



Centro Universitario de la Defensa en la Escuela Naval Militar

TRABAJO FIN DE GRADO

*Creación de una base de datos para obtención de funciones
parámetros de forma de buques de guerra*

Grado en Ingeniería Mecánica

ALUMNO: Félix García-Ripoll López-Briones

DIRECTORES: Gerardo González-Cela Echevarría
Pedro Jesús Carrasco Pena

CURSO ACADÉMICO: 2022-2023

Universida_{de}Vigo



Centro Universitario de la Defensa en la Escuela Naval Militar

TRABAJO FIN DE GRADO

*Creación de una base de datos para obtención de funciones
parámetros de forma de buques de guerra*

Grado en Ingeniería Mecánica
Intensificación en Tecnología Naval
Cuerpo General

Universida_{de}Vigo

RESUMEN

El objetivo principal del presente trabajo viene definido por la obtención de una base de datos extensa que permita, mediante procesos matemáticos, definir los elementos de la geometría de un buque, para lo cual se considerarán los factores de diseño relacionados con parámetros como el tipo de buque o su desplazamiento. El resultado de esta recopilación de datos será el primer paso para la creación de bases que se puedan integrar posteriormente en la elaboración de series sistemáticas.

La recopilación de datos se ha centrado en buques de guerra, concretamente los buques que suelen desempeñar las funciones de escolta, como son los destructores, fragatas y corbetas. Con parámetros de la geometría del buque y otras variables complementarias, se ha realizado un análisis que ha permitido establecer la relación existente entre los distintos parámetros para poder elaborar ecuaciones de aproximación.

El análisis posterior a la generación de la base de datos ha empleado técnicas y herramientas informáticas para explorar los datos de manera más precisa y extraer información útil. De la misma manera, se incluye, conforme a la normativa establecida para el TFG, ambos anexos relativos a los aspectos sociales, ambientales y económicos.

PALABRAS CLAVE

Buques de guerra, Bases de datos, Análisis y regresión, Algoritmos de clasificación, Construcción naval.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, mis palabras de agradecimiento van dirigidas a mi familia, los cuales han mostrado un apoyo continuo a lo largo de toda mi estancia en la Escuela Naval.

De la misma manera, mostrar mi agradecimiento a todos mis compañeros de la promoción 423-153, sin los cuales habría resultado imposible completar los objetivos que me he ido proponiendo a lo largo de toda mi estancia en la Escuela.

Agradecer también a mis directores del TFG, al CF Gerardo González-Cela Echevarría y al TN Pedro Jesús Carrasco Pena, los cuales han sido una guía de vital importancia para la realización del presente trabajo.

Finalmente, quisiera hacer mención a mis compañeros del estudio 218, con quienes he compartido tantos momentos y cuya ayuda ha sido fundamental para enfrentar el día a día con mayor facilidad.

CONTENIDO

Contenido	1
Índice de Figuras	3
Índice de Tablas.....	5
Índice de Gráficos	1
1 Introducción y objetivos	3
1.1 Introducción	3
1.2 Objetivos	3
1.3 Metodología	3
2 Estado del arte	5
2.1 Buques de guerra.....	5
2.1.1 Definición	5
2.1.2 destructores	5
2.1.3 Fragatas.....	6
2.1.4 Corbetas	6
2.2 El proyecto del buque	6
2.2.1 Aspectos fundamentales	6
2.2.3 Coeficientes de forma	10
2.3 Reglamentación.....	12
2.4 Astilleros nacionales	12
2.4.1 Navantia.....	12
2.4.2 Astilleros Gondán	12
2.4.3 Hijos de J. Barreras.....	13
2.5 Regresión	13
2.5.1 Modelo de regresión lineal	13
2.5.2 Modelo de regresión no lineal	14
2.6 Data mining.....	15
3 Desarrollo del tfg.....	19
3.1 Desarrollo.....	19
3.2 Relaciones entre parámetros de dimensionamiento	20
3.2.1 Relación eslora y manga.....	20
3.2.2 Relación desplazamiento y eslora.....	24
3.2.3 Relación entre parámetros	28
3.3 Inferencia de datos faltantes.....	36

3.4 Algoritmos de asignación de clases	37
3.5 Relación entre coeficientes	46
4 Resultados / Validación / Prueba.....	51
4.1 Resultados	51
4.1.1 Relaciones entre variables y coeficientes	51
4.1.2 Comparativa de algoritmos de clasificación.....	52
5 Conclusiones y líneas futuras	55
5.1 Conclusiones	55
5.2 Líneas futuras	56
6 Bibliografía.....	57
Anexo I: Implicaciones Sociales, y/o Económicas, y/o Ambientales	59
Anexo II: Reflexiones Sociales y Éticas	60
Anexo III: Árbol de decisión.....	61
Anexo IV: Ecuaciones de regresión	62
Anexo V: Base de datos de buques de guerra	63

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1 Proceso de recopilación y análisis de datos [1]	4
Figura 2-1 - Espiral genérica del proyecto de un buque [5]	8
Figura 2-2 – División en cubiertas y cuadernas de un buque [6]	10
Figura 2-3 - Juegos típicos de coeficientes de bloque por buque [6]	10
Figura 2-4 - Juegos típicos de coeficientes prismáticos por buque [6]	11
Figura 2-5 - Tipos de relaciones [12]	14
figura 2-6 - Fases de la minería de datos [14]	16
Figura 2-7 Menú principal de Weka.....	17
Figura 3-1 Líneas límite de aproximación en escenario antisubmarino [17]	35
Figura 3-2 Cálculo de líneas límites de aproximación en un escenario antisubmarino [17].....	35
Figura 3-3 Proporción de buques correctamente clasificados mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa	38
Figura 3-4 Matriz de confusión obtenida mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa.....	38
Figura 3-5 Errores de clasificación de datos obtenido mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa	39
Figura 3-6 Indicadores de precisión obtenidos mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa	39
Figura 3-7 Red neuronal de clasificación de buques.....	40
Figura 3-8 Árbol de decisión obtenido mediante el algoritmo Part	41
Figura 3-9 Proporción de buques correctamente clasificados mediante el algoritmo Part	41
Figura 3-10 Matriz de confusión obtenida mediante el algoritmo Part.....	42
Figura 3-11 Errores de clasificación de datos obtenidos mediante el algoritmo Part	42
Figura 3-12 Indicadores de precisión obtenidos mediante el algoritmo Part	42
Figura 3-13 Proporción de buques correctamente clasificados mediante el algoritmo J48	43
Figura 3-14 Matriz de confusión obtenida mediante el algoritmo J48.....	43
Figura 3-15 Errores de clasificación de datos obtenidos mediante el algoritmo J48	44
Figura 3-16 Árbol de decisión generado por el algoritmo J48.....	44
Figura 3-17 – Visualización del árbol de decisión para buques de guerra.....	45
Figura 3-18 - Clústers en función del desplazamiento	46
Figura 3-19 Relación entre coeficientes	48
Figura 3-20 Coeficiente de la maestra frente al coeficiente de bloque	48
Figura 4-1 Clasificación F-110 mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa.....	53
Figura 4-2 Matriz de confusión de la F-110 obtenida mediante el algoritmo de Perceptrón Multicapa	53
Figura A3-1 Árbol de decisión obtenido por el algoritmo J48.....	61

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4-1 Tabla resumen de relación de coeficientes respecto al parámetro crítico.....	51
Tabla 4-2: Tabla resumen de resultados obtenidos por los algoritmos de clasificación	52
Tabla 4-3 Parámetros de la F-110	53
Tabla A4-1 Tabla resumen de ecuaciones de regresión	62
Tabla A5-1 Base de datos de buques de guerra.....	72

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 3-1 Relación eslora y manga de los destructores	21
Gráfico 3-2 Eslora y manga destructores sin valores atípicos.....	21
Gráfico 3-3 Relación eslora y manga de las fragatas	22
Gráfico 3-4 Manga y eslora fragatas sin valores atípicos	22
Gráfico 3-5 Relación eslora y manga de las corbetas.....	23
Gráfico 3-6 Eslora y manga de las corbetas sin valores atípicos	24
Gráfico 3-7 Desplazamiento en función de la eslora en destructores	24
Gráfico 3-8 Desplazamiento y eslora destructores sin valores atípicos	25
Gráfico 3-9 Desplazamiento y eslora fragatas.....	26
Gráfico 3-10 Desplazamiento y eslora fragatas sin valores atípicos	27
Gráfico 3-11 Desplazamiento y eslora corbetas	27
Gráfico 3-12 Desplazamiento y eslora corbetas sin valores atípicos	28
Gráfico 3-13 Relación entre manga y eslora.	29
Gráfico 3-14 Eslora en función del desplazamiento.....	29
Gráfico 3-15 Relación entre manga y desplazamiento.....	30
Gráfico 3-16 Desplazamiento y calado en buques de guerra	30
Gráfico 3-17 Potencia de propulsión en función del desplazamiento	31
Gráfico 3-18 Eslora en función de la potencia de propulsión	32
Gráfico 3-19 Velocidad en función de la potencia de propulsión	32
Gráfico 3-20 Velocidad frente a potencia de propulsión corregido	33
Gráfico 3-21 Desplazamiento frente a potencia eléctrica.....	33
Gráfico 3-22 - Velocidad y año de botadura	34
Gráfico 3-23 - Eslora y velocidad en buques de guerra	36
Gráfico 3-24 Coeficiente de la maestra frente al coeficiente de bloque corregido	49
Gráfico 3-25 Coeficiente prismático frente al coeficiente de bloque.....	49
Gráfico 3-26 Coeficiente prismático frente al coeficiente de la maestra	50

1 INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

1.1 Introducción

Los parámetros de dimensionamiento de un buque son de gran importancia para lograr que una plataforma cumpla con sus requisitos funcionales, operativos, de seguridad y regulaciones marítimas. Estos parámetros incluyen estructura, tamaño, forma y sistemas de propulsión. Además, la selección de dichos factores influye de manera directa en la rentabilidad y en la capacidad del buque para cumplir con los requisitos para los que ha sido creado. En el ámbito naval militar, la importancia de la correcta selección de estos elementos se ve multiplicada debido a la gran demanda a la que están sometidos los buques militares con el objetivo de cumplir la misión en escenarios no favorables y de manera prolongada.

En el presente trabajo se generará una base de datos de parámetros de dimensionamiento de buques tipo destructores, fragatas y corbetas de diferentes países. Se tratarán múltiples aspectos como eslora, manga, calado, potencia de propulsión, potencia eléctrica, desplazamiento y velocidad máxima.

Dichos parámetros son esenciales para obtener un correcto diseño, construcción y operación segura del buque. Aspectos como los que se van a tratar influyen en la eficiencia y capacidad del barco y se debe realizar un minucioso estudio acerca de los mismos de manera previa a la construcción para conseguir el correcto desempeño del buque en el agua.

1.2 Objetivos

El presente TFG tiene como objetivo principal realizar un estudio acerca de la relación existente entre los parámetros de dimensionamiento de distintos tipos de buques y el análisis de los coeficientes principales. Para alcanzar el objetivo fundamental nos apoyaremos en los siguientes subobjetivos:

1. Revisión bibliográfica de las fuentes relacionadas con el campo de estudio.
2. Elaboración de la base de datos fundamental para el trabajo de campo.
3. Selección de los parámetros críticos a partir de los cuales establecer las futuras relaciones con el resto de los parámetros.
4. Análisis del conjunto de datos con el fin de diseminar la información recopilada.

1.3 Metodología

Para la realización de este proyecto se llevará a cabo el estudio de los datos existentes en la base de datos mediante el análisis de datos experimentales por mínimos cuadrados. Para ello, se establecerá la

relación existente entre diversas variables y mediante dicha relación se obtendrán predicciones del resto de variables.

Para llevar a cabo este análisis se obtendrá una curva de aproximación mediante distintos diagramas de dispersión obtenidos a partir de las variables introducidas en la base de datos, estas curvas mostrarán la tendencia de los datos seleccionados y de esta manera, establecer una ecuación que permita predecir valores de una variable a partir de valores de otras variables consideradas más críticas.

De la misma manera, se procederá a realizar un análisis exhaustivo de los datos, no solo de las relaciones entre parámetros, sino de la clasificación de estos en función de sus parámetros de dimensionamiento. Proporcionando de esta manera una visión más profunda y significativa de los datos que se están recopilando.



Figura 1-1 Proceso de recopilación y análisis de datos [1]

Para llevar a cabo el proceso de recopilación y análisis de los datos, se seguirán los pasos descritos en la Figura 1-1:

1. Realizar una recopilación de datos de distintas fuentes con el objetivo de obtener una amplia muestra de datos que permita un análisis posterior más representativo.
2. Generación de una base de datos con los buques que se vayan a analizar. Dicha base de datos debe incluir aquellos parámetros que se consideren de interés, además de determinados coeficientes que son de crucial importancia en el ámbito de la construcción naval.
3. Una vez recopilados los datos, se procederá a la organización y limpieza de los mismos para garantizar una mayor utilidad y precisión. Esto incluye eliminación de valores atípicos y duplicados, y verificación de la coherencia de los datos.
4. Tras haber realizado la base de datos, se procederá a establecer la relación entre los parámetros a partir de regresiones estadísticas entre las mismas. Esto permitirá de manera automática establecer unas curvas que actúen como modelo a la hora de querer determinar el valor de un parámetro, estudiando su relación con el mismo.

2 ESTADO DEL ARTE

2.1 Buques de guerra

2.1.1 Definición

Un buque de guerra es un barco diseñado para la defensa naval y la guerra en el mar. Estos barcos son generalmente más grandes y poderosos que los barcos civiles, además, están equipados con una variedad de armamentos, como misiles, cañones, sistemas de defensa aérea y submarina y torpedos. De la misma manera, estas plataformas también cuentan con un amplio y complejo sistema de comunicaciones el cual les permite establecer un mando, control y coordinación entre unidades necesario para poder llevar a cabo las misiones encomendadas de una manera eficaz. Los buques de guerra son utilizados en una gran variedad de campos, incluyendo proyección de poder naval, interceptación de unidades enemigas, correcto empleo del espectro electromagnético y protección de unidades tanto en tierra como en la mar. [2]

Existen numerosos tipos de buques de guerra, cada uno cumpliendo una función específica y con unas características afines a ese propósito. Sin embargo, este TFG se centrará en los tipos destructores, fragatas y corbetas, los cuales tienen como misión principal el combate, misiones de escolta y patrulla en determinadas zonas de conflicto. Estas plataformas deben contar con una gran capacidad operativa debido a la alta demanda que se puede llegar a exigir de ellas, para ello, se dota al buque con un gran sistema de propulsión, numerosos medios de ataque y defensa y una dotación considerable que permita mantener una situación operativa el máximo tiempo posible.

Todos estos aspectos requieren que características como el tamaño, potencia o velocidad del propio barco, mantengan una relación la cual permita cumplir de manera óptima con lo exigido para el cumplimiento de la misión.

2.1.2 Destructores

Los destructores son barcos de guerra diseñados para realizar misiones de protección, ataque y apoyo a las fuerzas navales y terrestres. Son considerados los ojos y oídos de la flota, ya que su capacidad de detectar y destruir amenazas en el mar les permite cumplir con su función de defensa. Estos barcos suelen ser más pequeños que los cruceros y portaaviones, lo que les permite ser más ágiles y maniobrables en el agua.

Los destructores modernos están equipados con una gran variedad de armas, incluyendo cañones, misiles antiaéreos y antisubmarinos, además de diversos sistemas de detección y control de armas. Estas plataformas cuentan con tecnologías avanzadas de última generación, con radares y sistemas de guerra electrónica, con el objetivo de mejorar su capacidad de detección y respuesta a las amenazas. Además,

algunos de estos destructores están equipados con medios aéreos como helicópteros y drones para ampliar su alcance y capacidad de reconocimiento. [2]

El dimensionamiento de dichos buques varía en función de la misión y de la nación que los construya. Por ejemplo, los destructores de la clase Álvaro de Bazán de la Armada cumplen un papel fundamental en la protección y defensa de los intereses marítimos del país gracias a su gran capacidad de combate, defensa y a su empleo óptimo como buque para proporcionar apoyo a las fuerzas terrestres y protección de las fuerzas navales.

2.1.3 Fragatas

Las fragatas son barcos de guerra de mediano tamaño, diseñados con el objetivo de desempeñar diversas tareas, incluyendo defensa de la flota, realización de patrullas y desarrollo de misiones especiales. El tamaño promedio de este tipo de plataformas oscila entre 100 y 150 metros de eslora, además, están armados con una combinación de misiles antiaéreos, torres de artillería, sistemas de defensa aérea y submarinos, lo que les otorga la capacidad de operar de manera autónoma o como parte de una flota más grande.

Las fragatas más modernas están equipadas con tecnología avanzada de detección y seguimiento de blancos, permitiendo así la detección e interceptación de amenazas aéreas y marítimas. Además, cuentan con equipos de comunicación y navegación sofisticados con los cuales se mantienen coordinados con el resto de las unidades navales y terrestres. Muchas de las fragatas actuales también están equipadas con capacidades de abordaje y asalto, lo que les permite realizar misiones de seguridad marítima y antipiratería.

A pesar de su tamaño moderado, las fragatas son valiosos activos en la flota de cualquier país, pues brindan una gran flexibilidad y capacidades versátiles en un amplio rango de misiones. Desde la Guerra Fría hasta la actualidad, las fragatas han demostrado ser una parte integral de las operaciones navales en todo el mundo, participando en numerosos conflictos y operaciones de mantenimiento de la paz en todo el mundo. [3]

2.1.4 Corbetas

Las corbetas son buques de guerra de pequeño a mediano tamaño, disponen de una gran flexibilidad y maniobrabilidad, lo que les permite operar en aguas poco profundas y en zonas costeras donde otros buques de guerra pueden ser más vulnerables. Esto las hace ideales para misiones de seguridad costera y defensa de la zona económica exclusiva de un país.

Estas plataformas navales cuentan con una alta capacidad tecnológica, equipados con sistemas de detección y control de tiro avanzados, sensores electrónicos y sistemas de comunicaciones. Estos sistemas permiten detectar, evaluar y responder rápidamente a una amplia gama de amenazas, incluyendo barcos enemigos, submarinos, aviones y misiles [2].

En términos de tamaño, las corbetas pueden ser relativamente pequeñas, con un desplazamiento de alrededor de 500 a 2000 toneladas. Algunas corbetas modernas también cuentan con un sistema de propulsión de alta velocidad, lo que les permite alcanzar velocidades de hasta 30 nudos o más, otorgando así a este tipo de buques una gran capacidad operativa.

2.2 El proyecto del buque

2.2.1 Aspectos fundamentales

El diseño naval es una disciplina que se enfoca en el desarrollo y la creación de barcos y otros vehículos acuáticos. Este proceso involucra la planificación y el diseño de todos los aspectos relacionados con la construcción de un barco, desde la forma y el tamaño del casco hasta la disposición de los camarotes y la instalación de los sistemas y equipos necesarios para el funcionamiento del barco.

Esta rama de la ingeniería naval combina elementos técnicos, como la hidrodinámica, la estructura y la ingeniería mecánica, con consideraciones prácticas, como la seguridad, la eficiencia y funcionalidad, así como los factores estéticos y de mercado, como la apariencia y el atractivo comercial del barco.

Uno de los aspectos más importantes en este ámbito es la seguridad. El barco debe ser construido con materiales resistentes y duraderos, y debe cumplir con estrictas regulaciones internacionales de seguridad marítima. Además, el barco debe tener sistemas de emergencia confiables y accesibles, como balsas salvavidas, sistemas de extinción de incendios y equipos de señalización de emergencia.

La ergonomía y la funcionalidad para los pasajeros y la tripulación también son factores claves en el diseño naval. El buque debe contar con una distribución eficiente de espacio, y debe tener áreas de alojamiento y vida confortables para la tripulación. Todo ello debe ir acompañado de una correcta iluminación, ventilación y seguridad de los miembros de dicha plataforma naval. [4]

Por otro lado, el diseño naval para buques de guerra es una rama especializada del propio diseño naval que se enfoca en la creación de barcos destinados a la defensa y a la guerra. A diferencia de los barcos comerciales y de recreación, los buques de guerra deben cumplir con requisitos más rigurosos en cuanto a términos de seguridad, eficiencia y desempeño. En esta rama se deben abordar aspectos como la capacidad de transportar y utilizar armamento, proteger a la tripulación y al barco en un entorno hostil, detectar y evadir amenazas, además de ser capaz de llevar a cabo misiones de manera exitosa en alta mar.

2.2.2 Fases del proyecto

El proyecto del buque es un proceso iterativo y cíclico que tiene como objetivo diseñar el buque óptimo a través de la mejora de las características del proyecto en cada paso y desarrollando los diferentes aspectos que componen el proyecto del buque.

Para lograr esto, es vital definir los objetivos ordenados por prioridad y realizar una diferenciación entre las especificaciones de diseño y aquellas que son las deseadas. Además de esto, es necesario que el proyecto del buque satisfaga todos los requisitos impuestos tanto por el armador como por las distintas autoridades y sociedades de clasificación, encargados de los requisitos legales aplicables.

El proceso de diseño del buque se representa en forma de una espiral como la indicada en la Figura 2-1, la cual indica que es un proceso iterativo y cíclico. Por lo tanto, el proyecto de diseño de un buque es un proceso complejo que requiere una planificación adecuada, conocimiento y habilidades técnicas. Dicho proyecto se subdivide en tres fases, abarcando desde el diseño naval hasta la propia construcción. [4]

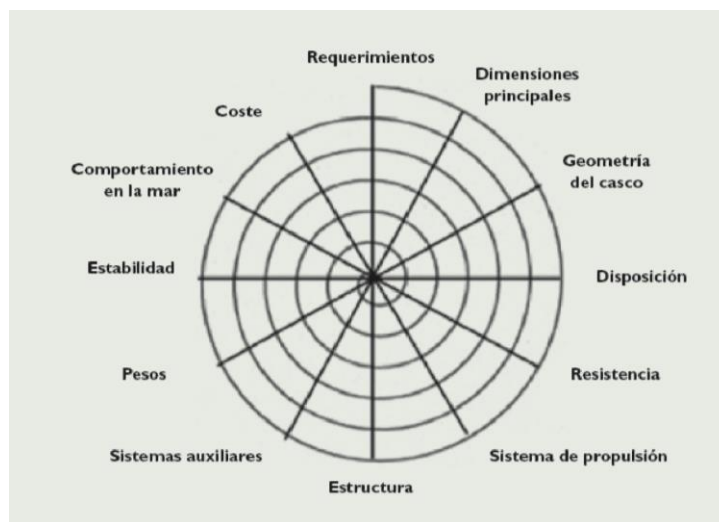


Figura 2-1 - Espiral genérica del proyecto de un buque [5]

- Fase conceptual.

La primera fase a la hora de realizar un proyecto es conocida como fase conceptual. En esta fase, generalmente se determina la viabilidad de un proyecto de construcción. Se parte de unos datos básicos (capacidad de carga, velocidad, dimensiones principales y las relaciones entre ellas, etc.) para definir una combinación que ofrezca el mayor rendimiento económico posible.

Para cada proyecto, se lleva a cabo una serie de simulaciones tanto de tiempos como de capacidades y costes, lo que proporcionará la información necesaria para la determinación de su propia viabilidad. Dentro de esta información obtenida vienen recogidos especificaciones como:

1. Vida útil
2. Número de tripulantes
3. Sistema de gobierno
4. Almacenamiento de carga
5. Rutas contempladas
6. Planta propulsora
7. Autonomía
8. Capacidad de carga
9. Factores limitativos

En esta fase también vienen incluidos todos los estudios de mercado necesarios, así como los análisis de puertos y la realización de proyectos conceptuales para diferentes tipos de buques. Para facilitar todo este proceso se utilizan programas de ordenador para automatizar el proceso de selección de la mejor alternativa.

Es en este proceso de elección de parámetros donde cobra un gran protagonismo el concepto conocido como cifra de mérito, el cual es un criterio de optimización para la elección de la mejor configuración, que puede ser evaluado numéricamente. Los criterios más comunes para la elección de este parámetro son el coste de construcción mínimo, inversión total mínima y el coste del ciclo de vida mínimo.

- Fase contractual.

Este proceso hace referencia al desarrollo de un contrato de construcción de un buque que sea capaz de cumplir con todos los requisitos comerciales y de seguridad establecidos. El proceso implica la definición de manera muy precisa tanto de las características de la obra como de los costos y las diferentes calidades. Los aspectos principales del desarrollo del proyecto incluyen:

1. Cálculo de potencia y propulsión
2. Definición de formas
3. Compartimentado
4. Cálculo de arqueo
5. Disposición general y estructural
6. Maniobrabilidad
7. Comportamiento en la mar
8. Análisis de costes

Durante el transcurso de esta fase se realizan estimaciones y cálculos críticos, entre los cuales destacamos el peso en rosca, posición del centro de gravedad del buque, disposición de cubiertas y mamparos, la cuaderna maestra y la resistencia longitudinal del buque. Finalmente se realiza una evaluación de las magnitudes económicas para facilitar la toma de decisiones. En definitiva, la fase contractual es un proceso crítico en la construcción de un buque que garantiza que se cumplan los requisitos comerciales y de seguridad con márgenes adecuados.

- Fase de dimensionamiento.

El dimensionamiento del buque es un proceso crucial en la parte de desarrollo del proyecto de un buque, puesto que permite obtener las dimensiones y características principales del mismo. Dentro de todos los parámetros que entran en juego, la eslora es considerada la característica con mayor importancia ya que su conocimiento permite derivar muchas de las características restantes del buque.

Existen tres maneras principales de obtener la eslora en el proyecto de un buque:

1. Explícitamente, realizando un estudio acerca de las restricciones presentes sobre la longitud del buque.
2. Partiendo del análisis de las relaciones que relacionan la eslora con la resistencia al avance.
3. A partir de una base experimental, de manera que permita estimar relaciones entre los distintos parámetros.

Es importante recalcar que durante este proceso de dimensionamiento, las características especificadas pueden acarrear una serie de limitaciones físicas u operacionales en otras dimensiones. Esto puede ser debido a aspectos como necesidades de maniobrabilidad en puertos o restricciones dentro de canales. Además, también existen sociedades de clasificación y diferentes autoridades nacionales e internacionales las cuales establecen una serie de restricciones de obligado cumplimiento.

Este proceso incluye aspectos como forma de la carena, tamaño de la quilla, disposición de compartimentos o altura de la cubierta. El dimensionamiento debe ser estudiado de manera rigurosa ya

que es una parte fundamental dentro del proceso de la construcción naval y afecta de forma directa a la seguridad, rendimiento y eficacia del propio buque. La división general de un buque se muestra en la Figura 2-2, donde las cubiertas son las divisiones horizontales y las cuadernas las divisiones verticales.

