Se exploran las fórmulas exponenciales que permiten determinar el consumo de combustible de buques de carga en función de la velocidad. Se describe la estructura de los modelos de optimización lineal y no lineal, además de su aplicabilidad para resolver problemas en diversos campos y la complejidad asociada a su implementación.

En este capítulo también se abordan algunos métodos para la solución de modelos de optimización lineal y no lineal. En particular, se describen brevemente las funciones o métodos ofrecidos por el programa MATLAB.

2.1 Relación entre la Velocidad de Navegación y el Consumo de Combustible de un buque

En esta sección, se presentan los trabajos previamente desarrollados en la literatura, donde exploran diversas formas de expresar la relación entre el consumo de combustible y la velocidad de navegación media. Con la finalidad de identificar los parámetros de dicha función consumo con las dimensiones principales y/o modos de funcionamiento de los buques en estudio.

2.1.1 Sin tener en cuenta el Desplazamiento

En 2017 Kadir Mersin, Güler Alkan & Tunç Mısırlıoğlu [2] consideran que la relación entre consumo de combustible y velocidad de navegación para barcos comerciales de carga viene dada por:

$$F_{(V)} = \lambda(V)^{\Omega} \quad (2.1)$$

donde V es la velocidad de navegación. Esta relación no toma en consideración el desplazamiento del barco. Los autores también señalan que para barcos de carga los parámetros λ y Ω se encuentran entre ciertos rangos. Otros autores en la literatura también hacen referencia a la misma relación entre el consumo de combustible y la velocidad, como por ejemplo Wang y Meng [3].

2.1.2 Teniendo en cuenta el desplazamiento.

Barras (2004) en [1] presenta una relación entre el consumo de combustible y la velocidad que toma en consideración el desplazamiento del buque, de la siguiente forma:

$$F_{cons/day} = \frac{W^{2/3} \times V^3}{3} \quad (2.2)$$

donde V es la velocidad media de navegación y W es el desplazamiento.

2.1.3 Teniendo en cuenta el desplazamiento y el tiempo.

Recientemente Mersin et al. [2] desarrollan una relación entre el consumo de combustible y la velocidad de navegación que es diferente a la mostrada por Barras (2004) y que también considera el desplazamiento del buque, la cual viene dada por.

$$\nabla_{(t)} = \left[\sqrt[3]{\nabla_{(0)} - \frac{\lambda V^3 t}{3}} \right]^3 \quad (2.3)$$

donde $\nabla_{(t)}$ es el desplazamiento del buque en el tiempo t.

La ecuación (2.3) se basa en una fórmula desarrollada por los autores para medir el cambio de desplazamiento del buque en función del tiempo.

2.1.4 Relación lineal entre el consumo de combustible y la velocidad de operación

En esta sección, se ve el proceso de linealizar la expresión (2.1) para simplificar su resolución. Si Q denota el consumo de combustible en toneladas al día entonces la ecuación (2.1) se escribe como:

$$Q = \lambda v^\Omega \quad (2.4)$$

Aplicando logaritmos a la expresión (2.4) y utilizando las propiedades de los logaritmos la expresión quedaría:

$$\ln(Q) = \ln(\lambda) + \Omega \ln(v) \quad (2.5)$$

Se puede apreciar que la ecuación resultante (2.5) es lineal y por consiguiente los parámetros λ y Ω pueden ser estimados al aplicar método de regresión lineal si se tiene una base de datos con los consumos de combustible diario y la velocidad media de navegación para varias rutas o días de navegación.

2.2 Modelos Matemáticos

Los modelos matemáticos permiten representar matemáticamente un problema o fenómeno real, mediante ecuaciones, fracciones y relaciones entre variables. Para la construcción de un modelo matemático se deben establecer hipótesis, variables, funciones y las relaciones entre variables que explican el problema o fenómeno a estudiar.

Los resultados que se obtienen del modelo deben predecir el problema o fenómeno en estudio. Cuanto más complejo es el modelo más complejo serán los métodos o herramientas de solución. Por ello, en muchos modelos matemáticos se simplifican algunas situaciones reales.

Los modelos matemáticos se clasifican en:

- **Cualitativos y Cuantitativos**

Los modelos cualitativos exponen los problemas implicados en un negocio u organización. Estos modelos constituyen el punto de partida para la transición hacia un enfoque cuantitativo, ya que una vez que se pueden expresar mediante números y relacionar variables, adquieren esa cualidad. La investigación de operaciones juega un papel fundamental en esta transformación, convirtiendo los modelos cualitativos en modelos cuantitativos. Ejemplos

de estos últimos incluyen ecuaciones, fórmulas, matrices y diagramas, todos ellos obtenidos a partir de un modelo matemático.

- **Estándares y hechos a la medida**

Los modelos estándar son aquellos que se utilizan como referencia y pueden adaptarse para resolver tipos de problemas que tengan el mismo objetivo. Algunos ejemplos de estos modelos incluyen el cálculo de gastos, costos y ganancias, entre otros. Por otro lado, los modelos hechos a medida, como su nombre indica, están diseñados para abordar un problema particular con características específicas.

- **Probabilísticas y determinísticas**

Los modelos que emplean la probabilidad y las estadísticas para abordar incertidumbres futuras se conocen como probabilísticos. Por otro lado, aquellos que se centran en cantidades específicas y exactas, analizando situaciones críticas, son denominados modelos determinísticos.

- **Descriptivos y de optimización**

Cuando nos encontramos ante un modelo que simplemente describe el comportamiento de un fenómeno real, estamos ante un modelo descriptivo. Este tipo de modelo busca comprender la situación que se está analizando de manera matemática, pudiendo ser abordado desde múltiples perspectivas. Así, ofrece diversas opciones de solución para enfrentar el problema. Cuando, a partir de un modelo descriptivo, teniendo en cuenta unas variables de entrada determinadas, se obtiene una solución óptima, la cual representa la mejor alternativa para resolver el problema, nos encontramos ante un modelo de optimización.

- **Estáticos y Dinámicos**

Los modelos estáticos están basados en condiciones que permanecen constantes a lo largo del tiempo, es decir, no experimentan cambios durante un periodo determinado. En contraste, los modelos dinámicos implican condiciones que varían en función del tiempo, lo que genera una secuencia de condiciones donde cada una es independiente de las demás.

- **De simulación y no simulación**

Los modelos de simulación son aquellos en los que podemos reproducir el funcionamiento de sistemas o representar modelos a gran escala utilizando computación, ya sea a partir de datos reales o generados de forma aleatoria. Por otro lado, los modelos de optimización o los diseñados a medida se consideran no simulados, ya que no permite el uso de datos simulados o empíricos de forma aleatoria.

Esta información la hemos obtenido en [4]. Este Trabajo de Fin de Grado (TFG), se enfoca en la creación de modelos matemáticos de optimización que además son determinísticos, cualitativos y de simulación. A continuación, se explican los modelos de optimización y su clasificación.

2.3 Modelo de optimización

Es aquel modelo que representa la realidad que se quiere estudiar minimizando o maximizando alguna función sujeta o no a algunas restricciones cuya solución se corresponde con la solución real del problema planteado.

Los modelos de optimización diferencian dos clases, según el tipo de función objetivo y el tipo de funciones que representan las restricciones del problema.

2.3.1 Modelos de Optimización lineal

Los modelos de optimización lineal se escriben de la siguiente forma general:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) = \min_{x \in \mathbb{R}^n} c^t x \\ \text{Sujeto a} \quad Ax \leq b \\ \quad \quad \quad Bx = c \\ \quad \quad \quad l \leq x \leq u \end{array} \right\} \quad (2.6)$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{Región} \\ \text{Factible S} \end{array} \right\} \quad (2.7)$$

donde:

$f(x) = c^t x = \sum_{i=1}^n c_i x_i$, $h(x) = Ax - b \leq 0$, $G(x) = Bx - c = 0$, son funciones lineales, $c = (c_1, \dots, c_n) \in \mathbb{R}^n$, $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$, $u \leq x \leq l$, son cotas superiores e inferiores, impuestas a las variables o incógnitas del problema.

Este tipo de modelo es usado para formular problemas de producción, de transporte, planificación de producción, asignación de horarios, entre otros, como se puede ver en [5]. Uno de los métodos más utilizados para resolver este tipo de modelos o problemas de programación lineal (PPL) es el método Simplex, que fue desarrollado en el año 1947 por el matemático estadounidense George Dantzig. Este método encuentra la solución del problema, buscando en los vértices de la región factible (Simplex o región factible S) generados por las restricciones (2.7), de tal manera que aumenta el valor de la función objetivo (f), si el problema es de maximización o disminuye el valor de la función objetivo (f), si el problema es de minimización.

El método Simplex tuvo sus orígenes cuando el George Dantzig trabajaba como asesor matemático para las Fuerzas Aéreas de los Estados Unidos. En este rol, se le encargó encontrar un proceso de planificación que fuera el más eficiente de la época, centrándose en determinar el tiempo de duración de cada etapa del programa, que incluía despliegue, entrenamiento y suministro logístico. Dantzig intentó resolver este desafío utilizando los métodos disponibles hasta esa fecha, pero se enfrentó a dificultades debido a la complejidad del problema que se le planteó, la cual superaba las capacidades de esos métodos. Esto lo llevó a plantearse la necesidad de desarrollar un nuevo método que pudiera abordar la complejidad de este tipo de problemas. El resultado de sus investigaciones fue el método Simplex [6].

El método simplex no es la única estrategia para resolver PPL, existen otros como por ejemplo los métodos de puntos interiores, método de las fases, método de la gran M, sin embargo, es el método más usado y comercial.

2.3.2 Modelos de optimización no lineal (MONL)

Un modelo de optimización no lineal consta de las mismas partes que tiene un modelo de optimización lineal que son: función objetivo, variables de diseño y restricciones. Con la diferencia que su función objetivo y algunas de sus restricciones son combinaciones no lineales de sus variables de diseño, [7].

Los MONL hacen frente a sucesos más parecidos al mundo real, a continuación, se mencionan los principales puntos donde se puede apreciar la complejidad de los MONL.

- La dificultad de solución. Esto se debe a, la no linealidad presente en las funciones objetivo y las restricciones. Algunos de los métodos de solución utilizados; se encuentran los métodos iterativos como el Newton-Raphson, los algoritmos genéticos y el método del gradiente. Además, los MONL pueden presentar una convergencia más lenta.
- Convexidad y no convexidad. Los MONL, pueden ser no convexos, consiguiendo aumentar la complejidad del problema, debido a que en algunos casos restringe la aplicabilidad de métodos numéricos para encontrar la solución [8].
- Condiciones iniciales. Estas deben ser consideradas con gran detalle, ya que una formulación incorrecta de estas condiciones puede conducir a un resultado totalmente diferente al esperado. Existen estrategias numéricas para garantizar la convergencia de los métodos de

optimización a una solución del problema o modelo desde cualquier iterado inicial, como por ejemplo la estrategia de búsqueda lineal y los métodos de región de confianza. Estas técnicas son conocidas como estrategias de globalización. Esto nos lleva a entender la importancia de tener muy claro y cuidadosamente seleccionado nuestro punto de partida o la estrategia de globalización a utilizar, ya que esto determinará la confiabilidad de nuestros resultados.

- Espacio de soluciones. El espacio de soluciones en este tipo de modelos es extenso y complejo. El método o algoritmo de solución debe explorar diversas direcciones en busca de los extremos, ya sean locales o globales.

Los modelos de optimización no lineal minimizan o maximizan una función. Sin embargo, este tipo de problemas pueden o no incluir restricciones sobre las variables $x \in \mathbb{R}^n$ y por lo tanto se consideran dos tipos de Modelos de Optimización No Lineal.

2.3.2.1 Modelos de optimización no lineal sin restricciones (MONLSR)

En este tipo de modelos se optimiza la función objetivo y no se imponen condiciones sobre el vector de variables o incógnitas $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$, el modelo se escribe como:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) \quad (2.8)$$

donde $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es una función no lineal.

Generalmente, los métodos para la solución de este tipo de problemas son iterativos de la forma:

$$x^{k+1} = x^k + \alpha^k d^k \quad (2.9)$$

donde: $d^k \in \mathbb{R}^n$ es una dirección de descenso, $\alpha^k \in \mathbb{R}^n$ es la longitud de paso, que garantizan que:

$$f(x^{k+1}) \leq f(x^k) \text{ o } f(x^{k+1}) \geq f(x^k)$$

dependiendo si el problema es de minimización o de maximización. Existen diferentes direcciones de descenso $d^k \in \mathbb{R}^n$ que generan diferentes métodos [9]. Entre ellos se encuentran los métodos tipo gradiente (TG), el método del Gradiente Espectral (GE), el método de Newton (N), el método de la secante (S), los métodos de Cuasi-Newton (CN) [10].

A continuación, se explica de forma general el desarrollo de dos métodos de solución para resolver MONLSR, que puede brindar un mejor entendimiento de cómo funcionan estos métodos y de qué manera resuelven los MONLSR:

- Método del Gradiente

El método del gradiente consiste en encontrar el mínimo local de una función. La premisa detrás de este método radica en alcanzar el punto mínimo utilizando el vector gradiente de la función objetivo, el cual es la dirección del mayor incremento de la función. En consecuencia, se procede en dirección opuesta al gradiente para aproximarse al mínimo de la función.

El método del gradiente implica un número específico de pasos para su resolución. A continuación, se describe de manera general estos pasos, si bien es importante destacar que este proceso involucra un desarrollo más detallado.

 - Paso 1: Inicialización. En este paso, se parte de un punto inicial y se procede a calcular el gradiente de la función en dicho punto.
 - Paso 2: La dirección de descenso. Esta se define como el menos gradiente de la función objetivo en el iterado anterior. Avanzamos en esta dirección multiplicando por un factor de paso para obtener el siguiente paso (iterado) del proceso de optimización.

- Paso 3: Determinar la dimensión longitud paso es crucial, ya que el tamaño óptimo del paso es fundamental para minimizar la función, lo que facilita un descenso gradual en la dirección predefinida. Este objetivo se alcanza a través de una estrategia búsqueda unidimensional (estrategia de globalización de búsqueda lineal).
- Paso 4: Actualización y convergencia. En este paso, se repiten iterativamente los pasos 2 y 3 hasta cumplir con un criterio de convergencia, que resulta en un punto lo más cercano posible al mínimo local de la función.

Al final del último paso, se lleva a cabo una verificación de la solución obtenida. Esto se logra al comprobar que el gradiente de la función objetivo en la dirección de la iteración k -ésima sea nula (o cercana a cero). Alternativamente, se puede calcular la matriz Hessiana de la función objetivo y verificar que sea positiva definida. Esta última comprobación permite determinar si el punto es óptimo (mínimo) [11].

▪ Método del Gradiente Espectral (GE)

El método del gradiente espectral comparte el mismo objetivo que el gradiente clásico: buscar el mínimo local de una función determinada. Sin embargo, se distingue del método clásico en su enfoque, ya que emplea una longitud de paso particular, lo que resulta en una mejora en la velocidad de la convergencia.

Al igual que el método de gradiente clásico, el método de gradiente espectral sigue los mismos pasos generales. Sin embargo, se destaca el paso donde difiere del método clásico:

- En el paso de "Dirección de descenso" en este método será "dirección de descenso espectral", este método utiliza la dirección del menos gradiente con una longitud de paso que está relacionada con la descomposición espectral de la matriz Hessiana, que corresponde a la segunda derivada de la función objetivo.

La validación del método sigue un proceso similar al del método clásico. Una de estas ventajas radica en su capacidad para acelerar la convergencia del algoritmo. Además, al emplear direcciones espectrales, se aumenta la versatilidad del método al permitirle adaptarse a la geometría local inherente a la función objetivo [11].

2.3.2.2 Modelos de optimización no lineal con restricciones

En este tipo de modelos además de minimizar o maximizar una función objetivo se imponen restricciones sobre las variables de forma que el problema se plantea como:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) \quad (\text{función objetivo}) \\ \text{Sujeto a } \left\{ \begin{array}{l} G(x) = A_x - b \leq 0 \quad (\text{Restricciones lineales de desigualdad}) \\ H(x) = B_x - e = 0 \quad (\text{Restricciones lineales de igualdad}) \\ C(x) \leq e \quad (\text{Restricciones no lineales de desigualdad}) \\ D(x) = f \quad (\text{Restricciones no lineales de igualdad}) \\ l \leq x \leq u \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (2.10)$$

donde: $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, $C: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ y $D: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$ son funciones no lineales. Este tipo de problemas es más complejo y su complejidad depende en gran medida de las restricciones del problema y la no linealidad de las funciones f , C y D .

Existen diferentes métodos para la solución de modelos de optimización de la forma (2.10), como por ejemplo métodos de Penalización (P), métodos de Barrera (B), métodos de Programación Cuadrática Sucesiva (SQP), métodos de Lagrangiano Aumentado (LA), Estrategias Activas (EA). Al igual que en el caso de los métodos de optimización no-lineal sin restricciones, estos métodos son iterativos de la forma:

$$x^{k+1} = x^k + \alpha^k d^k$$

donde la dirección $d^k \in \mathbb{R}^n$ y la longitud de paso $\alpha^k \in \mathbb{R}$ garantizan decrecimiento de una función mérito o crecimiento de dicha función (según el tipo de problema que estemos resolviendo, ya sea de minimización o maximización), el cual garantiza también que las restricciones se cumplen en el nuevo iterado x^{k+1} . Para lograr estos objetivos se utiliza un ejemplo de función mérito como la función Lagrangiana asociada al problema, ver referencia libro de optimización [12] [8].

2.4 Modelo de ajuste de datos Lineales y No Lineales

El método de ajuste de datos lineales o no lineales es ampliamente aplicado en diversos ámbitos con el fin de calcular los parámetros desconocidos de un problema dado, a partir del conocimiento de la respuesta (y) para distintos valores de las variables independientes (x).

