

TESIS DOCTORAL

eman ta zabal zazu



Universidad  
del País Vasco

Euskal Herriko  
Unibertsitatea

MODELOS DE REGRESIÓN LOGÍSTICA  
APLICADOS A INCIDENTES DE  
POSICIONAMIENTO DINÁMICO OCURRIDOS  
DURANTE OPERACIONES DE PERFORACIÓN  
MAR ADENTRO

Zaloa Sánchez Varela

Directores:

Miguel Ángel Gómez Solactxe

Juan Luis Larrabe Barrena

Bilbao 2021



A mis padres.

*Cuando crees conocer todas las respuestas, llega el Universo y te cambia todas las preguntas.*

Albert Espinosa, escritor, n. 1973.



# Agradecimientos

En primer lugar, quisiera agradecer al Departamento de Ciencias y Técnicas de la Navegación, Máquinas y Construcciones Navales la oportunidad que me brindaron, hace algunos años, de iniciar este doctorado dentro del Programa de Ingeniería Náutica, Naval y Radioelectrónica.

A mis directores de tesis, Miguel Ángel y Juan Luis, por haber dado lo mejor de sí mismos durante estos años, este doctorado, gracias por todos sus comentarios al revisar las diferentes partes de esta tesis, y por todo su apoyo en horas oscuras.

Al resto de profesores que forman parte de este Programa de Doctorado, entre ellos Inés Pellón, Itxaso Ibáñez... no hubiera podido seguir adelante sin vuestro apoyo incondicional y acertados consejos. Al Dr. Jesús Vila que me animó a realizar este doctorado. A Mercedes Herrera por su confianza. Un agradecimiento especial para Nieves Lorenzo de la biblioteca de Náutica, por haber sido un constante respaldo durante todo este proceso.

A mis compañeros de doctorado, que en algún momento también fueron estudiantes de doctorado en el mismo programa: David Boullosa, Gabriel Pintos, Ane Izarra, Sendoa Aldecoa... ha sido un placer compartir momentos maravillosos con todos vosotros. David ha sido mi mejor apoyo, académico y emocional, durante estos años de desarrollo de la tesis. Gracias por estar siempre ahí, compi! Desde Lennon-McCartney, no ha habido una pareja de autores más prolífica que nosotros.

A mis compañeros de la Facultad de Estudios Marítimos de la Universidad de Split: Goran Belamaric, Rino Bošnjak, Pero Vidan, Marina Laušić, Dario Medić, Danijel Pušić, Nikola Račić, Zlatko Boko y muchos más... gracias por su apoyo y su confianza en mí.

## Agradecimientos

---

A Jordi Ollé, de Conceptos Claros, por ayudarme a encaminar la investigación e iluminarme para explicar las más complejas ecuaciones.

Gracias también a mis antiguos empleadores, Apave Mare Ltd., y especialmente a los directores Nikolina Cigić Gončín y Filip Baraka, por su apoyo y comprensión, sé que celebrarán esta tesis como si fuera suya, y de hecho han sido un parte importante de ella. Un recuerdo especial para Gordan Baraka, empleador y amigo, quien estaría sentado en primera fila durante la defensa de esta disertación si no hubiera tenido que visitar el cielo demasiado pronto.

Definitivamente, hay otras personas, además del mundo académico o industrial, que han constituido un apoyo especial y esencial durante la redacción de esta tesis, y merecen un reconocimiento muy especial.

A todos mis amigos, por mantenerme en la vida real y ayudarme a no perder nunca mi norte: Ainara, Ivana, Jadranka, Vesna, Renata. A mis hermanas de corazón: Estrella y Mariam. Gracias por todo vuestro apoyo y por creer en mí con los ojos cerrados.

A mi familia política, no demasiado grande, pero siempre cariñosa y solidaria, gracias por el tiempo extra brindado para terminar esta tesis. Aquí debería incluir a una persona que no es pariente pero que considero parte de mi familia croata. Sin “teta Mira” nunca tendría tiempo para hacer toda mi investigación. Un agradecimiento especial para ella.

El resto de mi familia de sangre, en especial mi tío Fernando que me abrió el camino del doctorado, gracias por sus palabras y apoyo.

Un recuerdo especial para dos mujeres maravillosas que no pudieron vivir para ver esta disertación presentada: mi abuela Ángeles, uno de los mejores apoyos de todos los tiempos; y mi tía M.<sup>a</sup> Antonia, cuya alegría de vivir se ha convertido en su mejor legado.

## Agradecimientos

---

Me gustaría agradecer a mis padres, Gregorio y Begoña por toda su ayuda y apoyo durante este desafiante trabajo. Han sido un apoyo constante, lleno de asesoramiento y amor, comprensión y soluciones logísticas. Gracias por estar ahí siempre.

Mis hermanos, René e Ión, por compartir juegos y conversaciones hasta la madrugada, siempre gracias.

A mis hijastras, Dora y Lara, que se han convertido en mujeres durante este proceso. Sé que estáis orgullosas de este trabajo, y sabéis que una parte es vuestra.

A mis hijos, Nemo y Elba, mi mejor proyecto hasta la fecha. Sin duda, han sido la motivación más importante para terminar este doctorado, y tengo que agradecerles sin cesar por el tiempo prestado. Espero que estéis orgullosos.

Finalmente, a mi marido Damir. Sin duda, mi compañero de vida ha hecho que no perdiera contacto con este planeta durante el tiempo que ha durado esta investigación. A pesar de ello, o quizás gracias a eso, esta tesis se puede presentar hoy. Te amo con todo mi corazón.





## Resumen

La prevención de incidentes en la industria offshore es una parte crucial del proceso de análisis y gestión de riesgos, ya que permite optimizar las operaciones de perforación de posicionamiento dinámico, y así reducir las consecuencias de un posible incidente.

En esta disertación, aplicaremos modelos de regresión logística binaria sobre una base de datos de 42 incidentes ocurridos durante el período 2011-2015. Para cada caso, se consideran las variables que describen las diferentes configuraciones del sistema de posicionamiento dinámico, las condiciones climáticas y la profundidad del agua.

El primer objetivo trata de determinar la probabilidad de tener una excursión durante un incidente. En esta investigación se comprueba que las pérdidas de posición tienen mayor probabilidad de ocurrir cuando hay un mayor uso de generadores, y la perforación se realiza en aguas menos profundas, obteniendo este modelo muy buenos resultados cuando se aplica a la muestra. Las variables climatológicas también son consideradas, obteniendo un modelo que combina las variables antes mencionadas con la fuerza del viento.

Los incidentes causados por factores humanos son cada vez más numerosos e importantes. La probabilidad de que ocurra un incidente de origen humano durante las operaciones de perforación de posicionamiento dinámico se determina utilizando modelos de regresión logística binaria sobre la misma base de datos. Los resultados obtenidos mostraron que es mucho más probable que ocurran incidentes de origen humano cuando hay un menor uso de los propulsores.

Estos resultados, aplicados a la gestión de riesgos de las operaciones de perforación, pueden ayudar a centrar la atención en los elementos que afectan

más fuertemente las pérdidas de posición, mejorando así la seguridad durante estas operaciones. Asimismo, estos resultados son útiles para enfocar nuestra atención en variables que pueden estar asociadas a incidentes atribuibles a error humano, así como para establecer límites operacionales que podrían ayudar a prevenir estos incidentes y mejorar la seguridad durante estas operaciones.

# Índice de contenidos

<b>Agradecimientos</b> .....	<b>i</b>
<b>Resumen</b> .....	<b>v</b>
<b>Índice de contenidos</b> .....	<b>vii</b>
<b>Índice de Figuras</b> .....	<b>ix</b>
<b>Índice de Tablas</b> .....	<b>xiii</b>
<b>Acrónimos</b> .....	<b>xv</b>
<b>1 Introducción</b> .....	<b>1</b>
1.1 Introducción y objetivos .....	1
1.2 Ámbito y Aplicaciones Industriales. Marco Legal .....	1
1.3 Planificación de la investigación y organización del trabajo.....	6
1.4 Estructura de la tesis .....	7
<b>2 Estado del Arte</b> .....	<b>9</b>
2.1 El Sistema de Posicionamiento Dinámico .....	9
2.1.1 Segmentos del Sistema DP .....	10
2.2 Elementos de DP durante operaciones de perforación. ....	12
2.3 Accidentes durante operaciones de perforación con sistema DP .....	14
2.4 Análisis y gestión de riesgos.....	16
2.5 Modelos de regresión.....	17
2.6 El factor humano.....	18
<b>3 Objetivos</b> .....	<b>21</b>
<b>4 Metodología</b> .....	<b>23</b>
4.1 Base de datos .....	23
4.2 Modelado de regresión logística binaria.....	28
4.2.1 Variable dependiente: excursión. ....	30
4.2.2 Variable dependiente: Causa humana .....	33
<b>5 Resultados</b> .....	<b>37</b>
5.1 Estadística descriptiva .....	37
5.1.1 Profundidad de agua .....	37

## Índice de Contenidos

---

5.1.2 Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores .....	41
5.1.4 Porcentaje de generadores sobre el número total de generadores .....	45
5.1.5 DGNSS .....	49
5.1.6 HPR .....	53
5.1.7 Cables tensos .....	57
5.1.8 Sistemas de Inercia .....	61
5.1.9 Giroscopios .....	65
5.1.10 MRU .....	69
5.1.11 Sensores de viento .....	73
5.1.12 Fuerza del viento .....	77
5.1.13 Velocidad de la Corriente .....	81
5.1.14 Altura de las olas .....	85
5.1.15 Visibilidad .....	89
5.2 Variable dependiente: excursión.....	97
5.3 Variable dependiente: causa humana.....	103
5.3.1 Validación del modelo.....	104
5.3.2 Aplicaciones del modelo .....	106
<b>6 Discusión .....</b>	<b>109</b>
6.1 Variable independiente: excursión .....	109
6.2 Variable independiente: causa humana .....	112
6.3 Limitaciones .....	114
<b>7 Conclusiones .....</b>	<b>117</b>
7.1 Conclusiones.....	117
7.2 Futuras líneas de investigación.....	118
7.3 Publicaciones y Congresos .....	119
<b>Referencias.....</b>	<b>125</b>

## Índice de Figuras

Figura 2-1 Círculo de vigilancia de posicionamiento dinámico .....	13
Figura 4-1 Variables consideradas en el cálculo de regresión logística. ....	28
Figura 5-1 Histograma que muestra la distribución de la variable “Profundidad del agua”. .....	38
Figura 5-2 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Profundidad del agua” .....	39
Figura 5-3 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Profundidad del agua”. .....	39
Figura 5-4 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Profundidad del agua” .....	40
Figura 5-5 Histograma que muestra la distribución de la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores”. .....	42
Figura 5-6 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores”. .....	43
Figura 5-7 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores” .....	43
Figura 5-8 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores” ....	44
Figura 5-9 Histograma que muestra la distribución de la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores” .....	46
Figura 5-10 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores” .....	47
Figura 5-11 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores”. .....	47
Figura 5-12 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores”. .	48
Figura 5-13 Histograma que muestra la distribución de la variable “DGNSS”. .....	50
Figura 5-14 Gráfico Q-Q Normal para la variable “DGNSS” .....	51
Figura 5-15 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “DGNSS” ...	51

## Índice de Figuras

---

Figura 5-16 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “DGNSS” .....	52
Figura 5-17 Histograma que muestra la distribución de la variable “HPR” ....	54
Figura 5-18 Gráfico Q-Q Normal para la variable “HPR” .....	55
Figura 5-19 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “HPR” .....	55
Figura 5-20 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “HPR” .....	56
Figura 5-21 Histograma que muestra la distribución de la variable “Cables tensos” .....	58
Figura 5-22 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Cables tensos” .....	59
Figura 5-23 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Cables tensos” .....	59
Figura 5-24 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Cables tensos” .....	60
Figura 5-25 Histograma que muestra la distribución de la variable “Sistemas de Inercia” .....	62
Figura 5-26 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Sistemas de Inercia” .....	63
Figura 5-27 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Sistemas de Inercia” .....	63
Figura 5-28 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Sistemas de Inercia” .....	64
Figura 5-29 Histograma que muestra la distribución de la variable “Giroscopios” .....	66
Figura 5-30 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Giroscopios” .....	67
Figura 5-31 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Giroscopios” .....	67
Figura 5-32 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Giroscopios” .....	68
Figura 5-33 Histograma que muestra la distribución de la variable “MRU” ..	70
Figura 5-34 Gráfico Q-Q Normal para la variable “MRU” .....	71
Figura 5-35 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “MRU” .....	71

## Índice de Figuras

---

Figura 5-36 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “MRU”.	72
Figura 5-37 Histograma que muestra la distribución de la variable “Sensores de viento”	74
Figura 5-38 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Sensores de viento”	75
Figura 5-39 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Sensores de viento”	75
Figura 5-40 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Sensores de viento”	76
Figura 5-41 Histograma que muestra la distribución de la variable “Fuerza del Viento”	78
Figura 5-42 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Fuerza del Viento”	79
Figura 5-43 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Fuerza del Viento”	79
Figura 5-44 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Fuerza del Viento”	80
Figura 5-45 Histograma que muestra la distribución de la variable “Velocidad de la Corriente”	82
Figura 5-46 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Velocidad de la Corriente”	83
Figura 5-47 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Velocidad de la Corriente”	83
Figura 5-48 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Velocidad de la Corriente”	84
Figura 5-49 Histograma que muestra la distribución de la variable “Altura de las Olas”	86
Figura 5-50 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Altura de las Olas”	87
Figura 5-51 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Altura de las Olas”	87
Figura 5-52 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Altura de las Olas”	88

## Índice de Figuras

---

Figura 5-53 Histograma que muestra la distribución de la variable “Visibilidad” .....	90
Figura 5-54 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Visibilidad”. .....	91
Figura 5-55 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Visibilidad” .....	91
Figura 5-56 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Visibilidad”. .....	92
Figura 5-57 Distribución de las variables. ....	93
Figura 5-58 Distribución de incidentes. ....	94
Figura 5-59 Distribución de incidentes en función del error humano. ....	95
Figura 5-60 Gráfico de predicción .....	102
Figura 5-61 Razón relativa media. ....	103
Figura 5-62 Distribución de los errores encontrados durante la validación del modelo.....	106
Figura 5-63 Probabilidad de que un incidente haya sido causado por error humano.....	107