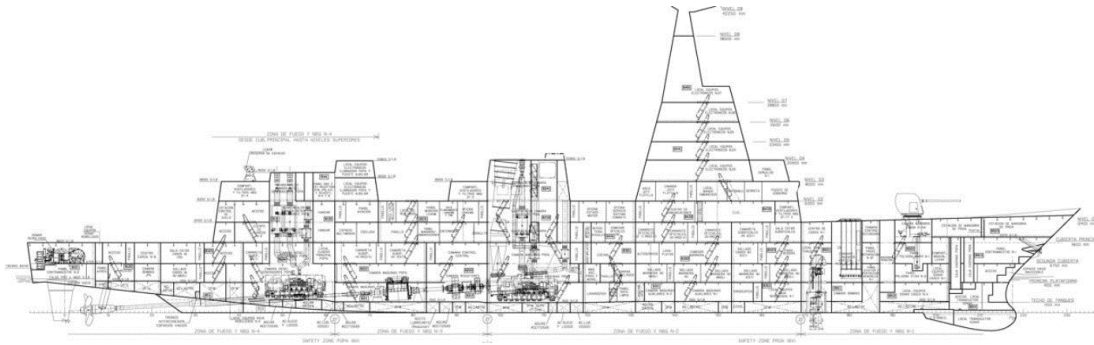


Figura 2-2 – División en cubiertas y cuadernas de un buque [6]

2.2.3 Coeficientes de forma

A la hora de realizar un estudio acerca de la estabilidad de un buque, es importante tener en cuenta las curvas hidrostáticas. En dichas curvas, se muestran los datos necesarios para realizar todos los cálculos asociados a la estabilidad. Son gráficas cuyo eje de ordenadas viene definido por el calado medio y el eje de abscisas por el desplazamiento. Además, de estas gráficas se pueden obtener datos como volumen de carena, centro de carena vertical y longitudinal, posición del centro de flotación, etc. Estas curvas se desarrollan a partir de la geometría de un buque y, por lo tanto, dependen directamente de los coeficientes de forma.

Estos coeficientes son parámetros numéricos que se obtienen a partir de la forma de un buque (L, B y T). Los principales son:

- Coeficiente de bloque (C_b).
Este coeficiente se define como la relación entre el volumen de carena de un barco y el producto de la eslora, manga y calado.

$$C_b = \frac{\text{Volumen de carena}}{\text{Volumen del paralelepípedo}} = \frac{V_c}{L \times B \times T} \quad (1)$$

El coeficiente de bloque es considerado el coeficiente principal y básico a la hora de representar las formas del buque. Tiene gran influencia en la resistencia al avance, obtener un valor de coeficiente bajo se refleja en una baja resistencia y, por ello, existe una mayor probabilidad de obtener altas velocidades.

Los valores entre los que normalmente se encuentra el coeficiente de bloque varían entre 0.35 y 0.85. [7]

Tipo de buque/vessel	CB
Crude oil carrier	0.82–0.86
Product carrier	0.78–0.83
Dry bulk carrier	0.75–0.84
Cargo ship	0.60–0.75
Passenger ship	0.58–0.62
Container ship	0.60–0.64
Ferries	0.55–0.60
Frigate	0.45–0.48
Tug	0.54–0.58
Yacht	0.15–0.20

Figura 2-3 - Juegos típicos de coeficientes de bloque por buque [6]

- Coeficiente de la maestra (C_m).
El presente coeficiente establece la relación entre el área de flotación de la cuaderna maestra y el rectángulo circunscrito.

$$C_m = \frac{\text{Área de la maestra}}{\text{Área del rectángulo}} = \frac{A_m}{B \times T} \quad (2)$$

El coeficiente de la maestra también influye en la resistencia al avance, de la misma manera, en caso de que el coeficiente de bloque se vea reducido, este también lo hará. Es importante tener esto en cuenta ya que, si no se realiza esta modificación a la hora de reducirse el coeficiente de bloque, podrían producirse consecuencias no deseables en el proyecto de construcción que desembocan en un aumento de la resistencia al avance.

Los valores entre los que normalmente oscila el coeficiente de la maestra son 0.75 y 0.98. [7]

- Coeficiente prismático (C_p).
Viene definido como la relación entre el volumen de la carena y el volumen de un prisma cuya base tiene el mismo valor que el área de la sección maestra y cuya longitud es igual a la eslora del propio buque.

$$C_p = \frac{\text{Volumen de carena}}{\text{Volumen del prisma}} = \frac{V_c}{A_m \times L} \quad (3)$$

Este coeficiente indica la distribución del desplazamiento que se produce en el sentido longitudinal del buque. A la hora de realizar el cálculo del coeficiente prismático, en caso de que el valor obtenido sea alto, esto informa que el volumen de la obra viva se concentra alrededor de la perpendicular media y que los extremos se van afinando. Por otro lado, en caso de obtener un valor bajo, esto querrá decir que, a lo largo de la eslora del buque, se produce una variación muy pequeña de sección respecto de la maestra.

Dicho coeficiente está directamente relacionado con la resistencia al avance del buque puesto que, al producirse un aumento del coeficiente prismático se llenan las formas del buque y, debido a ello, aumenta la resistencia viscosa.

El coeficiente prismático también se obtiene de manera directa una vez se disponga de los coeficientes de bloque y de la maestra:

$$C_p = \frac{C_b}{C_m} \quad (4)$$

Cabe resaltar que, aunque se considera al coeficiente de bloque como el coeficiente principal de dimensionamiento en cuanto a buques se refiere, en algunas ocasiones este es sustituido por el prismático, como es el caso de los buques rápidos, ya que cobra gran importancia la resistencia al avance del buque, en el que influye de manera más directa el coeficiente prismático.

Los valores típicos del C_p generalmente oscilan entre 0.55 y 0.85. [7]

Tipo de buque/vessel	CP
Crude oil carrier	0.82–0.90
Product carrier	0.80–0.85
Dry bulk carrier	0.76–0.85
Cargo ship	0.61–0.76
Passenger ship	0.60–0.67
Container ship	0.60–0.68
Ferries	0.62–0.68
Frigate	0.60–0.64
Tug	0.62–0.64
Yacht	0.50–0.54

Figura 2-4 - Juegos típicos de coeficientes prismáticos por buque [6]

2.3 Reglamentación

La reglamentación en la construcción naval se refiere a las leyes, normativas y requisitos que todo buque o construcción naval debe cumplir con el objetivo de garantizar diferentes aspectos como seguridad, protección Ambiental, calidad de los materiales y requisitos específicos en función de la tarea a realizar por dicho buque.

Existen distintos tipos de reglamentación, internacional, de la Unión Europea y nacional. En el caso de los buques militares viene establecido lo que se conoce como el Naval Ship Code, el cual es un marco de garantía de seguridad que se basa en objetivos destinados a los buques de guerra. Este documento está desarrollado por un grupo de marinas de Guerra y publicado por la OTAN. De la misma manera, las sociedades de clasificación también toman un papel importante en la redacción de dicho documento, pues son organismos independientes que elaboran y aplican normas para la construcción, diseño y control de buques. [6]

2.4 Astilleros nacionales

España ha realizado numerosas inversiones en la modernización de su flota militar en los últimos 20 años, convirtiéndose así en una referencia a nivel mundial en la construcción de barcos y buques militares, colocándose así entre los 10 mayores exportadores de material bélico. Gracias a esto, los astilleros nacionales han logrado contratos espectaculares con diferentes países, siendo una de las principales ventajas la tecnología avanzada y la experiencia en servicio en la armada nacional.

Los buques construidos por los astilleros españoles son altamente valorados por su avanzada tecnología y alta confiabilidad, lo que les ha permitido destacar de manera reseñable en un mercado el cual ya dominado de manera prolongada por grandes potencias. De la misma forma, el hecho de no ser parte de una superpotencia aporta otra ventaja comercial, ya que, en el caso de serlo, la venta de material militar suele llevar consigo estrictas limitaciones y condiciones políticas.

2.4.1 Navantia

Navantia es una empresa pública, de carácter civil y militar, dedicada a la construcción naval y sistemas de defensa. Esta sociedad pública española constituye la mayor constructora naval del mundo hispano y una de las más importantes de Europa. Cuenta con 4 instalaciones principales en España, situadas en Cádiz, Ferrol y Cartagena. [3]

Esta empresa está especializada y cuenta con una gran experiencia en construir y dar soporte a una gran variedad de buques de superficie, submarinos y sistemas. De esta manera, Navantia y la Armada han desarrollado una estrecha relación a lo largo de las últimas décadas. Dicha compañía ha sido un proveedor importante para la Armada, incluyendo patrulleros, fragatas y submarinos. Ejemplo de esto son las conocidas fragatas de la clase Álvaro de Bazán, las cuales son un efectivo exitoso y de vital importancia que ha permitido a la Armada aumentar en gran medida sus capacidades en la mar.

La colaboración entre ambas entidades se basa en una combinación de experiencia en el ámbito técnico, capacidades de investigación y desarrollo, y una muy importante comunicación entre ambas que ha permitido a la empresa desarrollar plataformas que satisfagan de manera correcta las necesidades de la Armada. [8]

2.4.2 Astilleros Gondán

Gondán Shipyard es un astillero con sede en Figueras, Asturias, que está especializado en la construcción y reparación de buques. Cuenta con una amplia experiencia en la construcción de todo tipo de barcos. El astillero es conocido por su innovación, tecnología y capacidad para cumplir con los plazos y requisitos de calidad exigidos por sus clientes. [9]

Este astillero ha mantenido una buena relación con la Armada a lo largo de su historia, ha construido y reparado numerosos buques militares y, además de ello, también ha participado en diversos proyectos de modernización y mejora para la misma.

2.4.3 Hijos de J. Barreras

El astillero naval Barreras tiene sede en Vigo, Galicia, es uno de los astilleros más antiguos de España y forma parte de las empresas líderes en la industria naval durante más de un siglo.

La principal actividad de este astillero consiste en el diseño y construcción de buques de acero de gran tonelaje, así como la construcción de todo tipo de estructuras flotantes. De la misma manera, Barreras muestra un perfil comprometido con el futuro centrándose en la innovación y la eficiencia, para ello, fundamenta su política en una mejora continua, seguridad, medio ambiente y el cumplimiento de las exigencias. [10]

Un ejemplo de proyecto relacionado con las Fuerzas Armadas sería el recientemente adquirido buque de transporte de tropas “Ysabel”, construido en este astillero y entregado al ejército de tierra en junio de 2021. [11]

2.5 Regresión

El modelo de regresión es una herramienta de análisis estadístico utilizada para examinar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes. En términos simples, el modelo de regresión proporciona una ecuación matemática que describe como una variable dependiente puede variar en relación con otras variables independientes.

Este modelo se construye a partir de una base de datos de muestra, con el objetivo de establecer las relaciones entre estos. Los datos de muestra se utilizan para estimar los parámetros del modelo y posteriormente, se utiliza dicho modelo para a ver predicciones sobre los valores de los distintos grupos de datos a partir de las relaciones ya establecidas previamente en el modelo.

El modelo de regresión es ampliamente utilizado en una gran variedad de campos y se puede usar para diferentes fines, como para crear una relación entre variables, predecir valores a partir de parámetros independientes aún no observados o identificar qué factores afectan en mayor cantidad a una variable dependiente.

Existen numerosos tipos de modelos de regresión para estimar las relaciones entre distintos parámetros, el uso de estos modelos dependerá principalmente del número de variables de estudio y de la manera de interactuar que tienen entre ellas. A continuación, veremos los modelos de regresión principales.

2.5.1 Modelo de regresión lineal

El modelo de regresión lineal es el más utilizado a la hora de estimar el valor de una variable cuantitativa dependiente a partir de otra variable cuantitativa considerada independiente. En este tipo de regresión se asume que la relación entre la variable dependiente y las independientes se mantiene lineal. Dicho de otra manera, se trata de crear una relación lineal entre dichas variables y seleccionar la resta que mejor se ajuste a los datos estudiados.

Hay distintos tipos de modelos de regresión lineal, como la regresión simple y la múltiple, para saber que modelo elegir para efectuar el estudio, se hará en función del número de variables independientes que se están utilizando.

En este modelo se buscará una ecuación que relacione de manera directa la variable considerada como predictora (X) y la otra variable considerada de respuesta (Y), estas vienen modeladas por la ecuación de una línea recta:

$$Y = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot X \quad (5)$$

En el caso de que el número de variables independientes sea superior a 1, la ecuación a obtener mantiene el mismo formato con la única diferencia en que se añade un subíndice para cada una de las variables independientes:

$$Y = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot X_1 + \alpha_2 \cdot X_2 \quad (6)$$

Existen distintos tipos de rectas que se pueden obtener aplicando este método. El tipo de recta obtenida determinará de manera directa el tipo de relación establecida entre los parámetros de estudio, cuanto mayor pendiente tenga la recta de regresión, mayor serán los valores de la variable dependiente. De la misma manera, la recta de regresión puede ser lineal negativa, es decir, a medida que aumenta uno de los parámetros, el otro disminuye. A continuación, se muestran algunos ejemplos de los tipos de relaciones que pueden tener lugar.

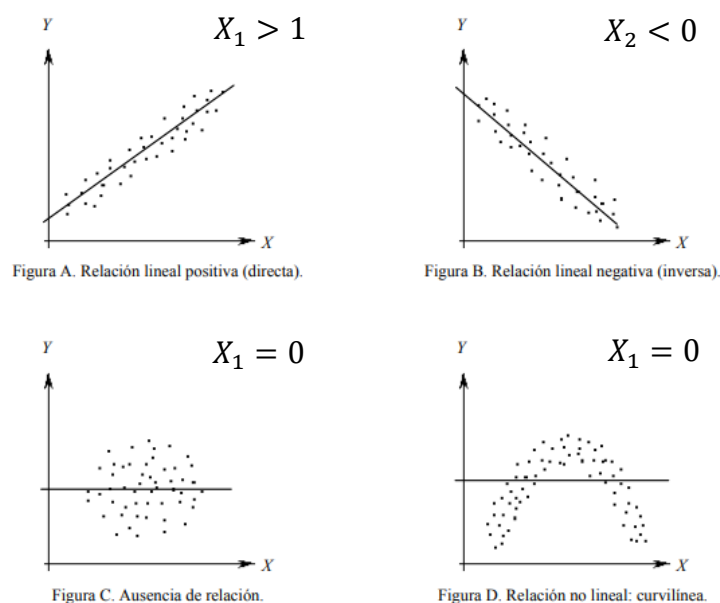


Figura 2-5 - Tipos de relaciones [12]

2.5.2 Modelo de regresión no lineal

Un modelo de regresión no lineal es un tipo de modelo de regresión que permite modelar relaciones no lineales entre las variables consideradas predictoras y la variable de respuesta. Este tipo de modelo de regresión permite capturar relaciones más complejas y no lineales que el tipo de modelo lineal, el cual asume que la relación que mantienen las variables es lineal.

En un modelo lineal, la función de regresión debe también ser lineal en los parámetros, restringiendo así la ecuación a una sola forma básica. Sin embargo, con el modelo no lineal se pueden adoptar diferentes formas. Estos modelos pueden proporcionar ajustes más precisos a los datos en determinadas circunstancias. A pesar de ello, los modelos no lineales pueden ser más difíciles de ajustar.

Veremos a continuación los principales modelos de regresión no lineal:

- **Modelo de regresión polinomial.** Este modelo se utiliza en ocasiones en las que los datos de estudio se aproximan mejor a una curva sin importar el grado que sea. Mediante la agregación de potencias a las variables se puede ajustar en mayor o menor grado a los datos. La ecuación empleada en este método es la siguiente:

$$Y_1 = \alpha_1 + \alpha_2 \cdot X + \alpha_3 \cdot X^2 + \dots + \alpha_n \cdot X^n \quad (7)$$

- Modelo de regresión exponencial. Una regresión exponencial es utilizada con el objetivo de determinar una ecuación de una función exponencial que mejor se ajuste a un conjunto de datos de estudio. Dicha función seguirá el modelo mostrado en la ecuación (8).

$$y = a \cdot b^x \quad (8)$$

A continuación, tomando logaritmos a ambos lados de la ecuación, quedaría:

$$\log y = \log a + x \cdot \log b \quad (9)$$

Y aplicando los cambios $y' = \log y$, $A = \log a$, $B = \log b$, queda:

$$y' = A + B \cdot x \quad (10)$$

Con lo que, de manera final, se puede ver reducido a un ajuste lineal entre y' y x .

- Modelo de regresión por segmentos. Este modelo se basa en la división del rango de la variable independiente en distintos segmentos y, de esta manera, obtener un ajuste adecuado para cada uno de estos segmentos. El punto de cambio entre segmentos se selecciona mediante técnicas estadísticas o por conocimiento previo de la relación entre las variables. Este modelo puede proporcionar una mejor comprensión de la relación entre las variables, ya que permite que la forma de la curva varíe según el rango de valores de la variable independiente.

2.6 Data mining

El data mining, también conocido como minería de datos o *knowledge Discovery in databases (KDD)*, es una técnica que consiste en explorar grandes conjuntos de datos con el objetivo de descubrir patrones, tendencias y relaciones interesantes que puedan utilizarse para la toma de decisiones futuras o mejorar la eficiencia de ciertos procesos.

La minería de datos implica el uso de diversas técnicas y herramientas de análisis estadístico, aprendizaje automático y procesamiento de datos para descubrir patrones y relaciones ocultas dentro de los datos. Básicamente se trata de una combinación de determinados procesos como recopilación de datos, limpieza, selección, algoritmos y análisis de resultados.

A grandes rasgos, la minería de datos se puede confundir con el análisis de datos, pues ambos tratan de analizar grandes volúmenes de datos y dar con aquellas relaciones o patrones que existan. Sin embargo, la diferencia entre ambas técnicas radica en que el análisis de datos es utilizado para probar modelos e hipótesis en determinadas muestras de datos, mientras que la minería de datos hace uso de modelos estadísticos y de aprendizaje automático para descubrir patrones ocultos en un volumen de datos considerable.

Para llevar a cabo este proceso es necesario seguir una serie de fases que abarcan desde la recopilación de los datos hasta la propia visualización de estos (véase la figura 2-6). [13]

Minería de Datos (II) – Proceso de KDD

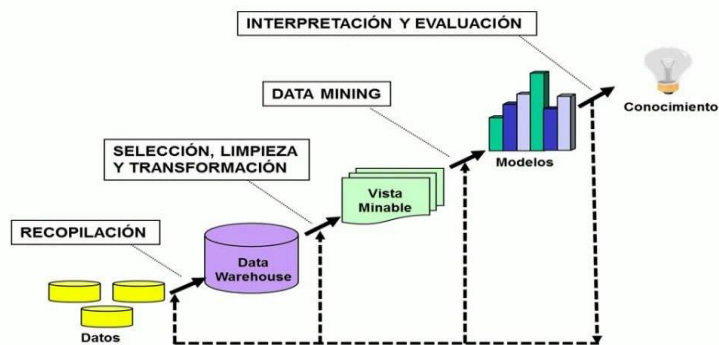


figura 2-6 - Fases de la minería de datos [14]

1. Preparación de datos: con el objetivo de determinar qué conjunto de datos es aquel que servirá para encontrar una solución al problema es imprescindible definir el alcance del problema. Una vez recopilados los datos deseados, se procederá a realizar una limpieza de estos, eliminando duplicados, perdidos o atípicos.
2. Construcción de modelos y data mining: las personas encargadas de analizar datos pueden investigar cualquier tipo de relación que sea considerada interesante, como patrones secuenciales o correlaciones. Aunque los patrones de alta frecuencia tienen más aplicaciones, en ocasiones también resulta de interés el análisis de las desviaciones de los propios datos, ya que pueden indicar áreas de posible fraude.
3. Evaluación de resultados e implementación del conocimiento: una vez los datos han sido recopilados, se procederá a evaluar e interpretarlos.
4. Establecer objetivos comerciales: en función de los requisitos de cada proyecto, los científicos y las partes interesadas en dicho proyecto deben trabajar de manera conjunta para llegar a una solución de manera rápida y eficiente.

2.6.1 Técnicas del Data mining

Existen diversas técnicas utilizadas para describir el conjunto de datos o para predecir datos futuros basándose en los actuales a partir del uso de algoritmos de aprendizaje automático. Principalmente estas tareas se dividen en tareas predictivas o métodos de aprendizaje supervisado, y tareas descriptivas o métodos de aprendizaje no supervisados. [15]

- Tareas predictivas. Son aquellas que tienen como objetivo predecir valores desconocidos o futuros de un conjunto de datos. Estas tareas se basan en modelos estadísticos o de aprendizaje automático que utilizan patrones y relaciones en los datos para hacer predicciones precisas. Son aquellas tareas que asocian entradas con salidas a partir de un conjunto de ejemplos de los cuales se dispone de dicha relación.
- Tareas descriptivas. Estas tareas se centran más en aumentar el conocimiento acerca de los datos disponibles. Algunas de las más importantes son:
 - Clustering. Se utiliza para agrupar conjuntos de datos similares en grupos o clústers, de tal manera que los objetos dentro de un grupo sean más similares entre sí que con los objetos en otros grupos.
 - Reglas de asociación. Muestra reglas que determinan la relación existente entre los distintos parámetros del conjunto de datos analizados.

- Detección de valores atípicos. Consiste en encontrar datos que manifiesten características que no se correspondan con el resto de los datos.

2.6.2 Software Weka

Para el desarrollo de este TFG se ha empleado la aplicación informática Weka.

Weka es una plataforma de software desarrollada por la Universidad de Waikato, en Nueva Zelanda, empleado para el aprendizaje automático que se utiliza en el ámbito de la minería de datos. Se basa en el lenguaje de programación Java y ofrece una amplia gama de algoritmos de aprendizaje automático además de distintas herramientas de visualización. En la Figura 2-7 se puede observar el menú principal de dicho software.

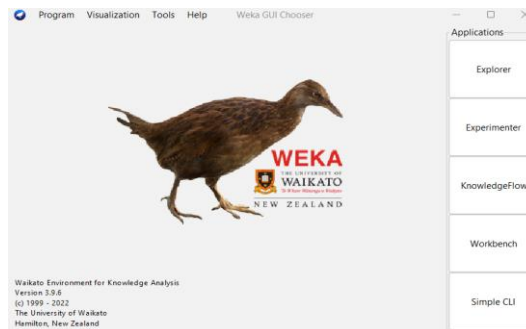


Figura 2-7 Menú principal de Weka

El aprendizaje automático empleado en Weka se basa en algoritmos que permiten a las máquinas aprender ciertos patrones y relaciones en la muestra de datos de estudio para realizar una posterior predicción a partir de ellos. Para ello, Weka dispone de una gran variedad de algoritmos de aprendizaje automático, entre los que se encuentran algunos como árboles de decisión, redes neuronales o regresiones.

Otro de los principales enfoques de Weka recae en la visualización de datos, para esto dispone de numerosas herramientas de visualización, lo que permite al usuario analizar los datos de una manera más sencilla, como, por ejemplo, la creación de gráficos compuestos por los distintos datos introducidos en el software.

Weka también destaca por su capacidad de procesar grandes cantidades de datos, permitiendo así un manejo efectivo de un conjunto de datos de tamaño y complejidad considerable. De la misma forma, este software también permite trabajar con datos de distinta variedad, incluyendo datos numéricos, categóricos y textos. [16]

3 DESARROLLO DEL TFG

3.1 Desarrollo

En este apartado se ha llevado a cabo una investigación basada en la recopilación de datos y la realización de un análisis estadístico para determinar la existencia o no de una relación significativa entre los distintos parámetros seleccionados.

Para ello se ha generado una base de datos en el programa Excel la cual consta de numerosos buques de guerra de todo el mundo y los parámetros seleccionados de cada uno de ellos, como se puede observar en el Anexo IV: Ecuaciones de regresión.

Mediante este análisis podemos determinar la relación existente que hay entre parámetros a la hora de llevar a cabo un proyecto de construcción naval y, de esta manera, poder determinar valores futuros a partir de los ya existentes.

Este estudio se ha realizado sobre una población estadística, es decir, sobre un conjunto de datos que presentan o podrían llegar a presentar una serie de características similares que se quieren estudiar. En nuestro caso, esta población es la de buques de guerra. Sin embargo, estos buques son construidos con el fin de completar una determinada misión, esto acarrea una amplia gama de tipos de buques y, con ello, una gran variedad de características. Debido a esto, existen buques que, a pesar de pertenecer a un tipo de buque de guerra, sus parámetros no siguen el modelo de relación existente en su grupo estadístico.

En este apartado se llevará a cabo el estudio de los valores atípicos que presenta el conjunto de datos de estudio. Estos valores son aquellos que no siguen el modelo de tendencia del resto de grupos de datos y, por lo tanto, es conveniente que no sean incluidos en el análisis.

Para llevar a cabo esto se realizará el análisis de los principales parámetros de dimensionamiento (Eslora, manga, calado y desplazamiento), ya que son considerados los parámetros más críticos en el ámbito del diseño y de la construcción naval.

Para determinar dichos valores atípicos se han utilizado dos métodos con el objetivo de proporcionar una mayor precisión a la hora de seleccionar los datos de estudio.

En primer lugar, el conocido como “Z-Score”, el cual es una medida estadística que indica cuántas desviaciones estándar para un valor particular está por encima o por debajo de la media de un conjunto de datos. El cálculo del Z-Score se realiza siguiendo la siguiente ecuación (11).

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (11)$$

Donde:

x: valor

\bar{x} : promedio

σ : desviación estándar

Sabiendo esto, como norma general se considerará que un valor es atípico cuanto el Z-Score de este sea mayor a 3 o menor a -3. En nuestro caso trabajaremos en todo momento con valores absolutos, por lo que los valores atípicos vendrán definidos por aquellos valores que sean mayores a 3.

Cabe destacar que esto no siempre es así, ya que, en otros casos, el valor a partir del cual un Z-Score se considera como atípico puede ser distinto, como por ejemplo si se trata de una distribución de datos asimétrica, en cuyo caso el valor límite de Z-Score será menos restrictivo a la hora de considerar un dato como atípico.

El otro método empleado para determinar los valores atípicos ha sido mediante el empleo del rango intercuartílico. La distribución de datos se divide en cuatro partes iguales, llamadas cuartiles, y el rango intercuartílico se calcula como la diferencia entre el tercer cuartil (valor que deja por debajo el 75% de los datos) y el primer cuartil (valor que deja por debajo el 25% de los datos).

Una vez calculado este rango, se hará uso de un factor multiplicativo denominado “G” para hallar los dos valores que conformarán el rango fuera del cual se encontrarán los valores atípicos de la siguiente manera;

$$\text{Límite inferior} = Q_1 - G \cdot RI \quad (12)$$

$$\text{Límite superior} = Q_3 + G \cdot RI \quad (13)$$

Donde:

Q_1 : Primer cuartil

Q_3 : Tercer cuartil

G: Factor multiplicativo

RI: Rango intercuartílico

De esta manera se ha obtenido el rango dentro del cual se encuentran los valores no atípicos. Tras la aplicación de ambos métodos se han obtenido un total de 10 buques que, debido a sus características de dimensionamiento, son considerados como atípicos. Por lo que se han sacado del análisis para obtener unos resultados más precisos.