2.4.1 Problema de cuadrados mínimos lineales (CML)

En este tipo de problemas se quieren estimar ciertos parámetros de un modelo, asumiendo que responden a una ecuación lineal. Por ejemplo, en el caso bidimensional, conociendo n datos, $(x_i, y_i) \in \mathbb{R}^2$, $i = 1, 2, \dots, n$. Se desea ajustar dichos datos a una recta de la forma.

$$y = a + bx \quad (2.11)$$

donde: $z = (a, b) \in \mathbb{R}^2$ son los parámetros desconocidos que se quieren estimar. Se desea encontrar $z = (a, b) \in \mathbb{R}^2$ tal que:

$$\left. \begin{aligned} y_1 &= a + bx_1 \\ y_2 &= a + bx_2 \\ &\vdots \\ y_n &= a + bx_n \end{aligned} \right\} \quad (2.12)$$

La representación gráfica del conjunto de datos $(x_i, y_i) \in \mathbb{R}^2$, con $i = 1, 2, \dots, n$, no necesariamente muestra puntos colineales sobre una recta, como se observa en la Figura 2.1. Por consiguiente, es inviable ajustar esos datos exactamente a una línea recta, pero es posible encontrar una recta que minimice los errores cuadráticos cometidos en cada punto $(x_i, y_i) \in \mathbb{R}^2$ con $i = 1, 2, \dots, n$, esto se escribe de la siguiente forma:

$$\min_{z=(a,b) \in \mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^n e_i^2 = \min_{z=(a,b) \in \mathbb{R}^2} (y_i - a - bx_i)^2 =$$

$$= \min_{z=(a,b) \in \mathbb{R}^2} \left\| \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} a + bx_1 \\ \vdots \\ a + bx_n \end{pmatrix} \right\|_2^2 = \min_{z=(a,b) \in \mathbb{R}^2} \|y - Az\|_2^2 = \min_{z=(a,b) \in \mathbb{R}^2} f(z) \quad (2.13)$$

$$\text{donde: } y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n, \quad A = \begin{pmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times 2} \quad y \quad z = \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^2$$

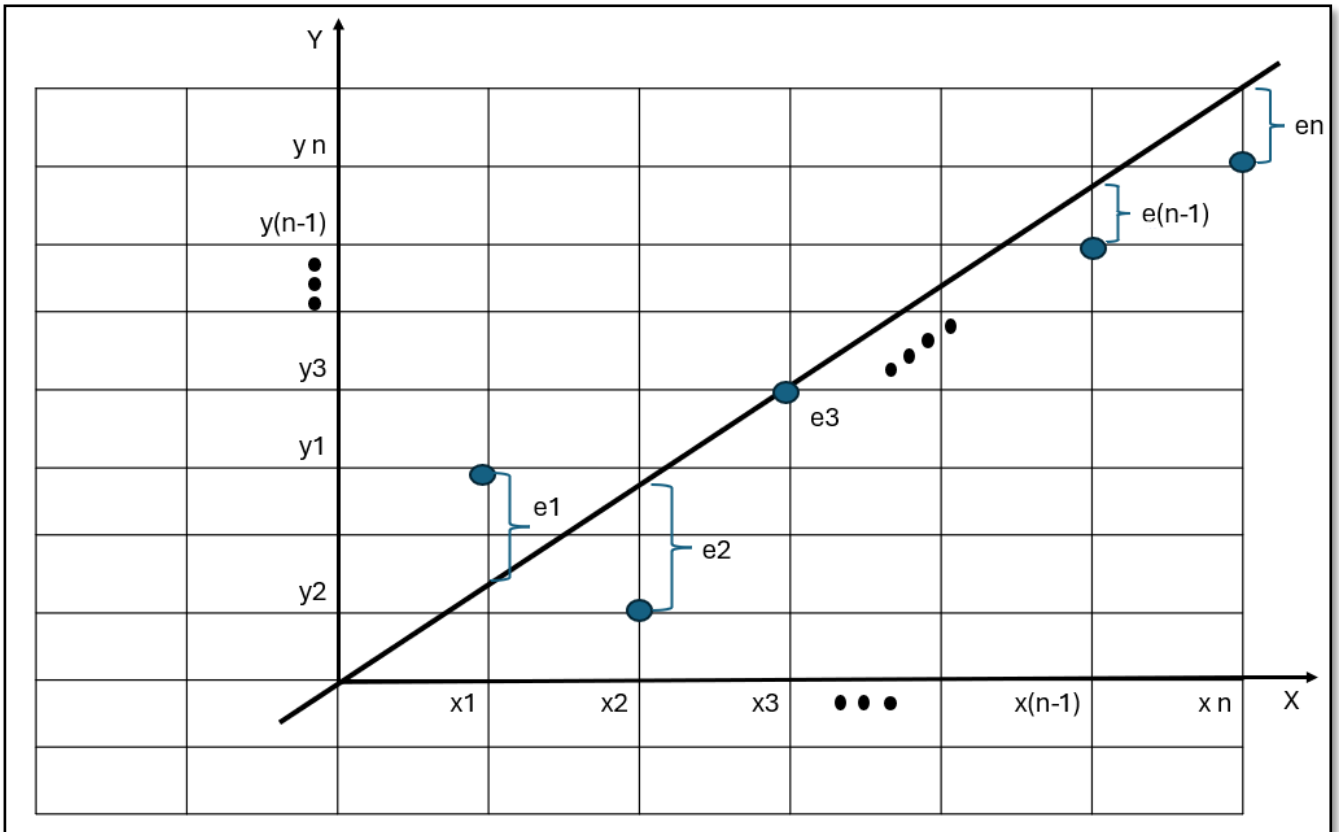


Figura 2.1. Ajuste de datos lineales [Fuente propia]

Es claro que el problema de cuadrados mínimos lineales (2.13), es un modelo de optimización no lineal sin restricciones, ya que:

$$f(z) = \|y - Az\|_2^2 = (y - Az)^T (y - Az) = y^T y - 2z^T A^T y + z^T A^T A z$$

es una función no lineal en $z \in \mathbb{R}^2$. Por lo tanto, puede usarse cualquier método iterativo para resolver modelos de optimización no lineal sin restricciones. Para aplicar métodos tipo Gradiente al problema (2.13) se requiere tener el gradiente de la función (f), el cual se obtiene como:

$$\nabla f(z) = \nabla f(a, b) = -2A^t y + 2A^t A z \tag{2.14}$$

donde el gradiente de la función objetivo f se hace cero si:

$$A^t A z = A^t y \tag{2.15}$$

El sistema lineal (2.15) se conoce como el ‘sistema de ecuaciones normales’. Además, si la matriz A es rango columna completo (A tiene todas sus columnas linealmente independientes) existe la inversa de la matriz $A^t A$ y la solución del problema de cuadrados mínimos lineales (ecuaciones normales) es:

$$z = (A^t A)^{-1} A^t y \tag{2.16}$$

2.4.2 Problema de cuadrados mínimos no lineales (CMNL)

En este tipo de problemas se quiere estimar ciertos parámetros de un problema asumiendo que se conocen las imágenes o respuestas del problema para un conjunto de variables independientes.

Así, por ejemplo, si $z_i \in \mathbb{R}$ con $i = 1, 2, \dots, n$ son n parámetros a estimar, se conocen p imágenes o respuestas del problema ($y_j, j = 1, 2, \dots, p$) asociadas a p vectores que contienen m variables independientes del problema ($x^j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_m^j), j = 1, 2, \dots, p$) y se conoce que la función que

ajusta dichos datos es una función no lineal f que depende de $z \in \mathbb{R}^n$. Entonces el problema de minimizar la suma de los errores al cuadrado, cometidos al considerar que: $y_j = f(z, x^j)$ para $j = 1, 2, \dots, p$ es el problema de CMNL, el cual se escribe como:

$$\begin{aligned} \min_{z \in \mathbb{R}^n} \phi(z) &= \min_{z \in \mathbb{R}^n} \sum_{j=1}^p (y_j - f(z, x^j))^2 \\ &= \min_{z \in \mathbb{R}^n} \sum_{j=1}^p e_j = \min_{z \in \mathbb{R}^n} \|y - f(z)\|_2^2 \end{aligned} \quad (2.17)$$

donde: $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$ viene dada por:

$$f(z) = \begin{pmatrix} f_1(z) \\ f_2(z) \\ \vdots \\ f_p(z) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f(z, x^1) \\ f(z, x^2) \\ \vdots \\ f(z, x^p) \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^p \quad e \quad y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_p \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^p$$

El problema (2.17) es un modelo de optimización no lineal sin restricciones ya que $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$ es una función vectorial no lineal. Para resolver (2.17) se puede aplicar cualquier método de optimización no lineal sin restricciones, por ejemplo, el método Gauss-Newton o cualquier método tipo gradiente, como por ejemplo Gradiente Espectral (GE). Para aplicar cualquier método tipo gradiente para resolver (2.17) se requiere conocer el gradiente de la función objetivo ϕ , dada por:

$$\begin{aligned} \phi(z) &= \|y - f(z)\|_2^2 = (y - f(z))^T (y - f(z)) \\ &= y^T y - 2f(z)^T y + f(z)^T f(z) \end{aligned}$$

el cual viene dado por:

$$\nabla \phi(z) = -2 J_f^T(z) y + 2 J_f(z)^t f(z) = 2 J_f(z)^t (f(z) - y)$$

2.5 Unidades de la Armada

Hoy en día la Armada cuenta con distintos tipos de unidades, que conforman toda su flota, cada tipo con características específicas. Algunos tipos de estas unidades son los buques de Medidas contra Minas, buques Logísticos, buques Oceanográficos, buques Auxiliares, buques Escuela, entre otros.

De entre ellos se van a resaltar a las fragatas clase ‘Álvaro de Bazán’ (F100), los ‘Buques de Asalto Anfibio’ (B.A.A) Galicia (L-51) y Castilla (L-52), los ‘Patrulleros de Altura’, Alborán, Arnomundi y Tarifa. En las Tabla 2.1, Tabla 2.2, Tabla 2.3 así como en la Figura 2.2, Figura 2.3, Figura 2.4 se presentan las principales características de estos tipos de unidades resaltando características como, eslora, manga, dotación, tipo de propulsión, desplazamiento y sus respectivas imágenes. Estos datos van a permitir ver el comportamiento del consumo y velocidad según el tipo de unidad que se está analizando.

FRAGATAS CLASE ‘ÁLVARO DE BAZÁN’ (F100)	
Desplazamiento	5800 Tons
Eslora	147 m
Manga	18.5 m
Dotación	201 personas
Potencia	2x23500 HP (turbinas) + 2x6000 HP (diesel)
Planta Eléctrica	4x1100 Kw. (Diesel Generadores)
Propulsión	Diesel o Turbina (CODOG), 2 hélices 02 turbinas de Gas LM-2500 02 motor Diesel Bazán Bravo-12
Velocidad Maxima	29 nudos

Tabla 2.1. Características fragata clase ‘Álvaro de Bazán’ (Fuente [13])

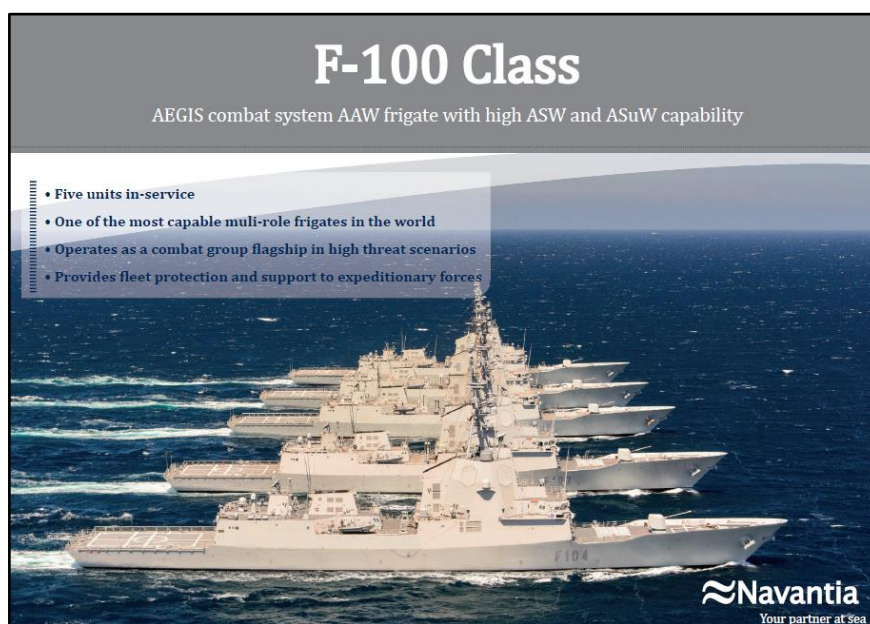


Figura 2.2. Fragatas clase ‘Álvaro de Bazán’ (Fuente [14])

‘BUQUE DE ASALTO ANFIBIO’ CASTILLA (L-52)	
Desplazamiento	13000 Tons
Eslora	160 m
Manga	25 m
Dotación	estándar: 195 personas máxima: 767 personas
Potencia	5425 HP (Diesel Caterpillar-Bazan Bravo)

	740 HP (motor eléctrico)
Planta Eléctrica	4x1520 Kw (Diesel Generador) 715 Kw (Diesel Generador de emergencia)
Propulsión	02 motores Diesel Caterpillar-Bazan Bravo 02 motores eléctricos

Tabla 2.2. Características B.A.A CASTILLA (Fuente [15])



Figura 2.3. 'Buque de Asalto Anfibio' Castilla (Fuente [15])

'PATRULLERO DE ALTURA' ARNOMENDI (P-63)	
Desplazamiento	1928 Tons
Eslora	66.5 m
Manga	11 m
Dotación	38 personas
Potencia	3218 HP (Motor Diesel) 435 HP (Empujadora de Proa)
Planta Eléctrica	02 motores Auxiliares (350 Kw)
Propulsión	01 motor Diesel 01 empujadora de Proa

Tabla 2.3. Características 'Patrullero de Altura' Arnomendi (Fuente [16])



Figura 2.4. ‘Patrullero de Altura’ Arnomendi. (Fuente [17])

2.6 MATLAB

Este es un sistema de herramientas de cómputo numérico con un lenguaje de programación propio que permite resolver una cantidad infinita de problemas matemáticos. En particular este sistema tiene varias funciones que permiten resolver problemas de optimización lineal y no lineal. A continuación, en la Tabla 2.4, se presenta los nombres y la aplicabilidad de algunas de estas funciones.

‘fminbnd’	Encuentra el mínimo de una función de una única variable en un intervalo fijo,
‘fmincond’	Encuentra un mínimo de una función multivariable no lineal restringida.
‘fminunc’	Encuentra el mínimo de una función multivariable no restringida.
‘linprog’	Encuentra la solución mínima de problemas de programación lineal.
‘lsqnonneg’	Resuelve problemas de mínimos cuadrados lineales no negativos
‘lsqnonlin’	Resuelve problemas de mínimos cuadrados no lineales.

Tabla 2.4: Funciones de MATLAB para optimización

Como se puede observar en la Tabla 2.4, las funciones MATLAB mencionadas solo encuentran la solución de problemas de optimización de varios tipos siempre que tenga planteados como problemas de minimización con o sin restricciones, lineales o no lineales. En el caso de que el modelo de

optimización sea la maximización de una función este podrá ser resuelto con las funciones de MATLAB, considerando que:

$$\text{Max } f(x) \equiv \text{Min } - f(x)$$

2.7 Configuraciones de Propulsión de algunos buques de la Armada

En su mayoría los buques de la Armada son propulsados con hélices, estas hélices están acopladas a una línea de ejes que las hacen girar, según el tipo de barco pueden tener solo una línea de ejes, dos líneas de ejes o no tenerlas. Las líneas de ejes pueden funcionar a distintos regímenes de revoluciones según el tipo de configuración de propulsión que se tenga en funcionamiento, en este trabajo se van a tener en cuenta los siguientes tipos de configuraciones:

- CODOG (Combinado diésel o gas): En esta configuración, la línea de ejes es alimentada por motores principales o por turbinas, pero no turbina y motor al mismo tiempo. La Figura 2.5 muestra la configuración CODOG.

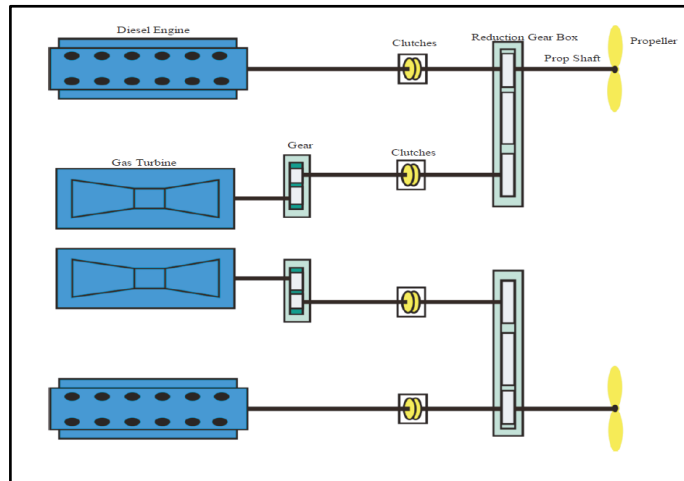


Figura 2.5. Configuración de propulsión CODOG

- CODAD (Combinado diésel y diésel): En esta configuración, la línea de ejes es girada por un motor diésel o por los dos motores diésel a la vez. En la Figura 2.6 se puede observar la configuración CODAD.

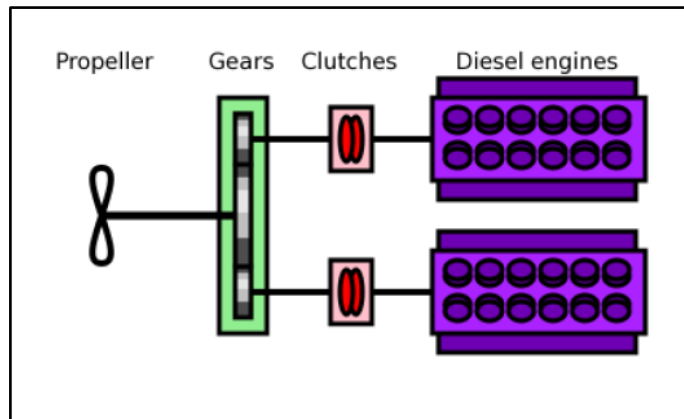


Figura 2.6. Configuración de propulsión CODAD

2.8 Medida ‘TEU’ en buques Mercantes

Los TEU (Twenty-foot Equivalent Unit), o unidades equivalentes a veinte pies, son una medida estandarizada utilizada en la industria del transporte marítimo de contenedores para cuantificar la capacidad de carga de un buque mercante. Esta medida se basa en la capacidad de carga de un contenedor estándar de veinte pies de longitud, que equivale aproximadamente a 6.1 metros.

El uso de los TEU como unidad de medida estandarizada facilita la comparación y evaluación de la capacidad de carga de diferentes buques, así como la planificación y organización eficiente del transporte de carga marítima a nivel internacional.

Por ejemplo, cuando se menciona que un buque tiene una capacidad de 5,000 TEU, se está indicando que dicho buque puede transportar aproximadamente 5,000 contenedores de veinte pies de longitud cada uno. Esta capacidad de carga se determina mediante el cálculo del volumen total de los contenedores que pueden ser acomodados en el buque, teniendo en cuenta factores como el espacio disponible en la cubierta, la capacidad de apilamiento y la distribución de la carga.

Los TEU son una herramienta crucial en la logística del transporte marítimo de contenedores, ya que permiten a las compañías navieras, operadores portuarios y clientes calcular con precisión la capacidad de carga de los buques, planificar rutas y programar operaciones de carga y descarga de manera eficiente. Además, el uso de los TEU como medida estándar facilita la comunicación y el intercambio de información entre los diferentes actores involucrados en la cadena de suministro global.

En la Figura 2.7 se aprecia una relación directamente proporcional entre la capacidad en TEU de un barco mercante y sus dimensiones físicas de desplazamiento, puntal, eslora y manga.

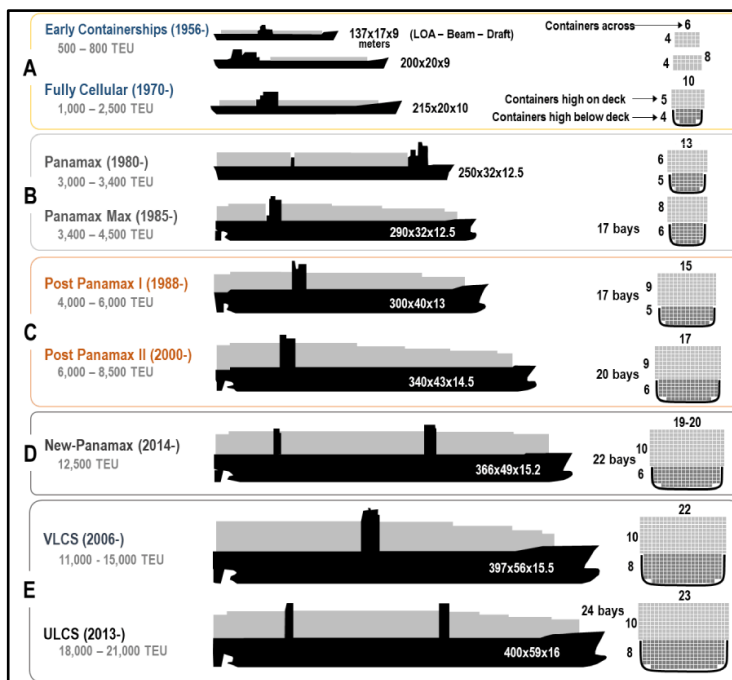


Figura 2.7. Diferentes medidas ‘TEU’ (Fuente [18])

3 DESARROLLO DEL TFG

3.1 Planteamiento del problema en forma matemática

El problema que se desea resolver en este trabajo consiste en la aproximación del gasto de combustible de un buque de la Armada en base a registros históricos de velocidad y consumo. El problema o modelo planteado permitirá estimar posibles gastos de combustible de las unidades de la Armada con previa anticipación. En este trabajo se presenta un modelo de CML y un modelo de CMNL, para estimar los parámetros que relacionan el gasto de combustible con la velocidad de navegación. Para poder abordar este problema, tenemos que definir nuestra función objetivo, las variables de decisión y las restricciones a las que estará limitado el problema.

En este trabajo se considera que la función objetivo, viene dada por la ecuación (2.4) que representa el consumo de combustible de un buque en función de la velocidad para cada instante i como:

$$C_i = \lambda v_i^\Omega \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.1)$$

donde:

C_i : consumo de combustible para cada instante i , que corresponde a una velocidad media v_i .

λ : parámetro desconocido que se desea obtener.