## Índice de Tablas

Tabla 4-1 Datos sobre incidentes de DP para cada año. ....	23
Tabla 4-2 Variables incluidas en el estudio. ....	25
Tabla 5-1 Estadísticos descriptivos para la variable “Profundidad del agua”. ....	37
Tabla 5-2 Tests de normalidad para la variable “Profundidad del agua” .....	38
Tabla 5-3 Estadísticos descriptivos para la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores” .....	41
Tabla 5-4 Tests de normalidad para la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores” .....	41
Tabla 5-5 Estadísticos descriptivos para la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores” .....	45
Tabla 5-6 Test de normalidad para la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores” .....	45
Tabla 5-7 Estadísticos descriptivos para la variable “DGNSS”. ....	49
Tabla 5-8 Test de normalidad para la variable “DGNSS”. ....	49
Tabla 5-9 Estadísticos descriptivos para la variable “HPR” .....	53
Tabla 5-10 Tests de normalidad para la variable “HPR” .....	53
Tabla 5-11 Estadísticos descriptivos para la variable “Cables tensos” .....	57
Tabla 5-12 Tests de normalidad para la variable “Cables tensos” .....	57
Tabla 5-13 Estadísticos descriptivos para la variable “Sistemas de Inercia”. ..	61
Tabla 5-14 Tests de normalidad para la variable “Sistemas de Inercia”. ....	61
Tabla 5-15 Estadísticos descriptivos para la variable “Giroscopios”. ....	65
Tabla 5-16 Tests de normalidad para la variable “Giroscopios”. ....	65
Tabla 5-17 Estadísticos descriptivos para la variable “MRU”. ....	69
Tabla 5-18 Tests de normalidad para la variable “MRU”. ....	69
Tabla 5-19 Estadísticos descriptivos para la variable “Sensores de viento”. ..	73
Tabla 5-20 Tests de normalidad para la variable “Sensores de viento”. ....	73
Tabla 5-21 Estadísticos descriptivos para la variable “Fuerza del Viento” .....	77
Tabla 5-22 Tests de normalidad par la variable “Fuerza del Viento” .....	77

## Índice de Tablas

---

Tabla 5-23 Estadísticos descriptivos para la variable “Velocidad de la Corriente”.....	81
Tabla 5-24 Tests de normalidad par la variable “Velocidad de la Corriente”. 81	
Tabla 5-25 Estadísticos descriptivos para la variable “Altura de las Olas”.....	85
Tabla 5-26 Tests de normalidad par la variable “Altura de las Olas”. .....	85
Tabla 5-27 Estadísticos descriptivos para la variable “Visibilidad”.....	89
Tabla 5-28 Tests de normalidad par la variable “Visibilidad”. .....	89
Tabla 5-29 Tabla de correlación para todas las variables incluidas en el estudio. [85].....	96
Tabla 5-30 Resultados individuales para cada variable independiente cuando se ejecuta el modelo de regresión binaria (método: Enter), siendo Excursión la variable dependiente. [85].....	98
Tabla 5-31 Variables en la ecuación del Paso 2. ....	101
Tabla 5-32 Principales estadísticos obtenidos. ....	104
Tabla 5-33 Cálculo de la probabilidad de causa humana .....	107

## Acrónimos

-2LL	Estadístico de probabilidad logarítmica. <i>Log Likelihood</i>
ABS	American Bureau of Shipping
BN	Red Bayesiana. <i>Bayesian Network</i>
BOP	Sistema de prevención para evitar explosiones. <i>Blowout Preventer</i>
DGNSS	Sistema diferencial global de navegación satelitaria. <i>Differential Global Navigation Satellite System</i>
DNV	<i>Det Norske Germanischer Lloyd</i>
DP	Posicionamiento Dinámico. <i>Dynamic Positioning</i>
DPO	Operador de Posicionamiento Dinámico. <i>Dynamic Positioning Operator</i>
DPVAD	Documento de Aceptación de Verificación de Posicionamiento Dinámico. <i>Dynamic Positioning Verification Acceptance Document</i>
ES	Tamaño de efecto. <i>Effect size</i>
ETA	Análisis de árbol de eventos. <i>Event Tree Analysis</i>
FMEA	Análisis de modos y efectos de fallo. <i>Failure Mode and Effect Analysis</i>
FTA	Análisis de árbol de fallos. <i>Fault Tree Analysis</i>
G-OMO	Directrices para las Operaciones Marinas en Alta Mar. <i>Guidelines for Offshore Marine Operations</i>
GPS	Sistema de posicionamiento global. <i>Global Positioning System</i>
HAZOP	Estudios de peligros y operabilidad. <i>Hazard and Operability studies</i>
HMI	Interfaz Hombre-Máquina. <i>Human Machine Interface</i>
HPR	Referencia de posicionamiento hidroacústico. <i>Hydroacoustic Positioning Reference</i>
IC	Intervalo de Confianza. <i>Confidence Interval</i>

## Acrónimos

---

IMCA	Asociación Internacional de Contratistas Marinos. <i>International Marine Contractors Association</i>
MODU	Unidad móvil de perforación mar adentro. <i>Mobile Offshore Drilling Unit</i>
MRU	Unidades de Referencia de Movimiento. <i>Motion Reference Unit</i>
MTS	Sociedad de Tecnología Marina. <i>Marine Technology Society</i>
NWEA	Área Europea Noroeste. <i>North West European Area</i>
OMI	Organización Marítima Internacional. <i>International Maritime Organisation</i>
OSV	Embarcación de suministro en alta mar. <i>Offshore Supply Vessel</i>
PRS	Sistema referencial de posición. <i>Position Reference System</i>
QRA	Evaluación Cuantitativa de Riesgos. <i>Quantitative Risk Assessment</i>
STCW	Estándares sobre Formación, Titulación y Guardia para la gente de mar. <i>Standards of Training, Certification and Watchkeeping for Seafarers</i>
WSOG	Directrices de operación específicas de pozos. <i>Well Specific Operating Guidelines</i>

# 1 Introducción

## 1.1 Introducción y objetivos

Esta tesis doctoral, titulada “Modelos de Regresión Logística aplicados a Incidentes de Posicionamiento Dinámico durante Operaciones de Perforación Mar Adentro”, se ha desarrollado en la Escuela de Ingeniería de Bilbao, en el marco del Programa Interuniversitario de Doctorado en Ingeniería Náutica, Marina y Radioelectrónica Naval bajo la tutela del Departamento de Ciencias y Técnicas de la Navegación, Máquinas y Construcciones Navales de la Universidad del País Vasco (UPV/EHU). También se ha contado con la colaboración de la Facultad de Estudios Marítimos de la Universidad de Split, Croacia.

## 1.2 Ámbito y Aplicaciones Industriales. Marco Legal

Un sistema de posicionamiento dinámico (DP) es un sistema de automatización en el que los datos del viento, las corrientes y los movimientos del barco se toman de diferentes sensores y, después de analizarlos, se envía una señal a los propulsores y timones para compensar esos movimientos. Este sistema busca dos objetivos principales: mantener una posición determinada o mover la embarcación por una ruta preestablecida.

Este sofisticado sistema se ha utilizado durante muchas décadas y sus muchas aplicaciones se utilizan principalmente en la industria offshore. La complejidad y el alto nivel de precisión requerido para las diferentes operaciones offshore hacen del sistema de posicionamiento dinámico un gran activo para este sector.

Sin embargo, rara vez un sistema automatizado tan sofisticado funciona siempre sin problemas. El estudio de las incidencias reportadas por los buques es vital para descubrir cualquier fallo que pueda corregirse y mejorar la seguridad de las operaciones de DP.

Diferentes instituciones han abordado esta problemática y han contribuido a la mejora de la seguridad de las operaciones de DP mediante la publicación de directrices y circulares para el sector.

Entre los grupos que más activamente han proporcionado información de retroalimentación a la industria en lo que respecta a la seguridad en las operaciones de DP, se deben destacar dos grupos profesionales: la Asociación Internacional de Contratistas Marinos (en inglés, International Marine Contractors Association) (IMCA) y la Sociedad de Tecnología Marina (en inglés, Marine Technology Society (MTS)). Otras organizaciones, como la Organización Marítima Internacional (OMI), sociedades de clasificación o estados, basan sus directrices en los documentos proporcionados por ambas instituciones.

MTS es una organización profesional con sede en Washington DC, EE. UU., cuyo objetivo es “promover el conocimiento, la comprensión, el avance y la aplicación de la tecnología marina” [1]. Su Comité de Posicionamiento Dinámico ha publicado múltiples publicaciones sobre diseño, operaciones, factores humanos y notas de orientación técnica y operativa.

La MTS ha organizado un subcomité de Aprendizaje de incidentes, que ya está produciendo comentarios interesantes en forma de “Incidentes clásicos de DP”. Aquí se describen los incidentes más frecuentes, junto con una descripción de las posibles barreras para corregir el fallo, y algunos comentarios útiles. En el momento de redactar esta tesis, este subcomité sólo ha publicado dos informes.

La IMCA es, sin ninguna duda, uno de los autores más prolíficos sobre la seguridad en las operaciones de DP. Han publicado todo tipo de recomendaciones diferentes para la industria, junto con pautas para mejorar las operaciones, la posición y funcionamiento de sensores y la formación del personal.

Entre ellas, la publicación M103 “Guidelines for the design and operation of dynamically positioned vessels” [2] es la principal contribución de referencia al sector del posicionamiento dinámico. Esta publicación se ha revisado tres veces y la última se realizó en octubre de 2020.

También es fundamental destacar la colección de incidentes de DP que IMCA ha publicado desde el año 1994. El alto volumen de incidentes de DP reportados de forma anónima y cuidadosamente publicados por IMCA, ha sido la base de esta investigación.

En MSC/Circ. 645 [3], la OMI propone las directrices para proporcionar normas internacionales para los sistemas de posicionamiento dinámico en todo tipo de buques nuevos, construidos en julio de 1994 o posteriormente, junto con las disposiciones del párrafo 4.12 del Código para la Construcción y el Equipo de Unidades Móviles de Perforación Mar Adentro (Código MODU) [4] enmendado. Fueron aprobados "para proporcionar a la industria un estándar internacional para sistemas de posicionamiento dinámico en todo tipo de embarcaciones", según la cita de la OMI [5].

En junio de 2017, la OMI revisó estas directrices y las aprobó, publicándolas en MSC.1/Circ 1580 [6]. En este documento se introduce un Documento de Aceptación de Verificación de Posicionamiento Dinámico (en inglés, Dynamic Positioning Verification Acceptance Document) (DPVAD), como el documento de cumplimiento emitido al buque por la Administración del Estado Miembro.

En junio de 1996, el Comité de Seguridad Marítima, dependiente de la Organización Marítima Internacional (OMI), emitió la circular MSC/Circ.738 [7]. Con esta circular, dirigieron la atención de los Estados miembros hacia la publicación de la Asociación Internacional de Contratistas Marinos (IMCA) [8]. También propusieron que las pautas sugeridas por IMCA se aplicaran en la industria para la cualificación y certificación del personal clave de DP.

La OMI se refiere a este documento como un estándar de la industria y, como tal, debe ser informado cuando IMCA revise el documento, como sucedió en febrero de 2006 [9], para reflejar las mejores prácticas, y en septiembre de 2016 [10] para incluir las mejores prácticas actuales. y cambios en el entorno operativo.

Estas directrices también se mencionan en una nota a pie de página de la sección 4.13 del Código MODU 2009 [4], y de la sección B-V/f del Código sobre Formación, Titulación y Guardia para la gente de mar (STCW) [11].

IMCA establece que cada operación en particular tendrá diferentes fallos y consecuencias considerando el peor de los casos previstos, según lo acordado entre la empresa y el cliente [10]. Para alcanzar el nivel de seguridad requerido para cada operación, existen tres clases de equipos, tal como se define en la Circular MSC 645 [3] modificada por la Circular MSC.1 1580 [6]. Las clases de equipo se definen según la posibilidad de una pérdida de posición en caso de un solo fallo y dependiendo de dónde se genere dicho fallo.

Se consigue minimizar la pérdida de posición mediante el uso de redundancia en los sistemas DP. La redundancia, por definición, es la capacidad de un sistema para mantener o restaurar una función en caso de fallo. Puede obtenerse mediante la instalación de varios componentes o mediante formas alternativas de realizar una función. En otras palabras, la función debe continuar con un elemento adicional o de forma alternativa.

Las sociedades de clasificación también han agregado su experiencia a los aspectos de seguridad de las operaciones de posicionamiento dinámico. Sin duda, sus normas y publicaciones han contribuido a la seguridad en la industria offshore.

Las sociedades de clasificación líderes en el campo de DP son Det Norske Veritas - Germanischer Lloyd (DNV) y American Bureau of Shipping (ABS).



DNV publicó por primera vez el “DNVGL-RP-E307 Sistemas de posicionamiento dinámico - guía de operación” en enero de 2011 [12]. Estas normas fueron revisadas y publicadas con el mismo nombre en julio de 2015 [13].

ABS publicó en noviembre de 2013 su “Guía para sistemas de posicionamiento dinámico” [14]. Desde entonces, esta publicación ha sido revisada y actualizada cada año, siendo la última revisión publicada en abril de 2020 [15].

A medida que la industria offshore se desarrolló en el norte de Europa, los estados ribereños del Mar del Norte acordaron la necesidad de desarrollar algunas pautas para las operaciones offshore. Estos se publicaron en 2009 y se denominan directrices NWEA [16].

En 2013, las Directrices para operaciones marinas en alta mar (en inglés, Guidelines for Offshore Marine Operations, conocidas como G-OMO en la industria) sucedieron a las Directrices de la NWEA [17]. Los operadores de DP son remitidos a las referencias hechas por IMO con respecto al funcionamiento de los sistemas de posicionamiento dinámico y apoyados por IMCA, MTS u otros organismos, como se puede ver en el apartado 7.5.1. del G-OMO.