3.2 Relaciones entre parámetros de dimensionamiento

3.2.1 Relación eslora y manga

Este análisis se ha realizado separando el conjunto de datos en 3 grupos, destructores, fragatas y corbetas. De tal manera que se han ido calculando los valores atípicos para cada grupo mediante los métodos explicados anteriormente. Para realizar esto, hemos seleccionado la relación entre los parámetros eslora y manga de los destructores.

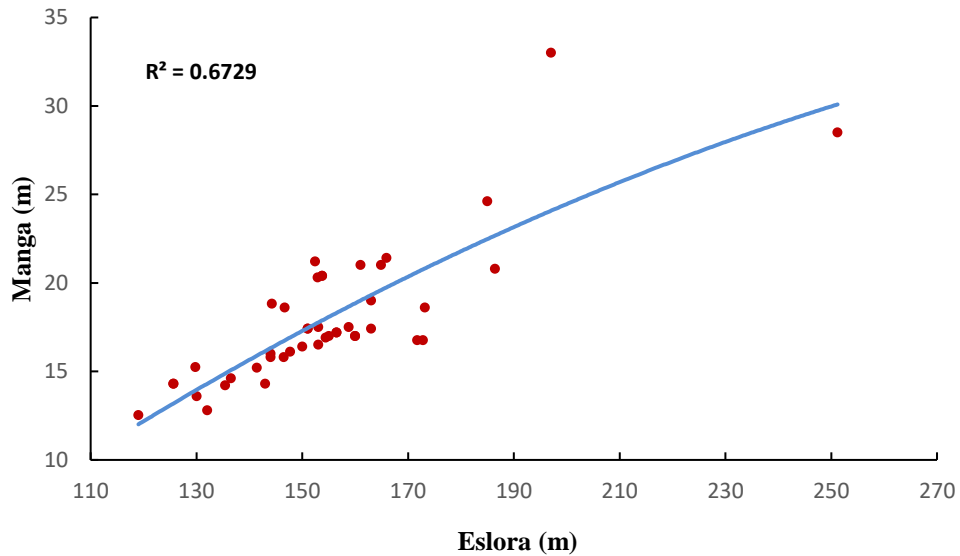


Gráfico 3-1 Relación eslora y manga de los destructores

En el Gráfico 3-1 se muestra la relación entre la eslora y la manga para el grupo de los destructores. Mediante un análisis de regresión se establecen la media y la desviación estándar de la relación entre parámetros.

$$\bar{x} = 8.79$$

$$\sigma = 0.909$$

A continuación, aplicando la fórmula del Z Score (11) a todos los buques pertenecientes a este grupo, se ha observado que hay un buque que supera el valor límite.

De todos los destructores observados únicamente hay 1 cuyo valor de Z Score es mayor que 3.

$$Z = ABS\left(\frac{5.97 - 8.79}{0.909}\right) = 3.1$$

1. Se trata del destructor japonés “HYUGA” con un valor de Z Score = 3.1.

Por lo tanto, 1 buque perteneciente al grupo de los destructores han sido excluidos de la muestra de datos. En el Gráfico 3-2 se muestra la nueva correlación obtenida.

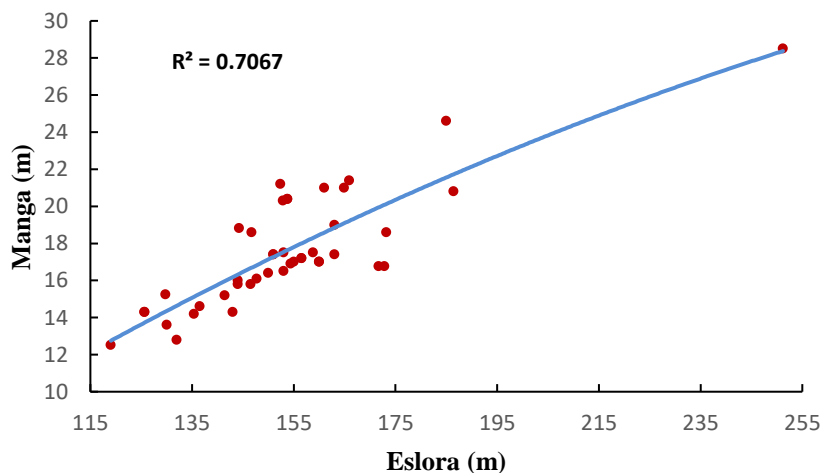


Gráfico 3-2 Eslora y manga destructores sin valores atípicos

Seguidamente se ha procedido de la misma manera con el grupo de las fragatas (véase Gráfico 3-3)

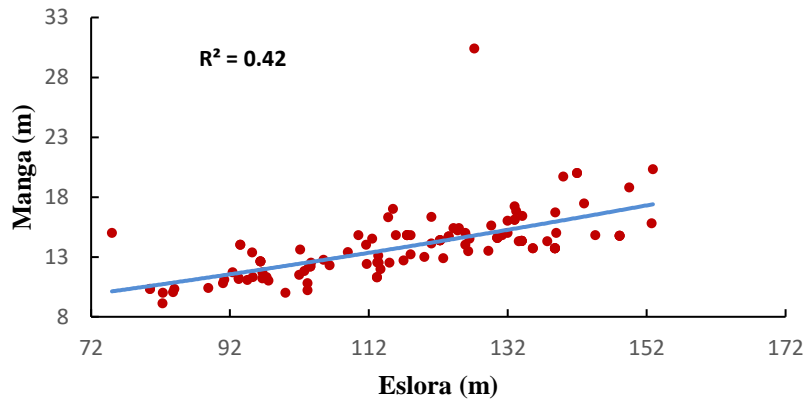


Gráfico 3-3 Relación eslora y manga de las fragatas

Hallamos los valores de la media y la desviación estándar para el presente grupo.

$$\bar{x} = 8.53$$

$$\sigma = 0.98$$

Aplicando nuevamente la fórmula del Z Score (11) a todos los buques pertenecientes a este grupo se pueden destacar dos casos:

$$Z = ABS\left(\frac{5 - 8.53}{0.98}\right) = 3.6$$

1. La fragata norcoreana “SOHO” con un valor de Z Score = 3.6

$$Z = ABS\left(\frac{4.184 - 8.53}{0.98}\right) = 4.43$$

2. La fragata estadounidense “LCS FLIGHT 0 DE GENERAL DYNAMICS” con un valor de Z Score = 4.43.

Tras la determinación de los valores atípicos, el Gráfico 3-4 muestra la regresión obtenida.

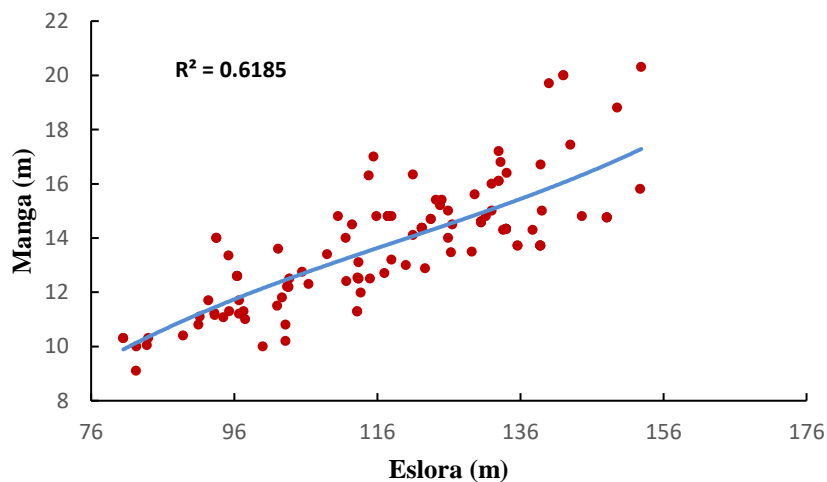


Gráfico 3-4 Manga y eslora fragatas sin valores atípicos

Por último, procederemos a determinar los valores atípicos para las corbetas.

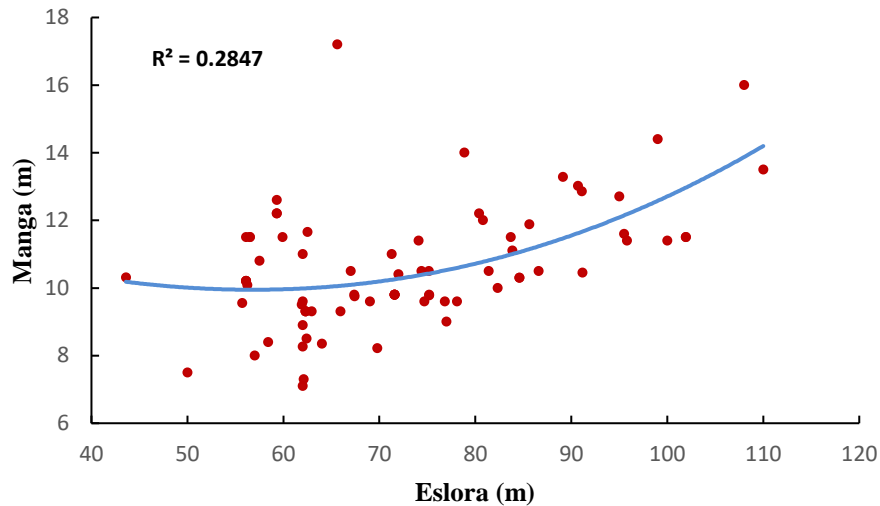


Gráfico 3-5 Relación eslora y manga de las corbetas

En el caso del Gráfico 3-5, se ha empleado el método del rango intercuartílico ya que ha ofrecido mejores resultados. En primer lugar, se ha calculado el primer y el tercer cuartil, además del rango intercuartílico (RI), es decir, el tercer cuartil menos el primer cuartil:

$$Q_1 = 6.46$$

$$Q_3 = 7.69$$

$$RI = Q_3 - Q_1 = 7.69 - 6.46 = 1.23$$

A continuación, lo multiplicamos por el factor multiplicativo “G” cuyo valor es de 1.5.

$$G' = RI \cdot G = 1.23 \cdot 1.5 = 1.85$$

Sumando y restando el valor “G” al tercer y primer cuartil, respectivamente, obtenemos el rango de valores dentro del cual se deben encontrar los valores para no ser considerados como atípicos.

$$\text{Límite superior} = 9.54$$

$$\text{Límite inferior} = 4.61$$

Una vez establecido dicho rango de valores y analizando la muestra de datos se puede determinar que las corbetas cuyos parámetros son considerados atípicos ya que se encuentran por debajo del límite inferior son:

1. La corbeta argelina del tipo “C 58”.
2. La corbeta argentina del tipo “Sotoyomo americana”.
3. La corbeta hindú del tipo “Tarantul”.
4. Las 4 corbetas rusas del tipo “Stupinets, Dimitrovgard, Moroz, Dergach y Nanuchka III”.
5. La corbeta búlgara del tipo “Tarantul II”.

Finalmente, en el Gráfico 3-6 se muestra de nuevo la relación sin dichos buques incluidos y la nueva ecuación de la recta de regresión junto al coeficiente de determinación.

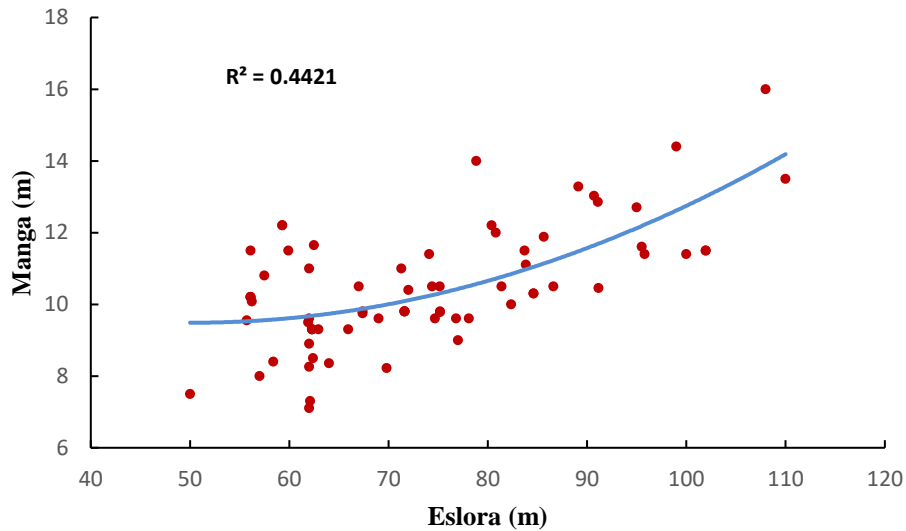


Gráfico 3-6 Eslora y manga de las corbetas sin valores atípicos

Como se puede apreciar en el Gráfico 3-6, el coeficiente de determinación obtenido es de 0.4421, el cual es notablemente menor al del resto de grupos. Esto se debe a la propia naturaleza de las corbetas, pues son un tipo de barcos los cuales comprenden un gran número de misiones en distintos escenarios. Esto provoca que en todo el mundo existan distintas configuraciones para sus parámetros de dimensionamiento.

Un factor para tener en cuenta también es el coste. Numerosos países que no cuentan con una gran inversión en defensa únicamente tienen la oportunidad de obtener buques de tipo corbeta como defensa naval de la nación, lo que provoca una mayor diferenciación en la construcción de estas, pues en esas naciones son las corbetas las que deben de realizar las misiones que le corresponden a otro tipo de buques.

3.2.2 Relación desplazamiento y eslora

En este apartado se mostrarán las regresiones obtenidas entre las variables eslora y desplazamiento de los 3 grupos existentes en la muestra de datos. De la misma forma, se procederá a obtener los valores atípicos para conseguir una mayor precisión en los resultados.

Procedemos a establecer la relación entre ambos parámetros con el primer grupo, los buques denominados destructores.

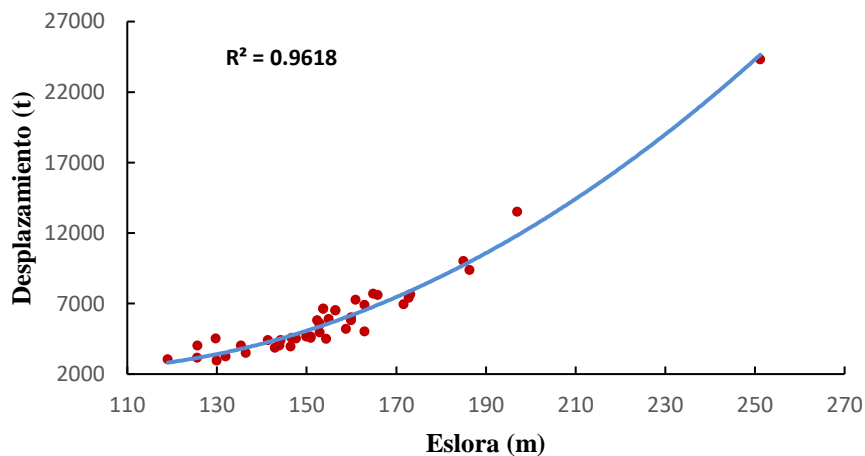


Gráfico 3-7 Desplazamiento en función de la eslora en destructores

Una vez obtenida la correlación mostrada en el Gráfico 3-7, se obtienen la media y la desviación estándar de la relación entre ambos parámetros.

$$\bar{x} = 37.248$$

$$\sigma = 12.87$$

Aplicando la fórmula del “Z Score” (11) podemos deducir que existe un buque que excede el límite.

$$Z = ABS\left(\frac{96.736 - 37.248}{12.87}\right) = 4.621$$

1. El ya mencionado anteriormente destructor ruso “KIROV” con un valor de Z Score = 4.621.

Continuaremos aplicando el método del rango intercuartílico, para lo cual se obtienen la media y la desviación estándar.

$$\bar{x} = 37.248$$

$$\sigma = 12.87$$

A continuación, se han calculado el valor de primer y tercer cuartil, la mediana y ambos límites inferior y superior.

$$Q_1 = 29.98$$

$$Q_3 = 42.45$$

$$RI = Q_3 - Q_1 = 42.45 - 29.98 = 12.47$$

Una vez obtenido el rango intercuartílico deberemos multiplicarlo por el factor multiplicativo “G”.

$$G' = RI \cdot G = 12.47 \cdot 1.5 = 18.7$$

Por último, hallamos los límites dentro de los cuales se deben encontrar los valores para no ser considerados atípicos.

$$\text{Límite inferior} = 11.28$$

$$\text{Límite superior} = 61.15$$

Tras realizar el análisis:

1. El destructor italiano “LUIGI DURAND DE LA PENE” tiene un valor de 68.52, por lo que se encuentra fuera del rango establecido.

Tras esto, volvemos a calcular la recta de regresión, mostrada en el Gráfico 3-8.

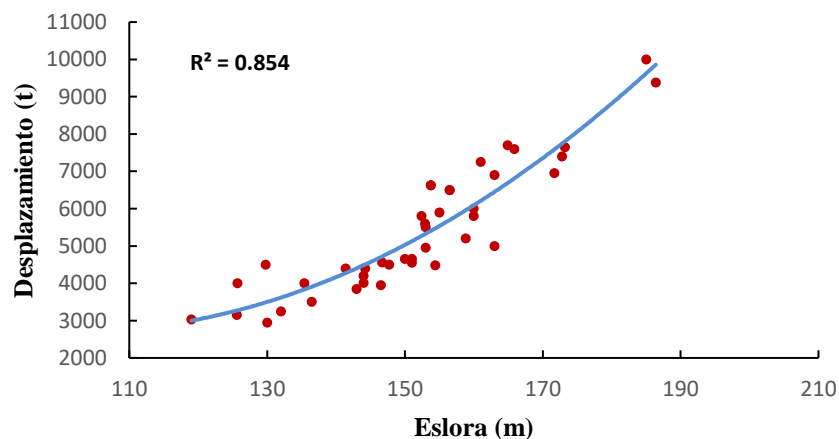


Gráfico 3-8 Desplazamiento y eslora destructores sin valores atípicos

De este modo, determinamos la ecuación de la recta final y su coeficiente de determinación.

$$R^2 = 0.864$$

El coeficiente de determinación se ha visto reducido sobre todo por la eliminación del destructor ruso “KIROV”. Este buque, a pesar de corresponderse de manera correcta con la línea de tendencia establecida, debido a sus grandes dimensiones, se encuentra demasiado alejado de la media de su grupo de estudio.

Procedemos a realizar el mismo procedimiento con las fragatas.

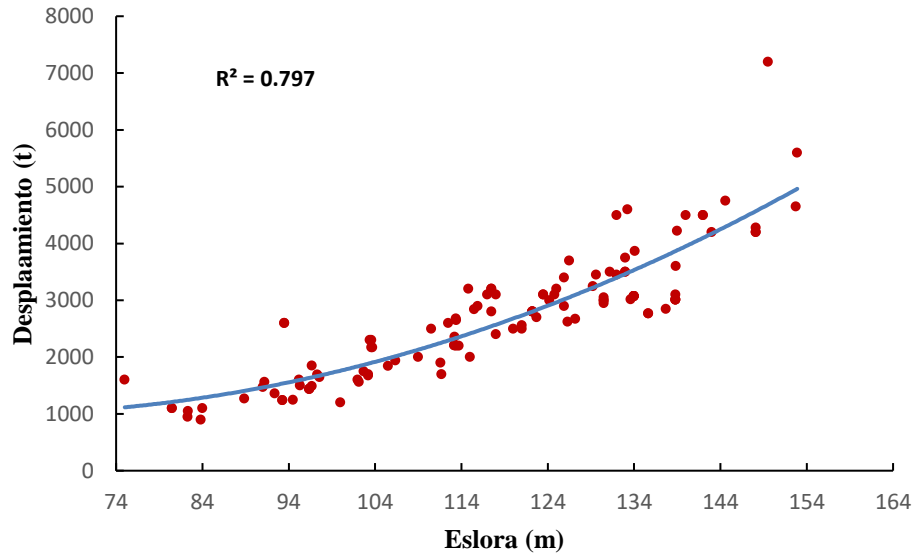


Gráfico 3-9 Desplazamiento y eslora fragatas

Con el Gráfico 3-9 obtenemos la ecuación de la recta y el coeficiente de correlación iniciales y posteriormente calculamos la media y la desviación estándar.

$$\bar{x} = 22.23$$

$$\sigma = 6.02$$

Aplicamos la fórmula del “Z Score” (11) para determinar los valores atípicos presentes en esta distribución y observamos que únicamente un elemento no cumple con la restricción.

$$Z = ABS\left(\frac{48.154 - 22.23}{6.02}\right) = 4.306$$

1. La fragata alemana del tipo “125” presenta un valor de Z Score = 4.306.

De nuevo, calculamos la recta de regresión, obtenida en el Gráfico 3-10.

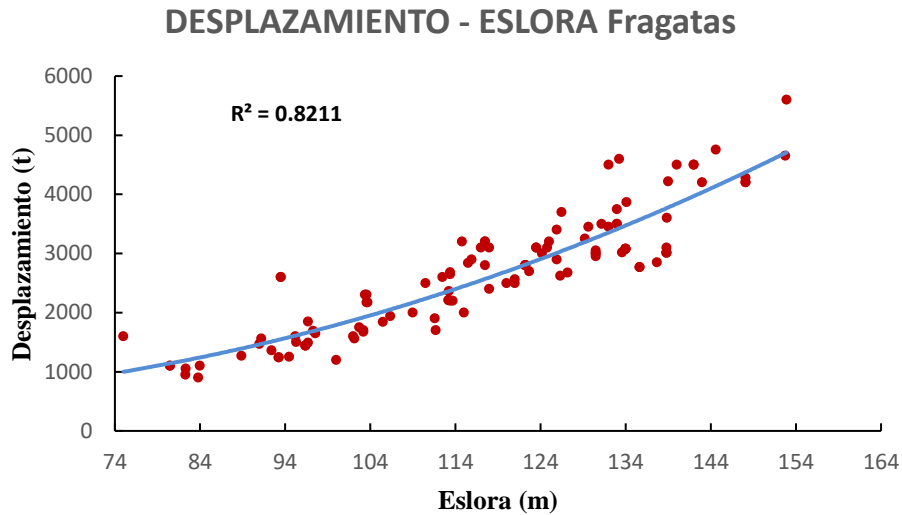


Gráfico 3-10 Desplazamiento y eslora fragatas sin valores atípicos

Obteniendo finalmente:

$$R^2 = 0.8211$$

Continuamos de igual manera con las corbetas.

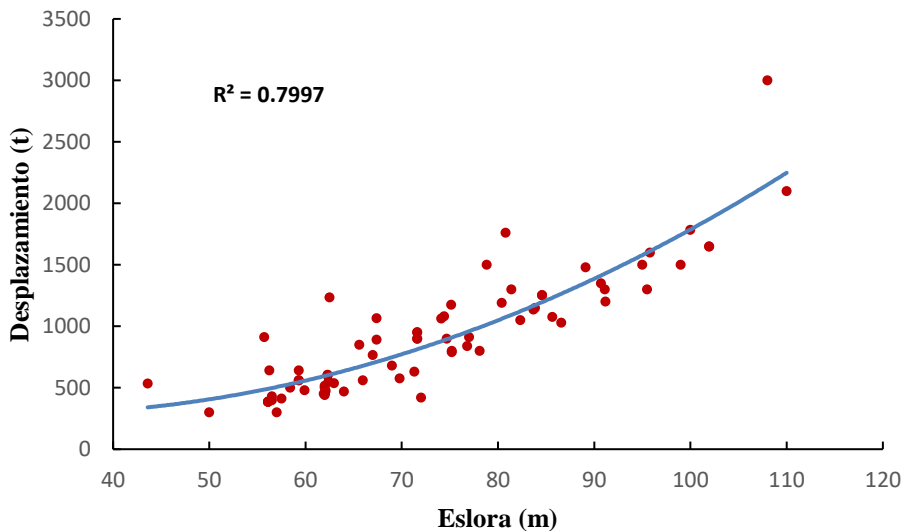


Gráfico 3-11 Desplazamiento y eslora corbetas

A partir del Gráfico 3-11 obtenido en Excel se determinan el coeficiente de determinación de la regresión y la ecuación de la recta.

Continuamos con el cálculo de la media y la desviación estándar del conjunto de datos obtenido.

$$\bar{x} = 11.86$$

$$\sigma = 4.21$$

Aplicando el método de Z Score obtenemos que existe un parámetro que excede el límite establecido.

$$Z = ABS\left(\frac{27.778 - 11.86}{4.21}\right) = 3.78$$

1. La corbeta neerlandesa “OGPV” presenta un valor de Z Score = 3.78 por lo que queda determinado como valor atípico.

Calculando ahora la nueva relación entre ambos parámetros obtenemos el Gráfico 3-12.

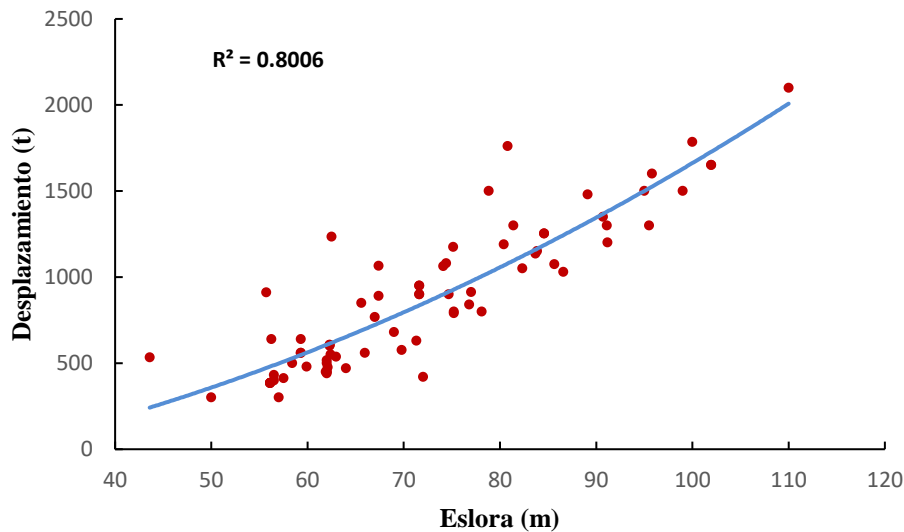


Gráfico 3-12 Desplazamiento y eslora corbetas sin valores atípicos

Finalmente obtenemos la ecuación de la recta y el coeficiente de determinación.

$$R^2 = 0.8006$$

$$y = 0.1403x^2 + 5.0453x - 244.82$$

3.2.3 Relación entre parámetros

En este apartado se presentarán mediante gráficas las relaciones existentes entre diferentes parámetros. El objetivo es proporcionar una visualización clara de cómo se relacionan las variables de estudio, para ello se utilizarán gráficos de dispersión con sus correspondientes ecuaciones.

Mencionar que se ha llevado a cabo el mismo procedimiento de corrección de valores atípicos que en el apartado 3.2 con el resto de los parámetros que se mostrarán a continuación. De la misma forma, las relaciones mostradas hacen referencia a los tres grupos en conjunto, permitiendo así la obtención de la correlación entre los parámetros correspondientes a todos los buques de guerra.

En el Gráfico 3-13 se muestra la relación existente entre la manga y la eslora de los buques de estudio.