Ω : parámetro desconocido que se quiere obtener.

v_i : velocidad para un instante i durante la navegación

Se busca encontrar el valor de los parámetros (λ y Ω) que satisfacen (3.1) para un conjunto de datos conocidos, (v_i, C_i), para $i = 1, \dots, n$, registrados por las unidades de la Armada, o bien que minimicen la suma de los errores al cuadrado, $e_i = C_i - \lambda v_i^\Omega$, para cada instante i . Entonces el problema es encontrar λ y Ω tal que:

$$\min_{(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^n (C_i - \lambda v_i^\Omega)^2 \quad (3.2)$$

El problema se expresa de forma vectorial como:

$$\min_{(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \left\| \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_n \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \lambda v_1^\Omega \\ \lambda v_2^\Omega \\ \vdots \\ \lambda v_n^\Omega \end{pmatrix} \right\|_2^2 \quad (3.3)$$

donde:

$C = \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_n \end{pmatrix}$ vector con los consumos de combustible en ton/día.

$v = \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix}$ vector de velocidades medias asociadas al consumo de combustible en nudos.

Una vez planteado el problema matemáticamente se procede solucionar el problema, para realizarlo se proponen dos modelos de optimización, los cuales pueden ser resueltos por diferentes técnicas de optimización.

3.2 Recopilación y filtrado de datos

La recopilación de datos se ha obtenido de los registros de máquinas de las distintas unidades de la Armada, durante sus periodos de navegación.

Estos registros han tenido que pasar por un filtrado, debido a que no todos los datos eran necesarios para el análisis. Para realizar el filtrado se han tenido en cuenta los siguientes criterios.

- Se consideran los valores de consumo cuando el buque se encuentra en la condición de navegación durante 24 horas.
- Velocidades superiores a cuatro o cinco nudos según el tipo de barco que se analiza.
- Se descartan los valores donde la velocidad media es nula.
- Cuando el tiempo en la condición del buque ‘AMARRADO’ es distinta de cero, indica que el buque está atracado en puerto o ha navegado por un periodo corto tiempo. Esto implica que el buque no ha navegado todo el día o ha navegado solo una parte del día. Para el modelo propuesto, esta condición se desestima ya que el consumo no está directamente vinculado con la navegación.
- Se descartan valores que se repiten, tanto en velocidades medias como en consumos.

La base de datos filtrada se puede apreciar en, el Anexo III: Base de Datos ‘PCD’, de este trabajo.

Los registros de los combustibles obtenidos nos brindan datos en litros/día, por lo tanto, se tuvo que consultar cual era la densidad que tenía el combustible de los barcos de la Armada para poder hacer la conversión a toneladas por día. Para más información acerca de las características de este combustible, ver Anexo V: Características Combustible F-76. Con el fin de tener las unidades adecuadas se realiza el cambio a toneladas por día haciendo uso de los factores de conversión apropiados:

Para un consumo de j $\frac{\text{litros}}{\text{día}}$ de combustible, se tiene:

$$j \frac{\text{litros}}{\text{día}} \times \frac{0,876 \text{ kg}}{\text{litros}} \times \frac{1 \text{ ton}}{1000 \text{ kg}} = C \frac{\text{ton}}{\text{día}} \quad (3.4)$$

donde:

j: consumo de combustible en *litros/día*

C: consumo de combustible en *tons/día*

3.3 Modelos de Optimización para la Solución del problema

3.3.1 Modelo de Optimización 1 (MO1)

El primer modelo que se propone para resolver el problema planteado en este TFG es un problema de optimización lineal que consiste en aplicar las propiedades de los logaritmos, a la ecuación (3.1), obteniendo:

$$\ln(C_i) = \ln(\lambda) + \Omega \ln(v_i) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.5)$$

El sistema lineal (3.5) corresponde a las expresiones para cada uno de los datos (C_i, v_i) , $i = 1, 2, \dots, n$, asociadas a la recta de la forma:

$$y = a + b x \quad (3.6)$$

donde lo que desea encontrar es que las siguientes restas sean cero:

$$0 = y_i - (a + b x_i) \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n \quad (3.7)$$

o que la suma de los errores al cuadrado, $e_i = y_i - (a + b x_i)$, para $i=1, \dots, n$ sea mínima, esto es:

$$\min_{z=(a,b) \in \mathbb{R}^2} \sum_{i=1}^n e_i^2 = \min_{z=(a,b) \in \mathbb{R}^2} (y_i - a - b x_i)^2$$

donde:

- $y_i = \ln(C_i)$ y: vector que contiene los logaritmos neperianos de los consumos.
- $a = \ln(\lambda)$ a: parámetro igual al logaritmo neperiano de la variable λ .
- $b = \Omega$ b: parámetro igual al parámetro que se busca Ω .
- $x_i = \ln(v_i)$ x: vector que contiene los logaritmos neperianos de las velocidades dadas.

El modelo 1, denotado por Modelo MO1, consiste en encontrar el valor para λ y Ω que ajuste de la mejor manera el modelo lineal sin restricciones:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{z=(a,b) \in \mathbb{R}^2} \phi_1(z) = \min_{(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \left\| \begin{pmatrix} \ln C_1 \\ \ln C_2 \\ \vdots \\ \ln C_n \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \ln \lambda_1 & \Omega \ln v_1 \\ \ln \lambda_2 & \Omega \ln v_2 \\ \vdots & \vdots \\ \ln \lambda_n & \Omega \ln v_n \end{pmatrix} \right\|_2^2 = \min_{z=(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \|y - Az\|_2^2 \end{array} \right. \quad (3.8)$$

donde:

$$y = \begin{pmatrix} \ln C_1 \\ \ln C_2 \\ \vdots \\ \ln C_n \end{pmatrix} \quad A = \begin{pmatrix} 1 & \ln v_1 \\ 1 & \ln v_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \ln v_n \end{pmatrix} \quad z = \begin{pmatrix} \ln(\lambda) \\ \Omega \end{pmatrix}$$

Los parámetros λ y Ω se obtienen una vez obtenido el vector $z = (z_1, z_2)$, mediante el cambio de variable:

- $\lambda = e^{z_1}$
- $\Omega = z_2$

Si se desean imponer cotas superiores e inferiores a los parámetros λ y Ω , el modelo de optimización se escribe como:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{z=(a,b) \in \mathbb{R}^2} \phi_1(z) = \min_{(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \left\| \begin{pmatrix} \ln C_1 \\ \ln C_2 \\ \vdots \\ \ln C_n \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \ln \lambda_1 & \Omega \ln v_1 \\ \ln \lambda_2 & \Omega \ln v_2 \\ \vdots & \vdots \\ \ln \lambda_n & \Omega \ln v_n \end{pmatrix} \right\|_2^2 = \min_{z=(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \|y - Az\|_2^2 \\ \text{suje}to \ a \ \begin{cases} \lambda_1 \leq \lambda \leq \lambda_2 \\ \Omega_1 \leq \Omega \leq \Omega_2 \end{cases} \end{array} \right. \quad (3.9)$$

donde:

$$y = \begin{pmatrix} \ln C_1 \\ \ln C_2 \\ \vdots \\ \ln C_n \end{pmatrix} \quad A = \begin{pmatrix} 1 & \ln v_1 \\ 1 & \ln v_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \ln v_n \end{pmatrix} \quad z = \begin{pmatrix} \ln(\lambda) \\ \Omega \end{pmatrix}$$

Los parámetros λ y Ω se obtienen una vez obtenido el vector $z = (z_1, z_2)$, como:

- $\lambda = e^{z_1}$
- $\Omega = z_2$

El problema de optimización (3.8) corresponde al Modelo MO1 sin restricciones el problema (3.9) al Modelo MO1 con restricciones. Ambos problemas se resuelven con diferentes métodos de solución ofrecidos por el programa MATLAB, para diferentes conjuntos de datos asociados a distintos tipos de buques de la Armada.

3.3.2 Modelo de Optimización 2 (MO2)

La propuesta del segundo modelo para resolver el problema planteado es un Modelo no lineal, que considera que la ecuación que define el consumo de combustible depende de la velocidad de navegación y viene dada por la expresión (3.1). En este modelo no se hace la simplificación de linealizar la función de combustible (3.1), sino que se estiman los parámetros λ y Ω considerando la función no lineal:

$$0 = C_i - \lambda v_i^\Omega \quad (3.10)$$

recordando que:

C_i : Consumo de combustible para cada instante i de una velocidad.

λ : Parámetro desconocido que se desea obtener.

Ω : Parámetro desconocido que se quiere obtener.

v_i : Velocidad para un instante i durante la navegación

Entonces la representación matemática del segundo modelo de optimización resultante para resolver el problema planteado se denota por MO2 y vienen dados por:

Modelo MO2 sin restricciones:

$$\left\{ \min_{z=(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \phi_2(z) = \min_{z=(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \|y - f(z)\|_2^2 \right. \quad (3.11)$$

donde:

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_n \end{pmatrix} \quad f(z) = \begin{pmatrix} f_1(z) \\ f_2(z) \\ \vdots \\ f_n(z) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda(v_1)^\Omega \\ \lambda(v_2)^\Omega \\ \vdots \\ \lambda(v_n)^\Omega \end{pmatrix}$$

Modelo MO2 con restricciones:

$$\begin{cases} \min_{z=(\lambda,\Omega) \in \mathbb{R}^2} \phi_2(z) = \min_{(\lambda,\Omega) \in \mathbb{R}^2} \|y - f(z)\|_2^2 \\ \text{sujeto a } \begin{cases} \lambda_1 \leq \lambda \leq \lambda_2 \\ \Omega_1 \leq \Omega \leq \Omega_2 \end{cases} \end{cases} \quad (3.12)$$

donde:

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_n \end{pmatrix} \quad f(z) = \begin{pmatrix} f_1(z) \\ f_2(z) \\ \vdots \\ f_n(z) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda(v_1)^\Omega \\ \lambda(v_2)^\Omega \\ \vdots \\ \lambda(v_n)^\Omega \end{pmatrix}$$

Y los valores $\lambda_1, \lambda_2, \Omega_1, \Omega_2$ son valores reales dados por el usuario.

Este Modelo MO2 de la misma manera que el Modelo MO1 se resuelve, con diferentes métodos de solución ofrecidos por el programa MATLAB para diferentes conjuntos de datos asociados a distintos buques de la Armada.

3.4 Desarrollo del código para MATLAB

3.4.1 Métodos de solución para el modelo MO1

Uno de los métodos de solución que se tiene, es la función ‘lsqnonneg’ de MATLAB, la cual requiere que el problema de MCL sea escrito como:

$$\begin{cases} \min_{x \in \mathbb{R}^n} \left\| \begin{matrix} C & x \\ A & z \\ & y \end{matrix} - \begin{matrix} d \\ & & y \end{matrix} \right\|_2^2 \\ \text{sujeto a } \{x \geq 0\} \end{cases} \quad (3.13)$$

Por lo tanto, en el caso de usar la función ‘lsqnonneg’ para resolver el Modelo MO1, se tiene que:

$$C = \begin{pmatrix} 1 & \ln v_1 \\ 1 & \ln v_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \ln v_n \end{pmatrix}, \quad d = \begin{pmatrix} \ln C_1 \\ \ln C_2 \\ \vdots \\ \ln C_n \end{pmatrix}, \quad x = z = \begin{pmatrix} \ln(\lambda) \\ \Omega \end{pmatrix}$$

Este método solo se va a usar para el caso del MO1 sin restricciones.

Otro método de solución para poder abordar la solución del Modelo MO1 es la función ‘lsqlin’ de MATLAB que requiere que el problema de MCL sea escrito como:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{x \in \mathbb{R}^n} \left\| \begin{array}{c} Cx - d \\ Ax - y \end{array} \right\|_2^2 \\ \text{sujeto a } \left\{ \begin{array}{l} Ax \leq b, \\ Aeqx = beq, \\ lb \leq x \leq ub. \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (3.14)$$

Por lo tanto, para resolver el Modelo MO1 con la función ‘lsqin’, se tiene que:

$$\begin{aligned} A &= [] \\ b &= [] \\ Aeq &= [] \\ beq &= [] \\ ub &= [] \\ lb &= [] \end{aligned}$$

$$C = \begin{pmatrix} 1 & \ln v_1 \\ 1 & \ln v_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \ln v_n \end{pmatrix}, \quad d = \begin{pmatrix} \ln C_1 \\ \ln C_2 \\ \vdots \\ \ln C_n \end{pmatrix}, \quad x = z = \begin{pmatrix} \ln(\lambda) \\ \Omega \end{pmatrix}$$

A la hora de emplear ‘lsqin’ para resolver el Modelo MO1 con restricciones, se tiene que definir estas restricciones, modificando en el algoritmo:

$$\begin{aligned} A &= [] \\ b &= [] \\ Aeq &= [] \\ beq &= [] \\ ub &= [\lambda_2, \Omega_2] \\ lb &= [\lambda_1, \Omega_1] \end{aligned}$$

En este trabajo se utilizan diferentes métodos de solución para encontrar la solución del Modelo MO2. Unos de estos métodos es el método de ‘GE’, para su programación se sigue el formato:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{z=(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \phi_2(z) = \min_{z=(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \|y - f(z)\|_2^2 \\ \text{Sujeto a } \left\{ \begin{array}{l} \lambda_1 \leq \lambda \leq \lambda_2 \\ \Omega_1 \leq \Omega \leq \Omega_2 \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (3.15)$$

donde la dirección de descenso viene dada por:

$$d^k = -\nabla \phi_2(z) = 2J_f(z)^T(f(z) - y) \quad (3.16)$$

sabiendo que:

$$y = \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \vdots \\ C_n \end{pmatrix}, \quad f(z) = \begin{pmatrix} \lambda v_1^\Omega \\ \lambda v_2^\Omega \\ \vdots \\ \lambda v_n^\Omega \end{pmatrix}, \quad J_f = \begin{pmatrix} v_1^\Omega & \lambda v_1^\Omega \ln(v_1) \\ v_2^\Omega & \lambda v_2^\Omega \ln(v_2) \\ \vdots & \vdots \\ v_n^\Omega & \lambda v_n^\Omega \ln(v_n) \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times z}$$

Para plantear las restricciones el método de ‘GE’ requiere la proyección del vector $x = (x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2$ en la región factible (S). Sea $P_S(x)$, entonces:

$$(P_{\Omega}(x))_1 = \begin{cases} z_1 & \text{si } \lambda_2 \leq z_1 \leq \lambda_1 \\ \lambda_2 & \text{si } z_1 \leq \lambda_2 \\ \lambda_1 & \text{si } z_1 \geq \lambda_1 \end{cases}$$

$$(P_{\Omega}(x))_2 = \begin{cases} z_2 & \text{si } \Omega_2 \leq z_2 \leq \Omega_1 \\ \Omega_2 & \text{si } z_2 \leq \Omega_2 \\ \Omega_1 & \text{si } z_2 \geq \Omega_1 \end{cases}$$

donde $(P_{\Omega}(z))_i, i = 1,2$ denota la proyección de la i -ésima componente del vector z .

El método de ‘GE’ puede ser también utilizado en el caso de que no existan cotas en las variables, basta con definir la proyección de un vector sobre el conjunto factible S como el mismo.

Otro método que se va a utilizar para la solución del Modelo MO2 es la función ‘fmincon’ de MATLAB. Se necesita programar el problema siguiendo el formato:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{z=(\lambda,\Omega) \in \mathbb{R}^2} \|F(z)\|_2^2 \\ \text{Sujeto a } \begin{cases} c(z) \leq 0 \\ ceq(z) = 0 \\ Az \leq b \\ Aeq z = beq \\ lb \leq z \leq ub \end{cases} \end{array} \right. \quad (3.17)$$

donde:

$$F(z) = y - f(z) = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \lambda v_1^{\Omega} \\ \lambda v_2^{\Omega} \\ \vdots \\ \lambda v_n^{\Omega} \end{pmatrix}$$

Por lo tanto, para resolver el Modelo MO2 sin restricciones con esta función, se tiene que:

$$\begin{aligned} x_0 &= [0, 0] \\ A &= [] \\ b &= [] \\ Aeq &= [] \\ beq &= [] \\ ub &= [] \\ lb &= [] \end{aligned}$$

Para emplear este método para el caso, con restricciones, se tienen que definir estas:

$$\begin{aligned} x_0 &= [0, 0] \\ A &= [] \\ b &= [] \\ Aeq &= [] \\ beq &= [] \\ ub &= [\lambda_2, \Omega_2] \\ lb &= [\lambda_1, \Omega_2] \end{aligned}$$

El último método que se puede utilizar para hallar la solución del modelo MO2 es la función ‘lsqnonlin’ de MATLAB. En este caso se necesita programar el problema siguiendo el formato:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{z=(\lambda, \Omega) \in \mathbb{R}^2} \|F(z)\|_2^2 \\ \text{Sujeto a } \begin{cases} A_{eq}z = beq \\ Az \leq b \\ C(z) \leq 0 \\ C_{eq}(z) = 0 \\ l_B \leq z \leq u_B \end{cases} \end{array} \right. \quad (3.18)$$

En este modelo, se tiene que:

$$F(z) = y - f(z) = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \lambda v_1^\Omega \\ \lambda v_2^\Omega \\ \vdots \\ \lambda v_n^\Omega \end{pmatrix}$$

Para resolver con 'lsqnonlin' el Modelo MO2 sin restricciones, se definen:

$$\begin{aligned} A_{eq} &= [] \\ A &= [] \\ C(x) &= [] \\ C_{eq}(x) &= [] \\ ub &= [] \\ lb &= [] \end{aligned}$$

De la misma manera que en los en los anteriores métodos, para el caso, con restricciones, se tienen que:

$$\begin{aligned} A_{eq} &= [] \\ A &= [] \\ C(x) &= [] \\ C_{eq}(x) &= [] \\ ub &= [\lambda_2, \Omega_2] \\ lb &= [\lambda_1, \Omega_2] \end{aligned}$$

4 RESULTADOS / VALIDACIÓN / PRUEBA

En este capítulo se estudia el comportamiento de los Modelos MO1, MO2 para tres conjuntos de datos de unidades de la Armada y dos tipos de barcos mercantes, cada modelo es ejecutado con las distintas bases de datos y se analizan los resultados de los distintos parámetros, λ y Ω para los diferentes métodos de solución.

A pesar de que los Modelos MO1 y MO2 pueden ser resueltos por diferentes métodos numéricos, para presentar los resultados obtenidos para cada tipo de barco, se ejecutaron diferentes códigos realizados en MATLAB y se observó que los diferentes métodos de solución brindan los mismos resultados para cada modelo según el tipo de barco que se analiza. Debido a esto solo se presentan los resultados para un método de solución en cada modelo. La Tabla 4.1, muestra los métodos de solución utilizados para cada uno de los modelos propuestos para este trabajo. Los códigos asociados a estos métodos y modelos se presentan en el Anexo VI: Códigos MATLAB.

Método de Solución	Modelo MO1 sin restricciones	Modelo MO1 con restricciones	Modelo MO2 sin restricciones	Modelo MO2 con restricciones
‘lsqlin ‘	✓	✓		
‘lsqnonlin ‘			✓	✓

Tabla 4.1. Métodos de solución para cada modelo

Además, se va a tener en cuenta que para el cálculo de los resultados de los Modelos MO1 y MO2 con restricciones, se va a seguir lo leído en la literatura, donde se dice que los valores de los parámetros λ y Ω se encuentran acotados inferiormente. Según Wang y Meng (2012), las cotas inferiores para los parámetros que se desean estimar son:

$$\Omega = [1, \infty]$$

$$\lambda = [0, \infty]$$

4.1 Primer Conjunto de Datos (‘PCD’)

El conjunto de datos que se analiza corresponde a tres tipos de barcos de la Armada (3): Las Fragatas clase ‘Álvaro de Bazán’, ‘Patrulleros de Altura’ y ‘Buque de Asalto Anfibio’. Para el filtrado de los datos de las unidades analizadas se considera a los buques funcionando en modo crucero donde su consumo viene relacionado a consumo de turbinas, diésel generadores y motores principales.

Para las fragatas clase ‘Álvaro de Bazán’ se cuenta con la base de datos de la fragata Cristóbal Colon (BDCC), que contiene una amplia cantidad de datos en modo crucero para velocidades superiores a cinco nudos, estos datos fueron registrados desde octubre del año 2012 hasta junio del año 2017, y pueden observarse en la Figura 4.1 y en Anexo III: Base de Datos ‘PCD’.