Como se ha visto hasta ahora, la cobertura institucional de los aspectos técnicos y de gestión de las operaciones de posicionamiento dinámico está definida principalmente por asociaciones profesionales como IMCA y sociedades de clasificación como DNV y ABS, respaldadas por la IMO.

Esta tesis se centra en la investigación de los incidentes reportados a IMCA, durante el período de 2011 a 2015 [18]-[22]. Durante este período, los informes presentados por IMCA fueron del tipo árbol de eventos (en inglés, *event-tree*), mostrando información sobre profundidad de agua, configuración del sistema de DP e información meteorológica. Antes de este período, los árboles de eventos carecían de algunos de estos datos; y desde 2015, los informes

presentados fueron solo una muestra y no incluyeron todos los incidentes reportados [23].

Sin embargo, los informes recopilados pueden contribuir a la comprensión de los patrones comunes que se pueden encontrar en los diferentes incidentes, encontrando así una interpretación que podría ayudar a mejorar la seguridad de estas operaciones. Los períodos de inactividad tras un incidente pueden significar una pérdida considerable de dinero. Sin embargo, en algunos casos, el incidente puede tener consecuencias catastróficas, provocando la pérdida de la embarcación e incluso la contaminación del medio ambiente.

En este contexto, esta tesis doctoral tiene como objetivo proponer un modelo matemático, mediante regresión logística, que podría ayudar a predecir en qué condiciones se puede producir un incidente con pérdida de posición. Además, la condición del incidente se puede determinar de antemano y, como tal, se puede modelar la probabilidad de que un incidente finalice en una excursión.

Al mismo tiempo, y sabiendo que quizás el error humano es el más fácil de corregir, también se estudia otro modelo, que predice la probabilidad de que un incidente tenga una causa humana, obteniendo interesantes resultados que son validados y discutidos en consecuencia.

### **1.3 Planificación de la investigación y organización del trabajo**

La organización del trabajo para el desarrollo de esta investigación comprendió varias acciones coordinadas. Estas acciones implicaron actividades de análisis y validación experimental.

Una vez definidos los principales elementos del problema, el análisis se centró en las diferentes particularidades de los incidentes del estudio. En particular, los incidentes estudiados fueron los que terminaron en excursión y los que tuvieron una causa humana. Este análisis permitió la formulación de hipótesis, derivando luego en la correspondiente verificación experimental.

Con todos estos elementos, fue factible el desarrollo de una herramienta numérica para la predicción y evaluación de las diferentes incidencias en la investigación.

En detalle, la metodología utilizada para el desarrollo de esta tesis doctoral consiste en la consecución de las siguientes tareas:

1. Definición de los objetivos del trabajo de investigación
2. Revisión del estado del arte
3. Selección de métodos y técnicas adecuados
4. Planificación y desarrollo de herramientas matemáticas
5. Validación experimental de los resultados obtenidos
6. Conclusiones y futuras líneas de investigación
7. Publicación de los resultados obtenidos en revistas científicas con gran factor de impacto.

#### **1.4 Estructura de la tesis**

La presentación de esta tesis doctoral se divide en capítulos que reflejan la estructura del proyecto inicial, con sus líneas de acción específicas, resultados y discusión.

El documento está, por tanto, estructurado de la siguiente manera:

Capítulo 1: Introducción al área de investigación, su finalidad e interés. Comprende el presente capítulo, donde se expone la motivación y los objetivos propuestos, el marco legal, la planificación de la investigación y la organización del trabajo empleada, así como la estructura de esta tesis.

Capítulo 2: Estado del Arte, donde se realiza una revisión bibliográfica sobre el tema de investigación, exponiendo las diferentes metodologías aplicadas en la industria de DP y analizando las investigaciones más recientes sobre el campo.

---

Capítulo 3: Objetivos, se exponen y describen los objetivos establecidos para la tesis.

Capítulo 4: Metodología, analiza los materiales y métodos utilizados a lo largo de esta investigación, así como las especificaciones técnicas.

En el Capítulo 5, Resultados, este capítulo describe los resultados del estudio. También incluye el desarrollo, validación e implementación de un modelo numérico para la evaluación de los incidentes.

En el Capítulo 6, Discusión, se discuten los resultados y se analiza la idoneidad de la metodología empleada.

Capítulo 7, Conclusiones, este capítulo expone las conclusiones globales obtenidas de los resultados, indicando las reflexiones extraídas a partir de ellos. Este capítulo también apunta a futuras líneas de investigación que se deriven de los conocimientos adquiridos durante el proceso de esta tesis doctoral. Asimismo, se presenta un listado con las publicaciones derivadas del trabajo desarrollado, junto con los indicadores de calidad de las revistas científicas.

## 2 Estado del Arte

### 2.1 El Sistema de Posicionamiento Dinámico

El sistema de DP se puede definir como "un sistema que controla automáticamente la posición y el rumbo de un barco exclusivamente por medio de propulsión activa" [24]. Para lograrlo, este sistema cuenta con diferentes elementos que interactúan entre sí para lograr el control de la posición y el rumbo de la embarcación.

El sistema consiste en una función de control de bucle cerrado que recibe información de diferentes sensores (sistemas de referencia ambiental, sistemas de referencia de posición, sistemas de referencia de rumbo) en el controlador, y envía una orden a las unidades de propulsión para lograr el objetivo definido, generalmente mantener una posición determinada.

La posición deseada es introducida por el operador DP (DPO, por sus siglas en inglés) que supervisa la operación en la Interfaz Hombre-Máquina (Human Machine Interface, HMI), también conocida como la consola DP.

El sistema mide continuamente los datos de entrada de los sensores y corrige la diferencia entre estos y el valor de referencia (*set point*), conocida como error o desviación; ajustando las órdenes a las unidades de propulsión según sea necesario para mantener este error lo más cerca posible de cero [25].

Un buque siempre cuenta con seis grados de libertad, que pueden ser rotacionales o traslacionales.

Los movimientos rotacionales son: cabeceo (*pitch* en inglés; el buque rota sobre un eje transversal), balanceo (*roll* en inglés; el buque rota sobre un eje longitudinal), y guiñada (*yaw* en inglés; el buque rota sobre un eje vertical).

Los movimientos traslacionales son: deriva lateral (*sway* en inglés; el buque se desliza babor-estribor, sobre un eje transversal), deriva longitudinal (*surge* en inglés; el buque se desliza adelante-atrás, sobre un eje longitudinal) y elevación-descenso (*heave* en inglés; el buque se desliza arriba-abajo, sobre un eje vertical).

De estos seis grados de libertad de un buque, el sistema DP es capaz de controlar tres: deriva longitudinal (movimiento longitudinal lineal, proa-popa), deriva lateral (movimiento lineal transversal, babor a estribor) y guiñada (movimiento de rotación a lo largo del eje vertical, cambio de rumbo) [24].

En un sistema de (DP) se toman datos de viento, corrientes y movimientos del barco de diferentes sensores y, después de analizarlos, se envía una señal a propulsores y timones para compensar esos movimientos. Este procedimiento busca dos objetivos principales: mantener una posición determinada o mover la embarcación a lo largo de una ruta preestablecida.

Este sofisticado sistema se ha utilizado durante muchas décadas y sus numerosas aplicaciones se utilizan principalmente en la industria offshore. La complejidad y el alto nivel de precisión requerido para las diferentes operaciones offshore hacen del sistema de posicionamiento dinámico un gran activo para este sector. Sin embargo, es raro que un sistema automatizado tan complejo siempre funcione bien.

### 2.1.1 Segmentos del Sistema DP

Cualquier sistema de DP tiene siempre siete segmentos o elementos; a saber: controlador, consola DP, DPO, sistemas referenciales de posición (PRS), unidades de referencia de movimiento (MRU), propulsión y fuente de alimentación. Cada uno de estos segmentos se describe en esta sección.

El elemento central es el controlador, compuesto por computadores o procesadores, que establece una comunicación bidireccional con todos los demás elementos DP a través de las conexiones de red del barco.

El sistema se controla con la ayuda de la consola DP, que contiene controles operativos, botones, pantallas y una palanca de control (joystick) manual.

La consola está controlada por un DPO que debe ser totalmente competente para realizar operaciones de DP.

Para adquirir la información sobre la posición de la plataforma, se utilizan PRS. Aunque en la mayoría de los buques se suele denominar sistema de posicionamiento global (GPS), en las operaciones de perforación con DP existen varios PRS que proporcionan precisión adicional [24]. Por lo general, una plataforma de perforación seleccionará un sistema diferencial global de navegación satelitaria (DGNSS) y referencias de posicionamiento hidroacústico (HPR), generalmente del tipo de línea de base larga. El uso de cables tensos (*taut wire* en inglés) solamente se utiliza en aguas poco profundas, ya que no están disponibles en aguas profundas [26].

Los movimientos de la embarcación se controlan con diferentes sensores. La guiñada se controla con la ayuda de uno o más giroscopios que envían información sobre el rumbo. Las diferentes MRU ayudan a enviar información sobre ambas derivas, longitudinal y transversal.

El viento y la corriente también se monitorizan, determinando su dirección y fuerza o velocidad, y esta información se envía al controlador. Hay diferentes sensores de viento en diferentes posiciones a bordo de la plataforma, para evitar errores debidos a zonas de sombra, a turbulencias provocadas por estructuras, etc.

Con toda esta información, el controlador puede predecir el movimiento de la embarcación y enviar un comando adecuado a las hélices y propulsores (paso, revoluciones por minuto, azimut, ángulo del timón) para contrarrestar las fuerzas y mantener la plataforma en la posición deseada.

Una parte vital del sistema DP es la fuente de alimentación. Diésel, alternadores, cuadros de distribución, cableado, motores de propulsión y gestión de potencia forman parte del sistema de potencia relacionado con las operaciones de DP.

## **2.2 Elementos de DP durante operaciones de perforación.**

Las operaciones de perforación se llevan a cabo sobre un pozo. La función primaria del sistema DP, conocida como el modo de ángulo de la línea de subida (*riser angle mode*) o de seguimiento de la línea de subida (*riser-follow mode*), es mantener la posición de la plataforma de perforación de manera que el ángulo que forma la línea de subida que contiene la cadena de perforación (*riser/stack angle*), sea cercano a cero, compensando las corrientes o flujo de marea según sea necesario [27]. Este ángulo es el que se mide entre la línea de subida (en la parte superior) y el cabezal del pozo (*wellhead*) o la parte inferior de la línea de subida (*lower marine riser package*) [26].

Este ángulo lo monitoriza el DPO a través de sensores ubicados alrededor de la parte inferior de la línea de subida. El DPO es un oficial de guardia certificado que ha completado un programa de formación y certificación para poder ocupar este puesto a bordo [28].

Se crea un sistema de círculos de vigilancia para permitir que el DPO controle los movimientos del barco. Cuando la plataforma está en movimiento, se establecen varios niveles de alarma para garantizar la seguridad de las operaciones en todo momento [27].

El principal riesgo en cualquier operación de DP es la pérdida de posición o desviación durante las operaciones. Por lo tanto, el DPO debería reaccionar



rápidamente para corregir o mitigar las consecuencias de dicha pérdida [29]. La gravedad de estos accidentes es mayor en condiciones climáticas adversas [30].

En condiciones normales, la plataforma realiza sus operaciones dentro del círculo verde (como se muestra en la Figura 2-1). En caso de que el sistema sea incapaz de mantener la posición, se producirá una excursión (conocida como deriva o arranque, según la causa y el movimiento) más allá del círculo verde. En este caso, se activará la alarma azul (de aviso), lo que indica un estado degradante. Cuando la excursión continúa más allá del círculo amarillo, se debe activar la alarma amarilla y se deben hacer preparativos para una desconexión de emergencia. En caso de que la excursión continúe más allá del círculo rojo, se dispara la alarma roja, se inicia una desconexión de emergencia controlada [31], [32] y se sella el pozo. Si el buque supera el límite físico, la línea de subida se rompería y las consecuencias serían catastróficas [33], tanto económicas como medioambientales.

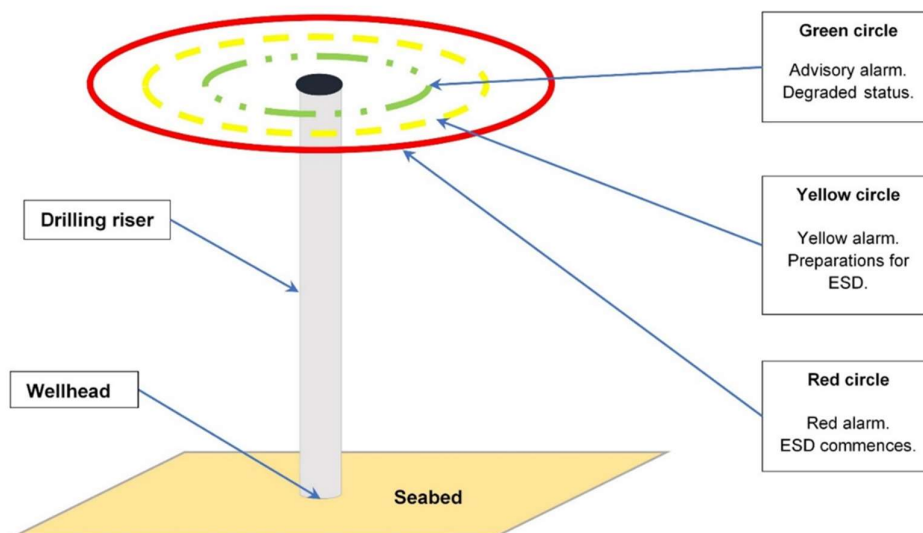


Figura 2-1 Círculo de vigilancia de posicionamiento dinámico

Los límites de excursión no están a escala; ESD: parada de emergencia. [85]

Se pueden aplicar varios criterios para establecer los límites de los círculos de vigilancia. Algunos autores argumentan que los círculos deben basarse en el ángulo de la línea de subida; y específicamente, Chen et al. [32] establecen que el círculo amarillo debe colocarse en un ángulo de 3 grados y el círculo rojo en un ángulo de 5 grados. Este enfoque es válido para aguas poco profundas. En aguas más profundas, como indica Bray [25], se debe tener en cuenta el flujo de la marea, compensando su efecto sobre el tubo ascendente. Por otro lado, varios estudios en este campo [34]-[38] sugieren que existen otros factores a considerar (por ejemplo, otras estructuras en las cercanías, fuerzas verticales del tensor de la línea de subida, conectores de la línea de subida, tiempo de desconexión de emergencia, entre otros), sobre una base de caso por caso. La MTS apoya esta idea en su Guía de operaciones de DP - Parte 2 - Apéndice 1 - MODUs [33], donde se describen las Directrices de operación específicas de pozos (Well Specific Operating Guidelines en inglés, WSOG).