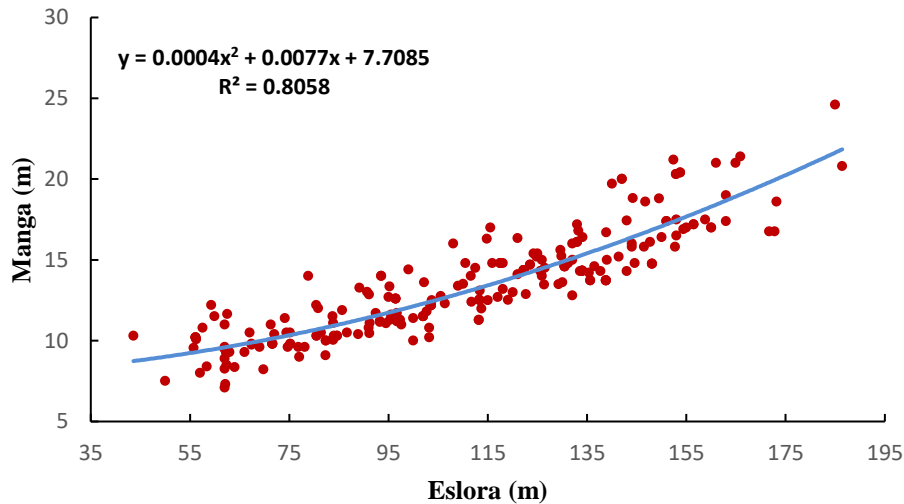


Gráfico 3-13 Relación entre manga y eslora.

Mediante la herramienta Excel obtenemos los valores de la ecuación que determina la recta de regresión y el coeficiente de determinación de esta. El coeficiente de determinación es la medida estadística que evalúa la relación existente entre dos variables, cuanto más cercano sea su valor a 1, mejor ajuste será. Este ajuste se ha realizado mediante una regresión polinómica de segundo grado.

$$R^2 = 0.8058$$

$$y = 0.0004x^2 + 0.0077x + 7.7085$$

Tras esto, se expondrán distintos parámetros en función del desplazamiento de cada uno de los buques.

En el Gráfico 3-14 se mostrará la relación existente entre la eslora y el desplazamiento obtenidos tras realizar el estudio de estos en la base de datos generada.

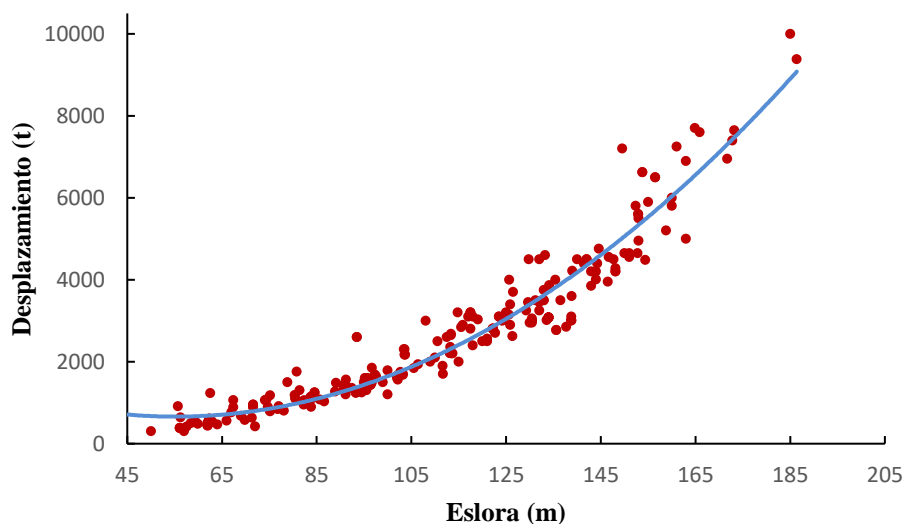


Gráfico 3-14 Eslora en función del desplazamiento

Mediante la herramienta Excel obtenemos el coeficiente de determinación y la ecuación que rige la relación entre ambas variables.

$$R^2 = 0.9345$$

$$y = 0.4887x^2 - 53.908x + 2147$$

En el Gráfico 3-15 se muestra la relación existente entre la manga y el desplazamiento.

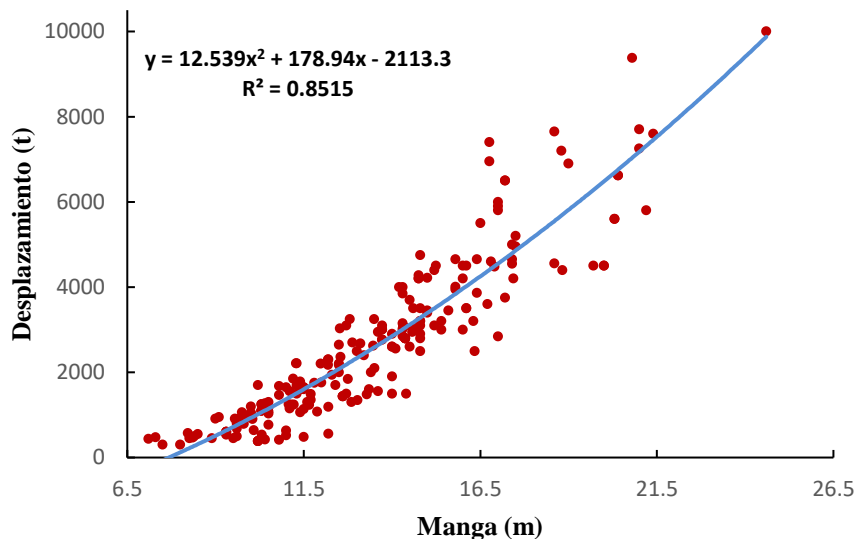


Gráfico 3-15 Relación entre manga y desplazamiento

Obteniendo de esta manera los siguientes valores de ecuación de la recta y coeficiente de determinación mediante una regresión polinómica de segundo grado.

$$R^2 = 0.8515$$

$$y = 12.539x^2 + 178.94x - 2113.3$$

En el Gráfico 3-16 se muestra la relación existente entre el calado y el desplazamiento.

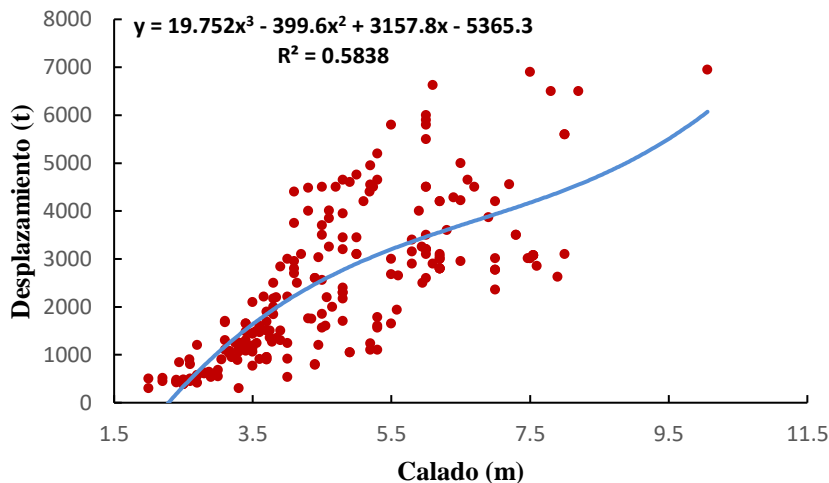


Gráfico 3-16 Desplazamiento y calado en buques de guerra

Se ha realizado una regresión polinómica de tercer grado para obtener:

$$R^2 = 0.5838$$

$$y = 19.752x^3 - 399.6x^2 + 3157.8x - 5365.3$$

Del Gráfico 3-16 se puede apreciar que el coeficiente de determinación no muestra una clara correlación entre los parámetros como ocurría en los casos anteriores. La razón por la cual esto ha tenido

lugar es debido a que el calado de un buque de guerra se va a encontrar siempre en un rango que es muy poco variable. Dicho rango suele oscilar entre los 2.5 y los 7.5 metros.

Al estar comprendido entre dichos límites, los valores del calado se verán repartidos dentro de dichos límites y, a pesar de cumplirse que, a mayor desplazamiento, mayor es el calado, no se sigue un modelo de tendencia lo suficientemente preciso como para poder establecer una mejor correlación entre ellos.

En el Gráfico 3-17 se muestra la relación existente entre la potencia de propulsión y el desplazamiento.

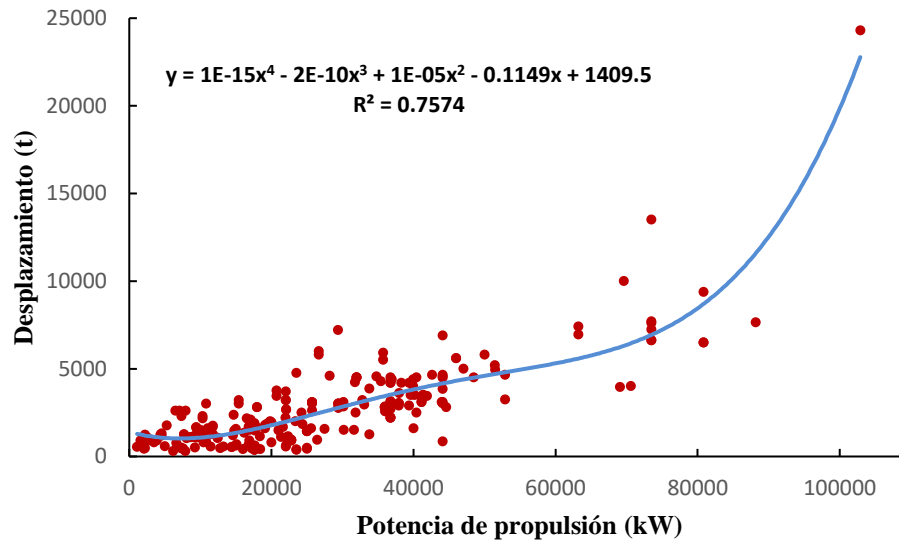


Gráfico 3-17 Potencia de propulsión en función del desplazamiento

De donde se obtienen:

$$R^2 = 0,7574$$

$$y = 1 \cdot 10^{-15}x^4 - 2 \cdot 10^{-10}x^3 + 1 \cdot 10^{-5}x^2 - 0.1149x + 1409.5$$

A continuación, se mostrarán los gráficos obtenidos tras el estudio de distintos parámetros frente a la potencia de propulsión.

En el Gráfico 3-18 se muestra la relación existente entre la eslora y la potencia de propulsión.

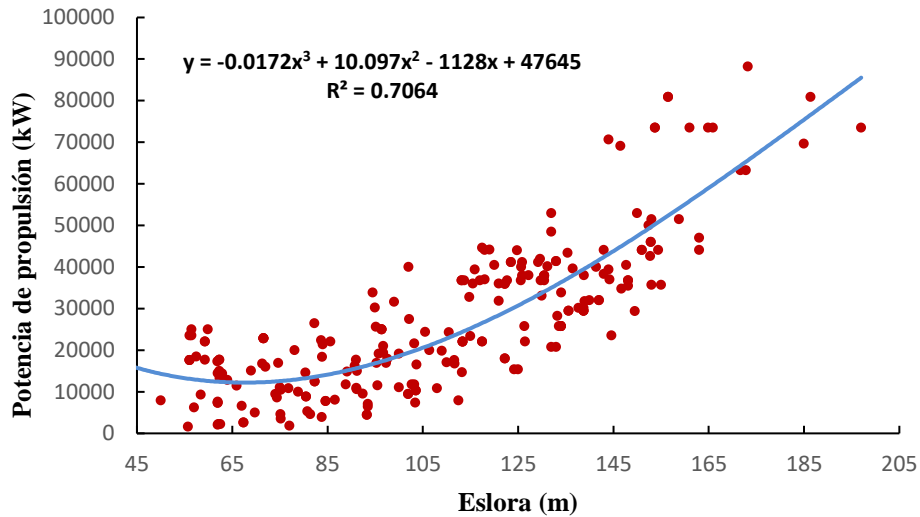


Gráfico 3-18 Eslora en función de la potencia de propulsión

Del Gráfico 3-18 se obtiene la recta de regresión y el coeficiente de determinación mediante una regresión polinómica de tercer grado.

$$R^2 = 0.7064$$

$$y = -0.0172x^3 + 10.097x^2 - 1128x + 47645$$

Se procede entonces a establecer la relación entre la velocidad y la potencia de propulsión para los buques de guerra contenidos en la base de datos.

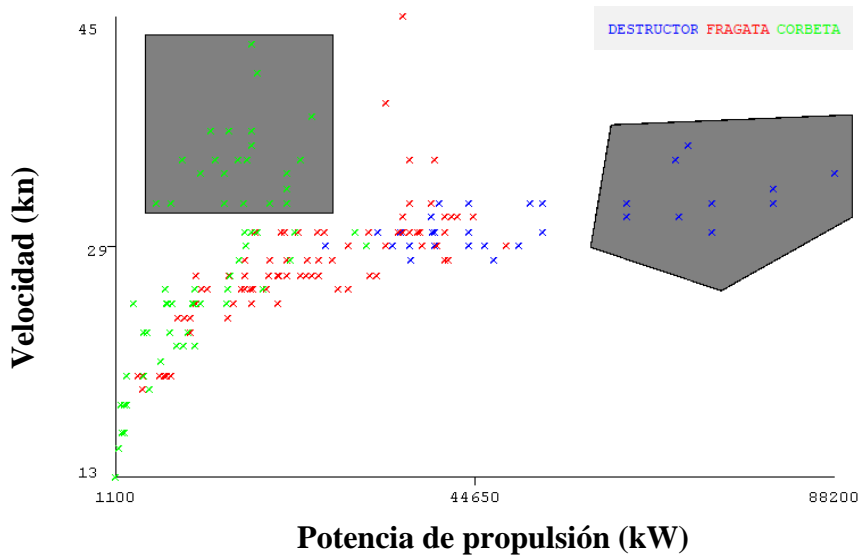


Gráfico 3-19 Velocidad en función de la potencia de propulsión

En el Gráfico 3-19 se pueden apreciar ciertos valores atípicos, además de la clara existencia de 2 clústers, en un caso formado por las corbetas, representadas en verde, las cuales disponen de una potencia de propulsión y una velocidad mayor, como es de esperar debido al tipo de buque que son y sus dimensiones, y en otro caso, los destructores, en azul, los cuales cuentan con una mayor potencia de propulsión debido a que son los buques que presentan unas mayores dimensiones y, por lo tanto, requieren de una potencia mayor para poder alcanzar las velocidades operativas necesarias para desempeñar su papel de manera óptima. Con el objetivo de obtener un mejor ajuste, se eliminarán estos dos clústers para obtener un ajuste más preciso entre estas dos variables.

De esta manera, se obtiene el Gráfico 3-20, donde se muestra de mejor manera la distribución que sigue la relación entre ambas variables.

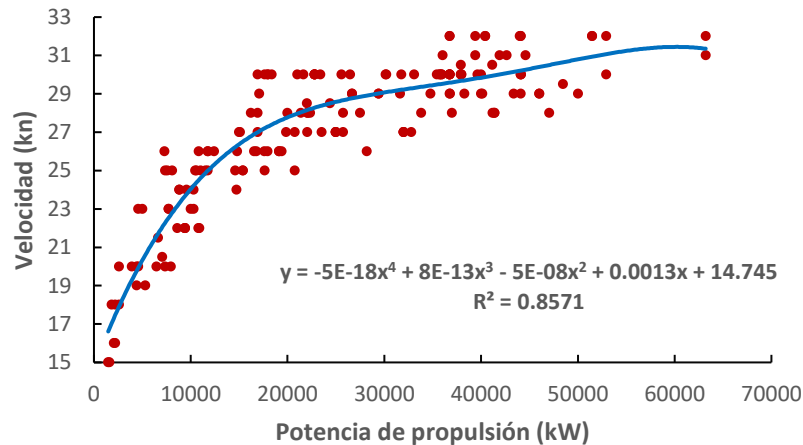


Gráfico 3-20 Velocidad frente a potencia de propulsión corregido

$$R^2 = 0.8571$$

$$y = -5 \cdot 10^{-18}x^4 + 8 \cdot 10^{-13}x^3 - 5 \cdot 10^{-8}x^2 + 0.0013x + 14.745$$

En el Gráfico 3-21 se muestra la relación existente entre el desplazamiento y la potencia eléctrica.

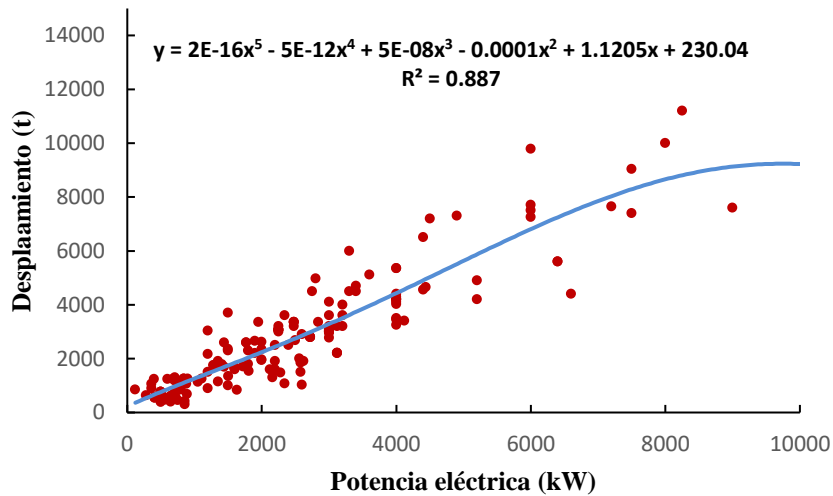


Gráfico 3-21 Desplazamiento frente a potencia eléctrica

$$R^2 = 0.887$$

$$y = 2 \cdot 10^{-16}x^5 - 5 \cdot 10^{-12}x^4 + 5 \cdot 10^{-8}x^3 - 0.0001x^2 + 1.1205x + 230.04$$

En el Gráfico 3-22 se muestra la relación entre la velocidad y el año de botadura, en verde vienen representadas las corbetas, en rojo las fragatas y en azul los destructores.

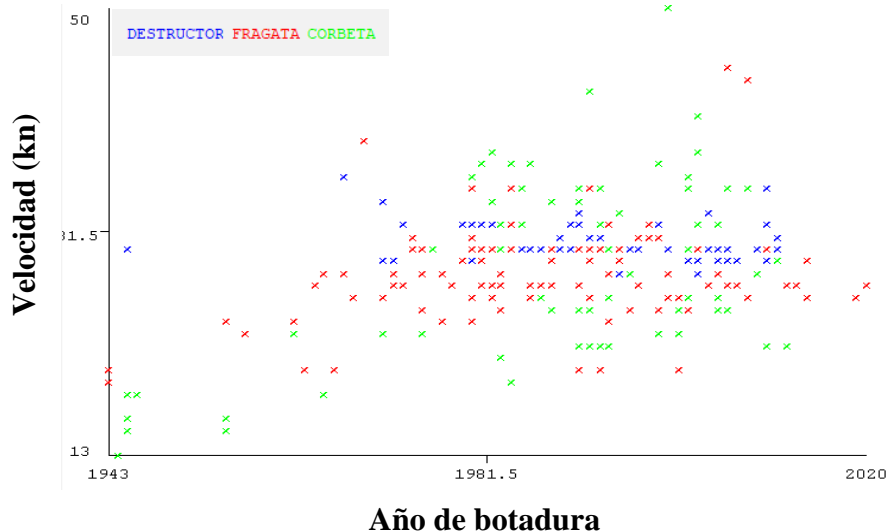


Gráfico 3-22 - Velocidad y año de botadura

De este gráfico se pueden sacar determinadas conclusiones.

En primer lugar, se puede apreciar que los valores de velocidad de las corbetas se encuentran mucho más dispersos que el de fragatas y destructores, cuyos valores se encuentran más concentrados en la parte central de la gráfica, donde los valores de velocidad rondan los 31.5 nudos.

Esto es debido a que las corbetas son barcos que desempeñan unas labores muy diversas, variando desde la realización de patrullas por canales angostos o zonas costeras hasta el ataque deliberado a otras unidades de superficie en un escenario hostil. Debido a esta gran variedad de misiones, existen muchos tipos distintos de corbetas con características muy dispersas, como se observa en el Gráfico 3-22, donde los valores de la velocidad se encuentran distribuidos desde los 13 nudos hasta los 50.

Por otro lado, no se aprecia ninguna correlación notable entre las distintas variables, es decir, con el paso de los años en el ámbito de la construcción, la velocidad de los buques de guerra no ha experimentado ninguna evolución, se ha mantenido de igual manera y esto ha sido por una determinada razón, y es que, en el desarrollo de una misión, el factor velocidad es crucial para poder responder de manera adecuada y rápida a cualquier imprevisto que pueda surgir. Por ello, en las últimas décadas se han mantenido dichos valores de velocidades, ya que son considerados los óptimos.

En un escenario táctico, que es donde estos buques se van a desenvolver, el factor velocidad es crucial a la hora de desempeñar las misiones que se les ha encomendado. Sobre todo, en ejercicios de naturaleza antisubmarina ya que cuando un submarino se encuentra en inmersión, el principal método de conocimiento de la situación de superficie se basa en el ruido que generan los buques que se hallan navegando en esa misma zona.

Por lo tanto, cuanto mayor sea la velocidad, mayor es el ruido generado por las hélices y por los sistemas de propulsión en general, lo que deriva en una mayor indiscreción y permitiendo así, que en caso de que exista la presencia de un submarino enemigo, la detección del propio buque se cumpla de manera certeza.

En relación con el ámbito ASW, a pesar de tener en cuenta la limitación de velocidad para cumplir con lo dicho previamente, es importante también que los buques que tomen parte en la acción puedan establecer una velocidad mínima que garantice un mínimo de seguridad en la operación. De manera teórica, esto se puede comprobar a la hora de establecer las conocidas como “LLA”, las cuales son líneas construidas sobre una rosa de maniobra que, en función de la velocidad del grueso de la fuerza, abarcan un mayor o menor área.

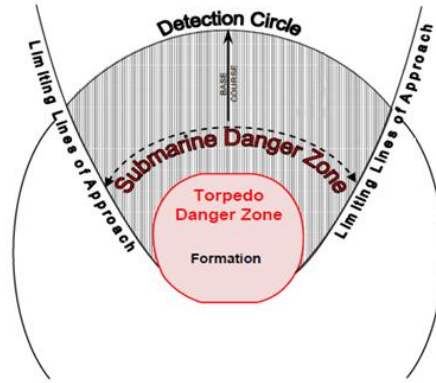


Figura 3-1 Líneas límite de aproximación en escenario antisubmarino [17]

En la Figura 3-1 se puede apreciar de manera gráfica cómo sería un escenario ASW una vez calculadas las LLA. Estas líneas establecen una zona denominada “Zona de peligro de submarino” la cual está delimitada por dichas líneas límites de aproximación. Si un submarino enemigo se encuentra dentro de dicha zona, se considera que el ataque que éste realice a las fuerzas aliadas se puede llegar a dar, mientras que, si dicho submarino no se encuentra dentro de las LLA, el submarino nunca podrá situarse dentro del área en la que se tiene que situar para poder realizar un ataque efectivo, a esta área se le da el nombre de “Zona de peligro de torpedo”.

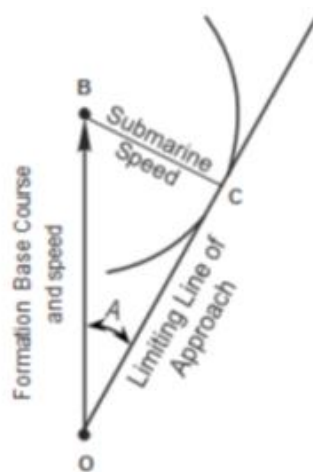


Figura 3-2 Cálculo de líneas límites de aproximación en un escenario antisubmarino [17]

En la Figura 3-2 se muestra cómo se realizaría el cálculo de dichas líneas límites de aproximación, donde:

OB: Rumbo y velocidad de la fuerza

BC: Velocidad del submarino enemigo

CO: Línea límite de aproximación

De aquí se puede sacar la conclusión de que, cuanto mayor sea la velocidad de la fuerza, mayor será la indiscreción, sin embargo, las líneas límites de aproximación comprenderán un rango menor, por lo que la zona donde el submarino enemigo debe situarse para poder llegar a realizar un ataque efectivo será menor. Es por esto por lo que, los buques deben contar con la posibilidad de establecer distintas velocidades a lo largo del desarrollo de una misión.

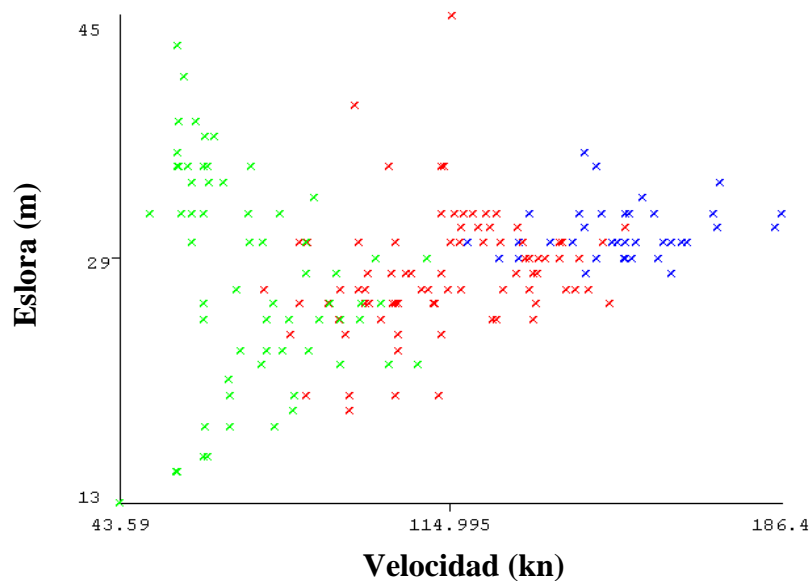


Gráfico 3-23 - Eslora y velocidad en buques de guerra

En el Gráfico 3-23 viene indicada la relación entre la eslora y la velocidad de los buques de guerra.

No se aprecia ninguna correlación entre estos dos parámetros. Sin embargo, se puede determinar que dependiendo del tipo de buque (corbeta, fragata o destructor), los valores se encuentran concentrados en mayor o menor medida.

Los valores azules (destruidores) se concentran en la parte central de la gráfica formando un clúster diferenciado, esto implica que los buques pertenecientes a este grupo presentan una escasa variación, pues para que un destructor sea capaz de cumplir de manera satisfactoria su papel en una fuerza naval, debe hacer frente a una serie de requerimientos operativos los cuales le obligan a ser un buque de notables dimensiones y con una velocidad máxima operativa que le permita actuar sin restricciones de ningún tipo. En cambio, las fragatas (representadas en rojo) y las corbetas (representadas en verde) muestran una concentración de los datos mucho menor, siendo las corbetas el grupo de valores más disperso.