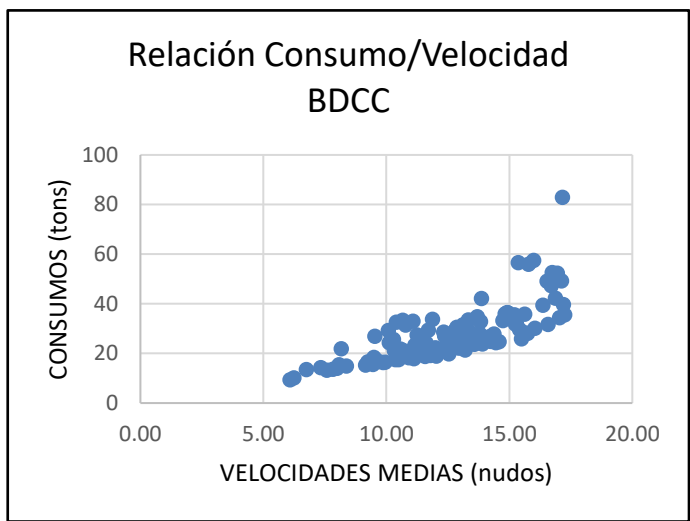


Figura 4.1. Relación consumos y velocidades medias para BDCC (Fuente propia)

Para los datos correspondientes al tipo ‘Patrulleros de Altura’, se cuenta con los datos del patrullero Arnumendi (BDPA). Este tiene un corto periodo de registro de datos, como se aprecia en el Anexo III: Base de Datos ‘PCD’, considerando al buque en modo crucero para velocidades superiores a cuatro nudos. Los datos fueron registrados del 15 al 30 del mes de septiembre del año 2021. La Figura 4.2 muestra los datos que se tienen de consumo y velocidad para este tipo de barco.

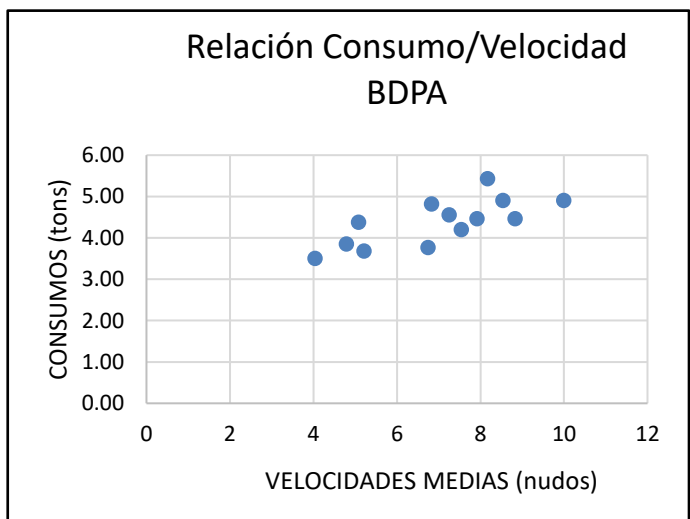


Figura 4.2. Relación consumos y velocidades medias para BDPA (Fuente propia)

La siguiente base de datos corresponde también a las fragatas clase ‘Álvaro de Bazán’ (BDAB), ver Anexo III: Base de Datos ‘PCD’ y en la Figura 4.3, considerando al buque en modo crucero para velocidades superiores a cinco nudos, estos datos fueron registrados desde enero del año 2023 hasta febrero del año 2024.

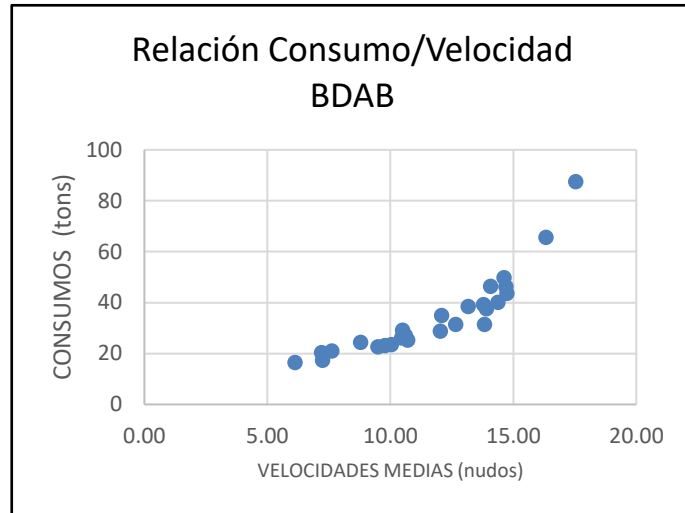


Figura 4.3. Relación consumos y velocidades medias para BDAB (Fuente propia)

Para analizar los consumos de los ‘Buques de Asalta Anfibio’ (BAA), se utilizan los registros del buque Castilla según su régimen de máquinas, ver Anexo III: Base de Datos ‘PCD’, considerando al buque en modo crucero cuando navega a velocidades superiores a cinco nudos. Para este tipo de barco se presentan los resultados cuando se encuentra en régimen de un motor por eje y en régimen de dos motores por eje. Como se muestra en la Tabla 4.2.

Barco	Ley de motor por eje	Notación
B.A.A Castilla	1	BAA_C_1
B.A.A Castilla	2	BAA_C_2

Tabla 4.2. Descripción y notación para los datos B.A.A Castilla con distinto número de motores por eje

La Figura 4.4 muestra los datos de consumo de este tipo de barco en régimen de un motor por eje y la Figura 4.5 muestra los consumos para un régimen de dos motores por eje.

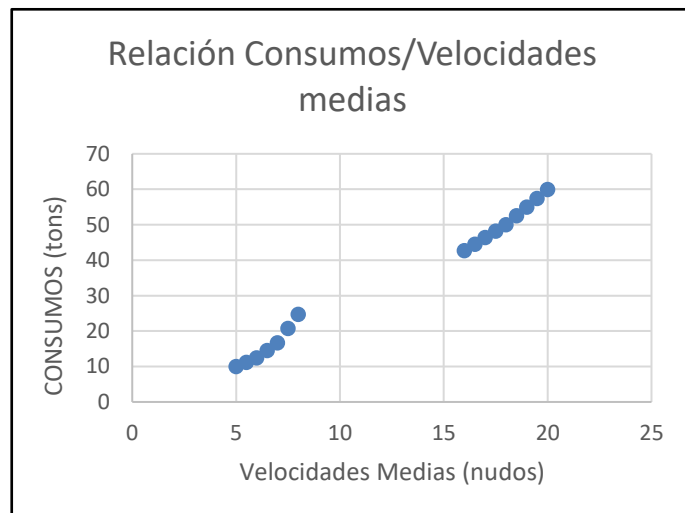


Figura 4.4. Relación consumos y velocidades medias BAA_C_1

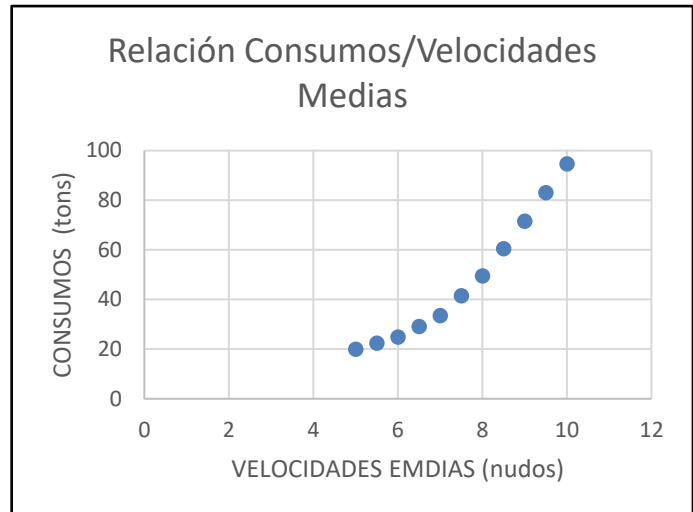


Figura 4.5. Relación consumos y velocidades medias BAA_C_2

4.1.1 Resultados para el Modelo MO1 sin restricciones y con restricciones

El Modelo MO1 es un problema de cuadrados mínimos lineales, ya que se linealiza la función no lineal de consumo combustible considerada en este trabajo. Por lo que es importante conocer los valores del residual lineal, dado por:

$$\phi_1(z) = \|y - Az\|_2^2$$

y el valor exacto del residual no lineal:

$$\phi_2(z) = \|y - f(z)\|_2^2$$

donde los vectores y , z , la matriz A y la función f fueron definidas en el capítulo anterior. El residual exacto determina exactamente la diferencia en toneladas entre los registros de consumo y los estimados del consumo para los valores de λ y Ω obtenidos por el modelo considerado. Para el Modelo MO1 sin restricciones es posible calcular el coeficiente de correlación lineal R debido a que el problema es un problema de cuadrados mínimos lineales.

La Tabla 4.3 muestra los resultados para el Modelo MO1 sin restricciones.

Barco	Modelo MO1 sin restricciones				
	λ	Ω	ϕ_2 (tons)	ϕ_1	R
BDCC	0.8973	1.3398	3061.7772	2.4894	0.8288
BDPA	2.1665	0.3640	0.8578	0.0428	0.7612
BDAB	1.1960	1.3478	720.5486	0.2855	0.9257
BAA_C_1	1.5513	1.2107	28.9868	0.0585	0.9910
BAA_C_2	0.3829	2.3606	68.0736	0.0359	0.9879

Tabla 4.3. Resultados Modelo MO1 con el método 'lsqlin' sin restricciones

La Tabla 4.4 muestra los resultados para el Modelo MO1 con restricciones.

Barco	MO1 con restricciones					
	λ	Ω	ϕ_2 (tons)	ϕ_1	λ_1, λ_2	Ω_1, Ω_2
BDCC	1	1.2949	3105.7046	2.4955	0, ∞	1, ∞
BDPA	1	1	56.4708	1.5014	0, ∞	1, ∞
BDAB	1.1960	1.3478	720.5486	0.2855	0, ∞	1, ∞
BAA_C_1	1.5513	1.2107	28.9868	0.0585	0, ∞	1, ∞
BAA_C_2	1	1.8843	345.3115	0.0957	0, ∞	1, ∞

Tabla 4.4. Resultados Modelo MO1 con el método 'lsqin' con restricciones

De las Tabla 4.3 y Tabla 4.4 se puede apreciar que los parámetros estimados de λ y Ω coinciden para las bases de datos BDAB y BAA_C_1 en los Modelos MO1 sin restricciones y con restricciones. Esto indica que el mínimo irrestricto pertenece al conjunto de restricciones y por lo tanto las soluciones son las mismas. Por otra parte, al agregar restricciones al Modelo MO1, el valor del residual (ϕ_2) es el mismo o aumenta con respecto al valor obtenido con el Modelo MO1 sin restricciones, en los tres tipos de barcos. Donde se puede deducir que el Modelo MO1 sin restricciones ofrece mejores valores óptimos para los parámetros λ y Ω . En la Figura 4.6 se puede apreciar gráficamente esta observación.

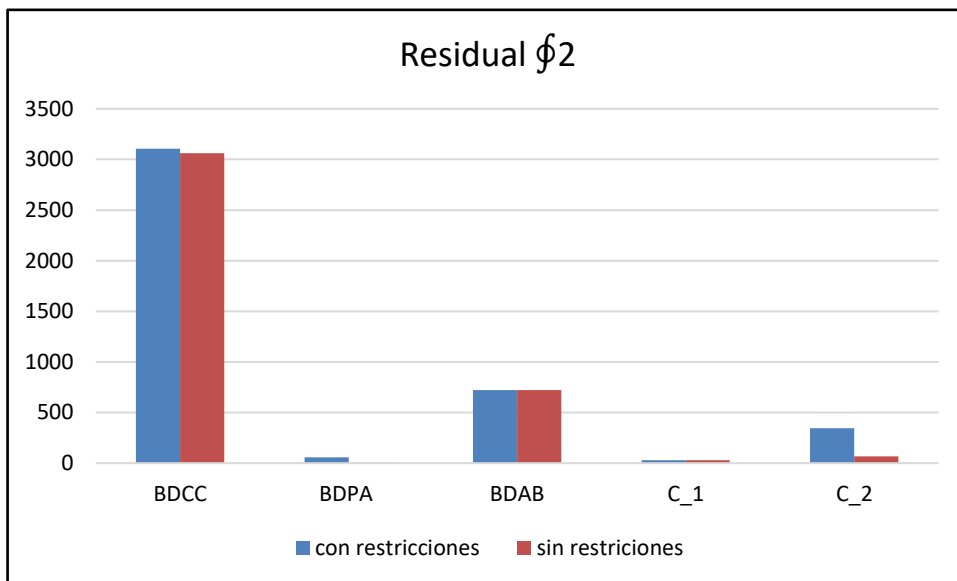


Figura 4.6. Diferencia residual para el Modelo MO1 con restricciones y sin restricciones

Desde Figura 4.7-Figura 4.11 se muestra la representación del ajuste no lineal para el Modelo MO1 sin restricciones.

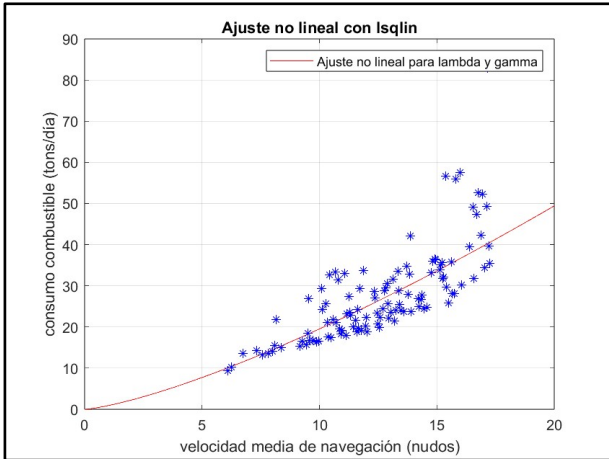


Figura 4.7. Ajuste obtenido con el Modelo MO1 sin restricciones, método 'lsqin', para BDCC

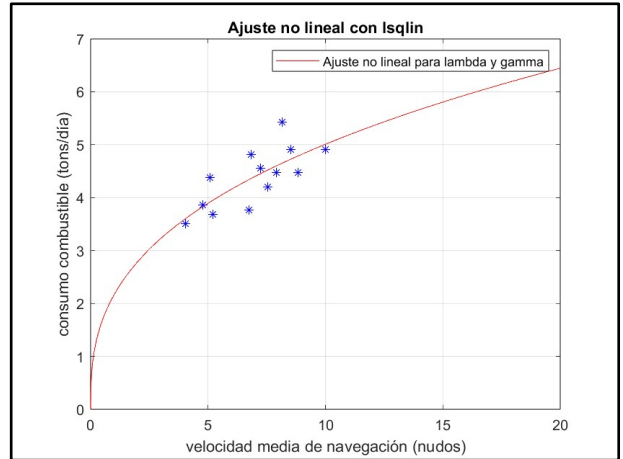


Figura 4.8. Ajuste obtenido con Modelo MO1 sin restricciones, método 'lsqin' para BDP

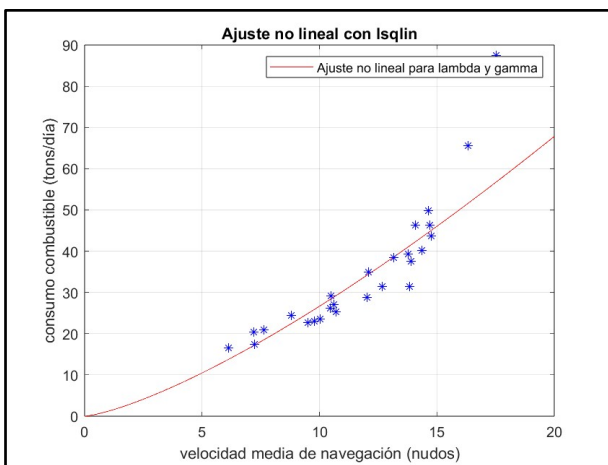


Figura 4.9. Ajuste obtenido con Modelo MO1 sin restricciones, método 'lsqin' para BDAB

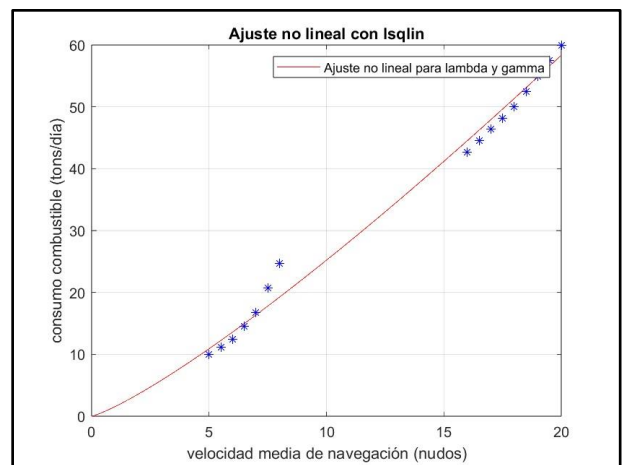


Figura 4.10. Ajuste obtenido con Modelo MO1 sin restricciones, método 'lsqin' para BAA_C_1

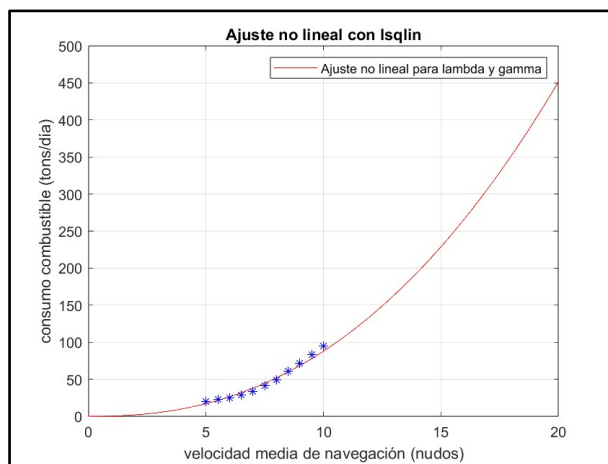


Figura 4.11. Ajuste obtenido con Modelo MO1 sin restricciones, método 'lsqin' para BAA_C_2

Desde Figura 4.12-Figura 4.16 se muestra la representación no lineal del ajuste del Modelo MO1 con restricciones.