### **2.3 Accidentes durante operaciones de perforación con sistema DP**

A pesar del alto nivel de seguridad establecido en la industria de gas y petróleo, ha habido ocasiones en el pasado en las que se han producido accidentes con graves consecuencias. En la memoria colectiva todavía están las imágenes del Deepwater Horizon en el Golfo de México, o la explosión de Piper Alpha [39], [40].

En marzo de 2006, Diamond Ocean Confidence, una plataforma semisumergible que realizaba operaciones de perforación en el Golfo de México, derramó más de 200 barriles de fluido de perforación de base sintética, cuando la desconexión de emergencia de la línea de subida fracasó después de un fallo del sistema de DP [31], [41].

En 2003, el buque de perforación Transocean Discoverer Enterprise se encontraba un pozo en el Golfo de México, cuando perdió su posición y la línea de subida, de 6000 pies de largo, se rompió en tres partes. El accidente no tuvo consecuencias graves ya que el sistema de prevención para evitar explosiones

(*Blowout Preventer*, en inglés, BOP) selló el pozo y evitó cualquier derrame de petróleo [42].

En 2001, en aguas de Guinea Ecuatorial, el Saipem 10000 tuvo un incidente muy similar, debido a un fallo en el sistema de elevación [42].

Estos son algunos ejemplos de accidentes por pérdida de posición durante las operaciones de perforación. Las listas con incidentes son altamente confidenciales y rara vez se hacen públicas o accesibles a los investigadores. Las investigaciones sobre accidentes son publicadas por la Oficina de Seguridad y Cumplimiento Ambiental de los Estados Unidos (*U.S. Bureau of Safety and Environmental Enforcement*, en inglés) [43]. Sin embargo, los incidentes rara vez son objeto de una investigación de este tipo y se resuelven de manera interna a nivel de empresa.

Los incidentes durante operaciones de perforación utilizando DP han sido objeto de diferentes investigaciones académicas. En 2008 Haibo Chen [32] publicó un artículo en el que presentaba la seguridad de las operaciones de DP basado en un modelo de barreras. Estableció las diferentes problemáticas que pueden surgir en cada recorrido del círculo de vigilancia, estableciendo que, en caso de sobrepasar el círculo amarillo, solo el DPO podría evitar un incidente al devolver la unidad a su posición, determinando así la importancia de esta figura. Anteriormente, el mismo equipo de investigación ya había publicado un artículo sobre la seguridad de este tipo de unidades [44].

Bhalla [35] estudió los procedimientos para determinar la trayectoria de la embarcación cuando tiene lugar una excursión; sus resultados ayudan a mejorar las operaciones de perforación al estimar los tiempos de desconexión.

A medida que se desarrolló la tecnología DP, permitió a la industria del petróleo y el gas explorar en busca de hidrocarburos en aguas más profundas [45]. Este hito trajo consigo una serie de mejoras al sistema DP que incluyen la

introducción de nuevas orientaciones operativas y la correspondiente gestión de riesgos.

#### 2.4 Análisis y gestión de riesgos

En la industria del petróleo y el gas en general [46], [47] y en el sector de la perforación mar adentro en particular [29], los incidentes debidos a factores humanos directos e indirectos no son raros. Es importante, en términos de seguridad, identificar cuáles son los peligros potenciales asociados con operaciones específicas y determinar la probabilidad de que ocurran y los posibles resultados y consecuencias involucrados. Este enfoque se conoce comúnmente como evaluación cuantitativa de riesgos (*Quantitative Risk Assesment* en inglés, QRA) [48]. Si bien la QRA fue aplicada inicialmente en procesos nucleares [49], se ha aplicado ampliamente en otras industrias, como la del gas y petróleo, donde los resultados obtenidos han sido muy satisfactorios [50]. Precisamente, se ha determinado que una gestión de riesgos inadecuada contribuye al 27,1% de todos los tipos de accidentes [51].

A lo largo de los años, la idea de QRA ha sido mejorada mediante el desarrollo de diversas metodologías. Algunos ejemplos de estos son los estudios de peligros y operabilidad (*Hazard and Operability studies* en inglés, HAZOP), el análisis de modos y efectos de fallo (*Failure Mode and Effect Analysis* en inglés, FMEA), el análisis del árbol de fallos (*Fault Tree Analysis* en inglés, FTA) y el análisis del árbol de eventos (*Event Tree Analysis* en inglés, ETA) [52].

Otro método que se ha utilizado ampliamente para el análisis de riesgo de incidentes de DP es la Red Bayesiana (*Bayesian network* en inglés, BN), un modelo gráfico que representa la dependencia entre variables, utilizando nodos y enlaces dirigidos, lo que permite mostrar probabilidades condicionales para un conjunto de variables [53]. Esta técnica se aplica extensamente en el análisis de incidentes de DP; sin embargo, los parámetros utilizados para cuantificar el riesgo asociado generalmente dependen del juicio subjetivo de la persona que realiza el análisis [54].

Gracias al alto nivel de las medidas de protección tomadas para evitar consecuencias graves, la frecuencia de accidentes en la industria del gas y petróleo puede considerarse baja y, por lo tanto, aunque se publican datos sobre accidentes, el volumen de estos datos es muy limitado para poder realizar un análisis. Es por esto que los incidentes y percances sin daños comenzaron a utilizarse para actualizar el análisis y la gestión de riesgos [55], [56]. Las investigaciones que utilizan este enfoque, entre otras, son las de Khakzad [57], Yang [58] y, más recientemente, Arnaldo-Valdes [59], Rebello [60] y Shengli y Yongtu [61].

### **2.5 Modelos de regresión**

Los datos precursores de un incidente son todos los datos que pueden influir en un incidente en particular. Cuando se analiza una base de datos de este tipo, se puede ver un patrón específico que podría usarse para predecir un incidente. Este es el principio subyacente a la técnica de modelado de regresión utilizada en esta tesis.

En los últimos años han aparecido varias publicaciones que documentan el uso de modelos de regresión para predecir y prevenir incidentes en el campo del transporte.

En el transporte terrestre, se aplicó un modelo de regresión logística en la detección de incidentes de tráfico [62] y su duración [63].

En el ramo del transporte aéreo, que siempre ha estado muy vinculado a la industria marítima en términos de seguridad, este enfoque estadístico fue utilizado para determinar predicción de incidentes por error humano [64], [65].

Sin embargo, según el conocimiento de los autores, se pueden encontrar muy pocas publicaciones en la literatura que aborden el uso de modelos de regresión logística para la predicción de incidentes en la industria marítima. Hogenboom et al. [29] utilizó la logística de regresión para explicar la influencia del error

humano en los incidentes marítimos; mientras que Boullosa-Falces et al. [66] lo utilizó como parte de una selección de variables antes de aplicar los métodos de predicción. Weng et al. utilizó la regresión logística multinomial para investigar la probabilidad de ocurrencia de errores humanos [67], obteniendo así un modelo basado en condiciones meteorológicas para predecir accidentes importantes en el transporte marítimo. Fiskin et al. [68] utilizaron regresión logística para analizar las variables que contribuyen a los accidentes de remolcadores.

## 2.6 El factor humano

Cualquier sistema marítimo se basa en personas [69]. El nivel de automatización aún depende de la figura del DPO, es decir, de una persona. Cualquier fallo operativo tiene un importante componente de error humano [70].

Cuando un sistema de DP no puede mantener la posición, el DPO debe hacerse cargo y recuperar el control sobre el estado degradado del sistema. Para ello, existen procedimientos; seguirlos permite una recuperación segura de un incidente inesperado. No obstante, las habilidades y la marinería de los operadores pueden ser claves para adaptar los procedimientos, optimizándolos para facilitar el regreso a una situación normal [71]. En este contexto, el problema estaría en la falta de personal capacitado y experimentado para llevar a cabo operaciones de DP [72].

Chae [73] propuso un enfoque muy interesante para analizar los factores humanos en incidentes de DP utilizando una red bayesiana. Basándose en este trabajo, el mismo grupo de investigación aplicó una evaluación formal de seguridad a estos factores, determinándose la naturaleza del error humano y proponiendo medidas de mitigación [74]. Además, Overgard [71] investigó el elemento humano durante los incidentes de DP considerando los diferentes niveles de conciencia situacional (*situational awareness*, en inglés) propuestos por Endsley [75]. Por otro lado, Dong et al. [76] concluyó que la mayoría de los accidentes durante las operaciones offshore de carga son causados por una

combinación de errores humanos y fallos técnicos y de organización basada en un enfoque que utiliza un diagrama de eventos y causas, análisis de cambios (en el que se describe cómo los eventos se desvían de la práctica común), y análisis de barreras.

Por todo lo mencionado anteriormente, se establece la importancia de los errores humanos en las operaciones de DP. En esta tesis, presentamos un nuevo enfoque que analiza una serie de variables meteorológicas y de configuración del sistema que podrían estar asociadas con los factores humanos involucrados en los incidentes. En concreto, se definirá un modelo matemático que pueda predecir la naturaleza humana de un incidente. A partir de este modelo, se pueden proponer límites operacionales para mejorar el desempeño y la seguridad de las operaciones.





### 3 Objetivos

Hay dos objetivos principales en esta tesis doctoral.

El primer objetivo principal de este trabajo es encontrar la expresión matemática que determina la probabilidad de que un incidente termine en excursión durante las operaciones de perforación con DP.

El segundo objetivo principal trata de definir un modelo matemático que pueda predecir la naturaleza humana de un incidente.

Con base en estos modelos, se pueden proponer límites operacionales para mejorar el desempeño y la seguridad de las operaciones.

Los objetivos secundarios se incluyen en un análisis estadístico de las incidencias y agregan valor al objetivo principal. Por tanto, comprobar las tendencias de las incidencias durante el período de estudio es uno de los objetivos secundarios.

También es un objetivo secundario, comparar el modelo propuesto para predecir pérdidas de posición, entre los incidentes que tienen causa humana y los que no la tienen, con el fin de obtener evidencia de que la expresión matemática cambia atendiendo a la naturaleza humana de la causa. En otras palabras, que los errores humanos influyen en la pérdida de posición.

Los objetivos específicos propuestos son los siguientes:

- analizar las diferentes variables incluidas en los informes de incidentes, con el fin de presentar los diferentes datos incluidos,

- aplicando la función de regresión logística binaria, elaborar los modelos que permitan predecir la probabilidad de tener una pérdida de posición,
- teniendo en cuenta la misma base de datos, se aplica de nuevo la regresión logística binaria, para construir el modelo que predice la probabilidad de que un incidente tenga causa humana o no, y
- dividiendo la base de datos en dos grupos respecto a si la causa tiene componente humano o no, se aplica nuevamente la función de regresión logística binaria, para obtener evidencia de que el modelo que predice pérdidas de posición puede cambiar cuando la causa es humana o no.
- Difundir los resultados obtenidos con la comunidad científica internacional mediante la publicación, abundante y de calidad, de artículos científicos.

Con los modelos desarrollados obtenidos de esta investigación, las compañías de perforación y otras autoridades pueden revisar sus manuales de gestión y proponer algunas medidas efectivas para reducir la probabilidad de ocurrencia de pérdidas de posición durante la realización de operaciones de perforación DP. Los excelentes resultados obtenidos por el modelo presentado avalan la fiabilidad de esta técnica.

Identificar qué variables están asociadas con un incidente causado por error humano y de qué manera puede ayudar a identificar las situaciones de mayor riesgo y, por lo tanto, permitiría tomar medidas para mejorar la seguridad de las operaciones de perforación. A partir de los resultados obtenidos, sería posible proponer límites operacionales para mejorar la seguridad de las operaciones de perforación.

## 4 Metodología

### 4.1 Base de datos

IMCA ha venido publicando, desde año 1994, los incidentes de DP reportados de forma anual por los buques de la asociación, de forma anónima.

Durante el período de 2007 a 2018, se reportaron a IMCA un total de 965 incidentes de DP, distribuidos por años como se muestra en la Tabla 4-1.

<i>AÑO</i>	<i>N° de buques que reportan</i>	<i>N° de buques que reportan 1 incidente</i>	<i>N° de buques que reportan 2 incidentes</i>	<i>N° de buques que reportan 3 ó más</i>	<i>N° total de incidentes</i>	<i>Media de incidentes por buque</i>
2007	49	36	10	3	67	1.37
2008	64	42	10	12	111	1.73
2009	46	32	7	7	75	1.63
2010	41	33	5	3	56	1.12
2011	46	38	8	0	54	1.17
2012	46	37	6	3	64	1.39
2013	49	42	2	5	64	1.31
2014	54	42	9	3	71	1.31
2015	59	46	6	7	80	1.36
2016	52	42	4	6	78	1.50
2017	75	59	12	4	98	1.31
2018	100	79	13	8	147	1.47

Tabla 4-1 Datos sobre incidentes de DP para cada año.

(Datos obtenidos de los incidentes de DP publicados por IMCA, de 2007 a 2018 [18]-[23], [89]-[94]).