Como se ha mencionado anteriormente, los parámetros de los buques de guerra vienen determinados en gran medida por las funciones que van a desempeñar, en algunos casos dichas funciones comprenden misiones que ya vienen determinadas, con labores específicas y con la confianza de que el buque pueda garantizar una permanencia notable en un escenario de operaciones, como es el caso de los destructores y algunas fragatas, y en otros casos, las funciones que van a realizar un grupo de buques comprende un gran abanico de opciones, necesitando así una mayor variedad de clases de barcos dentro del mismo grupo, como es el caso de las corbetas.

3.3 Inferencia de datos faltantes

El proceso de recogida de datos para la creación de una base de datos implica la identificación y obtención de los datos necesarios para la creación de la base de datos. Una vez seleccionados los parámetros que tomarán protagonismo en la base, se ha procedido a recopilar la información de dichas variables para empezar con el análisis.

Sin embargo, hay un parámetro en numerosos buques el cual no ha sido posible su recopilación debido a la falta de información disponible al público. Por esta misma razón, se ha decidido realizar una inferencia de datos de este mismo parámetro.

Esto significa que, una vez establecidas las relaciones entre parámetros, se ha seleccionado la variable cuya mejor correlación muestra con la potencia eléctrica y, a partir de ella, determinar los valores restantes de potencia eléctrica.

Como se ha podido observar, la correlación entre el desplazamiento y la potencia eléctrica muestra un coeficiente de correlación de 0,9118, lo que implica una regresión muy buena para poder realizar la inferencia que deseamos realizar.

Para ello, aplicaremos la ecuación de la recta que nos proporciona la herramienta Excel. Resaltar que la potencia eléctrica viene expresada en kilovatios y el desplazamiento en toneladas.

$$y = 2 \cdot 10^{-9}x^3 - 3 \cdot 10^{-5}x^2 + 1.0404x + 177.27$$

Donde:

y: potencia eléctrica (P.E)

x: desplazamiento (D)

De esta manera, hemos conseguido los parámetros desconocidos de la potencia eléctrica a partir del desplazamiento de cada buque.

He aquí un ejemplo de un caso en el que se ha realizado esta inferencia de la potencia eléctrica:

$$\text{Potencia eléctrica} = 2 \cdot 10^{-9} \cdot D^3 - 3 \cdot 10^{-5} \cdot D^2 + 1.0404 \cdot D + 177.27$$

$$D = 5800$$

$$\text{Potencia eléctrica} = 2 \cdot 10^{-9} \cdot 5800^3 - 3 \cdot 10^{-5} \cdot 5800^2 + 1.0404 \cdot 5800 + 177.27$$

Obteniendo finalmente un valor de potencia eléctrica = 5593 kW. Se ha seguido el mismo procedimiento para el resto de los casos en el que el valor de esta potencia era desconocido.

3.4 Algoritmos de asignación de clases

Una de las tareas más comunes en el análisis de datos consiste en la clasificación de los datos de análisis, donde el objetivo principal es agrupar los datos en diferentes clases en función de determinadas características, en este de dimensionamiento. Para el presente apartado, se buscará clasificar los buques en tres categorías: destructores, fragatas y corbetas.

Para llevar a cabo dicha tarea, se han empleado diversos algoritmos de clasificación mediante la aplicación Weka, una herramienta de minería de datos y aprendizaje automático. Estos algoritmos permiten crear modelos a partir de los datos de entrenamiento, que luego se puedan utilizar para clasificar nuevos datos. Los algoritmos que se han empleado se basan en árboles de decisión, redes neuronales y el establecimiento de reglas de clasificación flexibles.

3.4.1 Algoritmo Perceptrón Multicapa

En primer lugar, se ha seleccionado el algoritmo denominado Perceptrón Multicapa. Un algoritmo que muestra una red neuronal basada en la información de los datos introducidos.

El algoritmo de Perceptrón Multicapa (MLP) es una red neuronal artificial que consta de múltiples capas de neuronas, cada una de las cuales realiza una operación matemática sobre los datos que recibe. Cada capa se compone de múltiples neuronas que están conectadas a todas las de la capa anterior. La capa de entrada recibe los datos de entrada, mientras que la capa de salida produce las predicciones. Las capas intermedias se denominan capas ocultas y su función es procesar la información recibida antes de pasarla a la siguiente capa. Este algoritmo emplea un proceso iterativo para ajustar los pesos de las conexiones entre las neuronas.

Con este algoritmo se obtienen varios factores que se deben tener en cuenta, como la proporción de positivos reales, o “True positive ratio”, el cual indica el porcentaje de instancias (buques) correctamente

clasificados en su correspondiente grupo, como se puede observar en la Figura 3-9 Proporción de buques correctamente clasificados

Correctly Classified Instances	191	89.6714 %
Incorrectly Classified Instances	22	10.3286 %
Kappa statistic	0.8338	
Mean absolute error	0.0856	

Figura 3-3 Proporción de buques correctamente clasificados mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa

La correcta clasificación implica que, en función de los criterios definidos por el algoritmo en el programa de análisis, se establecen reglas de clasificación con el objetivo de reclasificar los buques en función de los parámetros de dimensionamiento introducidos en la base de datos. Por consiguiente, es posible observar que el 89.6714% de los datos se corresponden con su grupo originario y, por el contrario, el 10.3286% de los buques se han clasificado en un grupo distinto al que ya pertenecían.

También en la Figura 3-3 vienen reflejados dos valores más, el índice Kappa y el error absoluto medio. El índice de Kappa hace referencia a la medida de la confiabilidad del modelo de clasificación producido por el algoritmo. Dicho valor oscila entre -1 y 1, donde 1 muestra una concordancia perfecta entre las clasificaciones predichas por el clasificador y las clasificaciones reales, y 0 sería igual al azar.

De forma general, un valor inferior a 0.6 sería considerado como una concordancia pobre, mientras que un valor cercano a 0.8 indicaría una fuerte concordancia entre las clasificaciones reales y las predichas. Para el caso de los datos analizados, el índice Kappa es igual a 0.8338, lo que implica una fuerte concordancia entre clasificaciones reales y predichas.

El otro dato presentado es el error absoluto medio, el cual estima qué tan cerca están las predicciones del modelo de los valores reales. Para ello, calcula el promedio de las diferencias absolutas entre las predicciones del modelo y los valores reales para el conjunto de datos de estudio. Un bajo valor de error absoluto medio indica que el modelo tiene una buena precisión en la predicción de los valores. En este caso, el valor obtenido de error absoluto medio es de 0.0856.

Para poder saber con exactitud qué conjunto de datos se ha clasificado de manera incorrecta y con qué grupo se han reclasificado emplearemos la matriz de confusión.

Dicha matriz es una herramienta ampliamente utilizada en el aprendizaje supervisado. Su principal objetivo es ofrecer una visualización de las predicciones realizadas por el modelo de clasificación previamente utilizado en relación con las clasificaciones reales a las que pertenecen las instancias estudiadas.

La matriz de confusión está compuesta por dos columnas, una para cada grupo de clasificación, las cuales muestran el número de predicciones realizadas por el modelo para cada una de ellas. Las filas, por otro lado, representan los grupos de clasificación reales a los que pertenecen cada uno de los datos introducidos.

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
38  2  0 | a = DESTRUCTOR
 2 93  9 | b = FRAGATA
 0  9 60 | c = CORBETA
    
```

Figura 3-4 Matriz de confusión obtenida mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa

En la Figura 3-4 se muestra dicha matriz de confusión, donde los valores situados en la diagonal principal se corresponden con los buques clasificados de manera correcta. Mientras que los elementos no diagonales representan casos en los que el modelo de clasificación no ha clasificado de manera

correcta a la hora de predecir la clasificación de una instancia. Es decir, ha habido 2 fragatas clasificadas como destructores, 9 fragatas clasificadas como corbetas y 9 corbetas clasificadas como fragatas. Visto de manera gráfica en la Figura 3-5.

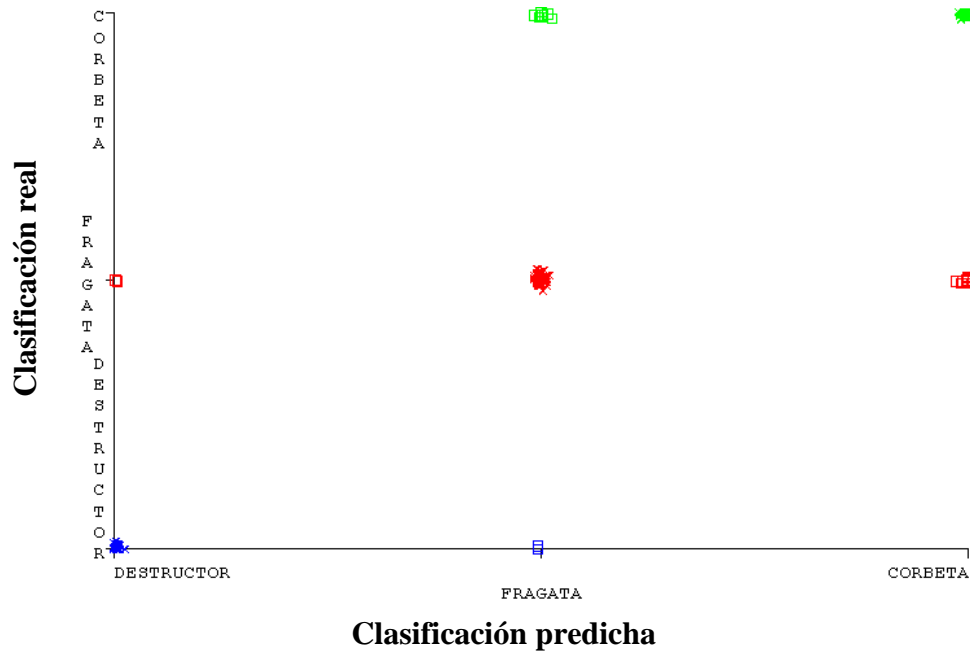


Figura 3-5 Errores de clasificación de datos obtenido mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa

Donde:

- : Clasificación errónea
- ×: Clasificación correcta

En la Figura 3-5 se visualiza la correcta o incorrecta clasificación de los datos. Para que dichos resultados se puedan observar de manera más clara, se ha introducido ruido en los datos. El término ruido o jitter es una técnica utilizada con el fin de agregar a los datos de una gráfica. Esto se realiza añadiendo una pequeña cantidad de ruido a las posiciones de los datos del gráfico. Como consecuencia, los puntos de los datos que originalmente podrían estar superpuestos o agrupados en una misma región de la gráfica, se separen y, así, sean más visibles.

Este método es muy utilizado en gráficas de dispersión para mejorar la legibilidad de la visualización. El uso del jitter en una gráfica es de gran utilidad cuando se tienen un gran número de datos y resulta difícil distinguir patrones o tendencias.

También se han obtenido la tasa de verdaderos positivos y la tasa de falsos positivos (véase la Figura 3-6). Estos son indicadores de precisión utilizados para evaluar el rendimiento de un modelo de clasificación.

```

=== Detailed Accuracy By Class ===
      TP Rate  FP Rate  Class
      0,950   0,012  DESTRUCTOR
      0,894   0,101  FRAGATA
      0,870   0,063  CORBETA
Weighted Avg.  0,897   0,072
    
```

Figura 3-6 Indicadores de precisión obtenidos mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa

La tasa de verdaderos positivos se refiere a la proporción de casos en los que el modelo clasifica de forma correcta un valor en su grupo correspondiente en comparación con el número total de casos. Es decir, el porcentaje con el que el modelo de clasificación clasifica correctamente cada clase. En este caso, para el grupo de destructores, el valor es de 0.95, para fragatas es de 0.894 y para corbetas es de 0.870. Su cálculo viene dado por:

$$TPR = \frac{TP}{(TP + FN)} \tag{14}$$

Donde:

TPR: True Positive Ratio (Tasa de verdaderos positivos)

TP: True Positive (Verdaderos positivos)

FN: False Negatives (Falsos negativos)

La tasa de falsos positivos indica la proporción de casos que clasifica de manera incorrecta (casos negativos) en comparación con el número total de casos negativos. Es decir, el porcentaje con el que el clasificador clasifica de manera incorrecta cada clase. Para su cálculo se emplea la ecuación (15).

$$FPR = \frac{FP}{(FP + TN)} \tag{15}$$

Donde:

FPR: False Positive Ratio (Tasa de falsos positivos)

FP: False Positive (Falsos positivos)

TN: True Negatives (Verdaderos negativos)

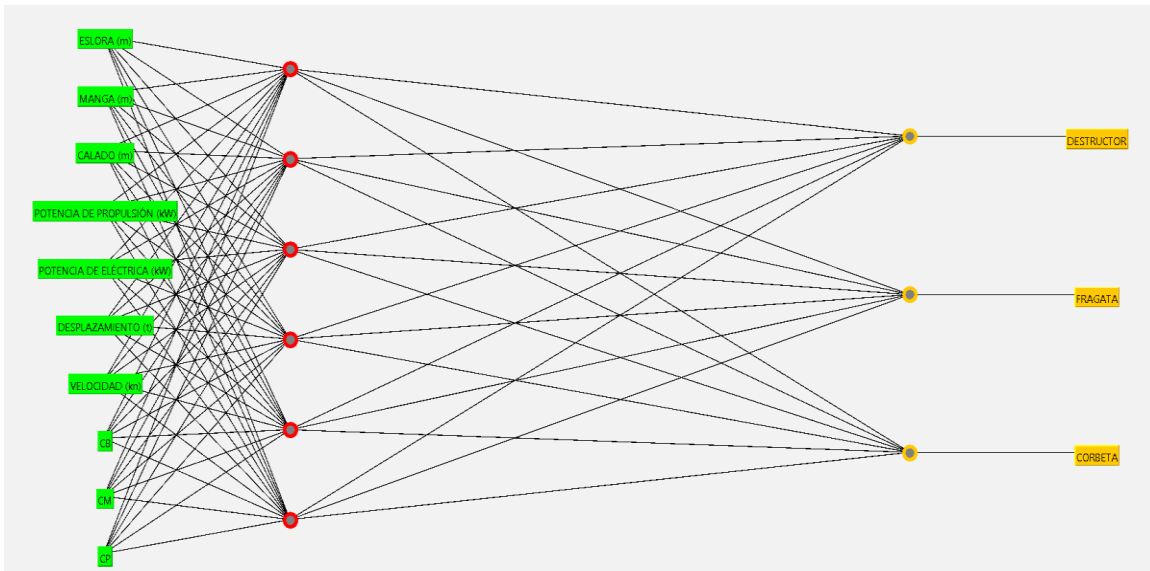


Figura 3-7 Red neuronal de clasificación de buques

En la Figura 3-7 se puede observar la red neuronal creada por el algoritmo Perceptrón Multicapa, donde se aprecia la existencia de una capa oculta formada por 6 neuronas. Cada una de estas neuronas establece conexiones con todos los parámetros situados en la capa de entrada y, de la misma manera, con las 3 clases situadas en la capa de salida.

3.4.2 Algoritmo Part

El presente estudio de clasificación también se ha realizado mediante el algoritmo “Part”.

Este es un algoritmo de clasificación que utiliza una estrategia de árbol de decisión para la clasificación de datos. Sin embargo, a diferencia de otros algoritmos de árbol de decisión, el algoritmo PART no genera un árbol completo y específico para cada conjunto de datos, sino que emplea un enfoque más flexible y tolerante a los errores. Construye una serie de reglas para cada salida, y cada regla está compuesta por una serie de pruebas de condición en los atributos del conjunto de datos.

El algoritmo utiliza una estrategia de búsqueda por adelantado (forward search), comenzando con una regla simple que cubre una gran cantidad de casos, y luego ajustando la regla de manera que se agregan más condiciones para reducir el número de casos cubiertos por dicha regla. El proceso de refinamiento se desarrolla de manera continua hasta que se logra una precisión satisfactoria en la clasificación.

En la Figura 3-8 se muestra una parte del árbol de decisión generado, donde se puede observar parte de las reglas que este algoritmo genera para realizar la clasificación.

```

PART decision list
-----

DESPLAZAMIENTO (t) <= 1650 AND
ESLORA (m) <= 80.4: CORBETA (48.0)

DESPLAZAMIENTO (t) <= 3750 AND
ESLORA (m) > 110 AND
CB <= 0.37: FRAGATA (33.0)

ESLORA (m) <= 117 AND
CP > 0.48: FRAGATA (23.0)

ESLORA (m) > 115.5 AND
VELOCIDAD (kn) > 27 AND
CB > 0.31 AND
ESLORA (m) > 140: DESTRUCTOR (29.0)

ESLORA (m) > 111.6 AND
POTENCIA DE PROPULSIÓN (kW) > 32000 AND
CB <= 0.46: FRAGATA (23.0/7.0)

CP <= 0.51 AND
CALADO (m) > 4.45: FRAGATA (18.0/1.0)
    
```

Figura 3-8 Árbol de decisión obtenido mediante el algoritmo Part

A continuación, se procede a la ejecución del algoritmo para obtener los primeros datos de clasificación, aquellos que indican la cantidad de buques que se han clasificado de manera correcta en sus respectivos grupos, como se puede observar en la Figura 3-9.

Correctly Classified Instances	179	84.0376 %
Incorrectly Classified Instances	34	15.9624 %
Kappa statistic	0.7422	
Mean absolute error	0.1218	

Figura 3-9 Proporción de buques correctamente clasificados mediante el algoritmo Part

Se puede apreciar que el porcentaje de instancias correctamente clasificadas es del 84.0376%, menor que el valor obtenido para el algoritmo anterior, el Perceptrón Multicapa.

El resultado obtenido para el índice Kappa y el error absoluto medio es de 0.7422 y 0.1218, respectivamente. Estos resultados indican que el algoritmo clasificador muestra un buen rendimiento.

```

=== Confusion Matrix ===
      a  b  c  <-- classified as
32  8  0 |  a = DESTRUCTOR
 7 88  9 |  b = FRAGATA
 0 10 59 |  c = CORBETA
    
```

Figura 3-10 Matriz de confusión obtenida mediante el algoritmo Part

En la Figura 3-10 se muestra la matriz de confusión asociada a este algoritmo, donde se puede apreciar que ha habido un total de 32 destructores, 88 fragatas y 59 corbetas cuya clasificación ha sido satisfactoria.

Dicha clasificación es apreciable de manera gráfica en la Figura 3-11. Señalar que se ha aplicado ruido en los datos mostrados en la gráfica para obtener una mejor visualización.

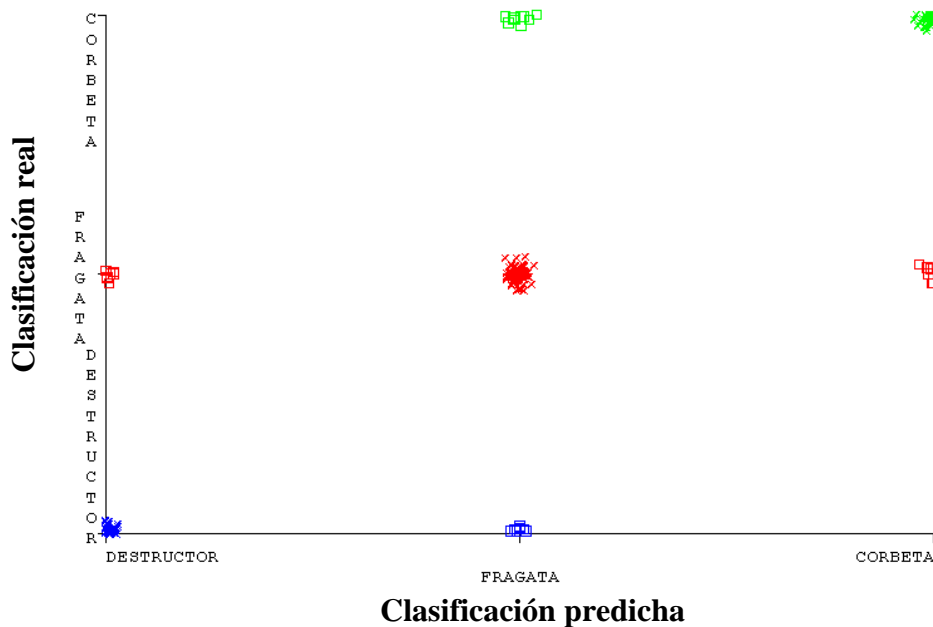


Figura 3-11 Errores de clasificación de datos obtenidos mediante el algoritmo Part

Donde:

- : Clasificación errónea
- ×: Clasificación correcta

A continuación, se muestran los indicadores de precisión en la Figura 3-12.

```

=== Detailed Accuracy By Class ===
      TP Rate  FP Rate  Class
      0,800    0,040  DESTRUCTOR
      0,846    0,165  FRAGATA
      0,855    0,063  CORBETA
Weighted Avg.  0,840    0,108
    
```

Figura 3-12 Indicadores de precisión obtenidos mediante el algoritmo Part

De donde se puede determinar que el grupo de las corbetas es el que mejor porcentaje de verdaderos positivos presenta con un valor de 0.84 de ratio de verdaderos positivos.

3.4.3 Algoritmo J48

Un árbol de decisión es un modelo de aprendizaje automático ampliamente utilizado en la minería de datos. Este árbol representa las posibles decisiones y consecuencias. Cada nodo del árbol representa una decisión o atributo y cada rama representa una consecuencia o un resultado de esa decisión o atributo.

El modelo que sigue un árbol de decisión persigue la división del conjunto de datos en subconjuntos más pequeños y homogéneos. Cada división se realiza de manera que maximice la separación entre los subconjuntos que se van formando. El árbol comienza en la raíz o “nodo 0” y se va ramificando hacia abajo hasta llegar a las “hojas”, que representan las decisiones finales o las conclusiones a las que se ha llegado a partir de los datos. [18]

Este método es muy popular en la minería de datos debido a que es fácil de entender y de interpretar, permite la opción de trabajar con datos numéricos y nominales y, además, también se pueden combinar con otros modelos de aprendizaje automático con el fin de aumentar la precisión de las predicciones.

Ejecutando dicho algoritmo se procede a obtener la salida correspondiente a dicho clasificador.

Correctly Classified Instances	179	84.0376 %
Incorrectly Classified Instances	34	15.9624 %
Kappa statistic	0.7408	
Mean absolute error	0.1187	

Figura 3-13 Proporción de buques correctamente clasificados mediante el algoritmo J48

De la Figura 3-13, se puede ver que la clasificación correcta de buques ha sido del 84.0376%, mientras que el 15.9624% restante se ha clasificado de manera errónea. Por otro lado, el valor de índice Kappa obtenido es de 0.7408 y el del error absoluto medio es de 0.1187, valores muy parejos a los obtenidos por el algoritmo Part.

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
30 10  0 | a = DESTRUCTOR
 6 89  9 | b = FRAGATA
 0  9 60 | c = CORBETA
    
```

Figura 3-14 Matriz de confusión obtenida mediante el algoritmo J48

Con la matriz de confusión mostrada en la Figura 3-14, de las 213 instancias totales, han sido correctamente clasificadas: 30 pertenecientes al grupo de destructores, 89 pertenecientes al grupo de fragatas y 60 pertenecientes al grupo de corbetas. Los errores de clasificación vienen representados de manera gráfica en la Figura 3-15.

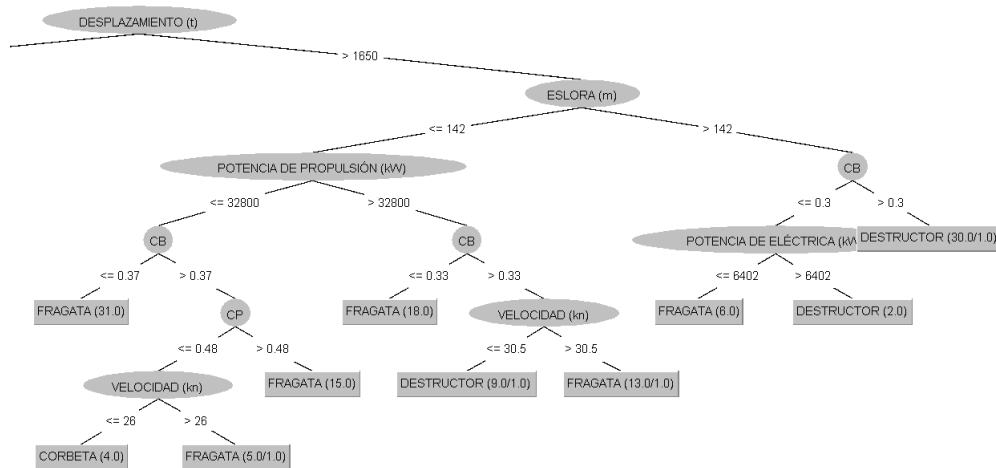


Figura 3-17 – Visualización del árbol de decisión para buques de guerra

En el árbol de decisión mostrado en la Figura 3-17 se tiene como nodo 0 el desplazamiento, a partir de ese parámetro los datos se dividen en dos subconjuntos o ramas, los buques cuyo desplazamiento sea superior a 1650 toneladas y los que cuyo desplazamiento sea inferior a dicho dato. A partir de ahí, se van realizando más divisiones en función del resto de parámetros hasta, finalmente, llegar a las hojas, donde viene representada la clasificación final del buque que se esté estudiando.

3.4.4 Clústers

En este apartado se procederá a realizar la agrupación de los datos en los denominados “clústers”, para poder realizar dicha agrupación se ha empleado la aplicación “Weka” de análisis de datos.

Este programa permite seleccionar dos variables y, en función de ellas, agrupará los distintos valores en los clústers que se le haya indicado. De esta manera también se podrá observar cuales son aquellos buques que, a pesar de pertenecer a un determinado grupo, debido a sus dimensiones no se corresponde del todo con el modelo presente en su grupo.

Para llevar a cabo esto se ha empleado un algoritmo de “K-Means”, el cual es un método de agrupamiento no supervisado empleado en la minería de datos para dividir un conjunto de datos en k grupos o clústers homogéneos.

El método que sigue este algoritmo es el siguiente:

1. Selección de k centroides como los centros iniciales de los k clústers.
2. Mediante el uso de la distancia euclídea, asigna cada dato al clúster cuyo centroide sea más cercano a él.
3. Recalcular el centroide de cada clúster con los nuevos datos que se van incorporando a cada uno de ellos.
4. Realizar repeticiones de los pasos 3 y 4 (iteraciones) hasta que no haya cambios en la reasignación de los datos en los clústers.

El objetivo que persigue este algoritmo es minimizar la suma de las distancias cuadráticas entre cada punto y el centroide de su clúster.

Como se ha mencionado anteriormente, durante la ejecución de este algoritmo se hace uso de la distancia euclídea, la cual se define como la raíz cuadrada de la suma de las diferencias al cuadrado entre las coordenadas de dos puntos en un espacio euclidiano. Sin embargo, también se pueden utilizar otras medidas de distancia, como por ejemplo la distancia Manhattan, dependiendo de la naturaleza de los datos y del problema en cuestión. Sin embargo, para nuestro caso se ha comprobado que el análisis de

los datos muestra un mejor resultado empleando la distancia euclídea. El resultado obtenido se muestra de manera gráfica en la Figura 3-18.