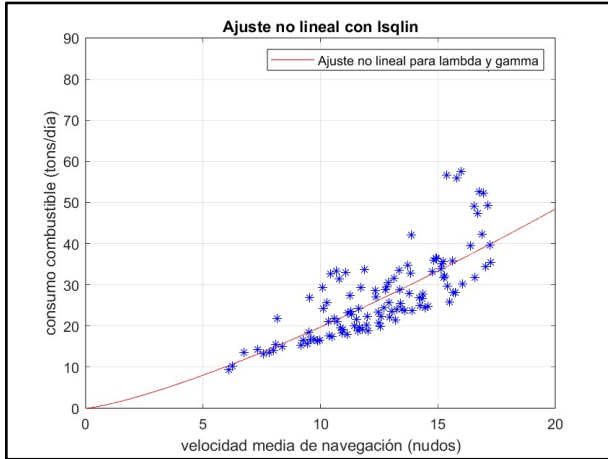


Figura 4.12. Ajuste obtenido con Modelo MO1 con restricciones, método 'lsqin' para BDCC

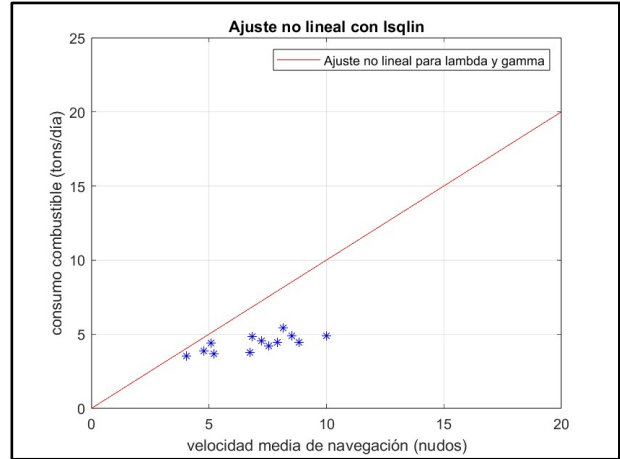


Figura 4.13. Ajuste obtenido con Modelo MO1 con restricciones, método 'lsqin' para BDPA

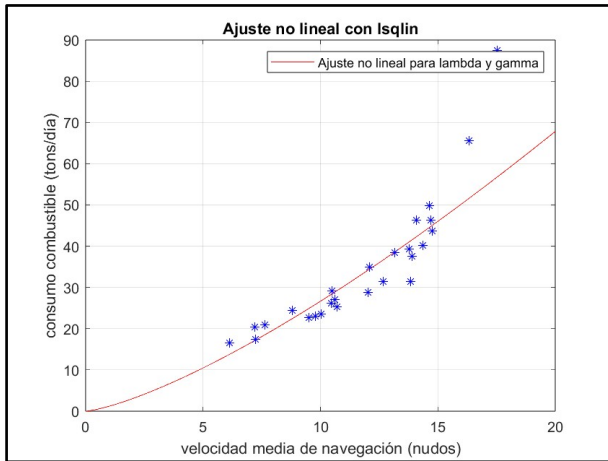


Figura 4.14. Ajuste obtenido con Modelo MO1 con restricciones, método 'lsqin', para BDAB

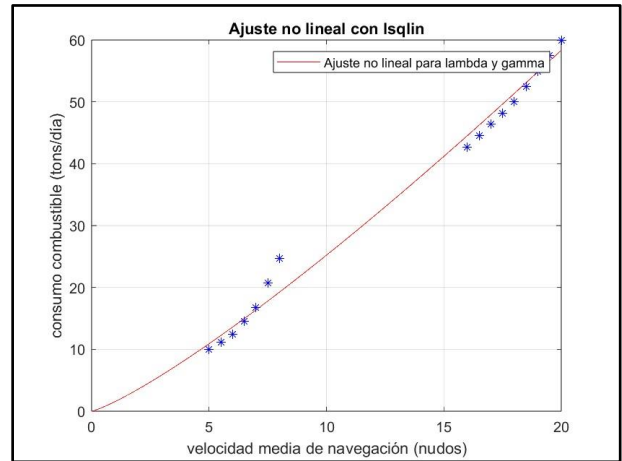


Figura 4.15. Ajuste obtenido con Modelo MO1 sin restricciones, método 'lsqin' para BAA_C_1

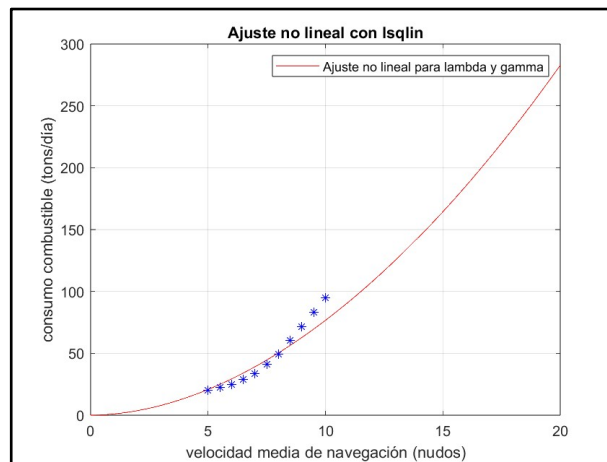


Figura 4.16. Ajuste obtenido con Modelo MO1 con restricciones, método 'lsqin' para BAA_C_2

Desde Figura 4.7-Figura 4.16 se puede apreciar como el Modelo MO1 sin restricciones realiza un mejor ajuste de datos para los tres tipos de barco. En particular, se observa que en la Figura 4.13 y Figura 4.16 (base de datos BDPA y BAA_C_2) el ajuste obtenido no es el adecuado para dichos datos, lo cual también se ve reflejado en valores muy altos del residual $\hat{\phi}_2$ para esas mismas bases de datos (Tabla 4.3 y Tabla 4.4). En contraposición con los resultados obtenidos para esas mismas bases de datos con el Modelo MO1 sin restricciones Figura 4.8 y Figura 4.11.

4.1.2 Resultados para el Modelo MO2 sin restricciones y con restricciones

En esta sección se utiliza la función ‘lsqnonlin’ para resolver el Modelo MO2 con y sin restricciones, y se muestran los resultados obtenidos para los tres tipos de barcos y las cinco bases de datos. Para estos modelos solo se puede reportar el valor exacto del residual:

$$\phi_2(z) = \|y - f(z)\|_2^2$$

La Tabla 4.5 muestra los resultados para el Modelo MO2 sin restricciones.

	Modelo MO2 sin restricciones		
Barco	λ	Ω	ϕ_2 (tons)
BDCC	0.5116	1.5650	2936.1043
BDPA	2.1895	0.3602	0.8564
BDAB	0.5676	1.6575	696.7797
BAA_C_1	1.7005	1.1765	27.6855
BAA_C_2	0.2067	2.6568	29.8754

Tabla 4.5. Resultados Modelo MO2 con el método ‘lsqnonlin’ sin restricciones

La Tabla 4.6 muestra los resultados para el Modelo MO2 con restricciones.

	Modelo MO2 con restricciones				
Barco	λ	Ω	ϕ_2 (tons)	λ_1, λ_2	Ω_1, Ω_2
BDCC	0.5117	1.5650	2936.1044	0, ∞	1, ∞
BDPA	0.6040	1	3.6177	0, ∞	1, ∞
BDAB	0.5682	1.6572	696.7797	0, ∞	1, ∞
BAA_C_1	1.7005	1.1765	27.6855	0, ∞	1, ∞
BAA_C_2	0.2067	2.6568	29.8754	0, ∞	1, ∞

Tabla 4.6. Resultados Modelo MO2 con restricciones con el método ‘lsqnonlin’

De los resultados de la Tabla 4.5 y la Tabla 4.6 se puede apreciar que el valor del residual para cada conjunto de datos es el mismo, a excepción del tipo BDPA, donde el Modelo MO2 con restricciones presenta un valor del residual con un incremento del 423%. En este incremento se debe a las restricciones impuestas, las cuales fuerzan una solución que satisface las condiciones impuestas pero con valor objetivo óptimo mayor que el obtenido en el problema irrestricto. Por otro lado, se han obtenido los mismos valores óptimos de los parámetros λ y Ω para el análisis con restricciones y sin restricciones, indicando que los mínimos irrestrictos pertenecen al conjunto de restricciones y por tanto ambas soluciones son las mismas excepto, nuevamente, para la base de datos BDPA.

Desde Figura 4.17-Figura 4.21 se muestra la representación no lineal del ajuste realizado con el Modelo MO2 sin restricciones.

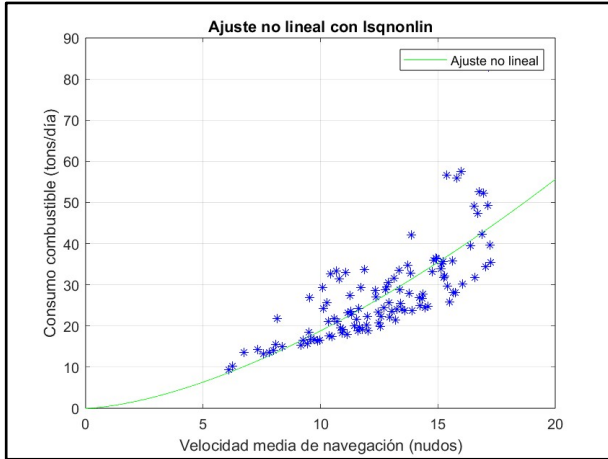


Figura 4.17. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método 'lsqnonlin', para BDCC

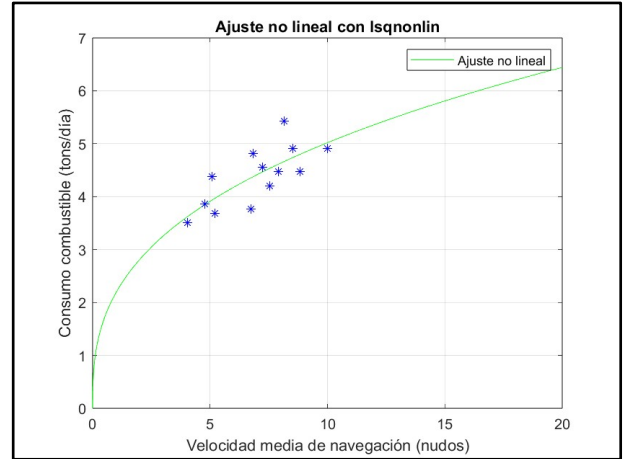


Figura 4.18. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método 'lsqnonlin', para BDPA

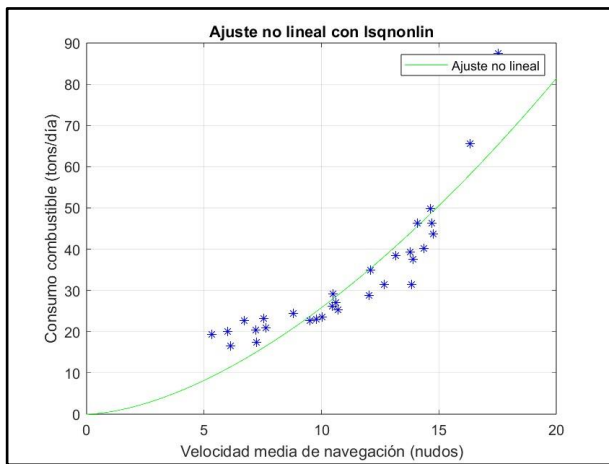


Figura 4.19. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método 'lsqnonlin', para BDAB

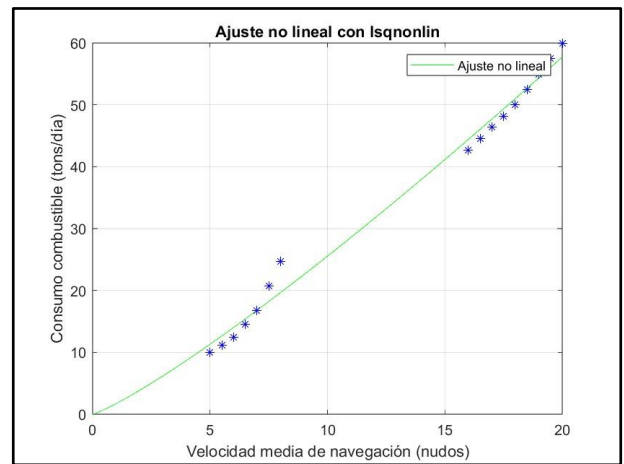


Figura 4.20. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método 'lsqnonlin', para BAA_C_1

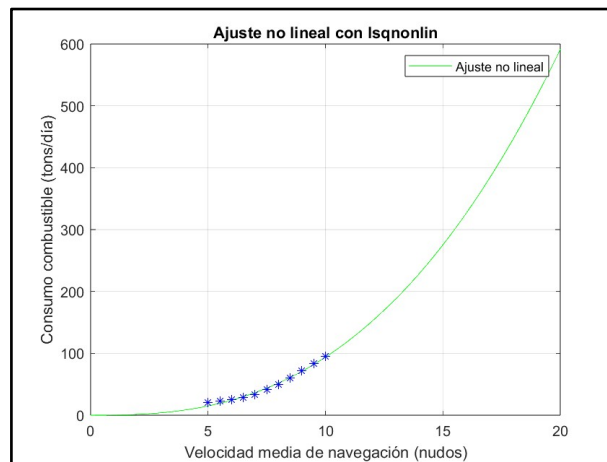


Figura 4.21. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método 'lsqnonlin', para BAA_C_2

Desde Figura 4.22-Figura 4.26 se muestra la representación no lineal del ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones.

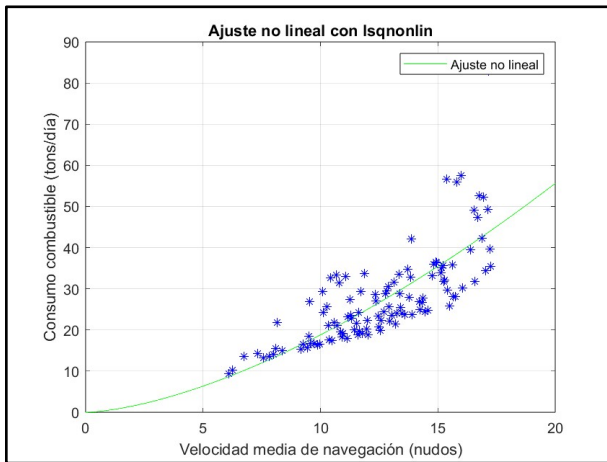


Figura 4.22. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones, método 'lsqnonlin', para BDCC

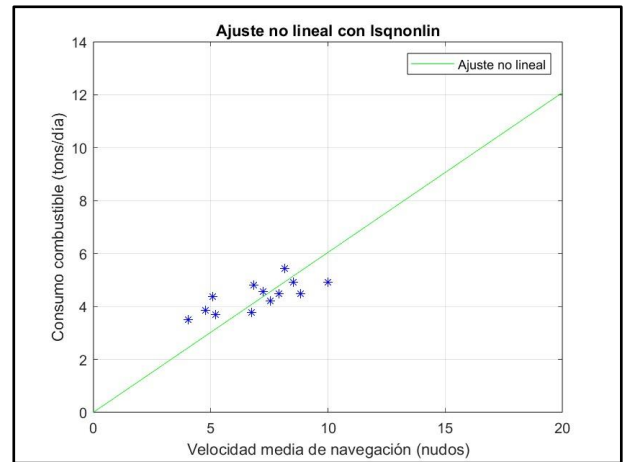


Figura 4.23. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones, método 'lsqnonlin', para BDPA

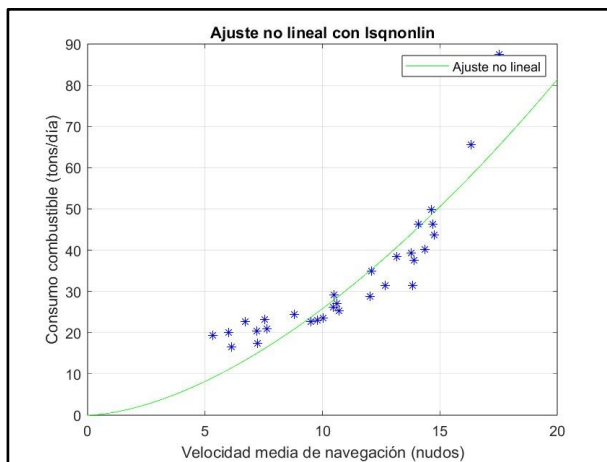


Figura 4.24. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones, método 'lsqnonlin', para BDAB

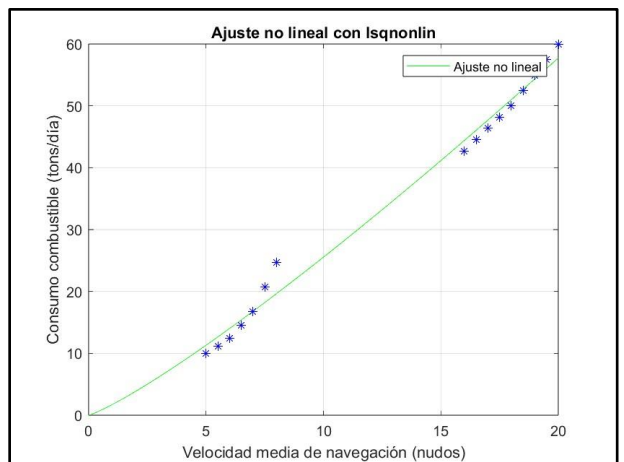


Figura 4.25. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones, método 'lsqnonlin', para ABB_C_1

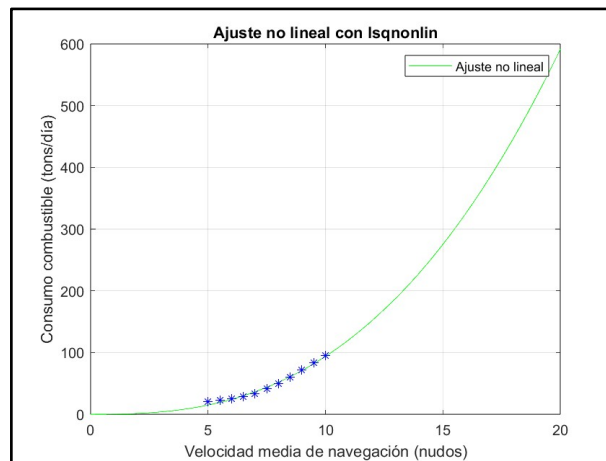


Figura 4.26. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 con restricciones, método 'lsqnonlin', para ABB_C_2

En la representación gráfica de los datos BDPA se puede apreciar una diferencia entre el modelo con restricciones (Figura 4.23) y el modelo sin restricciones (Figura 4.18) siendo el modelo sin restricciones el que brinda un mejor ajuste para los datos BDPA. Para el resto de los datos sus representaciones gráficas son idénticas para los dos tipos de análisis, con restricciones y sin restricciones.

4.2 Segundo Conjunto de Datos ('SCD')

A la vista que los resultados para el Modelo MO1 y Modelo MO2 sin restricciones, son los que brindan mejores resultados para todas las bases de datos que se han analizado anteriormente, en el Segundo Conjunto de Datos ('SCD') solo se van a presentar los resultados para los Modelos MO1 y MO2 sin restricciones.

El 'SCD' se ha conseguido del artículo Wang y Meng (2012), es un conjunto de datos de cuatro barcos mercantes con diferentes rutas de tránsito y dos tipos de capacidades diferentes, ver Anexo IV: Base de Datos 'SCD', se van a ejecutar con los métodos de solución propuestos en este trabajo con el objetivo de ver el comportamiento de los parámetros λ y Ω , permitiendo poder analizarlos y hacer una posterior comparación con los resultados de los conjuntos de datos anteriores.

La Tabla 4.7, muestra la notación que van a tener los distintos mercantes:

Ruta	Capacidad TEU	Notación
Singapore–Jakarta (SG–JK)	3000	TT_1
Singapore–Kaohsiung (SG–KS)	3000	TT_2
Yantian–Los Angeles (YT–LA)	8000	OT_1
Tokyo–Xiamen (TK–XM)	8000	OT_2

Tabla 4.7. Notación barcos mercantes

La Figura 4.27 muestra los datos del mercante TT_1, la Figura 4.28 muestra los datos del mercante TT_2, la Figura 4.29 muestra los datos del mercante OT_1 y la Figura 4.30 muestra los datos del mercante OT_2.