Al ser la base de datos más completa de incidentes de DP, se decidió utilizar estas publicaciones de IMCA (*IMCA DP Station Keeping Incidents* [18]-[22]) para obtener los datos para la investigación. Se determinó un período de estudio desde 2011 a 2015, debido a que, a partir de 2016, debido al volumen de incidentes de DP recibidos, IMCA solamente publicó los eventos de árbol de los incidentes más representativos en los Boletines de eventos de DP [23]. Este cambio en el formato hizo que el equipo de investigación considerara usar solo el período para el cual todos los incidentes de DP se presentaron como árboles de eventos. Antes del año 2011, los árboles de eventos no presentaban toda la información de las variables de una forma uniforme.

Para el periodo de estudio, ocurrieron un total de 333 incidencias. El primer paso fue determinar qué operaciones se llevaron a cabo cuando ocurrió el incidente. El árbol de eventos tenía una descripción de las operaciones que estaban en curso, pero esta información no era uniforme y debía etiquetarse y categorizarse adicionalmente.

Del total de incidentes de DP ocurridos durante el período de estudio, IMCA publicó un total de 52 incidentes de DP reportados que tuvieron lugar mientras las operaciones de perforación estaban en progreso. Sin embargo, un análisis más detenido llevó al equipo de investigación a rechazar dos de estos incidentes del estudio. Uno de ellos se refería a operaciones de intervención de pozo, por lo que se decidió retirarlo del grupo de estudio de incidentes de perforación DP. El otro incidente, aunque inicialmente se refería a una embarcación dedicada a operaciones de perforación, en realidad tuvo que ver con una embarcación de suministro en alta mar (*Offshore Supply Vessel* en inglés, OSV) que estaba realizando operaciones de carga y que era la que tenía el incidente de DP. Como el incidente no se había producido en la embarcación que realizaba las operaciones de perforación, se decidió eliminar también este incidente del grupo de estudio. Así, en total se dispone de 50 incidentes de DP que ocurrieron durante operaciones de perforación.

Como cada incidente incluía una presentación de árbol de eventos, toda la información se introdujo en una base de datos, con las siguientes entradas: número de incidente, año, tipo de operación, causa principal, causa secundaria, comentarios, evento iniciador y descripción de los eventos. Los datos acerca de la configuración del sistema de DP (número de generadores en línea, número de propulsores en línea, etc.) y las condiciones meteorológicas (viento, corriente...) también fueron agregados a la base de datos, siempre y cuando estuvieran presentes en el informe del incidente; no todos los informes contenían esta información. Estas variables se encuentran definidas en la Tabla 4-2.

Tabla 4-2 Variables incluidas en el estudio.

Las variables que se presentan en los árboles de eventos de DP y que son recogidas en la base de datos, incluyendo una breve descripción de las mismas.

<b>Variable</b>	<b>Descripción</b>
Año	en qué año ocurrió el incidente
Profundidad del agua (en metros)	la profundidad del agua a la que se llevaron a cabo las operaciones de perforación
Porcentaje de propulsores en línea	el número de propulsores en línea dividido por el número total de propulsores en línea y en espera
Porcentaje de generadores en línea	el número de generadores en línea, dividido por el número total de generadores en línea y en espera
DGNSS	el número de sistemas DGNSS que se seleccionan en el sistema DP

<b>Variable</b>	<b>Descripción</b>
HPR	el número de sistemas hidroacústicos que se seleccionan en el sistema DP
Cables tensos	el número de cables tensos en uso durante las operaciones de perforación
Sistemas de inercia	el número de sistemas de inercia en uso durante las operaciones de perforación
Giroscopios	el número de giroscopios que se utilizaron durante las operaciones de perforación
MRU	la cantidad de MRU que estaban en uso durante las operaciones de perforación
Sensores de viento	la cantidad de sensores de viento que estaban en uso durante las operaciones de perforación
Fuerza del viento (en nudos)	la fuerza del viento que soplaba cuando ocurrió el incidente
Velocidad de la corriente (en nudos)	la intensidad de la corriente cuando ocurrió el incidente
Altura de las olas (en metros)	la altura de las olas cuando ocurrió el incidente

<b>Variable</b>	<b>Descripción</b>
Visibilidad	la visibilidad cuando ocurrió el incidente se clasificó de la siguiente manera: escasa (1), menos de dos millas náuticas; moderada (2), entre 2 y 5 millas náuticas; y buena (3), más de 5 millas náuticas [77].
Causa principal	la causa principal, según se define en la clasificación presentada por el IMCA
Causa secundaria	la causa secundaria, si está presente, según se define en la clasificación presentada por el IMCA
Excursión	si el incidente tuvo una pérdida de posición (1), o por el contrario pudo mantenerse en el mismo sitio (0).
Causa humana	cuando la causa principal o secundaria tiene un origen humano, se ingresa 1; de lo contrario, se inserta 0, lo que indica que no hay causa humana.
Período	el primer período es de 2011 a 2013 y el segundo de 2013 a 2015.

Una vez creada la base de datos, se observó que algunos valores faltaban para algunas de las variables; dicho de otro modo, no todas las variables venían definidas para todos los casos. Estos ocho casos correspondientes fueron eliminados para hacer uniforme la muestra, sin que influyera significativamente en los valores medios o medianas calculados para la muestra. Así, la muestra analizada consta de 42 casos.

Las estadísticas descriptivas se calculan para cada variable antes de desarrollar modelos de regresión logística binaria. La regresión logística no requiere que los datos sobre las variables independientes se distribuyan normalmente [78]. La Figura 4-1 es un diagrama descriptivo que muestra las variables tomadas en cuenta para el modelado de regresión y su rol durante las operaciones de perforación.

### 4.2 Modelado de regresión logística binaria

Se utiliza la técnica de regresión logística binaria para construir un modelo que relaciona una variable dependiente categórica y una o más variables independientes, de manera que se calcula la probabilidad condicional de que ocurra un evento [79].

Para desarrollar un modelo de regresión logística binaria, hace falta definir una variable dependiente, que es la variable respuesta. Esta variable dependiente

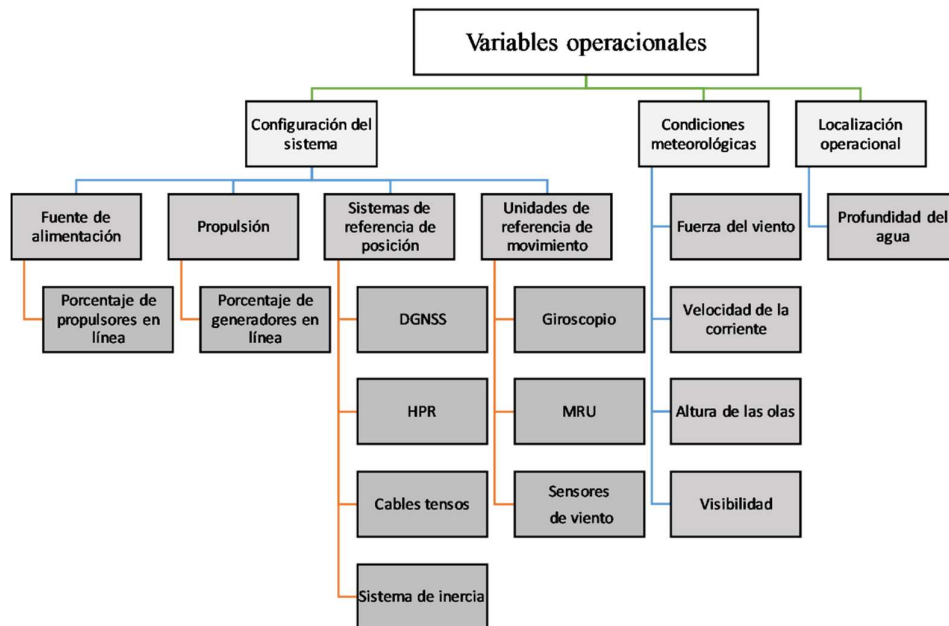


Figura 4-1 Variables consideradas en el cálculo de regresión logística.

Clasificadas de acuerdo a sus roles operacionales durante las operaciones de perforación utilizando DP. [95]



corresponde con la salida que queremos obtener, y sólo puede tener dos valores, cero y uno.

Así, para nuestro primer objetivo, determinar un modelo que pueda predecir las pérdidas de posición, tomaremos como variable dependiente, la variable excursión, que tomará el valor cero si no hay excursión y el valor 1 si hay excursión.

Para el segundo objetivo, la variable dependiente será la causa humana, y tomará un valor de cero si no hay una causa humana y de 1 si hay una causa humana.

Excepto por las variables profundidad del agua, porcentaje de propulsores en línea y porcentaje de generadores en línea, que son todas cuantitativas, el resto de las variables independientes son categóricas. Debido a esto, el programa manipula sus valores internamente, de manera que produce tantas variables como categorías menos una. Por ejemplo, los sensores de viento tienen cinco categorías y el programa produce cuatro variables: sensores de viento ( $i$ ),  $i = 1, 2, 3, 4$ . Estas nuevas variables son dicotómicas: el valor 1 indica la presencia de una cualidad, y el valor 0 su ausencia.

La regresión logística, considerando los valores de las variables independientes para cada incidente, calcula la probabilidad de que la variable dependiente tome el valor 1 para cada uno de los casos. Como esta probabilidad varía entre 0 y 1, cuanto más cerca de 0 significará la menor probabilidad de desviación, y cuanto más cerca de 1 significará una probabilidad de desviación más significativa. Por tanto, a cada caso se le asigna una probabilidad  $P$ . Esto es importante para interpretar los coeficientes de la regresión.

El método seguido para cada objetivo difiere levemente a partir de este punto.

La metodología seguida para obtener el modelo que predice las pérdidas de posición en un incidente, se describe en la sección 4.2.1.

La predicción de causas humanas en incidentes sigue la metodología detallada en la sección 4.2.2.

#### 4.2.1 Variable dependiente: excursión.

Menard [80] expresa el modelo para determinar la excursión en un incidente como:

$$Z = B_1X_1 + \dots + B_kX_k + B_0 \quad (1)$$

donde  $Z$  es la función de predicción lineal para determinar la excursión del incidente;  $X_1, \dots, X_k$  representan cada variable independiente, siendo  $k$  el número de variables independientes y  $B_0, B_1, \dots, B_k$  son los coeficientes de regresión a estimar.

Las variables independientes en la ecuación del modelo dado en (1) se seleccionan mediante el método: *Enter* [81]. Aunque la opción predeterminada del software estadístico toma en cuenta los p-valores asociados para añadir una variable a la ecuación, los enfoques estadísticos modernos [82] advierten sobre el uso de p-valores para establecer valores de corte. También se sabe que los p-valores son muy sensibles al tamaño de la muestra, por lo que con un tamaño de muestra pequeño tenemos bajo poder estadístico y por lo tanto somos propensos a no observar un efecto estadístico en la muestra cuando el efecto estadístico está en realidad presente en la población. Por lo tanto, la investigación se centra en los tamaños del efecto (*effect size*, ES), mostrando los intervalos de confianza (IC), indicando las variables que tienen un mayor peso en el sistema, en lugar de rechazarlas en función de su p-valor.

Dicho esto, esta tesis no pretende simplemente usar un procedimiento estadístico predeterminado para evaluar las relaciones como inferencia pura basada en datos. Está claro que las corrientes, la fuerza del viento y otras variables meteorológicas afectan la posición de un barco, y sería extraño eliminar estas variables del modelo en función de los resultados de la inferencia. Por tanto, los modelos incluirán las variables meteorológicas.

Este software, considerando los valores de las variables independientes en cada incidente, calcula la probabilidad de que ocurra una excursión en cada caso. La probabilidad  $P$  de excursión en un caso específico viene dada por [83]:

$$P = \frac{1}{1 + \exp(-Z)} \quad (2)$$

Esta probabilidad  $P$  varía entre 0 y 1: cuanto más cerca de 0, menor es la probabilidad de excursión, y cuanto más cerca de 1, mayor es la probabilidad de excursión. De acuerdo con el valor obtenido para  $P$ , el caso se clasificará en uno de dos grupos: sin excursión (0), para probabilidades menores a 0.5 (es decir, las probabilidades de tener una excursión son menores al 50%, de ahí que caso se clasificaría como sin excursión), y excursión (1), para probabilidades superiores a 0,5 (cuando las probabilidades de pérdida de posición están por encima del 50%).

Una vez desarrollado el modelo, necesitamos evaluar su efectividad, y esto se puede hacer evaluando la bondad del ajuste. Es decir, la probabilidad estimada de que un incidente resulte (o no resulte) en una excursión no coincide necesariamente con el resultado real. Por ejemplo, el modelo puede definir un caso con una probabilidad significativa de no terminar en una excursión y, sin embargo, se registró una pérdida de posición real. En todos estos casos, existe un error  $E$ , calculado como la diferencia entre la probabilidad observada y la probabilidad estimada [83]:

$$E_i = P_i \text{ observed} - P_i \text{ estimated} \quad (3)$$

donde  $P_i$  puede tomar los valores 0 ó 1, dependiendo de si el caso se clasifica en el primer o segundo grupo (sin excursión o excursión, respectivamente).

La evaluación de la bondad del ajuste implica verificar qué tan fiables son los resultados obtenidos para el modelo estimado, y esto se puede hacer comparando el número de casos en el segundo grupo (excursión = sí) con el número esperado si el modelo fuera válido. Este número esperado es el producto del número total de casos en la muestra por la probabilidad estimada de pertenecer al segundo grupo.

Para este ajuste, se puede utilizar el estadístico de probabilidad logarítmica, llamado -2LL. Valores bajos de -2LL indican un mejor ajuste. Se considera que un modelo muestra un buen ajuste cuando el p-valor  $<0,05$ . La variación explicada (R cuadrado) es una medida de rendimiento que se utiliza a menudo como una regla de puntuación logarítmica. En este estudio, se utilizará el R cuadrado de Cox y Snell y Nagelkerke [84]. Además, el análisis kappa de Cohen se utiliza para determinar la concordancia entre los resultados observados y estimados de los incidentes.