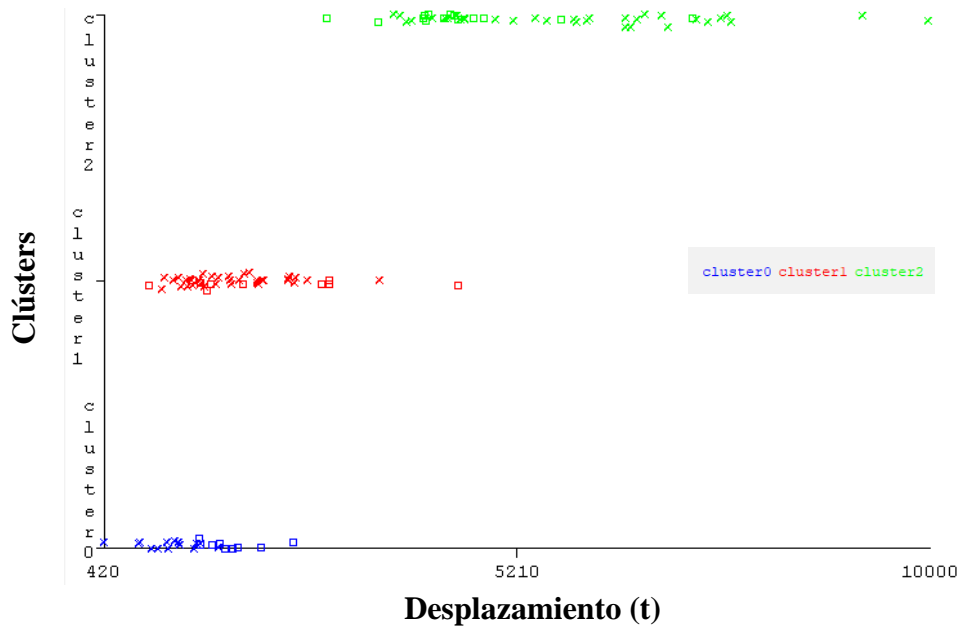


Figura 3-18 - Clústers en función del desplazamiento

Donde:

Clúster 0: corbetas

Clúster 1: fragatas

Clúster 2: destructores

x: clasificación correcta

□: clasificación errónea

En la Figura 3-18 se presenta un gráfico donde el eje Y corresponde a los 3 clústers y el eje X al desplazamiento. Es importante recalcar determinados aspectos de dicho gráfico.

En primer lugar, vamos a centrarnos en la zona alta del gráfico, donde se sitúa el clúster 2, de color verde, es decir, en los destructores. Se pueden apreciar dos figuras distintas, una cruz y un cuadrado. Pues bien, las cruces son datos de buques cuya clasificación coincide con el clúster en el que ha sido asignado, es decir, que sus parámetros se encuentran más cerca del centroide de los datos del grupo de destructores, por lo que se ha considerado que pertenecen a dicho grupo.

Por otro lado, también se hacen visibles una serie de cuadrados, estos son buques que, por sus parámetros de dimensionamiento se han colocado en el grupo de destructores, aunque realmente no lo son. Lo mismo ocurre con el resto de clústers.

3.5 Relación entre coeficientes

Los coeficientes que se van a estudiar en este apartado son el de bloque, maestra y prismático. Estos son considerados los coeficientes principales en el ámbito del diseño y de la construcción naval, son medidas esenciales muy útiles para describir las características físicas y de rendimiento de un barco. Estos coeficientes son cruciales para determinar aspectos como el tamaño, la forma y la eficiencia de un barco, y son fundamentales para el diseño y la construcción de embarcaciones de todo tipo.

Por otro lado, también son utilizados para medir diferentes aspectos del casco y de la superestructura de un barco, como el volumen, la forma o la capacidad de carga. Además, estos coeficientes influyen en la navegación del barco y en su propio rendimiento como plataforma naval, incluyendo su velocidad, estabilidad y maniobrabilidad. Es decir, son herramientas cruciales en el diseño y construcción de un barco, y su comprensión es de vital importancia para poder crear barcos seguros, eficientes y con capacidad de cumplir con los requisitos específicos de cada proyecto.

En este apartado se llevará a cabo el estudio de las relaciones presentes entre dichos coeficientes, de manera que se pueda obtener una ecuación de correlación entre estos. En la Figura 3-19 se muestran todas las relaciones establecidas, las cuales se comentarán a continuación.

El coeficiente de la maestra viene dado por la relación entre el área de la sección media sumergida y el producto de la manga en dicha sección por el calado como se indica en la ecuación (2).

Sin embargo, para la obtención de dicho coeficiente se han empleado dos fórmulas de estimación para obtener el valor en cuestión.

En primer lugar, mediante la fórmula de Kerlen, la cual permite estimar el valor del coeficiente de la maestra a partir del coeficiente de bloque obtenido en el apartado anterior.

$$C_m = 1.006 - 0.0056 \cdot C_b^{-3.56} \quad (16)$$

Donde:

C_m : *coeficiente de la maestra*

C_b : *coeficiente de bloque*

En segundo lugar, la expresión propuesta por HSVA, laboratorio de investigación y consultoría con sede en Alemania y que se especializa en hidrodinámica, ingeniería naval, protección del medio ambiente y tecnología.

$$C_m = \frac{1}{1 + (1 - C_b)^{3.5}} \quad (17)$$

Donde:

C_m : *coeficiente de la maestra*

C_b : *coeficiente de bloque*

El valor del coeficiente de la maestra finalmente empleado se ha calculado como el promedio de los resultados obtenidos mediante las fórmulas de estimación presentadas previamente. El coeficiente prismático se ha calculado siguiendo la ecuación (4).

En la Figura 3-19 se puede observar un cuadro resumen con los distintos gráficos obtenidos al establecer las relaciones entre dichos parámetros, recalcar que, al haberse estimado el valor del coeficiente de la maestra a partir del coeficiente de bloque, y el coeficiente prismático ser el cociente entre estos dos, las curvas obtenidas muestran una regresión cercana a 1, lo cual es lógico al derivar unas de otras de manera directa. Sin embargo, esta relación nos sirve para establecer la ecuación de la curva y, de esta manera, poder determinar el valor de un coeficiente a partir de otro.

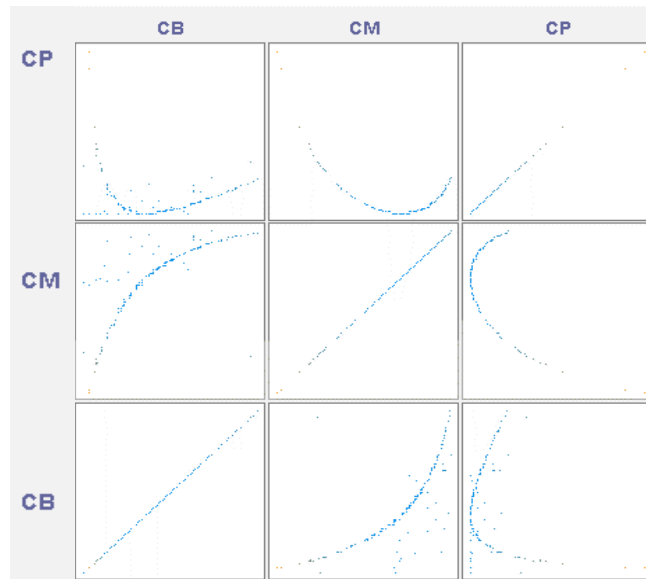


Figura 3-19 Relación entre coeficientes

En primer lugar, se realizará el análisis del coeficiente de bloque frente al coeficiente de la maestra.

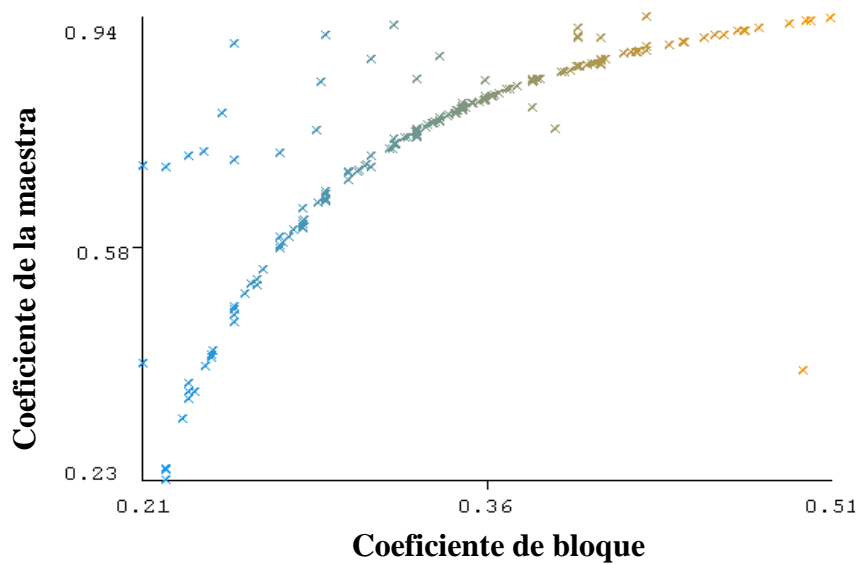


Figura 3-20 Coeficiente de la maestra frente al coeficiente de bloque

De la Figura 3-20 se puede observar la existencia de numerosos valores atípicos. Con el objetivo de obtener una ecuación que se modele mejor a la tendencia existente en el grupo de datos, se eliminarán dichos valores.

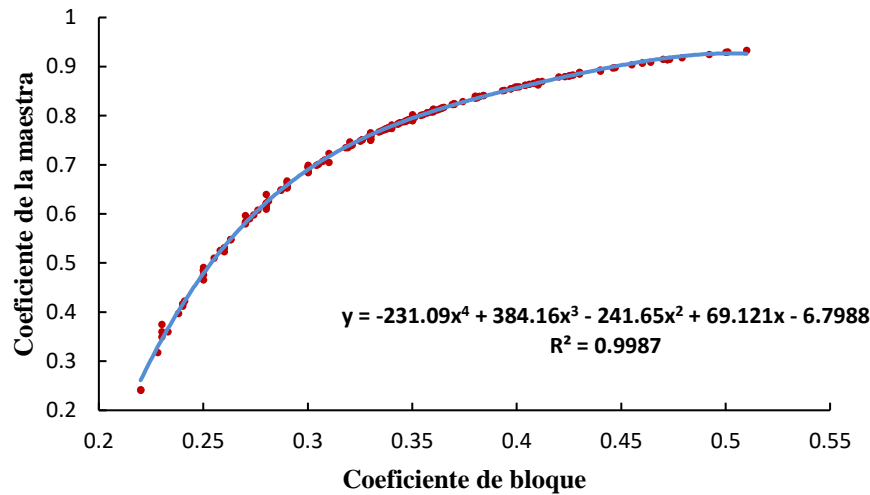


Gráfico 3-24 Coeficiente de la maestra frente al coeficiente de bloque corregido

Del Gráfico 3-24 se halla el coeficiente de determinación y la recta de regresión que establece la relación entre ambos parámetros adimensionales.

$$R^2 = 0.9987$$

$$y = -231.09x^4 + 384.16x^3 - 241.65x^2 + 69.121x - 6.7988$$

Se puede observar que una disminución del coeficiente de bloque implica también una reducción del coeficiente de la maestra. En un caso práctico, en caso de que no se produzca dicha disminución de la maestra, puede derivar en efectos negativos en las formas del buque como desprendimientos de flujo que finalmente producen un aumento en la resistencia al avance. [7]

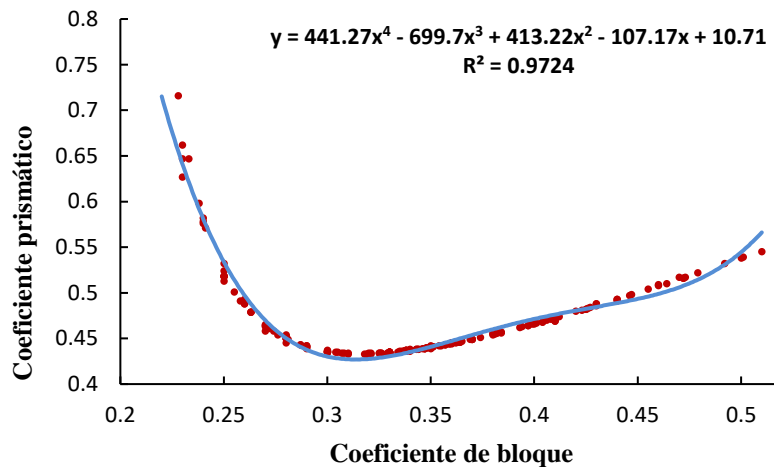


Gráfico 3-25 Coeficiente prismático frente al coeficiente de bloque

Los resultados obtenidos para el coeficiente de determinación y la ecuación de la curva correspondiente a dicha correlación mostrada en el Gráfico 3-25 son:

$$R^2 = 0.9724$$

$$y = 441.27x^4 - 699.7x^3 + 413.22x^2 - 107.17x + 10.71$$

La curva obtenida en el Gráfico 3-25 muestra la curva de correlación entre ambos valores. Sin embargo, el grueso de la muestra de datos se encuentra concentrado a partir de un valor de coeficiente de bloque igual a 0,3. De esto se puede deducir que, como norma general, a medida que aumenta el

coeficiente de bloque, también lo hace el coeficiente prismático. Como se ha indicado previamente, el valor de un coeficiente de bloque para buques de guerra se encuentra entre 0.3 y 0.5, ya que un coeficiente de bloque bajo implica un coeficiente prismático bajo.

El aumento del coeficiente prismático resulta en un aumento de la superficie de contacto del buque con el agua, lo que, a su vez, aumenta la resistencia viscosa del buque, justamente lo opuesto que se pretende conseguir en los buques de guerra, los cuales requieren de altas velocidades para asegurar una capacidad operativa óptima.

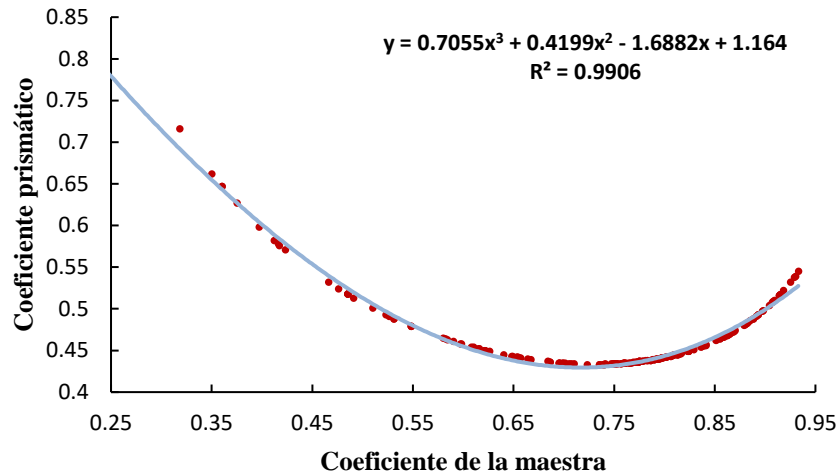


Gráfico 3-26 Coeficiente prismático frente al coeficiente de la maestra

$$R^2 = 0.9906$$

$$y = 0.7055x^3 + 0.4199x^2 + 85.888x - 1.164$$

4 RESULTADOS / VALIDACIÓN / PRUEBA

4.1 Resultados

4.1.1 Relaciones entre variables y coeficientes

Para introducir los resultados obtenidos en las relaciones entre los parámetros estudiados en la base de datos de buques de guerra se ha procedido a realizar una tabla resumen con la información relacionada con la correlación entre distintas variables.

Relación entre parámetros	Coefficiente de determinación
Eslora - Manga	$R^2 = 0.8058$
Desplazamiento - Eslora	$R^2 = 0.9345$
Desplazamiento - Manga	$R^2 = 0.8515$
Desplazamiento - Calado	$R^2 = 0.5838$
Desplazamiento - Potencia de propulsión	$R^2 = 0.7574$
Desplazamiento - Potencia eléctrica	$R^2 = 0.887$
Eslora - Potencia de propulsión	$R^2 = 0.7064$
Velocidad - Potencia de propulsión	$R^2 = 0.8571$
Coefficiente de bloque - Coeficiente de la maestra	$R^2 = 0.9987$
Coefficiente de bloque - Coeficiente prismático	$R^2 = 0.9724$
Coefficiente de la maestra - Coeficiente prismático	$R^2 = 0.9906$

Tabla 4-1 Tabla resumen de relación de coeficientes respecto al parámetro crítico

En la Tabla 4-1 se muestran las diferentes relaciones establecidas entre parámetros. De esta manera se pueden estimar valores futuros, mediante las ecuaciones de regresión se han establecido las relaciones mostradas lo que permite predecir valores futuros a partir del valor del parámetro crítico.

El coeficiente de determinación más próximo a uno viene dado por la relación entre el desplazamiento y la eslora, es de esperar puesto que se tratan de los dos parámetros que mayor ganancia de información ofrecen, como se ha visto en la Figura 3-16.

Las ecuaciones de regresión correspondientes a cada una de las relaciones entre parámetros se adjuntan en el Anexo IV: Ecuaciones de regresión.

4.1.2 Comparativa de algoritmos de clasificación

En el apartado de desarrollo, se ha realizado una clasificación de datos mediante tres algoritmos distintos. Tras la obtención de los resultados, en este apartado se procederá a realizar la comparación entre los mismos para determinar cuál es el que presenta mejor rendimiento a la hora de realizar la clasificación.

Clasificador	Instancias clasificadas correctamente (%)	Instancias clasificadas erróneamente (%)	Índice Kappa	Error absoluto medio
Perceptrón Multicapa	89.67	10.33	0.8338	0.0856
Part	84.03	15.96	0.7422	0.1218
Árbol de decisión J48	84.03	15.96	0.7408	0.1187

Tabla 4-2: Tabla resumen de resultados obtenidos por los algoritmos de clasificación

Una vez obtenida la Tabla 4-2 se puede observar que el porcentaje de instancias correctamente clasificadas al ejecutar cada algoritmo es superior al 84% en los tres casos, lo que implica un porcentaje considerablemente bueno.

Indicar que tanto para el clasificador Part como para el Árbol de decisión los valores de instancias correcta e incorrectamente clasificadas son iguales, sin embargo, difieren ligeramente en el índice Kappa y el error absoluto medio.

En cambio, el clasificador Perceptrón Multicapa ofrece el mayor porcentaje de clasificaciones satisfactorias, con un 89.67%, además de un índice Kappa y error absoluto medio mejores, siendo estos valores de 0.8338 y 0.0856, respectivamente.

A pesar de que el clasificador que mejores resultados ha ofrecido es el Perceptrón Multicapa, los clasificadores restantes también proporcionan información valiosa. En ambos casos, el árbol de decisión generado se ha iniciado con el parámetro desplazamiento. Es decir, el desplazamiento se considera el nodo raíz, el cual representa el atributo que se utiliza para realizar la primera partición. Para realizar las divisiones, los árboles de decisión utilizan particiones basándose en la ganancia de información. En cada partición se utiliza el atributo que proporciona una mayor ganancia de información.

Todo esto quiere decir que, de todos los atributos introducidos en la base de datos, aquel que reduce la incertidumbre en mayor medida al realizar la primera partición del conjunto de datos es el desplazamiento.

Se ha hecho uso de estos clasificadores para determinar qué grupo es el más adecuado para las futuras F-110 en cuanto a parámetros de dimensionamiento se refiere. Para ello se han introducido los datos de las F-110 en el algoritmo Perceptrón Multicapa, ya que es el que mejor rendimiento ha mostrado. Resaltar que al introducir dichos datos de la F-110, se ha asumido que dicho buque pertenece al grupo de los destructores, de manera que, si es así, el algoritmo lo marcará como valor correcto, mientras que si finalmente es asignado en otro grupo, el algoritmo indicará que la predicción del grupo no coincide con el grupo real. Los datos de la F-110 que se han introducido en Weka para su posterior clasificación se muestran en la Tabla 4-3. [19]

Clasificación	Eslora (m)	Manga (m)	Calado (m)	Potencia (kW)	Desplazamiento (t)	Velocidad (kn)	CB	CM	CP
Destructor	145	18	5.2	50.000	6100	28	0.46	0.9	0.5

Tabla 4-3 Parámetros de la F-110

```

=== Detailed Accuracy By Class ===

          TP Rate  FP Rate  Class
          1,000    ?        DESTRUCTOR
          ?        0,000    FRAGATA
          ?        0,000    CORBETA
Weighted Avg.  1,000    ?
    
```

Figura 4-1 Clasificación F-110 mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa

Este algoritmo ha clasificado al buque de guerra F-110 como destructor. En la Figura 4-1 se puede observar que la tasa de verdaderos positivos es de 1 y, al únicamente haber introducido la instancia correspondiente a la F-110, queda determinado que el grupo asignado es el de los destructores.

Asimismo, se ha obtenido la matriz de confusión (mostrada en la Figura 4-2), donde la instancia de estudio se muestra colocada en el puesto de la diagonal principal perteneciente a los destructores.

```

=== Confusion Matrix ===

a b c  <-- classified as
1 0 0 | a = DESTRUCTOR
0 0 0 | b = FRAGATA
0 0 0 | c = CORBETA
    
```

Figura 4-2 Matriz de confusión de la F-110 obtenida mediante el algoritmo de Perceptrón Multicapa

Se concluye afirmando que, debido a sus parámetros de dimensionamiento, el futuro buque de guerra desarrollado por Navantia pertenece al grupo de destructores. Esto es lógico, puesto que es un buque de un tamaño considerable y con un gran desplazamiento. Además de contar con una potente planta propulsora que le permitirá alcanzar las velocidades operativas requeridas para poder desempeñar su misión de manera exitosa.

5 CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

5.1 Conclusiones

Durante el desarrollo de este trabajo se ha constatado la dificultad que existe en el proceso de recopilación de los datos debido a la naturaleza reservada que esta información suele tener en este campo, ya que generalmente, estos datos sobre los buques de guerra son de carácter confidencial. De todas formas, se ha generado una base de datos lo suficientemente amplia como para su análisis con datos consistentes sobre este tipo de buques.

Debido a los sesgos producidos por la falta de información en algunas de las variables, se ha procedido a su estimación empleando formulaciones generalmente aceptadas como son la fórmula de Kerlen y la del HSVA, con las cuales se han establecido las ecuaciones de regresión correspondientes a las relaciones entre los coeficientes principales de los buques. Debido a esto, los coeficientes de determinación son del orden de 0.99, es decir, casi perfecto, ya que el coeficiente de la maestra deriva del valor del coeficiente de bloque. Dado que finalmente se han establecido las ecuaciones de regresión empleando este método de estimación entre coeficientes, se ha cumplido el objetivo de lograr la ecuación que relaciona los coeficientes de estudio.

En el análisis de los datos, se han empleado diferentes algoritmos clasificadores, a través de los cuales se ha determinado que el parámetro crítico es el desplazamiento, a partir del cual se han podido establecer las relaciones entre las distintas variables. Cumpliendo así el objetivo principal de este trabajo, obtener la matriz de correlaciones.

Los parámetros analizados en este TFG han permitido también determinar la escasa variación que el rango de velocidades de un buque ha experimentado y su importancia dentro del ámbito táctico, ya que es un parámetro en el que todos los diseños analizados se mantienen constantes en el periodo que abarca la base de datos, que empieza en 1980 y termina en 2020. Esto es debido a las necesidades de velocidad que los buques de guerra han requerido desde tiempo de guerra hasta la actualidad, ya que permite una mayor maniobrabilidad, no solo para evadir ataques enemigos sino también para alcanzar determinados puntos tácticos en un escenario lo más rápido posible, así como para ser capaz de responder ante un imprevisto de manera breve y precisa.

La base de datos obtenida y analizada ha permitido construir un grupo de ecuaciones valiosas a la hora de definir las dimensiones principales necesarias en todo proyecto conceptual de buques de este tipo, constituyendo en sí un complemento a formulación tradicional que se emplea en este tipo de buques y que es escasa.

5.2 Líneas futuras

El estudio realizado en este TFG es el punto de partida para la obtención de una base de datos más amplia que permita realizar estudios como:

1. Análisis predictivo sobre la rentabilidad de los buques: añadiendo parámetros como el consumo de combustible para poder hacer una predicción de costos operativos. De esta manera no solo se determina un precio estimado, sino que también a las empresas mejorar la planificación y gestión de estas teniendo en cuenta dicho factor.
2. Seguimiento y monitorización de buques: buscando patrones de tráfico marítimo de los buques de guerra se puede obtener un POL (Pattern Of Life) de buques militares. De esta manera se podrán detectar patrones de actividad inusual, ayudando a prevenir amenazas potenciales y aumentar la seguridad marítima.
3. Recopilación de variables cualitativas: variables como modelo, edad, tipo de motor, horas de uso, etc. con el objetivo de analizar elementos como la eficiencia de los buques ofreciendo información valiosa para la toma de decisiones sobre las necesidades como la renovación y el mantenimiento de los buques ya existentes.

6 BIBLIOGRAFÍA

- [1] BAOSS, Servicios de análisis de datos y optimización de negocio, «baoss,» [En línea]. Available: www.baoss.com.
- [2] militar, Información, Defensa y actualidad, «Galaxia militar,» 2019. [En línea]. Available: <http://galaxiamilitar.es/>.
- [3] Navantia, «Navantia,» 2020. [En línea]. Available: <https://www.navantia.es/es/>. [Último acceso: Enero 2023].
- [4] Asociación y colegio de Ingenieros Técnicos Navales, «El proyecto del buque,» Ferrol, 1977.
- [5] Docsity, «Docsity,» [En línea]. Available: www.docsity.com.
- [6] Pena, Pedro Jesús Carrasco, «Teoría del buque,» de *Centro Universitario de la Defensa*.
- [7] Olsson, Kristian Alarcón, «Universidad Politécnica de Cartagena,» Septiembre 2016. [En línea]. Available: <https://repositorio.upct.es/bitstream/handle/10317/5729/tfe-ala-pro.pdf?sequence=1>.
- [8] R. Gutiérrez, «Revista ejércitos,» Diciembre 2020. [En línea]. Available: <https://www.revistaejercitos.com/2020/12/01/navantia-y-la-armada/>.
- [9] G. Shipbuilders, «Gondán,» 2023. [En línea]. Available: <https://www.gondan.com/en/>.
- [10] J.Barreras, Hijos de, «Hijos de J.Barreras,» 2023. [En línea]. Available: <http://www.hjbarreras.es/?page=perfil-de-la-compania.1>.
- [11] Carrasco, Benjamín, «Info Defensa,» Junio 2021. [En línea]. Available: <https://www.infodefensa.com/texto-diario/mostrar/2949355/nuevo-buque-transporte-logistico-ysabel-armada-caracteristicas-misiones>.
- [12] Rodrigo, Gabriel Molina y María F., «Universidad de Valencia,» 2010. [En línea]. Available: http://ocw.uv.es/ciencias-de-la-salud/pruebas-1/1-3/t_09nuevo.pdf.
- [13] Merlo, Diandra María Correa, «Técnicas de minería de datos y software disponible. Una evaluación comparativa. Aplicación a datos reales.,» 2022.
- [14] Madrid, Universidad a distancia de, «UDIMA,» [En línea].