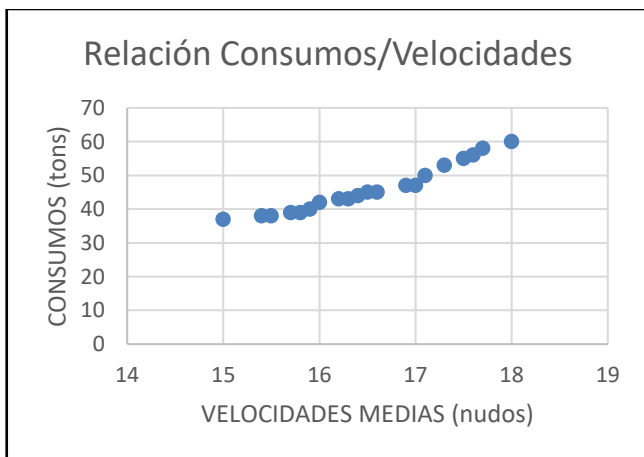


Figura 4.27. Relación consumos y velocidades medias mercante OT_1

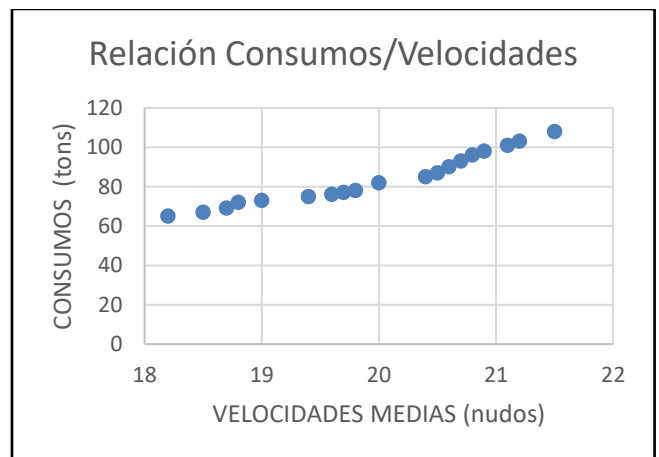


Figura 4.28. Relación consumos y velocidades medias mercante OT_2

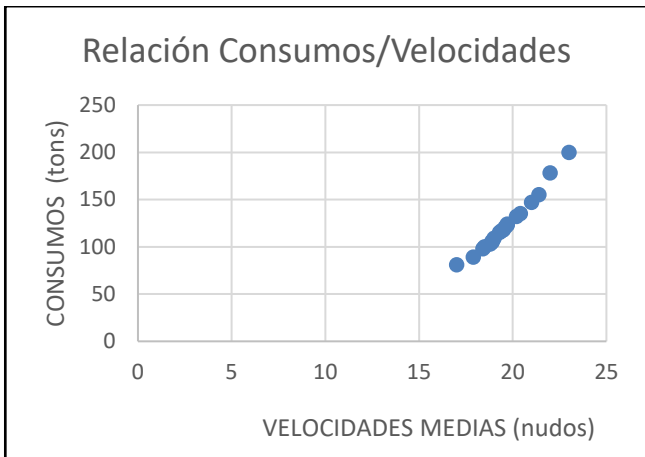


Figura 4.29. Relación consumos y velocidades medias mercante OT

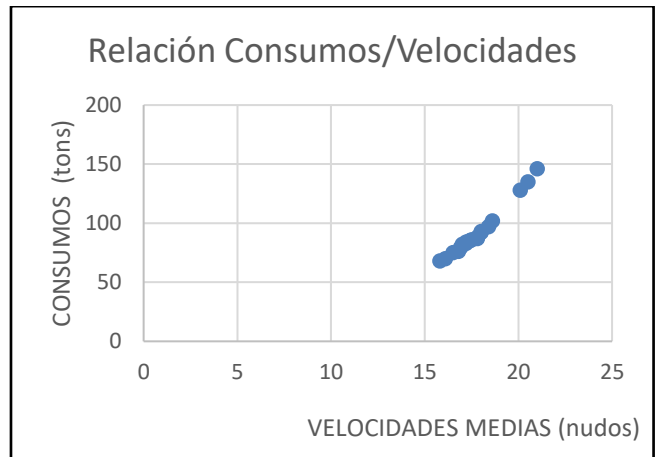


Figura 4.30. Relación consumos y velocidades medias mercante OT_2

4.2.1 Resultados para MO1 sin restricciones

La Tabla 4.8 muestra los resultados para el Modelo MO1 sin restricciones.

	Modelo MO1 sin restricciones				
Barco	λ	Ω	ϕ_2 (tons)	ϕ_1	R
TT_1	0.0137	2.8918	16.4484	0.0079	0.9816
TT_2	0.0104	3.0019	63.6222	0.0085	0.9799
OT_1	0.0112	3.1177	44.5967	0.0031	0.9967
OT_2	0.0372	2.7092	34.1195	0.0039	0.9952

Tabla 4.8. Resultados Modelo MO1 sin restricciones con el método 'lsqin'

De la Tabla 4.8 se observa que los valores de los parámetros λ y Ω tienen poca variación entre los distintos buques. Además, se aprecia que los valores de Ω obtenidos para los buques mercantes son mayores que los valores obtenidos para los buques de la Armada y los de λ son menores que los obtenidos en los buques de la Armada. Adicionalmente el valor del coeficiente de correlación R es muy cercano a 1.

Desde Figura 4.31-Figura 4.34 se muestra la representación no lineal del ajuste obtenido mediante el Modelo MO1 sin restricciones.

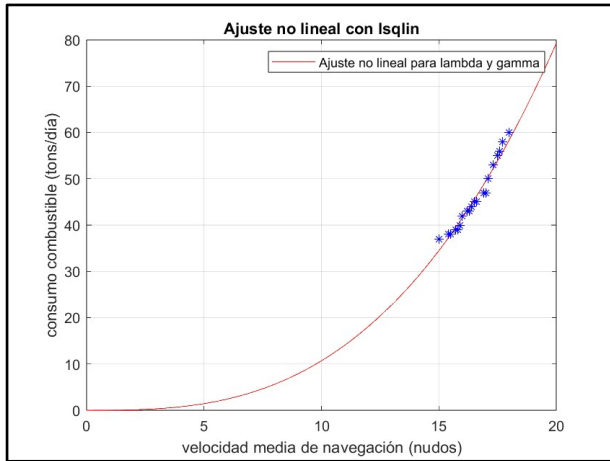


Figura 4.31. Ajuste obtenido con el Modelo MO1 con restricciones, método 'lsqin', para TT_1

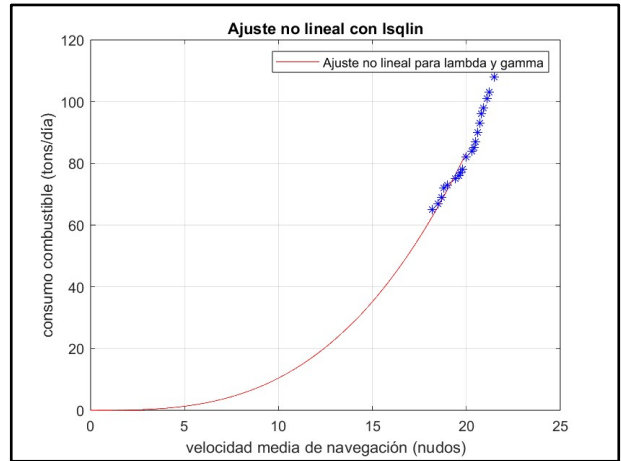


Figura 4.32. Ajuste obtenido con el Modelo MO1 con restricciones, método 'lsqin', para TT_2

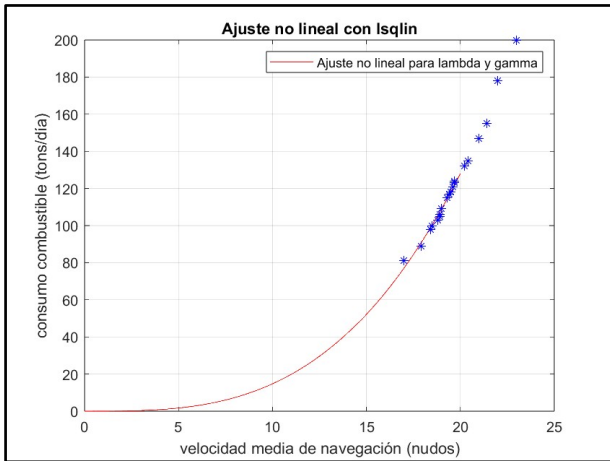


Figura 4.33. Ajuste obtenido con el Modelo MO1 con restricciones, método 'lsqin', para OT_1

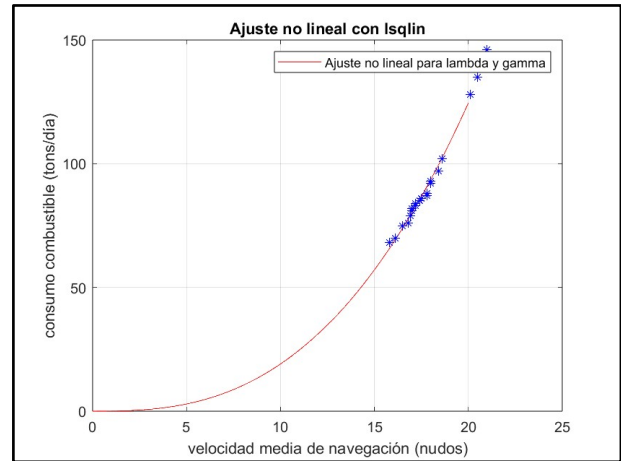


Figura 4.34. Ajuste obtenido con el Modelo MO1 con restricciones, método 'lsqin', para OT_2

4.2.2 Resultados para el Modelo MO2 sin restricciones

La Tabla 4.9 muestra los resultados para el Modelo MO2.

	Modelo MO2 sin restricciones		
Barco	λ	Ω	ϕ_2 (tons)
TT_1	0.0095	3.0218	15.5606
TT_2	0.0067	3.1493	60.5022
OT_1	0.0094	3.1759	41.4011
OT_2	0.0296	2.7881	30.0416

Tabla 4.9. Resultados Modelo MO2 con el método 'lsqnonlin'

Desde Figura 4.35-Figura 4.38 se muestra la representación no lineal del ajuste del Modelo MO2 sin restricciones.

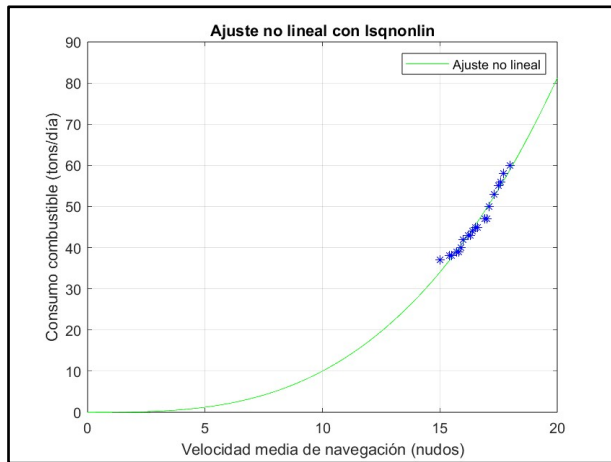


Figura 4.35. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método 'lsqnonlin', para TT_1

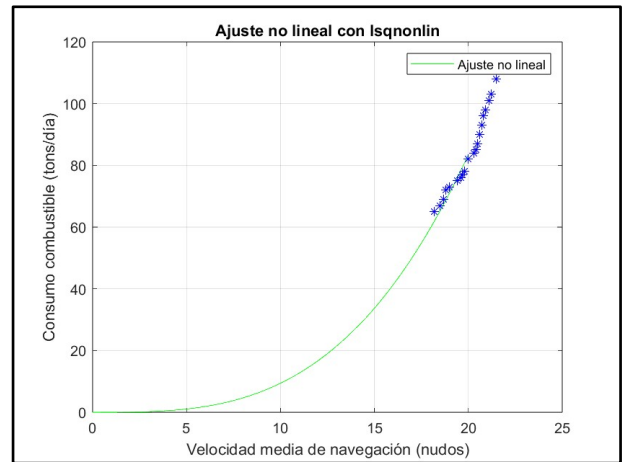


Figura 4.36. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método 'lsqnonlin', para TT_2

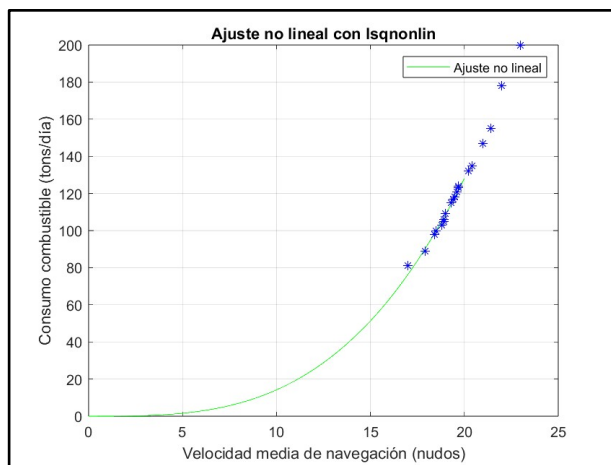


Figura 4.37. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método 'lsqnonlin', para OT_1

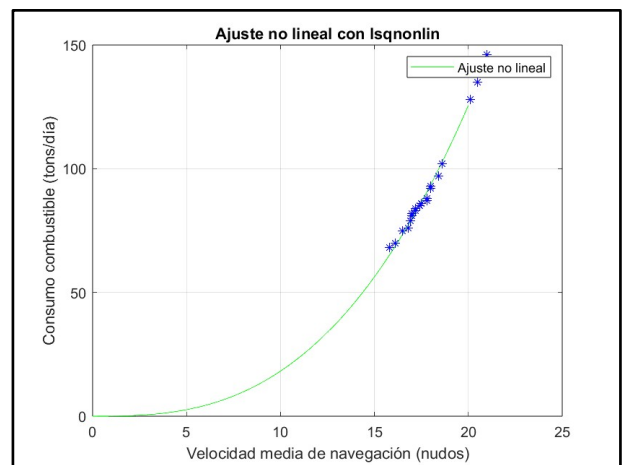


Figura 4.38. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método 'lsqnonlin', para OT_2

4.3 Comparación de resultados Modelo MO1 y Modelo MO2

Ahora se presentan los resultados del 'SCD' y se analiza cómo es la variación de los parámetros de λ y Ω . En la Tabla 4.10 se presentan los valores de ϕ_2 , λ y Ω

Barco	Modelo MO1 sin restricciones			Modelo MO2 sin restricciones		
	λ	Ω	ϕ_2	λ	Ω	ϕ_2
TT_1	0.0137	2.8918	16.4484	0.0095	3.0218	15.5606
TT_2	0.0104	3.0019	63.6222	0.0067	3.1493	60.5022
OT_1	0.0112	3.1177	44.5967	0.0094	3.1759	41.4011
OT_2	0.0372	2.7092	34.1195	0.0296	2.7881	30.0416

Tabla 4.10. Comparación resultados Modelo MO1 y Modelo MO2 para 'SCD'

Comparando los dos modelos se puede observar que el valor de ϕ_2 es mejor (más pequeño) en el Modelo MO2, esto se debe a que el Modelo MO2 realiza un ajuste no lineal sin utilizar linealización de la función que se desea estimar.

El parámetro λ es más pequeño para el Modelo MO2 en todos los casos, sin embargo, el parámetro Ω es mayor en todos los casos para el Modelo MO2.

El desplazamiento de TT_1 y TT_2 en comparación con el desplazamiento OT_1 y OT_2 es inferior, sin embargo, no se aprecia una variación considerable de los parámetros λ y Ω debido a esta característica específica que tiene cada barco.

De estos resultados podemos deducir que el Modelo MO2 está brindando mejores valores óptimos para los parámetros λ y Ω . Estos resultados confirman que la relación consumo/velocidad tiene un comportamiento no lineal más bien cúbico en el caso de buques mercantes. Además, se puede decir que con el Modelo MO2 se ha podido obtener mejores valores óptimos para λ y Ω como se muestra en la Tabla 4.10, cuando se comparan parámetros obtenidos en el artículo Wang y Meng (2012) que se corresponden con los obtenidos por el Modelo MO1.

La Figura 4.39 y la Figura 4.40 muestran una comparación gráfica entre los resultados que se han obtenido por el Modelo MO2 propuesto en este trabajo y los resultados obtenidos en el artículo Wang y Meng (2012).

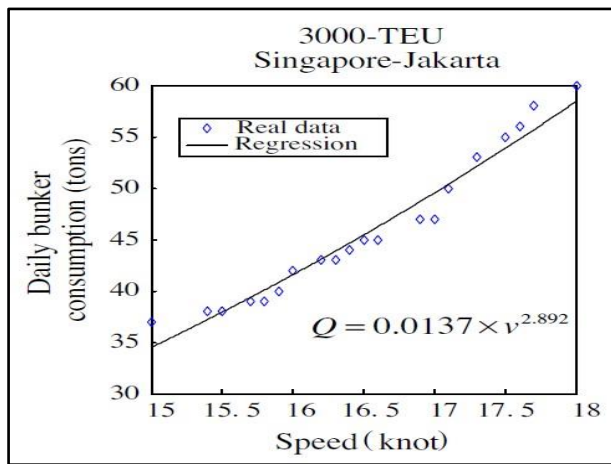


Figura 4.39. Ajuste obtenido en el artículo Wang y Meng (2012) (Fuente [3])

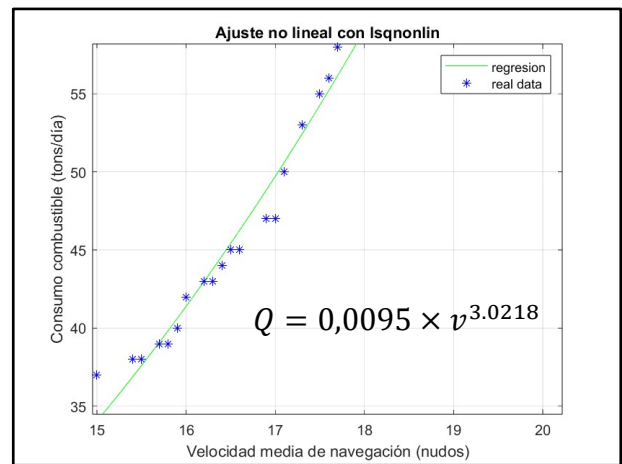


Figura 4.40. Ajuste obtenido con el Modelo MO2 sin restricciones, método 'lsqnonlin', para TT_1

4.4 Resumen de resultados para λ y Ω para cada tipo de barco

En este apartado se van a presentar los resultados óptimos de λ y Ω para cada tipo de barco analizado en este trabajo.

Como se ha podido comprobar en las secciones anteriores, los mejores resultados fueron obtenidos con el Modelo MO2, por lo tanto, solo se van a presentar un análisis de los resultados para dicho modelo.

4.4.1 Resultados para BDPA (‘Patrulleros de Altura’)

La Tabla 4.11 muestra los valores obtenidos para λ y Ω para los datos BDPA.

	Modelo MO2	
Barco	λ	Ω
BDPA	2.1895	0.3602

Tabla 4.11. Resultados para BDPA

Los parámetros obtenidos en la Tabla 4.11 indican un comportamiento no lineal de los datos. Sin embargo, no es cúbico, para poder acotar los valores óptimos de los parámetros λ y Ω para este tipo de barco ('Patrulleros de Altura') es necesario resolver este modelo para más bases de datos.

La Figura 4.41 muestra la representación gráfica de los datos y el ajuste no lineal para BDPA

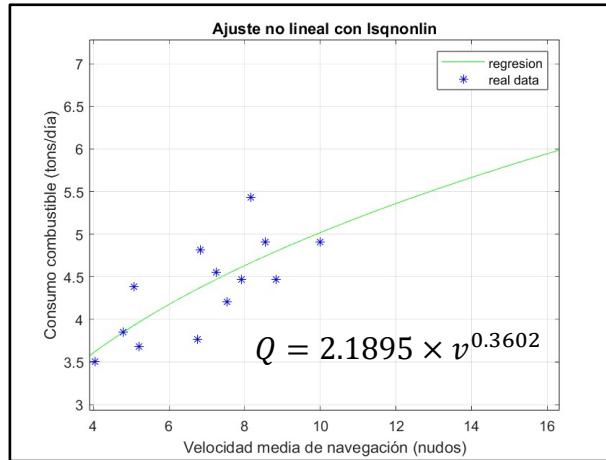


Figura 4.41. Ajuste no lineal para BDPA

4.4.2 Resultados para BDCC y BDAB (Fragatas clase 'Álvaro de Bazán')

La Tabla 4.12 y la Tabla 4.13 muestran los valores obtenidos para λ y Ω obtenidos para los datos BDCC y BDAB. Ambas bases de datos representan los valores para las fragatas clase 'Álvaro de Bazán'.

	Modelo MO2	
Barco	λ	Ω
BDCC	0.5116	1.5650

Tabla 4.12. Resultados para BDCC

	Modelo MO2	
Barco	λ	Ω
BDAB	0.5676	1.6575

Tabla 4.13. Resultados para BDAB

En relación con la Tabla 4.12 y la Tabla 4.13 se puede observar que los valores óptimos de λ y Ω varían poco para ambas bases de datos, sugiriendo que:

$$0.50 \leq \lambda \leq 0.57$$

$$1.55 \leq \Omega \leq 1.66$$

4.4.3 Resultados para ABB_C_1 y ABB_C_2 ('Buques de Asalto Anfíbio')

Para este tipo de barco se muestran los resultados analizados para dos modos distintos de configuración de propulsión: la base de datos ABB_C_1 donde el barco funciona en ley de un motor por eje y la base de datos ABB_C_2 donde el barco funciona en ley de dos motores por eje.

La Tabla 4.14 y la Tabla 4.15 muestran los resultados de los parámetros λ y Ω para ABB_C_1 y ABB_C_2, respectivamente.