Además, existe otro estadístico, llamado  $Z^2$ , que se puede utilizar para comparar las probabilidades observadas con las estimadas a partir del modelo [83]:

$$Z^2 = \frac{\sum E_i^2}{P_i \text{ estimated} \cdot (1 - P_i \text{ estimated})} \quad (4)$$

Ambos estadísticos (-2LL y  $Z^2$ ) siguen una distribución de chi-cuadrado con  $n-2$  grados de libertad, bajo la hipótesis de que el modelo se ajusta a los datos observados.  $Z^2$  muestra el porcentaje de casos correctamente clasificados una vez definido el modelo, lo que indicaría la fiabilidad del modelo.

En este contexto, cuanto mayor sea el porcentaje de casos correctamente clasificados, mejor será el rendimiento del modelo para predecir si un caso dado tendrá una pérdida de posición: más del 75% puede considerarse muy bueno y más del 90% excelente [81].

Por último, analizaremos la razón relativa entre la probabilidad de que los incidentes tengan una excursión (P) y la probabilidad de que los incidentes no tengan una excursión (Q). La probabilidad de no tener desviación viene dada por Q y se calcula de esta manera [81]:

$$Q = 1 - P \quad (5)$$

Entonces, la razón relativa se define como [81]:

$$\frac{P}{Q} = \exp(Z) \quad (6)$$

De acuerdo con la definición de razón relativa, es más probable que el i-ésimo incidente implique una excursión si  $P/Q > 1$ ; mientras que es más probable que otro incidente no esté asociado con una excursión cuando esta razón  $P/Q < 1$ . Si la razón relativa es igual a 1, entonces el resultado se considera ambiguo (ya que no se puede clasificar en ninguno de los dos grupos) y tales casos se omitirán del análisis.

Para determinar si se puede considerar que los factores humanos contribuyen o no a la excursión, la variable dicotómica Causa humana también se trata como una variable predictiva.

#### 4.2.2 Variable dependiente: Causa humana

En este caso, tratamos de conseguir un modelo que permita predecir si un incidente tiene causa humana o no. Para ello, la variable dependiente elegida

será la variable Causa Humana, que tomará el valor 0 si no existe causa humana, y 1 si el incidente se debe a un error humano.

Las demás variables, al igual que en el modelo anterior, son las llamadas variables independientes, y serán las mismas que las listadas en la Tabla 4-2.

Para este objetivo, usaremos una vez más la regresión logística binaria, aunque esta vez las variables serán seleccionadas mediante el método Forward Wald. Este método se basa en agregar o eliminar variables del modelo mediante el uso de dos estadísticos: la puntuación eficiente de Rao y el estadístico de Wald.

La puntuación de Rao permite comparar para cada variable independiente  $X_j$  la hipótesis nula:  $H_0 = \beta_j = 0$ ; es decir, el coeficiente asociado a la variable en el modelo es nulo. La variable que presente el p-valor mínimo asociado, siempre menor a 0.05, para el estadístico será seleccionada para ingresar al modelo.

También para el estadístico de Wald se puede comparar la hipótesis nula  $H_0: \beta_j = 0$ , pero en este caso es para los valores independientes que ya están seleccionados y han ingresado al modelo.

Se eliminará una variable con un valor p asociado al estadístico de Wald mayor que 0.1, ya que esta es por defecto la opción del programa (POUT (.10)).

Habrán varios pasos en los que se ingresarán y eliminarán variables independientes, de acuerdo con los criterios expuestos anteriormente.

En el paso 0, solo se introduce la constante en el modelo. Para esta constante, es importante medir B (el valor de la estimación de la constante), el error estándar en la estimación, el estadístico de Wald y sus grados de libertad (gl) y su p-valor asociado. Cuando este p-valor es menor que 0.1, la constante se considera significativa.

En el paso 0, todas las variables independientes están fuera del modelo. Debe seleccionarse una variable para introducirse en el modelo en el paso 1. Se seleccionará la variable con el p-valor asociado a la puntuación de Rao que sea menor a 0.05.

Cabe señalar que las variables creadas a partir de una variable categórica deben considerarse como un todo.

En el caso de que dos o más variables tengan el mismo p-valor, entonces se debe considerar la puntuación eficiente de Rao, eligiendo la variable con mayor valor de puntuación para ser seleccionada en el Paso 1.

Para las variables de la ecuación, que ya están en el modelo, debemos estudiar el estadístico de Wald, dado por:

$$Wald = \left( \frac{B}{S.E.} \right)^2 \quad (7)$$

Si su p-valor es mayor que 0.1 (valor de salida, POUT), la variable correspondiente sería eliminada (en bloque, en el caso de las variables categóricas). Siempre se eliminará antes de seleccionar la nueva variable.

El sistema examinará la necesidad de agregar o eliminar una variable hasta que no se puedan realizar más mejoras.

La ecuación del modelo está dada por la expresión descrita en la ecuación 1. La función que describe la probabilidad de que un incidente haya sido causado por un error humano es la descrita en la ecuación 2.

Para determinar si la predicción del modelo es precisa, éste debe validarse. La validación se basa en observar la causa real de un caso y compararla con la

---

predicción del modelo propuesto. Si la causa pronosticada y la real coinciden, se dice que el modelo tiene un buen poder predictivo.

Además, considerando la naturaleza dinámica de las incidencias, el modelo será validado en dos períodos diferentes. El modelo no solo debe incluir las mismas variables independientes sin cambios significativos en sus coeficientes, sino que también debe mantener la tasa de predicción para ser considerado válido para su uso.

Debido al tamaño de la muestra, los diferentes períodos utilizados para la validación se superponen. El primer periodo será el considerado desde 2011 a 2013 inclusive, y el segundo periodo será de 2013 a 2015.



## 5 Resultados

### 5.1 Estadística descriptiva

Los 42 incidentes se incluyeron en el análisis. Todas las variables incluidas en el estudio tenían datos válidos para cada caso. Entre estos casos, 13 (31% del total) fueron incidentes con pérdida de posición.

Un estudio más detallado de la distribución de cada variable se presenta a continuación.

#### 5.1.1 Profundidad de agua

Esta variable es numérica continua. En la tabla 5-1 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		1409.238	112.0642
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	1182.920	
	Límite superior	1635.556	
Media recortada al 5%		1415.796	
Mediana		1678.000	
Varianza		527452.527	
Desviación estándar		726.2593	
Mínimo		37.0	
Máximo		2838.0	
Rango		2801.0	
Rango intercuartil		959.0	
Asimetría		-.413	.365
Curtosis		-.521	.717

Tabla 5-1 Estadísticos descriptivos para la variable “Profundidad del agua”.

Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.204	42	.000	.938	42	.025

Tabla 5-2 Tests de normalidad para la variable “Profundidad del agua”

(gl = grados de libertad)

En la tabla 5-2 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

En la Figura 5-1 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que hay un gran número de incidentes que tienen lugar en profundidades entre 1500 y 2000 metros, aunque la media se encuentra en 1410 metros aproximadamente. Este hecho hace que la mediana se encuentre en aproximadamente 1810 metros.

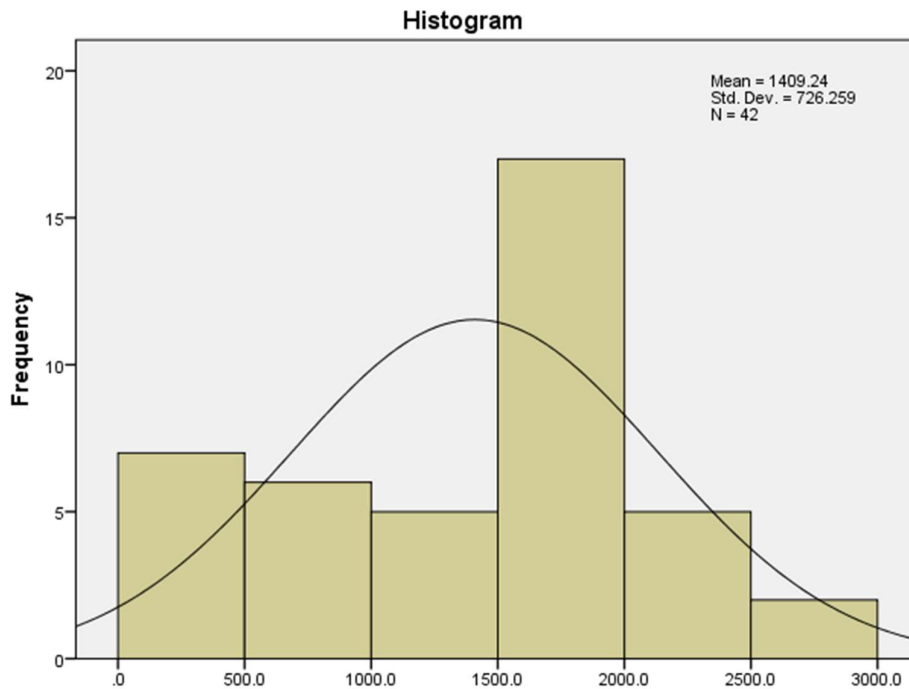


Figura 5-1 Histograma que muestra la distribución de la variable “Profundidad del agua”.

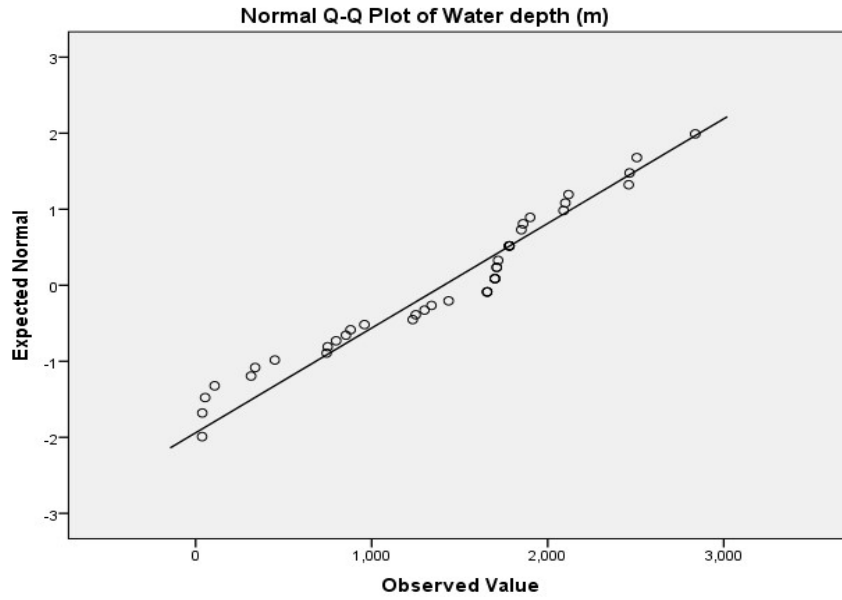


Figura 5-2 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Profundidad del agua”.

En las figuras 5-2 y 5-3, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

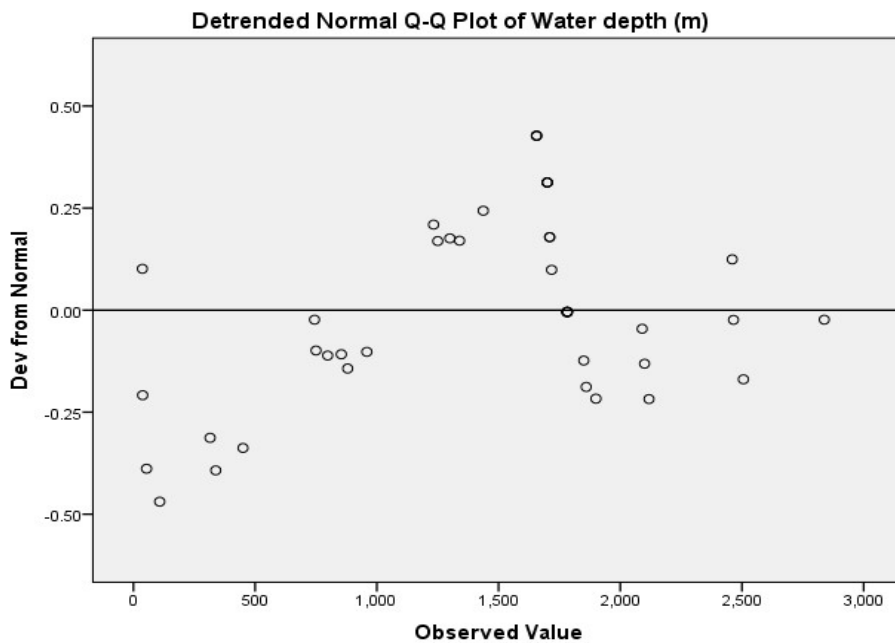


Figura 5-3 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Profundidad del agua”.

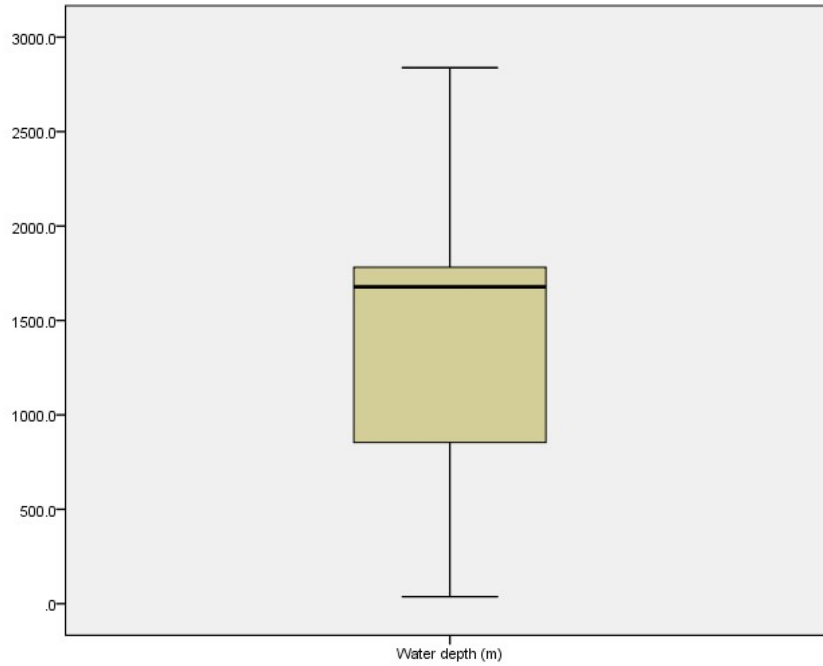


Figura 5-4 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Profundidad del agua”

Finalmente, en la Figura 5-4 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que el percentil 25 se encuentra por debajo de 800 y el 75 por debajo de 1800, como muestran los extremos de la caja. Dentro de la caja se encuentran el 50% de los datos centrales. La línea gruesa o mediana (percentil 50) se encuentra a aproximadamente 1700 metros, lo cual indica que la distribución de los datos no es normal.