- [15] Datahack, «Datahack.es,» 2021. [En línea]. Available: www.datahack.es/tecnicas-mineria-datos/.
- [16] Universidad Abierta de Cataluña, Cataluña, 2015.
- [17] Militar, Escuela Naval, «Táctica Naval III,» 2023.
- [18] Corporation, International Business Machines, «IBM,» [En línea]. Available: IBM.com.
- [19] Indra, «Indra Blog Neo,» [En línea]. Available: www.indracompany.com.
- [20] B. Prézelin, Flottes de combat, Éditions Maritimes & D'outre-mer Édilarge S.A, 2008.
- [21] R. Racso, «Física y Matemáticas,» Noviembre 2011. [En línea]. Available: <https://fisicamatematic.wordpress.com/2011/11/04/minimos-cuadrados/#comments>. [Último acceso: Febrero 2023].
- [22] Barrios, Donis, «Scribd,» 2012. [En línea]. Available: <https://es.scribd.com/document/360625152/Coeficientes-de-Forma-en-Buques#>. [Último acceso: Enero 2023].
- [23] José M^a Treviño, Almirante Armada Española, «Defensa,» 19 Enero 2017. [En línea]. Available: <https://www.defensa.com/reportajes/armada-espanola-ultimas-tres-decadas>. [Último acceso: Febrero 2023].
- [24] Defensa, Ministerio de, «Armada Española,» [En línea].
- [25] Retana, Luis Felipe Carvajal, «Dabia,» 2018. [En línea]. Available: <https://www.grupodabia.com/post/2020-03-18-modelos-no-lineales/#:~:text=Un%20modelo%20de%20regresi%C3%B3n%20no,ajuste%20tanto%20como%20el%20investigador>.
- [26] Rodríguez, María del Carmen Arce, «Universidad de Cádiz,» Octubre 2014. [En línea]. Available: <https://rodin.uca.es/bitstream/handle/10498/17444/b37279208.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. [Último acceso: Enero 2023].
- [27] Vilanova, Camil Busquets i, «Revista Naval,» 22 08 2012. [En línea]. Available: <https://www.revistanaval.com/noticia/panol-historias-dd-destructores-fletcher/>. [Último acceso: Febrero 2023].
- [28] Saunders, Stephen, Fighting Ships, Jane`s, 2004.
- [29] Bernard Prézelin, flottes de combat, ÉDITIONS MARITIIMES & D'OUTRE-MER ÉDILARGE S.A, 2008.

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

La industria naval tiene un notable impacto social debido a la cantidad de personas empleadas en la industria. Además, la construcción de barcos puede llegar a tener impacto incluso en las comunidades locales, ya que afecta a la calidad del agua, al ruido y a la contaminación del aire. Para ello, la industria debe tener muy en cuenta la seguridad y la salud de los trabajadores, así como el impacto social en las comunidades cercanas.

Las empresas implicadas en dicho ámbito de construcción y diseño naval deben valorar la diversidad como una fuente de riqueza la cual fomenta la innovación y enriquece personal y profesionalmente a sus empleados. Esta diversidad no solo se aborda en términos de género, sino también en cuanto a la diversidad cultural, generacional, orientación sexual y demás condiciones físicas o sociales.

Por otro lado, la industria de la construcción y el diseño naval cobra una gran importancia para la economía de muchos países, ya que las plataformas navales cumplen con una gran variedad de funciones en la sociedad, como transporte de personas o mercancías. Se debe tener en cuenta el costo de producción y mantenimiento y la capacidad de los barcos para satisfacer las necesidades económicas de los clientes. De la misma manera, factores muy importantes para tener en cuenta son los costos ambientales, ya que los costes de la contaminación y el cambio climático pueden suponer un gran gasto para la economía de un país.

En cuanto a las implicaciones ambientales se refiere, la construcción naval puede tener un impacto muy significativo en el medio ambiente. Factores como la contaminación del agua y del aire pueden tener efectos negativos en la fauna y la flora marina, además de la emisión de gases de efecto invernadero, los cuales pueden contribuir al cambio climático.

Debido a esto, el diseño y la construcción naval deben considerar la eficiencia energética, la reducción de emisiones y la correcta eliminación de residuos de construcción y mantenimiento de los buques. Por ello, es de vital importancia la contribución contra el cambio climático mediante la implementación de una industria de construcción naval sostenible, con instalaciones de producción desarrolladas con el objetivo de minimizar el impacto ambiental y con productos que cumplan con los estándares internacionales en materia de protección del medioambiente y, sobre todo, del medio marino.

En definitiva, la industria naval debe tener un compromiso sólido con el ámbito social, económico y ambiental para garantizar un desarrollo sostenible. Esto implica que la construcción y el diseño de buques deben estar en línea con las normativas ambientales, garantizando un menor impacto ambiental y una mayor eficiencia energética. Asimismo, se debe fomentar la diversidad y la igualdad en el entorno laboral, permitiendo la inclusión de todas las personas y la mejora de su calidad de vida. De la misma forma, dicha industria debe ser competitiva, generando empleos y contribuyendo al crecimiento económico de la región en la que se encuentra. Todos estos aspectos son fundamentales para asegurar la supervivencia a largo plazo de la industria naval.

ANEXO II: REFLEXIONES SOCIALES Y ÉTICAS

Las reflexiones éticas y sociales son fundamentales para cualquier proyecto, puesto que dan la posibilidad de considerar los posibles impactos que puede tener determinada iniciativa en la sociedad y en el entorno en el cual se desarrolla.

En cualquier trabajo, se deben tener en cuenta los aspectos sociales y económicos con el fin de garantizar el respeto hacia los derechos humanos, protección del medio ambiente, promoción de la equidad, y fomentación del bienestar social. En este aspecto, dichas reflexiones éticas y sociales son fundamentales para asegurar que los proyectos se desarrollen de manera responsable y sostenible y, en general, que se contribuya al bienestar de la sociedad.

A pesar de que, la creación de una base de datos de parámetros de dimensionamiento de buques de guerra es una herramienta muy útil en el ámbito del diseño y construcción naval, también plantea una serie de cuestiones éticas y sociales que deben ser abordadas cuidadosamente:

1. Sensibilidad de uso de los datos: La generación de una base de datos de parámetros de dimensionamiento de buques de guerra puede llegar a implicar el acceso a información de carácter sensible en cuanto a tecnología militar y capacidades de defensa de distintas naciones. Debido a ello, es necesario garantizar que esta información se emplee de manera responsable y ética, y que se proteja correctamente de posibles amenazas de seguridad.
2. En cuanto a la responsabilidad social, el diseño y la construcción naval tienen un impacto significativo en la seguridad y vida de las personas, sobre todo en el caso de buques de guerra. Debido a esto, es importante ser consciente de la responsabilidad social y ética para garantizar que la tecnología se utilice para fines pacíficos y no para la guerra.
3. La creación de una base de datos también puede acarrear consecuencias negativas. Tomar medidas adecuadas para proteger los datos y garantizar que no se utilicen de manera ilegal o irresponsable es de vital importancia.

También es importante tener en cuenta que, en el ámbito del diseño y la construcción naval, la modernización, innovación y avance tecnológico son fundamentales para garantizar una eficiencia y rendimiento óptimo para el desempeño de sus funciones por parte de la plataforma naval. Sin embargo, estos avances pueden ocasionar consecuencias negativas, como pueden ser la pérdida de empleo debido a la automatización de los diversos procesos de construcción o la exacerbación de desigualdades sociales y económicas.

ANEXO III: ÁRBOL DE DECISIÓN

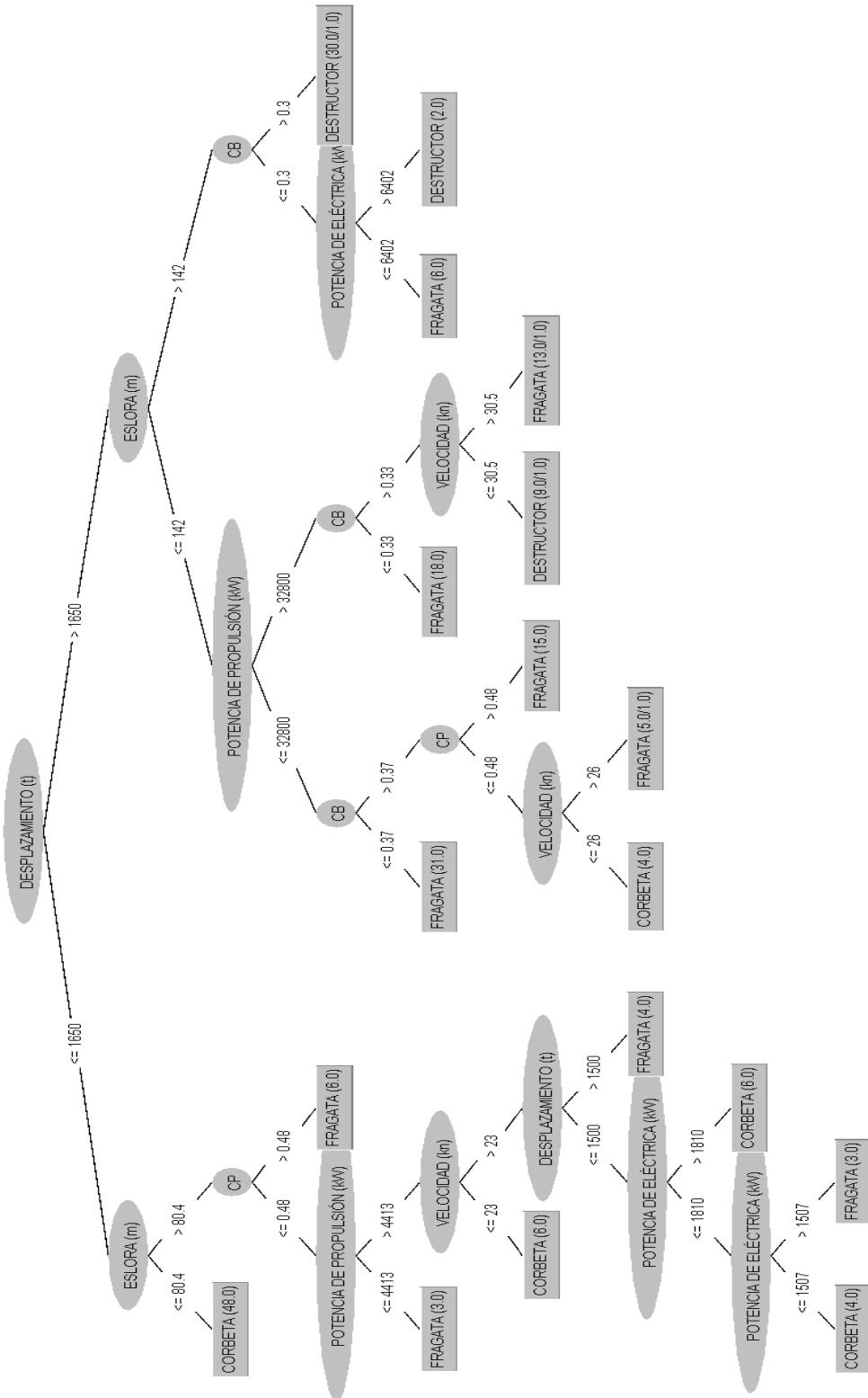


Figura A3-1 Árbol de decisión obtenido por el algoritmo J48

ANEXO IV: ECUACIONES DE REGRESIÓN

En este anexo se muestra la Tabla A4-1, donde vienen recogidas las ecuaciones de regresión obtenidas.

Relación	Ecuación de regresión
Eslora-Manga	$y = 0.0004x^2 + 0.0077x + 7.7085$
Desplazamiento-Eslora	$y = 0.4887x^2 - 53.908x + 2147$
Desplazamiento-Manga	$y = 12.539x^2 + 178.94x - 2113.3$
Desplazamiento-Calado	$y = 19.752x^3 - 399.6x^2 + 3157.8x - 5365.3$
Desplazamiento-Potencia de propulsión	$y = 1 \cdot 10^{-15}x^4 - 2 \cdot 10^{-10}x^3 + 1 \cdot 10^{-5}x^2 - 0.1149x + 1409.5$
Eslora- Potencia de propulsión	$y = -0.0172x^3 + 10.097x^2 - 1128x + 47645$
Velocidad-Potencia de propulsión	$y = -5 \cdot 10^{-18}x^4 + 8 \cdot 10^{-13}x^3 - 5 \cdot 10^{-8}x^2 + 0.0013x + 14.745$
Desplazamiento-Potencia eléctrica	$y = 2 \cdot 10^{-16}x^5 - 5 \cdot 10^{-12}x^4 + 5 \cdot 10^{-8}x^3 - 0.0001x^2 + 1.1205x + 230.04$
Coeficiente de bloque- Coeficiente de la maestra	$y = -231.09x^4 + 384.16x^3 - 241.65x^2 + 69.121x - 6.7988$
Coeficiente de bloque- Coeficiente prismático	$y = 441.27x^4 - 699.7x^3 + 413.22x^2 - 107.17x + 10.71$
Coeficiente de la maestra- Coeficiente prismático	$y = 0.7055x^3 + 0.4199x^2 + 85.888x - 1.164$

Tabla A4-1 Tabla resumen de ecuaciones de regresión

ANEXO V: BASE DE DATOS DE BUQUES DE GUERRA

En la Tabla A5-1 de este anexo se adjunta la base de datos de buques de guerra generada. Los datos han sido recopilados principalmente de los libros “flottes de combat” y “Jane’s Fighting Ships”, ambos mencionados en el apartado de la Bibliografía.

PAÍS	CLASIFICACIÓN	TIPO	CLASE	ESLORA (m)	MANGA (m)	CALADO (m)	PROPULSIÓN (kW)	POTENCIA ELÉCTRICA (kW)	DESPLAZAMIENTO (t)	VELOCIDAD (kn)	AÑO DE BOTADURA	CB	CM	CP
ARGENTINA	DESTRUCTOR	42 BRITÁNICO	HÉRCULES	125.6	14.3	5.8	36750	4000	5350	29	1972	0.501	0.93	0.54
CANADÁ	DESTRUCTOR	TRIBAL	IROQUOIS	129.8	15.24	4.7	36775	2750	4500	29	1971	0.472	0.91	0.52
CHINA	DESTRUCTOR	SOVREMENNY RUSO	HANGZHOU	156.5	17.2	6	80850	4400	6500	33	2004	0.393	0.85	0.46
CHINA	DESTRUCTOR	LUJANG I	GUANGZHOU	160	17	6	26680		5800	29	2002	0.347	0.79	0.44
CHINA	DESTRUCTOR	LUJANG II	LANZHOU	160	17	6	26680		6000	29	2003	0.359	0.81	0.44
CHINA	DESTRUCTOR	LUZHOU	SHENYANG	155	17	6	35720		5900	30	2005	0.364	0.82	0.45
CHINA	DESTRUCTOR	LUHAI	SHENZHEN	153	16.5	6	35720		5500	30	1997	0.354	0.80	0.44
CHINA	DESTRUCTOR	LUHU	HARBIN	144	16	5.1	39400		4200	31	1993	0.349	0.79	0.44
CHINA	DESTRUCTOR	LUDA I	YINCHUAN	132	12.8	4.6	52920		3250	32	1990	0.408	0.87	0.47
COREA DEL SUR	DESTRUCTOR	KDX 3	SEJONG DAEWANG	165.9	21.4	6	73500	9000	7600	30	2011	0.348	0.79	0.44
COREA DEL SUR	DESTRUCTOR	KDX 2	CHUNG MUGONG YI SUN SHIN	154.4	16.9	4.3	44100		3855	29	2006	0.335	0.77	0.44
COREA DEL SUR	DESTRUCTOR	KDX I	KWANGGAETO DAEWANG	135.4	14.2	4.3	43365	3200	4000		1998	0.472	0.91	0.52
ESPAÑA	DESTRUCTOR	F-100	ÁLVARO DE BAZÁN	146.7	18.6	4.75	34765	4400	4555	29	2005	0.343	0.78	0.44
EEUU	DESTRUCTOR	CRUCERO TICONDEROGA	BUNKER HILL	172.8	16.76	6.52	63210	7500	7400	31	1992	0.382	0.84	0.46
EEUU	DESTRUCTOR	ARLEIGH BURKE FLIGHT I	ARLEIGH BURKE	153.5	20.4	6.3	73500	7500	9033	32	1999	0.447	0.90	0.50
EEUU	DESTRUCTOR	DDG 1000	ZUMWALT	185	24.6	8.4	69600	8000	10000	31	2011	0.255	0.51	0.50
INGLATERRA	DESTRUCTOR	45	DARING	152.4	21.2	5.5	50000		5800	29	2010	0.318	0.73	0.43
INGLATERRA	DESTRUCTOR	42	MANCHESTER	141.4	15.2	5.8	39980	4000	4400	30	1985	0.344	0.79	0.44
INGLATERRA	DESTRUCTOR	42	SHEFFIELD	125.7	14.3	5.9	39980	4000	5350	29	1980	0.492	0.93	0.53
INDIA	DESTRUCTOR	DELHI	DELHI	163	17.4	6.5	47040		6700	28	1995	0.355	0.80	0.44
INDIA	DESTRUCTOR	KASHIN RUSO	RAJPUT	146.2	15.8	4.7	69090		4974	35	2010	0.447	0.90	0.50
ITALIA	DESTRUCTOR	HORIZON	ANDREA DORIA	152.9	20.3	5.4	46000	6400	5600	29	2007	0.326	0.75	0.43
ITALIA	DESTRUCTOR	LUIGI DURAND DE LA PENE	LUIGI DURAND DE LA PENNE	147.7	16.1	5	40425		4500	32	1991	0.369	0.82	0.45
JAPÓN	DESTRUCTOR	16DDH	HYUGA	197	33	7	73500		13500	30	2009	0.289	0.66	0.44
JAPÓN	DESTRUCTOR	SHIRANE	SHIRANE	158.8	17.5	5.3	51480		5200	32	1979	0.344	0.79	0.44
JAPÓN	DESTRUCTOR	HARUNA	HARUNA	153	17.5	5.2	51485		4950	32	1973	0.347	0.79	0.44
JAPÓN	DESTRUCTOR	DDGH ATAGO	ATAGO	164.9	21	6.2	73500	6000	7700	30	2006	0.350	0.79	0.44

CREACIÓN DE UNA BASE DE DATOS PARA OBTENCIÓN DE FUNCIONES PARÁMETROS DE FORMAS DE BUQUES DE GUERRA

JAPÓN	DESTRUCTOR	DDGH KONGO	KONGO	161	21	6.2	73500	6000	7250	30	1996	0.337	0.77	0.44
JAPÓN	DESTRUCTOR	DDGH HATAKAZE	HATAKAZE	150	16.4	4.8	52920		4650	30	1987	0.384	0.84	0.46
JAPÓN	DESTRUCTOR	DDGH TACHIKAZE	ASAKAZE	143	14.3	4.6	44100		3850	32	1981	0.399	0.86	0.47
JAPÓN	DESTRUCTOR	TAKANAMI	TAKANAMI	151	17.4	5.3	44100		4650	30	2004	0.326	0.75	0.43
JAPÓN	DESTRUCTOR	MURASAME	MURASAME	151	17.4	5.2	44100		4550	30	2000	0.325	0.75	0.43
JAPÓN	DESTRUCTOR	ASAGIRI	ASAGIRI	136.5	14.6	4.5	39620		3500	30	1989	0.381	0.84	0.45
JAPÓN	DESTRUCTOR	HATSUYUKI	HATSUYUKI	130	13.6	4.1	33080		2950	30	1986	0.397	0.86	0.46
MÉXICO	DESTRUCTOR	GERAING AMERICANO	NETZAHUALCOYOTL	119.03	12.52	4.45	44130	1200	3030	30	1945	0.446	0.90	0.50
PAÍSES BAJOS	DESTRUCTOR	LCF/NLF	DE ZEVEN PROVINCIE	144.24	18.82	5.19	36970	6600	4400	28	2003	0.305	0.70	0.43
RUSIA	DESTRUCTOR	CRUCERO KIROV	ADMIRAL NAKHIMOV	248	28.5	9.1	111800	18000	21000	35	1989	0.319	0.74	0.43
RUSIA	DESTRUCTOR	CRUCERO SLAVA	MOSKVA	186	20.8	7.6	80850	8250	11200	32	1982	0.372	0.83	0.45
RUSIA	DESTRUCTOR	CRUCERO KARA	KERCH	173.2	18.6	6.7	88200	7200	7650	34	1971	0.346	0.79	0.44
RUSIA	DESTRUCTOR	UDALOY	VITSE-ADMIRAL KULAKOV	163.5	19.3	7.5	44100	6000	7500	35	1990	0.309	0.71	0.43
RUSIA	DESTRUCTOR	SOVREMENNY	BOYEVOY	156	17.3	6.5	80850	4900	7300	32	1991	0.406	0.86	0.47
RUSIA	DESTRUCTOR	KASHIN	SMETLIVYY	146.2	15.8	4.7	70610	2800	4974	36	1967	0.447	0.90	0.50
TAIWÁN	DESTRUCTOR	KIDD AMERICANO	KEELUNG	171.7	16.76	9.6	63210	6000	9783	32	1980	0.345	0.79	0.44
ALGERIA	FRAGATA	KONI RUSO	MOURAD RAIS	96.4	12.6	3.5	24990		1900	27	1982	0.44	0.89	0.49
ALEMANIA	FRAGATA	124	SACHSEN	143	17.44	7	38290	4000	4200	29	2003	0.23	0.37	0.63
ALEMANIA	FRAGATA	123	BRANDENBURG	138.85	16.7	6.3	37990	3000	3600	30	1995	0.24	0.42	0.58
ALEMANIA	FRAGATA	122 A	BREMEN	130.5	14.57	6.5	36750	3000	2950	30	1987	0.23	0.36	0.65
ALEMANIA	FRAGATA	125	BADEN-WURTEMBERG	149.52	18.8	5	29400	4500	7200	26	2014	0.50	0.93	0.54
ARABIA SAUDÍ	FRAGATA	F 3000 S	AL RIYADH	133	17.2	4.1	20735	3000	3200	25	2002	0.33	0.76	0.44
ARABIA SAUDÍ	FRAGATA	F 2000	MADINA	115	12.5	4.65	23387	2560	2000	30	1984	0.29	0.66	0.44
ARGENTINA	FRAGATA	MEKO 360 H 2	ALMIRANTE BROWN	125.9	14	5.8	37920	2600	2900	30.5	1982	0.28	0.61	0.45
ARGENTINA	FRAGATA	MEKO 140 A 16	ESPORA	91.2	11.1	4.5	15000	1410	1790	27	1986	0.38	0.84	0.46
ARGENTINA	FRAGATA	A 69	DRUMMOND	80.5	10.3	3.2	8820	840	1250	24	1980	0.46	0.91	0.51
AUSTRALIA	FRAGATA	MEKO 200	ANZAC	116.9	14.8	4.3	22050	2480	3350	32	2004	0.44	0.89	0.49
AUSTRALIA	FRAGATA	OLIVER H.PERRY AMERICANA	SYDNEY	138.8	13.72	6.7	29420	4000	4100	29	1992	0.31	0.72	0.43

FÉLIX GARCÍA-RIPOLL LÓPEZ-BRIONES

BANGLADESH	FRAGATA	LEOPARD BRITÁNICA	ABU BAKR	103.6	12.19	4.8	10300	1500	2300	23	1957	0.37	0.82	0.45
BANGLADESH	FRAGATA	SALISBURY BIRTÁNICA	UMAR FAROOQ	103.6	12.19	4.8	10300	1200	2170	24	1955	0.35	0.79	0.44
BANGLADESH	FRAGATA	DW 2000 H COREANA	KHALID BIN WALID	103.7	12.5	3.8	16540		2170	26	2000	0.43	0.89	0.49
BÉLGICA	FRAGATA	KAREL DOORMAN	LEOPOLD 1º	122.25	14.37	6.2	17970	2720	2800	30	1989	0.25	0.48	0.52
BRASIL	FRAGATA	GARCIA AMERICANA	PARÁ	126.33	13.47	5.5	25740	2000	2624	27	1964	0.27	0.60	0.46
BRASIL	FRAGATA	VOSPER-THORNYCROFT MK 10	NITERÓI	129.24	13.49	5.94	41180	4000	3250	28	1975	0.31	0.70	0.43
BRASIL	FRAGATA	22 BATCH BRITÁNICA	GREENHALGH	131.2	14.8	6	40130	4000	3500	29	1980	0.29	0.67	0.44
BULGARIA	FRAGATA	WIELINGEN	DRAZKI	106.38	12.3	5.58	20000	2000	1940	28	1975	0.26	0.53	0.49
BULGARIA	FRAGATA	KONI RUSA	SMELI	96.4	12.6	3.5	24990		1900	27	1978	0.44	0.89	0.49
CANADÁ	FRAGATA	CITY	HALIFAX	124.5	16.4	6.9	33810	3400	4500	28	1995	0.31	0.72	0.43
CHILE	FRAGATA	JACOB VAN HEEMSKERCK	ALMIRANTE LATORRE	130.5	14.6	6.2	37925		3750	30	1984	0.31	0.71	0.43
CHILE	FRAGATA	22 BATCH 2 BRITÁNICA	ALMIRANTE WILLIAMS	148.1	14.75	6.2	36750	4000	4200	30	1986	0.30	0.70	0.44
CHILE	FRAGATA	23 BRITÁNICA	ALMIRANTE COCHRANE	133	16.1	7.3	41380	5200	4900	28	1994	0.31	0.70	0.43
CHILE	FRAGATA	KAREL DOORMAN	ALMIRANTE RIVEROS	122.25	14.37	6.2	17970	2720	2800	30	1991	0.25	0.48	0.52
CHINA	FRAGATA	JIANGKAI II	JIANGKAI	132	15	5	20735		3450	27	2007	0.34	0.78	0.44
CHINA	FRAGATA	JIANGWEI II	JIAXING	111.7	12.4	4.8	16790	1720	1700	26	2001	0.25	0.48	0.52
CHINA	FRAGATA	JIANGHU III	HUANGSHI	103.2	10.2	3.1	11760	1320	1700	26	1992	0.51	0.93	0.54
COLOMBIA	FRAGATA	FS 1500 ALEMANA	ALMIRANTE PADILLA	95.3	11.3	3.8	16905	2120	1600	27	1983	0.38	0.84	0.46
COREA DEL NORTE	FRAGATA	SOHO	SOHO	75	15	3.7	11030		1500	27	1983	0.35	0.80	0.44
COREA DEL NORTE	FRAGATA	NAJIN	NAJIN	100	10	2.7	11032		1200	25	1975	0.43	0.89	0.49
COREA DEL SUR	FRAGATA	HDF 2000	ULSAN	102	11.5	3.6	40000	1600	1600	35	1992	0.37	0.82	0.45
DINAMARCA	FRAGATA	KV 72	NIELS JUEL	84	10	5	21375	1500	1000	28	1980	0.23	0.36	0.65
DINAMARCA	FRAGATA	STANFLEX 2000	THETIS	112.5	14.5	6	7940	1440	2600	20	1991	0.26	0.53	0.49
EGIPTO	FRAGATA	OLIVER H.PERRY AMERICANA	SHARM EL SHEIKH	135.64	13.72	7	29420	3000	4100	29	1980	0.31	0.71	0.43
EGIPTO	FRAGATA	KNOX AMERICANA	DAMYAT	134	14.33	7.55	25740	2250	3200	27	1973	0.22	0.19	1.13