Modelo MO2		
Barco	λ	Ω
ABB_C_1	1.7005	1.1765

Tabla 4.14. Resultados para ABB_C_1

Modelo MO2		
Barco	λ	Ω
ABB_C_2	0.2067	2.6568

Tabla 4.15. Resultados para ABB_C_2

En este caso los resultados muestran una gran variabilidad entre los parámetros λ y Ω para ABB_C1 y ABB_C2 a pesar de que ambas representan el mismo tipo de barco, con el mismo tipo de propulsión, sin embargo, con distinta configuración de propulsión para ambos casos.

La Figura 4.42 y la Figura 4.43 muestran las representaciones gráficas de los datos y el ajuste no lineal para ABB_C_1 y ABB_C_2.

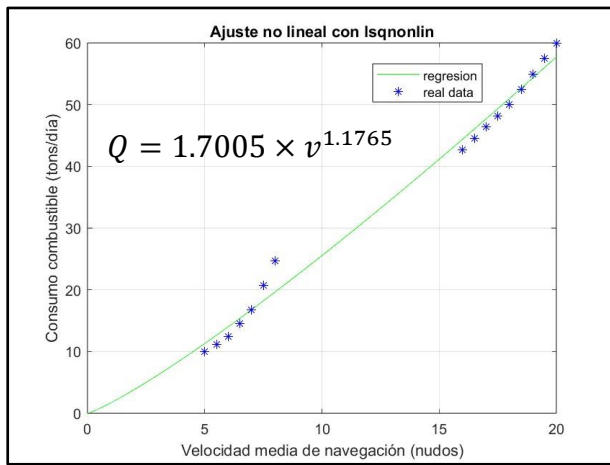


Figura 4.42. Ajuste no lineal para ABB_C_1

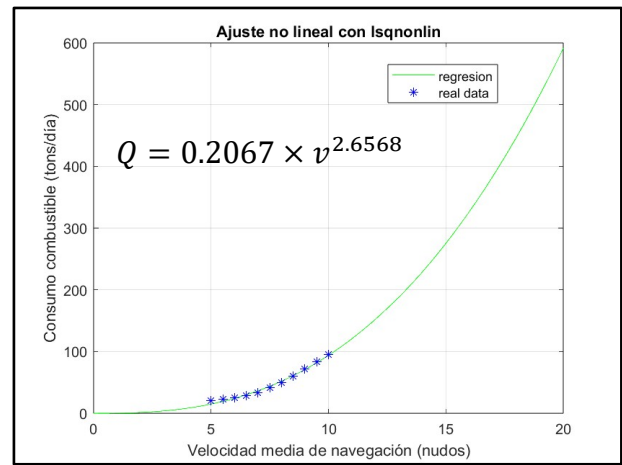


Figura 4.43. Ajuste no lineal para ABB_C_2

Es claro de la Tabla 4.14 y Tabla 4.15 que los valores óptimos obtenidos λ y Ω para ABB_C_1 y ABB_C_2 son bastante diferentes, indicando que la configuración de propulsión en estos buques es determinante y afecta el consumo de combustible y por tanto los parámetros que definen la función de combustible utilizada en este trabajo. Adicionalmente estas bases de datos estaban conformadas por una limitada cantidad de datos.

4.4.4 Resultados para TT_1, TT_2, OT_1 y OT_2 ('Buques Mercantes')

Desde Tabla 4.16-Tabla 4.19 se muestran los valores mejorados de λ y Ω obtenidos en este trabajo (Modelo MO2).

Modelo MO2		
Barco	λ	Ω
TT_1	0.0137	2.8918

Tabla 4.16. Resultados para TT_1

Modelo MO2		
Barco	λ	Ω
TT_2	0.0104	3.0019

Tabla 4.17. Resultados para TT_2

Modelo MO2		
Barco	λ	Ω
OT_1	0.0112	3.1177

Tabla 4.18. Resultados para OT_1

Modelo MO2		
Barco	λ	Ω
OT_2	0.0372	2.7092

Tabla 4.19. Resultados para OT_2

En relación con la Tabla 4.16-Tabla 4.19 se puede observar que los valores óptimos de λ y Ω varían poco para todas las bases de datos, sugiriendo que:

$$0.01 \leq \lambda \leq 0.04$$

$$2.70 \leq \Omega \leq 3.2$$

Desde Figura 4.44-Figura 4.47 se muestran las representaciones gráficas de los datos y el ajuste no lineal para TT_1, TT_2, OT_1 y OT_2.



Figura 4.44. Ajuste no lineal para TT_1

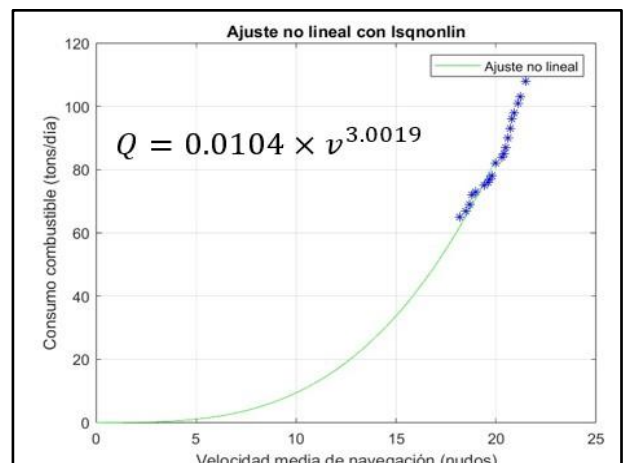


Figura 4.45. Ajuste no lineal para TT_2

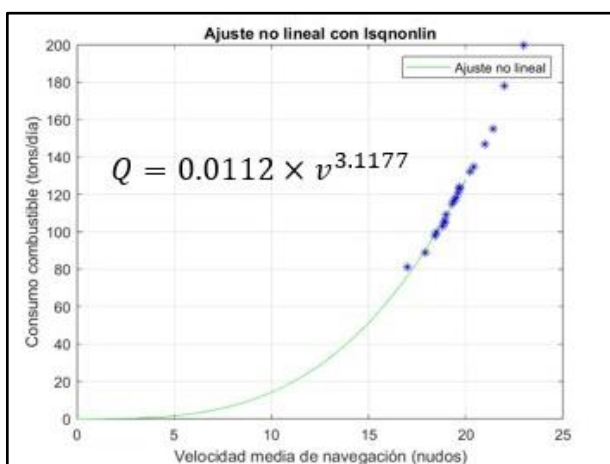


Figura 4.46. Ajuste no lineal para OT_1

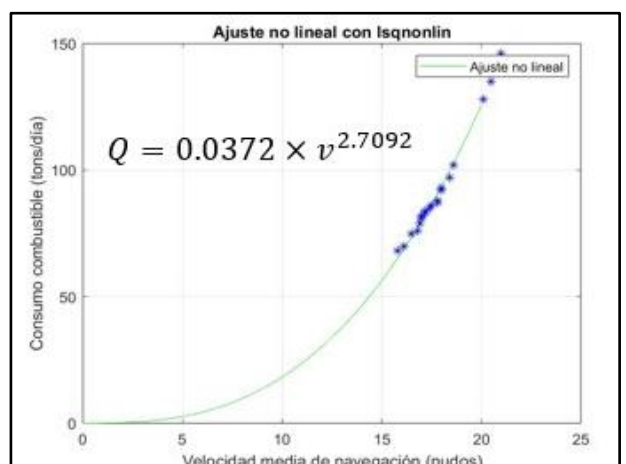


Figura 4.47. Ajuste no lineal para OT_2

5 CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

5.1 Conclusiones

Con la finalidad de encontrar el mejor valor óptimo para los parámetros λ y Ω que definen el consumo de combustible en función de la velocidad de navegación se desarrollaron dos modelos de optimización, Modelo MO1 y Modelo MO2, los cuales se pueden resolver con diferentes métodos de solución. En el caso del Modelo MO1, se puede resolver mediante los métodos, 'lsqnonneg' y 'lsqlin', y el caso del modelo MO2, se puede resolver con los métodos, 'lsqnonlin', 'GE' y 'fmincon'. En el desarrollo de este trabajo, se demuestra como utilizando el modelo de cuadrados mínimos no lineales (Modelo MO2) los valores para λ y Ω son más ajustados (menor valor del residual) que los obtenidos con cuadrados mínimos lineales (Modelo MO1) para todas las bases de datos.

En este trabajo se analizaron cuatro tipos diferentes de barcos, que son: Las fragatas clase 'Álvaro de Bazán' representadas por las bases de datos BDCC y BDAB, 'Patrulleros de Altura' representados en este trabajo como BDPA, 'Buques de Asalto Anfibia' representados por las bases de datos ABB_C_1 y ABB_C_2 y por último 'Barcos Mercantes' con dos diferentes tipos de desplazamiento representados por las bases de datos TT_1, TT_2, OT_1 y OT_2. Logrando obtener valores óptimos para λ y Ω para cada tipo de barco, consiguiendo poder cumplir con los objetivos del trabajo. Sin embargo, para poder realizar un análisis sobre la variación de los parámetros λ y Ω en función de las características del barco es necesario tener bases de datos para un número mayor de barcos en cada uno de los diferentes tipos de barco de la Armada. Adicionalmente, los modelos propuestos en este trabajo permitieron estimar los mismos valores de los parámetros λ y Ω que los obtenidos en el artículo de Wang y Meng (2012) [3], usando el Modelo MO1, y valores mejorados de λ y Ω , mediante el Modelo MO2, el cual realiza directamente un ajuste no lineal sin tener que utilizar una linealización de la función que se quiere aproximar. En el caso de los buques mercantes se obtuvo que el parámetro Ω es mayor que 2.7, indicando que el consumo de combustible sigue un comportamiento cúbico para los barcos mercantes, como se afirma en la literatura existente. También fue posible acotar los valores de los parámetros λ y Ω para las fragatas clase 'Álvaro Bazán', obteniendo que la función exponencial que describe el consumo de combustible para este tipo de barcos es no lineal ($1.55 \leq \Omega \leq 1.66$) pero no llega a ser cúbica como en el caso de los barcos mercantes.

Además, se puede concluir que los valores de λ y Ω varían según el tipo de propulsión que tiene cada barco, y en particular en el modo de configuración empleado para ese instante de funcionamiento, como se demuestra en el apartado 4.4.3 de este trabajo donde se analiza dos tipos de configuración de propulsión para un mismo tipo de propulsión, brindando valores distintos para λ y Ω . Otro ejemplo de esta conclusión se ve en una fragata de la Clase 'Álvaro de Bazán' que tiene un tipo de propulsión CODOG, teniendo la configuración de propulsión solo a gas donde utiliza solo turbinas se obtienen

consumos muy superiores a cuando se encuentre en la configuración de propulsión solo a diésel donde emplea solo los motores principales.

Finalmente, los modelos propuestos en este trabajo no solo se pueden aplicar en el ámbito militar marítimo sino también se puede implementar para poder predecir el posible consumo que tengan las unidades móviles que tiene la Infantería de Marina, también pueden ser empleados en el ámbito aéreo civil, donde saber un consumo aproximado que se va a tener para una nueva ruta puede determinar la viabilidad de dicha ruta.

En conclusión, los modelos y métodos propuestos en este trabajo permiten estimar los parámetros de la función exponencial que define el consumo combustible dependiendo del tipo de buque, sus características, modos de propulsión y configuración de funcionamiento.

5.2 Líneas Futuras

Es necesario contar con más bases de datos de diferentes tipos de barcos para poder utilizar los modelos propuestos y así poder acotar de forma precisa los valores de los parámetros λ y Ω según las clases de fragata, las características de las mismas y el tipo de propulsión y la configuración de propulsión que tenga.

El modelo de ajuste no lineal presentado en este trabajo puede ser extendido para aproximar parámetros de otras funciones exponenciales que describan gastos, consumos o cualquier otra cantidad.

Es importante el definir estrategias claras y sencillas para el filtrado de datos de manera de obtener resultados confiables.

En este trabajo solo se han obtenido registros de datos para analizar tres tipos de barcos de la Armada que son fragatas clase 'Álvaro de Bazán', 'Buque de Asalto Anfibio' y 'Patrullero'. Sin embargo, estos modelos pueden ser aplicados a cualquier tipo de barco, teniendo los respectivos registros de datos. Este trabajo permite encontrar una fórmula que estima el gasto de combustible con respecto a la velocidad para cualquier tipo de barco que hay en la Armada. Y por tanto aplicar esta metodología a los barcos que no se han analizado en este trabajo como: 'Buques de Medidas contra Minas', fragatas clase 'Santa María', 'Buques Logísticos', 'Buques Auxiliares', 'Buques de Acción Marítima', entre otros, constituye una extensión directa de este trabajo.

Los modelos propuestos en este trabajo se pueden implementar para predecir el consumo de las unidades móviles de Infantería de Marina, también pueden ser empleados en el ámbito aéreo civil, para obtener el consumo aproximado de una nueva ruta aérea y así determinar la viabilidad de esta.

6 BIBLIOGRAFÍA

- [1] C. B. Barras, *Ship Design and Performance for Masters and Mates*, Elsevier Butterworth-Heinemann Linacre House, Jordan Hill, Oxford OX2 8DP 200 Wheeler Road, Burlington, MA 01803, p. 265.
- [2] K. Mersin, G. Alkan, y T. Mısırlıoğlu, A new method for calculating fuel consumption and displacement of a ship in maritime transport, *Cogent Engineering*, vol. 4, n.º 1, p. 1415107, ene. 2017, doi: 10.1080/23311916.2017.1415107.
- [3] S. Wang y Q. Meng, Sailing speed optimization for container ships in a liner shipping network, *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, vol. 48, n.º 3, pp. 701-714, may 2012, doi: 10.1016/j.tre.2011.12.003.
- [4] G. Hernández Coca, Tipos de Modelos en Investigación de Operaciones. Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo-Huejutla, diciembre de 2011. Accedido: 17 de enero de 2024. [En línea]. Disponible en: [chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/https://www.uaeh.edu.mx/docencia/P_Presentaciones/huejutla/sistemas/investigacion_operaciones/modelos.pdf](https://www.uaeh.edu.mx/docencia/P_Presentaciones/huejutla/sistemas/investigacion_operaciones/modelos.pdf)
- [5] Y. Bermúdez Colina, Aplicaciones de programación lineal, entera y mixta, *Ingeniería Industrial. Actualidad y Nuevas Tendencias*, vol. II, n.º 7, pp. 85-104.
- [6] Biografía de George Bernard Dantzig. Accedido: 13 de febrero de 2024. [En línea]. Disponible en: https://www.phpsimplex.com/biografia_Dantzig.htm
- [7] G. E. O. Tutoriales, Programación No Lineal no Convexo, Gestión de Operaciones. Accedido: 7 de febrero de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.gestiondeoperaciones.net/programacion-no-lineal/dificultades-en-la-resolucion-de-un-modelo-de-programacion-no-lineal-no-convexo/>
- [8] D. P. Bertsekas, *Convex optimization theory*. Belmont, Mass: Athena Scientific, 2009.
- [9] G. Jiménez Lozano, Optimización. Departamento de Informática y Computación, 2009. [En línea]. Disponible en: <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/8415>
- [10] J. E. Dennis, J. E. Dennis, y R. B. Schnabel, *Numerical methods for unconstrained optimization and nonlinear equations*. Classics in applied mathematics, no. 16., SIAM, Philadelphia, 1996.
- [11] TEMA 8: MÉTODOS NUMÉRICOS DE OPTIMIZACIÓN: PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN SIN RESTRICCIONES. Accedido: 17 de enero de 2024. [En línea]. Disponible en: https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/19734/3/Optimizacion_Problemas_sin_restricciones.pdf
- [12] J. Nocedal y S. J. Wright, *Numerical optimization*, Second edition, en Springer series in operation research and financial engineering. New York, NY, Springer, 2006.

- [13] Armada, 31^a Escuadrilla de Superficie - Fragatas clase “Álvaro de Bazán” - Buques - Armada - Ministerio de Defensa - Gobierno de España. Accedido: 5 de marzo de 2024. [En línea]. Disponible en:
<https://armada.defensa.gob.es/ArmadaPortal/page/Portal/ArmadaEspañola/buquessuperficie/prefLang-es/04Fragatas-F100-F80--01fragatas-clase-alvaro-de-baza-f-100>
- [14] Navantia, F-100 Class. Navantia. Accedido: 29 de marzo de 2024. [En línea]. Disponible en:
<chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://www.navantia.es/wp-content/uploads/2018/05/F100-5.pdf>
- [15] Armada, Buque de Asalto Anfibio Castilla (L-52) - B.A.A. “Castilla” - Buques - Armada - Ministerio de Defensa - Gobierno de España. Accedido: 5 de marzo de 2024. [En línea]. Disponible en:
<https://armada.defensa.gob.es/ArmadaPortal/page/Portal/ArmadaEspañola/buquessuperficie/prefLang-es/03Buquesanfibios--02buque-asalto-anfibio-castilla-l-52>
- [16] Armada, Patrullero “Arnomendi” (P-63) - Patrullero “Arnomendi” - Buques - Armada - Ministerio de Defensa - Gobierno de España. Accedido: 6 de marzo de 2024. [En línea]. Disponible en:
<https://armada.defensa.gob.es/ArmadaPortal/page/Portal/ArmadaEspañola/buquessuperficie/prefLang-es/08patrulleros--06patrulleros-clase-chilreu--03patrullero-arnomendi-p-63>
- [17] Armada, El patrullero de la Armada ‘Arnomendi’ cambia su base al Arsenal Militar de Ferrol - Noticias de la Armada - Armada - Ministerio de Defensa - Gobierno de España. Accedido: 1 de abril de 2024. [En línea]. Disponible en:
https://armada.defensa.gob.es/ArmadaPortal/page/Portal/ArmadaEspañola/conocenosnoticias/prefLang-es/00noticias--2016--06--NT-110-ARNOMENDI-ARSENAL-FERROL-es?_selectedNodeID=2582057&_pageAction=selectItem
- [18] Evolution of Containerships | The Geography of Transport Systems. Accedido: 4 de abril de 2024. [En línea]. Disponible en: <https://transportgeography.org/contents/chapter5/maritime-transportation/evolution-containerships-classes/>
- [19] CEPSA, GAS OIL F-76. CEPSA, 27 de enero de 2017. Accedido: 18 de febrero de 2024. [En línea]. Disponible en: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://aviation.cepsa.com/stfls/aviation/fichas_tecnicas/F-76%20ESPA%C3%91OL.pdf

ANEXO I: IMPLICACIONES SOCIALES, Y/O ECONÓMICAS, Y/O AMBIENTALES

El desarrollo de este Trabajo de Fin de Grado que consiste en encontrar dos parámetros de una ecuación que buscan aproximar el valor del consumo de combustible de los buques de la Armada según la velocidad media a la que se encuentra operando puede tener varias implicaciones sociales, económicas y ambientales, resaltando que tendrán una mayor importancia las implicaciones económicas y ambientales.

Con respecto al impacto social la eficiencia en la operación de los buques militares es de suma importancia para garantizar la seguridad nacional. El consumo de combustible incide directamente en la capacidad de desempeño de la flota, lo que puede repercutir en las capacidades defensivas y protectoras de una nación.

Con respecto a las implicaciones económicas se puede determinar que la cantidad de combustible utilizado constituye una fracción importante de los gastos operativos en un buque militar. Analizar cómo cambia este consumo en relación con la velocidad media puede tener implicaciones en los presupuestos militares y en la distribución de recursos destinados al mantenimiento y operación de la flota naval. Además, la exploración de métodos para mejorar el rendimiento del consumo de combustible puede motivar la investigación y el avance de tecnologías más eficientes en este aspecto para los navíos militares. Este enfoque puede resultar en inversiones dirigidas hacia tecnologías innovadoras, estimulando así el desarrollo económico en campos vinculados a la defensa.

Con respecto a las implicaciones ambientales se puede concluir que el despliegue de navíos militares puede llevar a importantes repercusiones ambientales, como la contaminación atmosférica y acuática. La reducción del consumo de combustible puede desempeñar un papel crucial en la reducción de estos efectos al disminuir las emisiones de gases de efecto invernadero y otros contaminantes relacionados con la combustión de combustibles fósiles. Así mismo, un mejor rendimiento en el uso del combustible puede disminuir la necesidad y la frecuencia de realizar operaciones de reabastecimiento en alta mar, lo cual a su vez podría reducir el riesgo de derrames de combustible y la contaminación accidental de los océanos.