5.1.2 *Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores*  
 Esta variable es numérica continua. En la tabla 5-3 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-4 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		92.55	2.341
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	87.82	
	Límite superior	97.28	
Media recortada al 5%		94.47	
Mediana		100.00	
Varianza		230.095	
Desviación estándar		15.169	
Mínimo		50	
Máximo		100	
Rango		50	
Rango intercuartil		0	
Asimetría		-1.785	.365
Curtosis		1.766	.717

Tabla 5-3 Estadísticos descriptivos para la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores”.

Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.474	42	.000	.544	42	.000

Tabla 5-4 Tests de normalidad para la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores”.

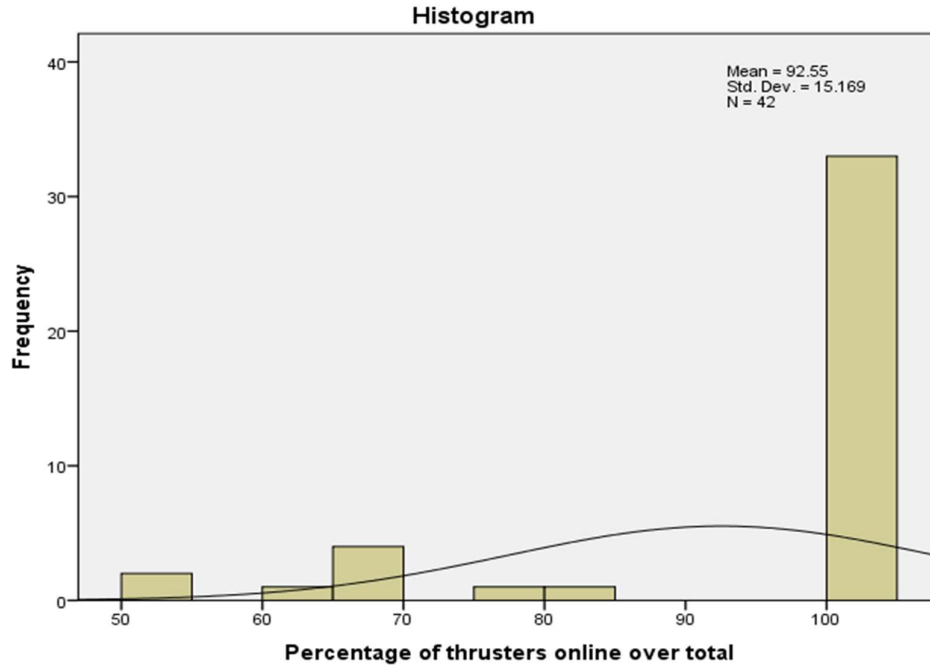


Figura 5-5 Histograma que muestra la distribución de la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores”.

En la Figura 5-5 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que la mayoría de los casos tienen un porcentaje de propulsores del 100%.

A pesar de esto, se observan otros valores en un rango entre 50 y 100. No existe ningún caso en el que el porcentaje de generadores sea menor de 50%.

En las figuras 5-6 y 5-7, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución no sigue un patrón normal.

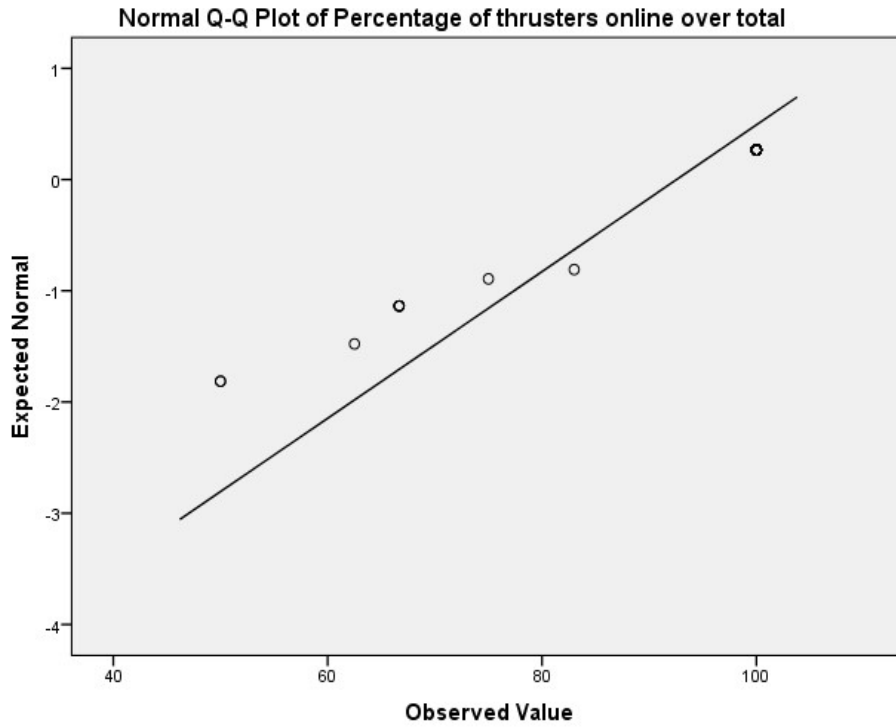


Figura 5-7 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores”.

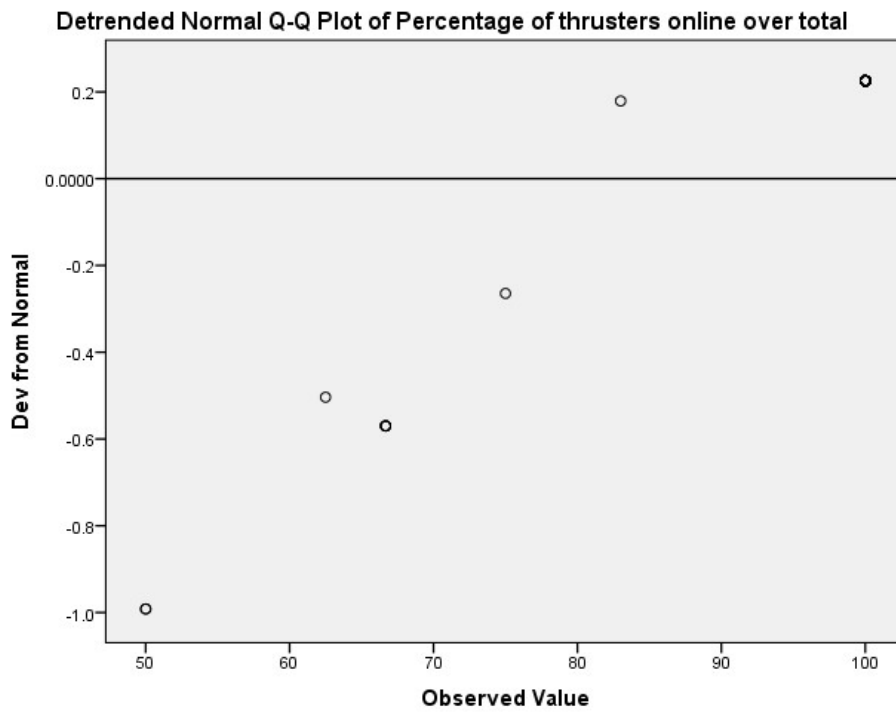


Figura 5-6 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores”.

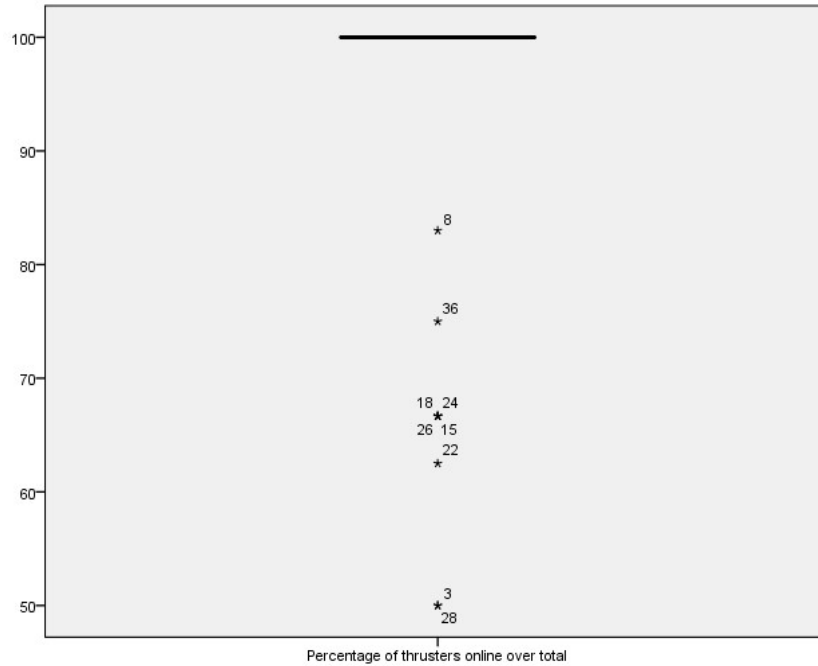


Figura 5-8 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores”.

Las cifras números indican el número del caso, no el valor de la variable.

Finalmente, en la Figura 5-8 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que la mediana (percentil 50) se encuentra en el valor 100, y que el 50% de los datos centrales tienen el mismo valor. De este modo, el resto de los valores pueden parecer anecdóticos o aberrantes. Sin embargo, estos datos son importantes para el análisis (como se verá más adelante) y se hace necesario contar con todos los casos.



5.1.4 Porcentaje de generadores sobre el número total de generadores

Esta variable es numérica continua. En la tabla 5-5 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-6 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		64.5125%	3.47436%
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	57.4959%	
	Límite superior	71.5291%	
Media recortada al 5%		64.1377%	
Mediana		50.0000%	
Varianza		506.989	
Desviación estándar		22.51641%	
Mínimo		33.33%	
Máximo		100.00%	
Rango		66.67%	
Rango intercuartil		50.00%	
Asimetría		.807	.365
Curtosis		-1.008	.717

Tabla 5-5 Estadísticos descriptivos para la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores”

Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.312	42	.000	.754	42	.000

Tabla 5-6 Test de normalidad para la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores”.

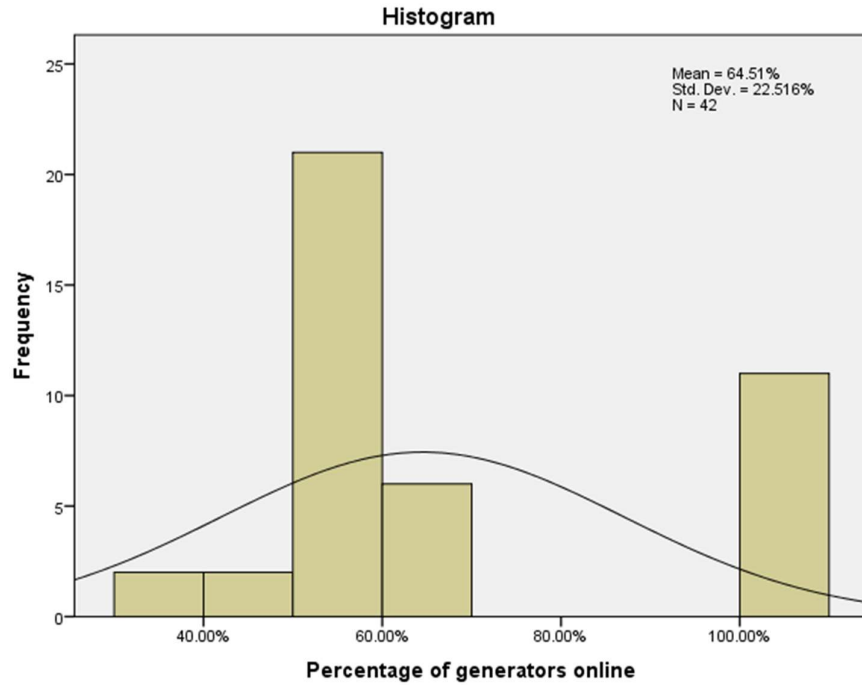


Figura 5-9 Histograma que muestra la distribución de la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores”.

En la Figura 5-9 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que la mayoría de los casos tienen un porcentaje de generadores del 50%, seguido de otro gran número de casos en los que los generadores se encuentran 100% seleccionados en el sistema de DP.

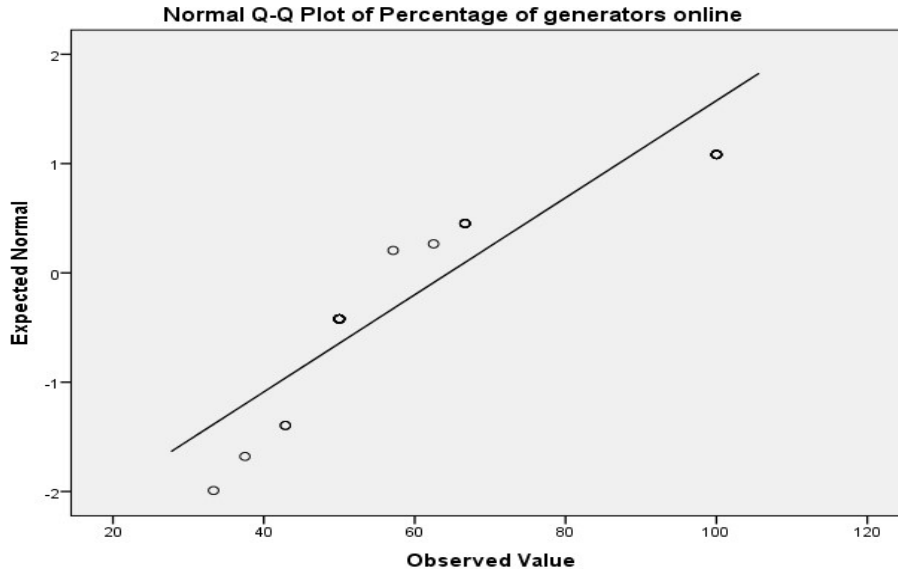


Figura 5-11 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores”.