CREACIÓN DE UNA BASE DE DATOS PARA OBTENCIÓN DE FUNCIONES PARÁMETROS DE FORMAS DE BUQUES DE GUERRA

EMIRATOS ÁRABES UNIDOS	FRAGATA	KORTENAER	ABU DHABI	130.5	14.6	6.2	37925	3000	3000	30	1981	0.25	0.47	0.53
ECUADOR	FRAGATA	LEANDER BRITÁNICA	MORAN VALVERDE	113.4	12.5	5.6	22065	1900	2650	28	1965	0.33	0.75	0.43
FRANCIA	FRAGATA	HORIZON	FORBIN	152.9	20.3	8	46000	6400	5600	29	2006	0.22	0.24	0.91
FRANCIA	FRAGATA	F 70 AA	CASSARD	139	14	6.5	31760	3400	4700	30	1988	0.36	0.81	0.45
FRANCIA	FRAGATA	FREMM	AQUITAINE	142	20	5	32000	3300	6000	27	2013	0.41	0.87	0.47
FRANCIA	FRAGATA	F 67	TOURVILLE	152.75	15.8	6.6	42630	4440	4650	31	1974	0.28	0.64	0.45
FRANCIA	FRAGATA	LA FAYETTE	LA FAYETTE	125	15.4	4	15400	2340	3600	25	1999	0.46	0.90	0.50
FRANCIA	FRAGATA	FLOREAL FRANCÉS	FLOREAL	93.5	14	4.4	6470	1770	2600	20	1993	0.44	0.89	0.49
ESPAÑA	FRAGATA	OLIVER H.PERRY AMERICANA	SANTA MARÍA	137.7	14.3	7.5	30150	4000	4017	30	1993	0.27	0.56	0.47
ESPAÑA	FRAGATA	BALEARES	F-74 ASTURIAS	133.6	14.3	7	25740	3000	3015	28	1972	0.22	0.24	0.91
EEUU	FRAGATA	LCS FLIGHT 0 DE LOCKHEED MARTIN	LCS 1 FREEDOM	115.5	17	3.9	36000		2840	45	2006	0.36	0.81	0.45
EEUU	FRAGATA	LCS FLIGHT 0 DE GENERAL DYNAMICS	LCS 2 INDEPENDENCE	127.2	30.4	4.5	38000		2675	44	2008	0.15	-1.58	-0.09
EEUU	FRAGATA	SCN 207/2081	OLIVER H.PERRY	138.8	13.72	7.5	29420	3000	3010	29	1988	0.21	0.07	3.05
INGLATERRA	FRAGATA	23	DUKE	133	16.1	7.3	41380	5200	4200	28	2000	0.26	0.55	0.48
INGLATERRA	FRAGATA	22 BATCH III	CORNWALL	148.1	14.75	6.4	35440	4000	4280	30	1985	0.30	0.68	0.44
GRECIA	FRAGATA	MEKO 200 HN	HYDRA	116.9	14.8	4.1	44590	2480	3200	31	1997	0.44	0.89	0.49
GRECIA	FRAGATA	KORTENAER NÉERLANDAIS	ELLI	130.5	14.6	6.2	37930	3000	3050	30	1982	0.25	0.49	0.51
INDIA	FRAGATA	GODAVARI	GODAVARI	126.5	14.5	4.5	22050	1500	3700	27	1981	0.44	0.89	0.49
INDIA	FRAGATA	NILGIRI	UDAYGIRI	113.38	13.1	5.5	22065	2500	2680	28	1977	0.32	0.74	0.43
INDIA	FRAGATA	KRIVAK III RUSO	TALWAR	123.5	14.3	5	44000	3200	3600	32	2010	0.40	0.86	0.46
INDONESIA	FRAGATA	VAN SPEIJK NÉERLANDAIS	AHMAD YANI	113.38	12.5	4.57	22000	1900	2200	28.5	1967	0.33	0.76	0.43
INDONESIA	FRAGATA	HAJAR DEWANTARA	HAJAR DEWANTARA	96.7	11.2	4.5	19375		1850	26	1980	0.37	0.82	0.45
IRÁN	FRAGATA	VOSPER MK 5	ALVAND	94.5	11.07	3.25	33810		1250	39	1969	0.36	0.81	0.44
IRÁN	FRAGATA	PF 103 AMERICANA	BAYANDOR	83.82	10.05	3.05	3900	750	900	20	1963	0.34	0.78	0.44
ITALIA	FRAGATA	MAESTRALE	MAESTRALE	122.7	12.9	6	36750	3120	3200	32	1984	0.33	0.76	0.43
ITALIA	FRAGATA	ARTIGLIERE	ARTIGLIERE	113.2	11.3	4	36750	3120	2213	35	1984	0.42	0.88	0.48
ITALIA	FRAGATA	FREMM	CARLO BERGAMINI	140	19.7	5	32000		6900	27	2020	0.49	0.92	0.53

JAPÓN	FRAGATA	ABUKUMA	ABUKUMA	109	13.4	3.8	19845		2000	27	1991	0.35	0.80	0.44
JAPÓN	FRAGATA	YUBARI	YUBARI	91	10.8	3.6	17650		1470	25	1983	0.41	0.86	0.47
LIBIA	FRAGATA	KONI RUSA	AL HANI	96.4	12.6	3.5	24990		1900	27	1987	0.44	0.89	0.49
MALASIA	FRAGATA	FFMH F 2000	JEBAT	105.5	12.75	3.8	24400	2580	1845	28.5	1994	0.35	0.80	0.44
MALASIA	FRAGATA	FFMH 1500	KASTURI	97.3	11.3	3.7	16920	1440	1690	28	1983	0.41	0.86	0.47
MALASIA	FRAGATA	41 BRITÁNICA	HANG TUAH	103.4	12.2	4.8	7350	1800	2300	20	1966	0.37	0.82	0.45
MARRUECOS	FRAGATA	FREMM FRANCO-ITALIANA	FREMM	142	20	6	32000	3300	4500	27	2012	0.26	0.52	0.49
MARRUECOS	FRAGATA	FLOREAL FRANCÉS	MOHAMMED V	93.5	14	4.4	7060	1770	2600	20.5	2001	0.44	0.89	0.49
MARRUECOS	FRAGATA	DESCUBIERTA	TENIENTE-CORONEL ARRAHMANI	88.88	10.4	6.2	11760	1810	1540	25	1982	0.26	0.55	0.48
MÉXICO	FRAGATA	KNOX AMERICANA	IGNACIO ALLENDE	134	14.33	7.55	25725	2250	3075	27	1972	0.21	0.09	2.42
MÉXICO	FRAGATA	BRONSTEIN AMERICANA	NICOLÁS BRAVO	113.23	12.54	7	14710	1500	2360	24	1962	0.23	0.35	0.66
MONTENEGRO	FRAGATA	KOTOR	KOTOR	93.5	12.2	4	21020	1350	1900	30	1986	0.41	0.86	0.47
NIGERIA	FRAGATA	MEKO 360 H	ARADU	125.9	15	5.8	41160	4120	3400	30.5	1980	0.30	0.70	0.44
NORUEGA	FRAGATA	FRIDTJOF NANSEN	FRIDTJOF NANSEN	133.25	16.8	4.9	28190	3600	5120	26	2008	0.46	0.90	0.50
NUEVA ZELANDA	FRAGATA	MEKO 200 ANZAC	TE KAHA	116.9	14.8	4.3	22050	2840	3350	32	1997	0.44	0.89	0.49
PAKISTÁN	FRAGATA	21 BRITÁNICA	TARIQ	117	12.7	6.2	36750	3000	3100	30	1974	0.33	0.76	0.43
PAKISTÁN	FRAGATA	57 T	ZULFIQUAR	118	13.2	4.8	37000		2400		2011	0.31	0.72	0.43
PAÍSES BAJOS	FRAGATA	KAREL DOORMAN	M	122.25	14.37	6.2	35940	2720	2800	30	1990	0.25	0.48	0.52
PERÚ	FRAGATA	LUPO ITALIANA	CARVAJAL	113.2	11.28	3.66	36750	3120	2208	32	1984	0.46	0.91	0.51
FILIPINAS	FRAGATA	CANNO AMERICANA	RAJAH HUMABON	93.27	11.15	3.56	4413	680	1240	20	1943	0.33	0.75	0.43
POLONIA	FRAGATA	OLIVER H.PERRY AMERICANA	GENERAL KASIMIERZ PULASKI	135.64	13.72	7	29420	3000	2769	29	1979	0.21	0.09	2.26
POLONIA	FRAGATA	MEKO A-100 ALEMANA	SLAZAK	95.2	13.35	4.55	25580	2200	1600	30	2010	0.27	0.58	0.46
POLONIA	FRAGATA	KASZUB	KASZUB	82.34	10	3.1	12420		1183	26	1986	0.45	0.90	0.50
PORTUGAL	FRAGATA	MEKO 200 P	VASCO DE GAMA	116.9	14.8	4.3	39400	2480	3350	32	1990	0.44	0.89	0.49
PORTUGAL	FRAGATA	KAREL DOORMAN	BARTOLOMEU DIAS	122.25	14.37	6.2	35940	2720	2800	30	1992	0.25	0.48	0.52
RUMANÍA	FRAGATA	MARASESTI	MARASESTI	144.6	14.8	5	23520		4754	27	1981	0.43	0.89	0.49
RUMANÍA	FRAGATA	22 BATCH II BRITÁNICA	REGELE FERDINAND	148.1	14.75	6.2	36750	4000	4200	30	1986	0.30	0.70	0.44

CREACIÓN DE UNA BASE DE DATOS PARA OBTENCIÓN DE FUNCIONES PARÁMETROS DE FORMAS DE BUQUES DE GUERRA

RUMANÍA	FRAGATA	TETAL II	CONTRE-ALMIRAL EUSTATIU SEBASTIAN	92.4	11.7	3.75	9555		1358	24	1994	0.33	0.75	0.43
RUSIA	FRAGATA	NEUSTRASHIMYY	NEUSTRASHIMYY	129.63	15.6	4.8	41900	4000	3450	31	1998	0.35	0.79	0.44
RUSIA	FRAGATA	KRIVAK I	PILKIY	123.5	14.3	5	41160		3600	34	1980	0.40	0.86	0.46
RUSIA	FRAGATA	STEREGUSHCHIY	STEREGUSHCHIY	111.6	14	3.7	17600	2620	1900	26	2019	0.32	0.74	0.43
RUSIA	FRAGATA	DOZORNY	ADMIRAL FLORA SERGEI GORSHKOV	132	16	4.5	48470		4500	29.5	2014	0.46	0.91	0.51
RUSIA	FRAGATA	GROM	BORODINO	121	14.1	4.5	36015		2560	31	1999	0.33	0.75	0.43
RUSIA	FRAGATA	GEPARD	TATARSTAN	102.14	13.6	5.3	27490	1800	1800	28	2005	0.24	0.40	0.59
SINGAPUR	FRAGATA	TRIDENT	FORMIDABLE	114.8	16.3	6	32800	3200	3200	27	2006	0.28	0.62	0.45
SUDÁFRICA	FRAGATA	MEKO A 200	VALOUR	121	16.34	5.95	31840	2200	2500	30	2003	0.21	0.09	2.28
TAIWÁN	FRAGATA	PFG 2	CHENGKUNG	138.8	13.72	8	30135	3000	3100	29	2002	0.20	-0.04	-4.99
TAIWÁN	FRAGATA	KANG DING	KANG DING	124.2	15.4	5.5	15400	2250	3000	25	1996	0.28	0.62	0.45
TAIWÁN	FRAGATA	KNOX AMERICANA	CHINYANG	134	14.33	7.55	25725	2250	3075	27	1973	0.21	0.09	2.42
TAILANDIA	FRAGATA	KNOX AMERICANA	PHUTTHAYOTFA CHULALOK	134	14.33	7.55	25740	2250	3075	27	1973	0.21	0.09	2.42
TAILANDIA	FRAGATA	25 CHINA	NARESUAN	120	13	3.8	40425	2400	2500	32	1994	0.41	0.87	0.47
TAILANDIA	FRAGATA	JIANGHU III CHINA	CHAO PHRAYA	103.2	10.8	3.1	21640	1600	1675	30	1990	0.47	0.91	0.52
TAILANDIA	FRAGATA	MAKUT RAJAKUMARN	MAKUT RAJAKUMARN	97.56	11	5.5	17920	2200	1900	26	1971	0.31	0.72	0.43
TAILANDIA	FRAGATA	CANNON AMERICANA	PIN KLAO	93.26	11.22	4	4410	600	1240	19	1943	0.29	0.65	0.44
TURQUÍA	FRAGATA	OLIVER H.PERRY AMERICANA	GAZIANTEP	138.8	13.72	7.5	29420	3000	3010	29	1981	0.21	0.07	3.05
TURQUÍA	FRAGATA	MEKO 200 T (TRACK II Y TRACK II B)	BARBAROS	116.9	14.8	4.3	44100	2480	3350	32	1998	0.44	0.89	0.49
TURQUÍA	FRAGATA	MEKO 200 T (TRACK I)	YAVUZ	116.9	14.8	4.1	24265	1950	3350	32	1988	0.46	0.91	0.51
TURQUÍA	FRAGATA	KNOX AMERICANA	MUAVENET	134	14.33	7.55	25725	2250	3075	27	1972	0.21	0.09	2.42
TURQUÍA	FRAGATA	FFL D'ESTIENNE D'ORVES FRANCÉS	BOZCAADA	80.5	10.3	3.2	8825	840	1250	24	1977	0.46	0.91	0.51
UCRANIA	FRAGATA	KRIVAK III RUSA	HETMAN SAGAYDACHNIY	123.5	14.3	5	41160		3600	34	1992	0.40	0.86	0.46
URUGUAY	FRAGATA	COMANDANTE RIVIÈRE FRANCÉS	URUGUAY	102.7	11.8	4.35	11770	1280	1750	26	1968	0.32	0.75	0.43
VENEZUELA	FRAGATA	LUPO ITALIANA	MARISCAL SUCRE	113.7	11.98	3.84	36750	3120	2200	35	1980	0.41	0.87	0.47
VIETNAM	FRAGATA	PETYA II Y PETYA III RUSA	HQ 09	82.3	9.1	2.9	26460		1150	30	1975	0.52	0.94	0.55

ALGERIA	CORBETA	NANUCHKA II RUSA	RAIS HAMIDOU	60.3	12.1	3.8	22050	750	850	35	1982	0.299	0.69	0.44
ALGERIA	CORBETA	C 58	DJEBEL CHENOUA	58.4	8.4	2.6	9260		500	35	2002	0.382	0.84	0.46
ALEMANIA	CORBETA	130	BRAUNSCHWEIG	89.12	13.28	3.4	14800	2280	1480	26	2008	0.359	0.81	0.44
ARABIA SAUDÍ	CORBETA	BADR	BADR	74.68	9.6	2.59	16920	1200	900	30	1983	0.473	0.91	0.52
ARGENTIA	CORBETA	ACHOMAWI AMERICANA	COMANDANTE GENERAL IRIGOYEN	62.5	11.65	3.7	2206	400	1235	16	1945	0.447	0.90	0.50
ARGENTINA	CORBETA	SOTOYOMO AMERICANA	ALFEREZ SOBRAL	43.59	10.31	4	1100	120	848	13	1944	0.460	0.91	0.51
ARGENTINA	CORBETA	MURATURE	MURATURE	77	9	4	1840		913	18	1946	0.321	0.74	0.43
BARÉIN	CORBETA	FPB 62	AL MANAMA	62.95	9.3	2.9	14400	408	536	34	1988	0.308	0.71	0.43
BRASIL	CORBETA	V 28	INHAUMA	95.8	11.4	4.2	19110	2000	1970	26	1994	0.419	0.88	0.48
BRASIL	CORBETA	BARROSO	BARROSO	100	11.4	5.3	19110	2000	2350	26	2002	0.379	0.84	0.45
BRASIL	CORBETA	IIIMPERIAL MARINHEIRO	IMPERIAL MARINHEIRO	55.72	9.55	3.6	1588		911	15	1955	0.464	0.91	0.51
BRUNÉI	CORBETA	F 2000	NAKHODA RAGAM	95	12.7	3.6	30200	2580	1500	30	2002	0.337	0.77	0.44
BULGARIA	CORBETA	TARANTUL II RUSA	MULNIYA	56	11.5	2.5	17640	500	760	36	1980	0.461	0.91	0.51
COREA DEL NORTE	CORBETA	SARIWON	SARIWON	62.1	7.3	2.4	2206		475	18	1965	0.426	0.88	0.48
COREA DEL NORTE	CORBETA	TRAL RUSA	TRAL	62	7.1	2.4	2060		440	16	1955	0.406	0.86	0.47
COREA DEL SUR	CORBETA	HDC 800	DONG HAE	78.1	9.6	2.6	19990		800	32	1983	0.400	0.86	0.47
EMIRATOS ÁRABES UNIDOS	CORBETA	FPB 62	MURAYJIB	65.95	9.3	2.9	11470	408	560	34	1991	0.307	0.71	0.43
EMIRATOS ÁRABES UNIDOS	CORBETA	BAYNUNAH	BAYNUNAH	71.3	11	2.8	16760		630	32	2005	0.280	0.62	0.45
ECUADOR	CORBETA	ESMERALDAS	ESMERALDAS	62.3	9.3	2.9	15000	650	605	37	1984	0.351	0.80	0.44
GRECIA	CORBETA	THETIS ALEMANA	NIKI	69.8	8.22	2.7	5000	540	576	23	1962	0.363	0.81	0.45
GRECIA	CORBETA	SUPER VITA	YPOPLIARCHOS ROUSSEN	61.9	9.5	2.6	17280	750	450	35	2006	0.287	0.65	0.44
INDIA	CORBETA	KHUKRI	KHUKRI	91.16	10.45	4.45	10590		1200	25	1991	0.276	0.61	0.45
INDIA	CORBETA	TARANTUL I RUSA	VEER	56	11.5	2.5	17640	500	760	36	2002	0.461	0.91	0.51
INDIA	CORBETA	SUKANYA	SUKANYA	101.95	11.5	3.4	9410	1600	1650	22	1993	0.404	0.86	0.47
INDIA	CORBETA	28	28	110	13.5	3.5	17080		2100	29	2007	0.394	0.85	0.46
INDONESIA	CORBETA	FATAHILLAH	FATAHILLAH	83.85	11.1	3.3	18375	1350	1150	30	1980	0.365	0.82	0.45
INDONESIA	CORBETA	PARCHIM	KAPITAN PATTIMURA	75.2	9.78	4.4	3490		800	25	1996	0.241	0.42	0.57

CREACIÓN DE UNA BASE DE DATOS PARA OBTENCIÓN DE FUNCIONES PARÁMETROS DE FORMAS DE BUQUES DE GUERRA

INDONESIA	CORBETA	INDONESIA	INDONESIA	80.4	12.2	3.5	14590		1190	25	2005	0.338	0.77	0.44
INDONESIA	CORBETA	SIGMA	DIPONEGORO	90.71	13.02	3.85	16200	1505	1350	28	2009	0.290	0.66	0.44
IRAK	CORBETA	ESMERALDAS	MUSSA BEN NUSSAIR	62.3	9.3	2.8	17650	650	605	37	1986	0.364	0.82	0.45
IRLANDA	CORBETA	EITHNE	EITHNE	80.8	12	4.3	5295	1300	1760	19	1984	0.412	0.87	0.47
IRLANDA	CORBETA	GUARDIAN	ROISIN	78.84	14	3.9	10000	1200	1500	23	2001	0.340	0.78	0.44
ISRAEL	CORBETA	SAAR V	EILAT	85.64	11.88	3.17	22050	2340	1075	33	1995	0.325	0.75	0.43
ITALIA	CORBETA	MINERVA	MINERVA	86.6	10.5	3.16	8080	2600	1030	25	1991	0.350	0.79	0.44
LIBIA	CORBETA	NANUCHKA II RUSA	TARIQ IBN ZIYAD	60.3	12.1	3.8	17650		850	30	1986	0.299	0.69	0.44
LITUANIA	CORBETA	GRISHA III RUSA	ZEMAITIS	71.6	9.8	3.7	22800		900	30	1981	0.338	0.77	0.44
MALASIA	CORBETA	MEKO A-100 ALEMANA	HANG TUAH	91.1	12.85	3.4	10900	2160	1300	22	2010	0.319	0.74	0.43
MALASIA	CORBETA	ASSAD	LAKSAMANA HANG NADIM	62.3	9.3	2.9	17650	720	600	37	1999	0.348	0.79	0.44
MÉXICO	CORBETA	HALCÓN ESPAÑOL	VIRGILIO URIBE	67	10.5	3.5	6615	710	767	21.5	1983	0.304	0.70	0.43
MÉXICO	CORBETA	ÁGUILA	SEBASTIAN JOSÉ HOLZINGER	74.4	10.5	3.4	8600	750	1080	22	1994	0.397	0.85	0.46
MÉXICO	CORBETA	HOLZINGER 2000	JUSTO SIERRA MENDEZ	75.15	10.5	3.4	4560	710	1175	23	1999	0.427	0.88	0.48
MÉXICO	CORBETA	DURANGO	DURANGO	81.4	10.5	3.9	4560	710	1300	20	2001	0.380	0.84	0.45
MÉXICO	CORBETA	AUK AMERICANA	JUAN DE LA BARRERA	67.4	9.75	3.3	2574	360	1065	20	1943	0.479	0.92	0.52
NIGERIA	CORBETA	MK 9	ERINOMI	69	9.6	3	15077	890	680	27	1982	0.334	0.77	0.44
OMÁN	CORBETA	QAHIR AL AMWAJ	QAHIR AL AMWAJ	83.7	11.5	3.5	22345	1050	1135	28	1996	0.329	0.76	0.43
PAÍSES BAJOS	CORBETA	OGPV	OGPV	108	16	4	10800		3000	22	2012	0.423	0.88	0.48
PERÚ	CORBETA	PR 72	VELARDE	64	8.35	2.6	12800	560	470	37	1981	0.330	0.76	0.43
FILIPINAS	CORBETA	AUK AMERICANA	QUEZON	67.39	9.8	3.28	2574	360	890	18	1945	0.401	0.86	0.47
FILIPINAS	CORBETA	ADMIRABLE AMERICANA	MIGUEL MALVAR	56.24	10.08	2.87	1471	280	640	15	1945	0.384	0.84	0.46
PORTUGAL	CORBETA	BAPTISTA DE ANDRADE	BAPTISTA DE ANDRADE	84.6	10.3	3.3	7720	1110	1252	23	1975	0.425	0.88	0.48
PORTUGAL	CORBETA	JOAO COUTINHO	ANTONIO ENES	84.6	10.3	3.3	7720	900	1252	23	1971	0.425	0.88	0.48
RUMANÍA	CORBETA	TARANTUL I RUSA	ZBORUL	56.1	10.2	2.5	17640		385	43	1992	0.263	0.55	0.48
RUSIA	CORBETA	BUYAN	ASTRAKHAN	62	9.6	2	7280		500	26	2008	0.410	0.87	0.47
RUSIA	CORBETA	GRISHA V	POVORINO	71.6	9.8	3.7	22800		950	30	1994	0.357	0.81	0.44
RUSIA	CORBETA	PARCHIM II	ALEKSIN	75.2	9.8	4.4	10475		790	25	1988	0.238	0.40	0.60

RUSIA	CORBETA	DERGACH	BORA	65.6	17.2	3.8	44100	800	850	50	2000	0.193	-0.13	-1.51
RUSIA	CORBETA	TARANTUL II	STUPINETS	56	11.5	2.5	21500	500	760	36	1993	0.461	0.91	0.51
RUSIA	CORBETA	TARANTUL III	DIMITROVGRAD	56.5	10.5	2.5	24990		385	45	1982	0.253	0.50	0.51
RUSIA	CORBETA	NANUCHKA III	MOROZ	59	12	2.6	22065		530	37	1984	0.281	0.63	0.45
RUSIA	CORBETA	SCORPION	SCORPION	57.5	10.8	2.7	18445		412	41	2003	0.240	0.41	0.58
SINGAPUR	CORBETA	TNC 62	VICTORY	62.4	8.5	3	13240	408	550	35	1991	0.337	0.77	0.44
SRI LANKA	CORBETA	SUKANYA INDIA	SAYURA	101.95	11.5	3.4	9410	1600	1650	22	1991	0.404	0.86	0.47
SRI LANKA	CORBETA	VIKRAM INDIA	SAGARA	74.1	11.4	3.5	9414	880	1064	22	1992	0.351	0.80	0.44
SUECIA	CORBETA	YS 2000	VISBY	72	10.4	2.4	16000	855	420	35	2008	0.228	0.32	0.72
SUECIA	CORBETA	KKV 90	GOTEBORG	57	8	2	6175	855	300	32	1993	0.321	0.74	0.43
SUECIA	CORBETA	STOCKHOLM	STOCKHOLM	50	7.5	3.3	7880	648	400	32	1985	0.315	0.73	0.43
TAILANDIA	CORBETA	PGGSP	RATTANAKOSIN	76.82	9.6	2.44	10830	1630	840	26	1987	0.455	0.90	0.50
TAILANDIA	CORBETA	PATTANI	PATTANI	95.5	11.6	4	11510		1500	25	2006	0.330	0.76	0.43
TAILANDIA	CORBETA	KHAMRONSIN	KHAMRONSIN	62	8.26	2.5	7335		450	25	1992	0.343	0.78	0.44
TAILANDIA	CORBETA	HUA HIN	HUA HIN	62	8.9	2.2	7575		450	25	2001	0.362	0.81	0.45
TURQUÍA	CORBETA	MILGEM	HEYBELIADA	99	14.4	3.75	31640		1500	29	2011	0.274	0.60	0.46
UCRANIA	CORBETA	GRISHA V RUSA	LUTS'K	71.6	9.8	3.7	22800		950	30	2006	0.357	0.81	0.44
UCRANIA	CORBETA	GRISHA II RUSA	VINNITSYA	71.6	9.8	3.7	22800		900	30	1976	0.338	0.77	0.44
VIETNAM	CORBETA	HO-A	HQ-381	62	11	2.2	14410		517	32	2003	0.336	0.77	0.44
VIETNAM	CORBETA	TARANTUL I RUSA	HQ-371	56.1	10.2	2.5	23520	500	385	35	1985	0.263	0.55	0.48
VIETNAM	CORBETA	TARANTUL V RUSA	TARANTUL V	59.9	11.5	2.5	24990		480	38	2003	0.272	0.59	0.46

Tabla A5-1 Base de datos de buques de guerra