ANEXO II: REFLEXIONES ÉTICAS Y SOCIALES

El análisis de la aproximación del consumo de combustible de los buques de la armada en función de su velocidad de navegación puede generar varias reflexiones éticas y sociales:

Este análisis puede llevar a reflexionar sobre la importancia de utilizar los recursos de manera eficiente, incluido el combustible, que es un recurso no renovable y que tiene un impacto ambiental significativo. Las fuerzas armadas tienen la responsabilidad de utilizar estos recursos de manera prudente y considerar las implicaciones éticas y sociales de su uso.

La relación entre la velocidad de navegación y el consumo de combustible puede influir en la planificación y ejecución de misiones militares. Esto puede plantear cuestiones éticas sobre cómo se priorizan las misiones y cómo se asignan los recursos, especialmente en situaciones donde hay conflictos entre la necesidad de cumplir con los objetivos operativos y la necesidad de minimizar el consumo de combustible.

La divulgación de información sobre el consumo de combustible de los buques de la armada puede promover la transparencia y la rendición de cuentas en el uso de recursos públicos. Los ciudadanos tienen derecho a conocer cómo se utilizan los recursos y pueden exigir que se tomen medidas para mejorar la eficiencia y reducir el impacto ambiental.

ANEXO III: BASE DE DATOS ‘PCD’

- Base de datos de fragata clase ‘Álvaro de Bazán’ BDCC.

CONSUMOS (litros)	C.TOTAL (tons)	Vm (nudos)
10700	9.3732	6.08
11600	10.1616	6.25
15400	13.4904	6.75
16300	14.2788	7.33
15100	13.2276	7.58
15500	13.578	7.83
16000	14.016	8.00
17600	15.4176	8.08
24900	21.8124	8.17
17000	14.892	8.38
17500	15.33	9.17
18900	16.5564	9.25
17800	15.5928	9.46
21000	18.396	9.50
30700	26.8932	9.54
19100	16.7316	9.58
19000	16.644	9.71
18600	16.2936	9.88
18800	16.4688	9.96
33400	29.2584	10.08
27700	24.2652	10.13
29200	25.5792	10.29
24100	21.1116	10.33
20000	17.52	10.38
37200	32.5872	10.42
19900	17.4324	10.50
24800	21.7248	10.58
38100	33.3756	10.67
24000	21.024	10.71
35800	31.3608	10.79
22200	19.4472	10.88
20800	18.2208	10.92
21800	19.0968	10.96
37600	32.9376	11.08
20400	17.8704	11.13
26500	23.214	11.17
31300	27.4188	11.25
26800	23.4768	11.29

26000	22.776	11.33
22800	19.9728	11.46
24700	21.6372	11.54
21400	18.7464	11.58
27600	24.1776	11.63
22400	19.6224	11.67
33500	29.346	11.71
21900	19.1844	11.79
38500	33.726	11.88
23000	20.148	11.96
25400	22.2504	12.00
21500	18.834	12.04
32600	28.5576	12.33
30800	26.9808	12.38
26600	23.3016	12.46
23700	20.7612	12.50
22600	19.7976	12.54
25500	22.338	12.58
27900	24.4404	12.71
32800	28.7328	12.75
33600	29.4336	12.83
34800	30.4848	12.88
29300	25.6668	12.92
25200	22.0752	12.96
26900	23.5644	13.04
36000	31.536	13.13
24400	21.3744	13.21
27500	24.09	13.25
38200	33.4632	13.33
32900	28.8204	13.38
29000	25.404	13.42
27400	24.0024	13.46
27000	23.652	13.58
39700	34.7772	13.71
31900	27.9444	13.79
37400	32.7624	13.83
48100	42.1356	13.88
27100	23.7396	13.92
30600	26.8056	14.21
28400	24.8784	14.25
30400	26.6304	14.33
31700	27.7692	14.38
27800	24.3528	14.46

APROXIMACIÓN DEL CONSUMO DE COMBUSTIBLE DE LOS BUQUES DE LA
ARMADA EN FUNCIÓN DE SU VELOCIDAD DE NAVEGACIÓN

28200	24.7032	14.58
37900	33.2004	14.75
41000	35.916	14.83
41600	36.4416	14.92
41500	36.354	14.96
38700	33.9012	15.13
40100	35.1276	15.17
40600	35.5656	15.21
36300	31.7988	15.25
36600	32.0616	15.29
64600	56.5896	15.38
33800	29.6088	15.42
29500	25.842	15.50
40800	35.7408	15.63
32100	28.1196	15.67
32000	28.032	15.75
63800	55.8888	15.79
65600	57.4656	16.00
34400	30.1344	16.04
45000	39.42	16.38
56000	49.056	16.54
36200	31.7112	16.58
54000	47.304	16.71
60000	52.56	16.75
48200	42.2232	16.88
59700	52.2972	16.96
39200	34.3392	17.04
56200	49.2312	17.13
94600	82.8696	17.17
45300	39.6828	17.21
40500	35.478	17.25

Tabla A3.1. Base de Datos fragata Cristóbal Colón BDCC

▪ Base de Datos ‘Patrulleros de Altura’ BDPA

CONSUMOS (litros)	C. TOTAL (tons)	Vm (nudos)
5600	4.91	10
5600	4.91	8.54
4000	3.50	4.04
4800	4.20	7.54
5100	4.47	7.92
5100	4.47	8.83
4300	3.77	6.75

4200	3.68	5.21
6200	5.43	8.17
5500	4.82	6.83
4400	3.85	4.79
5000	4.38	5.08
5200	4.56	7.25

Tabla A3.2. Base de datos 'Patrulleros de Altura' BDPA

- Base de Datos fragata clase 'Álvaro de Bazán' BDAB

CONSUMOS (litros)	C. TOTAL (tons)	Vm (nudos)
22005	19.27638	5.33
22800	19.9728	6.00
18800	16.4688	6.13
25900	22.6884	6.71
23200	20.3232	7.21
19800	17.3448	7.25
26500	23.214	7.54
23900	20.9364	7.63
27800	24.3528	8.79
25800	22.6008	9.50
26300	23.0388	9.79
26800	23.4768	10.04
29800	26.1048	10.46
33300	29.1708	10.50
30800	26.9808	10.63
28800	25.2288	10.71
32800	28.7328	12.04
39800	34.8648	12.08
35800	31.3608	12.67
43800	38.3688	13.17
44800	39.2448	13.79
35900	31.4484	13.83
42800	37.4928	13.92
52900	46.3404	14.08
45800	40.1208	14.38
56800	49.7568	14.63
52800	46.2528	14.71
49800	43.6248	14.75
74800	65.5248	16.33
99800	87.4248	17.54

Tabla A3.3. Base de datos fragata clase 'Álvaro de Bazán' BDAB

- Base de datos ‘Buque de Asalto Anfibio’ en ley de un motor por eje BAA_C_1

CONSUMOS (litros)	C. TOTALES (tons)	Vm
11400	9.9864	5
12780	11.19528	5.5
14160	12.40416	6
16620	14.55912	6.5
19080	16.71408	7
23640	20.70864	7.5
28200	24.7032	8
48720	42.67872	16
50820	44.51832	16.5
52920	46.35792	17
55020	48.19752	17.5
57120	50.03712	18
59940	52.50744	18.5
62760	54.97776	19
65580	57.44808	19.5
68400	59.9184	20

Tabla A3.4.. Base de Datos ‘Buque de Asalto Anfibio’ en ley de un motor por eje BAA_C_1

- Base de datos ‘Buque de Asalto Anfibio’ en ley de dos motores por eje BAA_C_2

CONSUMOS (litros)	C. TOTAL (tons)	Vm (nudos)
22800	19.9728	5
25560	22.39056	5.5
28320	24.80832	6
33240	29.11824	6.5
38160	33.42816	7
47280	41.41728	7.5
56400	49.4064	8
69000	60.444	8.5
81600	71.4816	9
94800	83.0448	9.5
108000	94.608	10

Tabla A3.5. Base de datos ‘Buque de Asalto Anfibio’ en ley de dos motores por eje BAA_C_2

ANEXO IV: BASE DE DATOS ‘SCD’

- Base de datos ‘Buque Mercante’ 1 de capacidad para 3000 TEU TT_1

CONSUMOS	C. TOTALES (tons)	Vm
47945.20548	42	16
53652.96804	47	17
49086.75799	43	16.3
42237.44292	37	15
63926.94064	56	17.6
50228.3105	44	16.4
45662.10046	40	15.9
43378.99543	38	15.5
51369.86301	45	16.6
66210.04566	58	17.7
60502.28311	53	17.3
53652.96804	47	16.9
44520.54795	39	15.7
57077.62557	50	17.1
68493.15068	60	18
49086.75799	43	16.2
62785.38813	55	17.5
44520.54795	39	15.8
43378.99543	38	15.4
51369.86301	45	16.5

Tabla A4.1. Base de datos ‘Buque Mercante’ 1 de capacidad 3000 TEU TT_1

- Base de datos ‘Buque Mercante’ 2 de capacidad para 3000 TEU TT_2

CONSUMOS	C. TOTALES (tons)	Vm (nudos)
93607.30594	82	20
99315.06849	87	20.5
76484.01826	67	18.5
87899.54338	77	19.7
86757.99087	76	19.6
82191.78082	72	18.8
111872.1461	98	20.9
109589.0411	96	20.8
74200.91324	65	18.2
117579.9087	103	21.2
78767.12329	69	18.7
106164.3836	93	20.7
83333.33333	73	19
102739.726	90	20.6
89041.09589	78	19.8

APROXIMACIÓN DEL CONSUMO DE COMBUSTIBLE DE LOS BUQUES DE LA
ARMADA EN FUNCIÓN DE SU VELOCIDAD DE NAVEGACIÓN

97031.96347	85	20.4
85616.43836	75	19.4
123287.6712	108	21.5
115296.8037	101	21.1
95890.41096	84	20.3

Tabla A4.2. Base de datos 'Buque Mercante' 2 de capacidad 3000 TEU TT_2

- Base de datos 'Buque Mercante' 3 de capacidad para 8000 TEU TT_1

CONSUMOS	C. TOTALES (tons)	Vm (nudos)
124429.2237	109	19
134703.1963	118	19.5
117579.9087	103	18.8
167808.2192	147	21
140410.9589	123	19.7
154109.589	135	20.4
121004.5662	106	18.9
101598.1735	89	17.9
131278.5388	115	19.3
92465.75342	81	17
138127.8539	121	19.6
111872.1461	98	18.4
114155.2511	100	18.5
176940.6393	155	21.4
203196.347	178	22
150684.9315	132	20.2
141552.5114	124	19.7
133561.6438	117	19.4
119863.0137	105	18.9
228310.5023	200	23

Tabla A4.3. Base de datos 'Buque Mercante' 3 de capacidad 8000 TEU TT_1

- Base de datos 'Buque Mercante' 4 de capacidad para 8000 TEU TT_2


CONSUMOS (litros)	C. TOTALES (tons)	Vm (nudos)
98173.51598	86	17.5
99315.06849	87	17.8
86757.99087	76	16.8
146118.7215	128	20.1
79908.6758	70	16.1

77625.57078	68	15.8
166666.6667	146	21
154109.589	135	20.5
85616.43836	75	16.5
95890.41096	84	17.2
110730.5936	97	18.4
97031.96347	85	17.4
105022.8311	92	18
93607.30594	82	17
116438.3562	102	18.6
94748.85845	83	17.2
90182.6484	79	16.9
106164.3836	93	18
100456.621	88	17.8
92465.75342	81	17

Tabla A4.4. Base de datos 'Buque Mercante' 4 de capacidad 8000 TEU OT_2

ANEXO V: CARACTERÍSTICAS COMBUSTIBLE F-76

En este anexo se muestra una imagen de las especificaciones técnicas que tiene el combustible que utilizan los barcos brindados por la empresa CEPSA, para este trabajo solo se necesita saber el valor que tiene la densidad del combustible, como se aprecia en el recuadro rojo.



GAS OIL F-76

Código Producto: 41939-000-00504
Revisión nº 1
Publicación: 27/01/2017

HIDROCARBURO

ESPECIFICACIONES DE PRODUCTO:

Características	Unidades	Norma	Mín.	Máx.
Aspecto		ASTM D 4176		C y B
Emuls. 25°C para 3ml	[min]	ASTM D 1401		10
Densidad 15°C	[kg/l]	ASTM D 4062		0,876
		ASTM D 86		
Recogido 10 %(V/V)	[°C]			ANOTAR
Recogido 50 %(V/V)	[°C]			ANOTAR
Recogido 90 %(V/V)	[°C]			357
Destilac. Final	[°C]			385
Residuo + Perdidas	[%(V/V)]			3,0
Punto de Nube	[°C]	ASTM D 2500		-1
Color ASTM		ASTM D 1500		3
Inflamabilidad Pensky-Martens	[°C]	ASTM D 93	60,0	
Partículas	[mg/l]	ASTM D 5452		10
Pour Point	[°C]	ASTM D 97		-6
Viscosidad 40°C	[mm ² /s]	ASTM D 445	1,7	4,3
Est. Insolubles 40h	[mg/100ml]	ASTM D 2274		1,5
Numero de Acido	[mg KOH/g]	ASTM D 974		0,30
Cenizas	[%(m/m)]	ASTM D 482		0,005
C. Ramsbottom(10% R)	[%(m/m)]	ASTM D 524		0,20
Corr.Cu (3h 100°C)		ASTM D 130		1
Hidrogeno	[%(m/m)]	ASTM D 4808	12,5	
Numero de Cetano		ASTM D 613	42	
Indice de Cetano		ASTM D 976	43	
Numero de Cetano Deducido		ASTM D 6890	42	
Azufre	[%(m/m)]	ASTM D 4294		0,1
Calcio	[ppm WT]	ASTM D 3605		1,0
Plomo	[ppm WT]	ASTM D 3605		0,5

Figura A5.1. Características técnicas Combustible Gas Oil F-76 (Fuente [19])

ANEXO VI: CÓDIGOS MATLAB

En este anexo se presentan los códigos de MATLAB de los métodos de solución 'lsqlin' que resuelve el Modelo MO1 y el método de solución 'lsqnonlin' que resuelve el Modelo MO2:

- Código 'lsqlin'

```

n=2 %número de incognitas
%matriz C
M=readmatrix("TODOS_DATOS_BDCC_2.0.xlsx");
% M=readmatrix("consumo_patrulleros.xlsx");
% M=readmatrix("TODOS_DATOS_f100_2_3_24H_solo.xlsx");
% M=readmatrix("consumos_castilla_1_motor_eje.xlsx");
%M=readmatrix("consumos_mercante_3000teu_1.xlsx");
% M=readmatrix("consumos_mercante_3000teu_2.xlsx");
% M=readmatrix("consumos_mercante_8000teu_1.xlsx");
% M=readmatrix("consumos_mercante_8000teu_2.xlsx");
%M=readmatrix('consumos_f100_filtrado_turbinas.xlsx');
%[ndatos,mm]=size(M);
[nn,mm]=size(M)
%nn=20;
v=M(1:nn,3);
q=M(1:nn,2);
%-----
% sin limpiar datos
%-----
vv=v;
qqq=q;
nll=nn;
%-----
---
n=2 %número de incognitas
%matriz C
C(1:nll,1)=ones(nll,1);
for i=1:nll
C(i,2)= log(vv(i));
end
size(C)
%Vector d
for i=1:nll
d(i)=log(qqq(i));
end
d=d';
A=[];
b=[];
Aeq=[];
beq=[];
ub=[];
lb=[];
% ub=[inf,inf];
% lb=[0,1];
[x,resnorm,residual,exitflag,output] = lsqlin(C,d,A,b,Aeq,beq,lb,ub)

```



```

display('el valor del parámetro lambda es')
lambda = exp(x(1))
display('el valor del parámetro gamma es')
gamma=x(2)
display('La norma del residual para ln(lambda) y gamma')
0.5*resnorm
display('La norma del residual para lambda y gamma')
vector=lambda*(vv.^gamma)-qqq;
0.5*norm(vector)^2
mediay= mean(d);
xx=log(vv);
mediax=mean(xx)
Sx=0;
Sy=0;
Sxy=0;
for i=1:nll
Sx= Sx+ (d(i)-mediay)^2;
Sy= Sy + (log(vv(i))-mediax)^2;
Sxy = Sxy+ (log(vv(i)) -mediax)*(d(i)-mediay);
end
Sx=sqrt(Sx/nll);
Sy=sqrt(Sy/nll);
Sxy= Sxy/nll;
display('coeficiente de regresion')
R = Sxy/(Sx*Sy)

vvv=0:0.01:20;
nl=length(vvv);
for i=1:nl
con(i)=lambda*(vvv(i)^gamma);
end
plot(vvv,con,'red')
hold
for i=1:nll
plot(vv(i),qqq(i),'b*')
end
ylabel('consumo combustible (tons/día)')
xlabel('velocidad media de navegación (nudos)')
title('Ajuste no lineal con lsqin')
legend('Ajuste no lineal para lambda y gamma','')
grid on

```

- Código 'lsqnonlin'

```

% M=readmatrix("TODOS_DATOS_BDCC_2.0.xlsx");
%M=readmatrix("consumo_patrulleros.xlsx");
% M=readmatrix("TODOS_DATOS_f100_2_3_24H_solo.xlsx");
% M=readmatrix("consumos_castilla_1_motor_eje.xlsx");
%M=readmatrix("consumos_mercante_3000teu_1.xlsx");
% M=readmatrix("consumos_mercante_3000teu_2.xlsx");
% M=readmatrix("consumos_mercante_8000teu_1.xlsx");

```

```

% M=readmatrix("consumos_mercante_8000teu_2.xlsx");
%[ndatos,mm]=size(M);
[nn,mm]=size(M);
%nn=20;
v=M(1:nn,3);
q=M(1:nn,2);
%-----
% sin limpiar datos
%-----
vv=v;
qqq=q;
nll=nn;
%-----
n=2 %número de incognitas
%options = optimoptions('fmincon', 'Algorithm', 'sqp', 'SpecifyObjectiveGradient',
true, 'StepTolerance', 1e-20, 'FunctionTolerance', 1e-5, 'MaxIterations', 5000,
'MaxFunctionEvaluations', 8000)
%options = optimoptions('fmincon', 'Algorithm', 'trust-region-reflective',
'SpecifyObjectiveGradient', true, 'HessianFcn', 'objective', 'StepTolerance', 1e-
20, 'FunctionTolerance', 1e-5, 'MaxIterations', 5000, 'MaxFunctionEvaluations',
5000)
%options = optimoptions('fmincon','Display', 'iter','Algorithm', 'sqp',
'StepTolerance', 1e-20, 'FunctionTolerance', 1e-5, 'MaxIterations', 5000,
'MaxFunctionEvaluations', 10000)
%options = optimoptions('fmincon','Display','iter','Algorithm','sqp');
%options = optimoptions('fmincon','SpecifyObjectiveGradient',true);
options.Algorithm = 'levenberg-marquardt';
x0 = [0.3, 4];
% lb=[0,1];
% ub=[inf,inf];
ub=[];
lb=[];
% [x,resnorm,residual,exitflag,output] = lsqnonlin(@(x)
func_ejemplo(x,vv,qqq,nll),x0)
[x,resnorm,residual,exitflag,output] = lsqnonlin(@(x)
func_ejemplo(x,vv,qqq,nll),x0,lb,ub,options)
display('El parámetro óptimo lambda es')
x(1)
display('El parámetro óptimo gamma es')
x(2)
display('El consumo de combustible mínimo es')
0.5*norm(x(1)*(vv.^x(2))-qqq)^2
display('La norma del residuales')
0.5*resnorm
vvv=0:0.01:20;
nl=length(vvv);
for i=1:nl
    cc(i)=x(1)*(vvv(i)^x(2));
end
plot(vvv,cc,'color','green')
hold on
ylabel('Consumo combustible (tons/día)')
xlabel('Velocidad media de navegación (nudos)')
title('Ajuste no lineal con lsqnonlin')
nn1=nl;
for i=1:nn1
    plot(vv(i),qqq(i),'b*')
end
legend('Ajuste no lineal','')
grid on

```