En las figuras 5-10 y 5-11, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

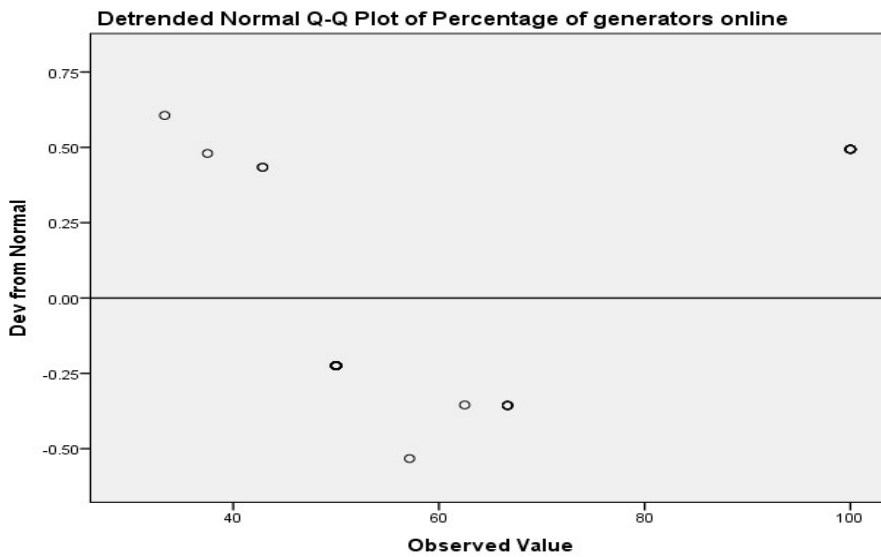


Figura 5-10 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores”.

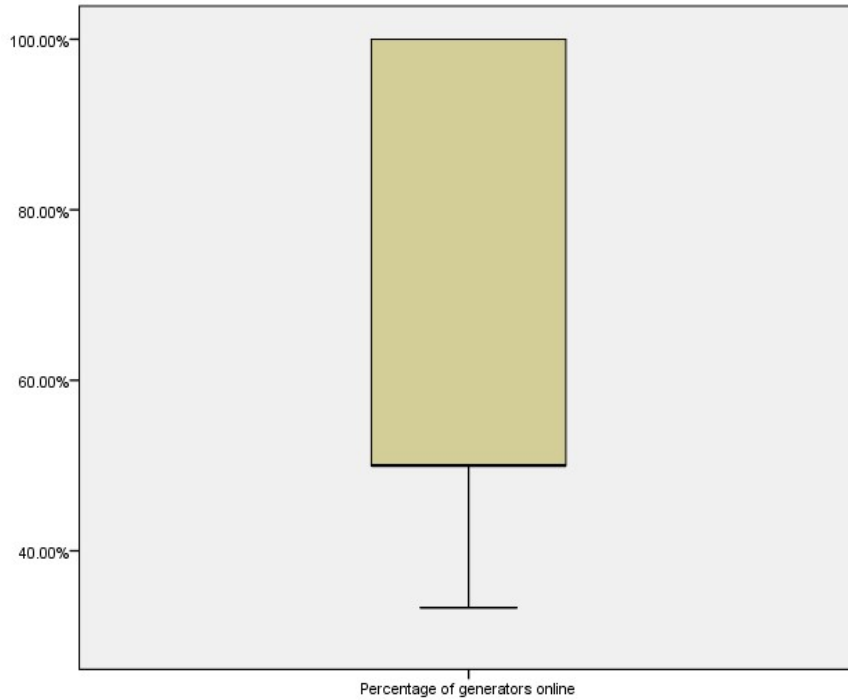


Figura 5-12 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Porcentaje de generadores en línea sobre el número total de generadores”.

Finalmente, en la Figura 5-12 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que el percentil 25 se encuentra por debajo de 50% y el 75 por debajo de 100%, como muestran los extremos de la caja. Dentro de la caja se encuentran el 50% de los datos centrales. La línea gruesa o mediana (percentil 50) se encuentra a la misma altura que el percentil 25, lo cual indica que la distribución de los datos no es normal

5.1.5 DGNSS

Esta variable es numérica discreta. En la tabla 5-7 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-8 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		2.33	.121
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	2.09	
	Límite superior	2.58	
Media recortada al 5%		2.31	
Mediana		2.00	
Varianza		.618	
Desviación estándar		.786	
Mínimo		1	
Máximo		4	
Rango		3	
Rango intercuartil		1	
Asimetría		.902	.365
Curtosis		.449	.717

Tabla 5-7 Estadísticos descriptivos para la variable “DGNSS”.

Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.379	42	.000	.759	42	.000

Tabla 5-8 Test de normalidad para la variable “DGNSS”.

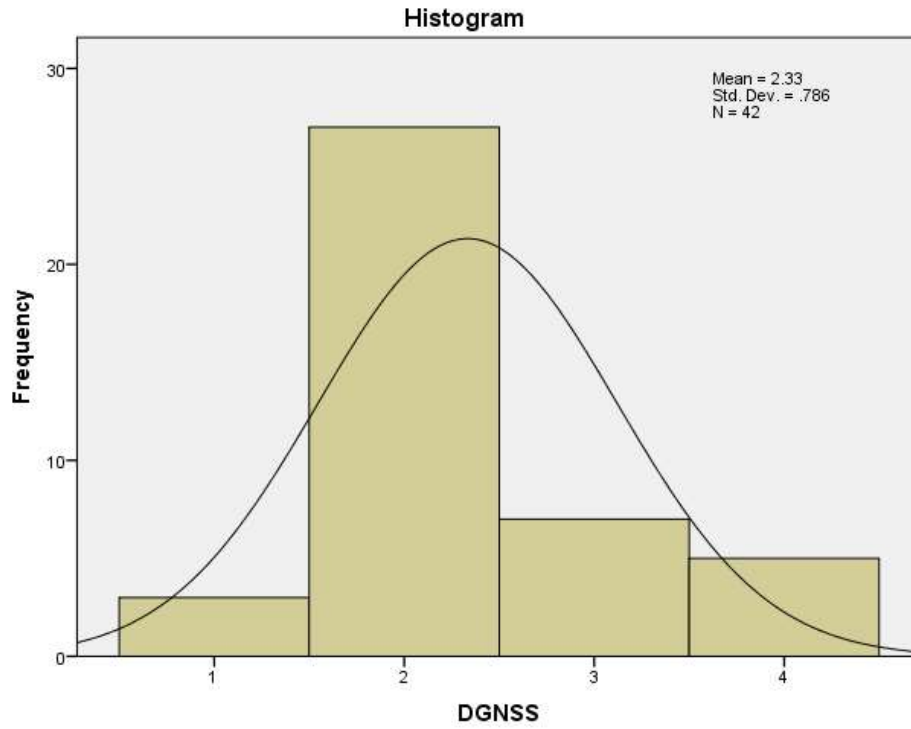


Figura 5-13 Histograma que muestra la distribución de la variable “DGNSS”.

En la Figura 5-13 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que la mayoría de los casos tienen 2 sistemas de DGNSS conectados al sistema DP.

El rango indica que puede haber de 1 a 4 sistemas conectados al sistema DP.

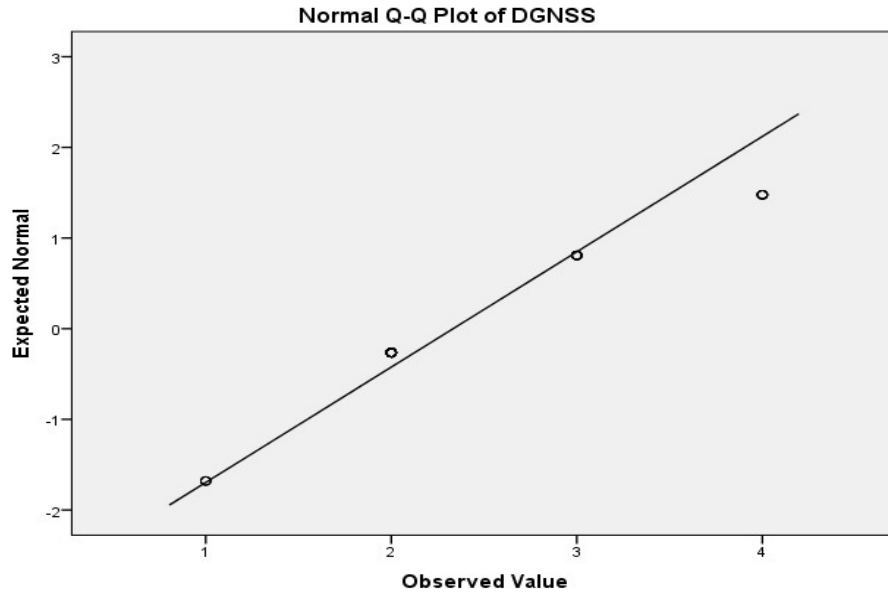


Figura 5-14 Gráfico Q-Q Normal para la variable “DGNSS”.

En las figuras 5-14 y 5-15, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

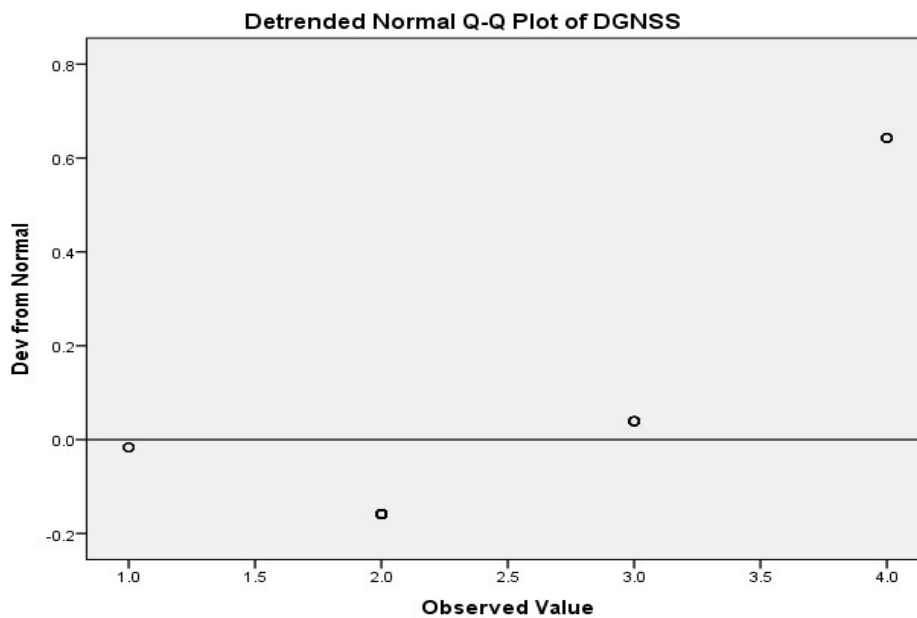


Figura 5-15 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “DGNSS”.

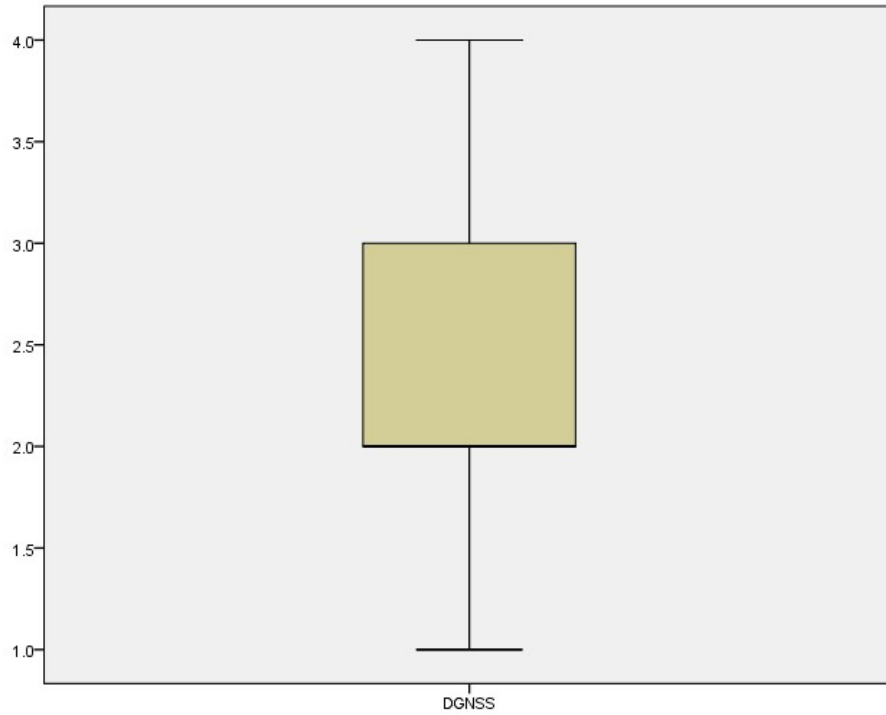


Figura 5-16 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “DGNSS”.

Finalmente, en la Figura 5-16 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que el percentil 25 se encuentra por debajo de 2 y el 75 por debajo de 3, como muestran los extremos de la caja. Dentro de la caja se encuentran el 50% de los datos centrales. La línea gruesa o mediana (percentil 50) se encuentra a la misma altura que el percentil 25, lo cual indica que la distribución de los datos no es normal



5.1.6 HPR

Esta variable es numérica discreta. En la tabla 5-9 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-10 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		1.40	.103
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	1.20	
	Límite superior	1.61	
Media recortada al 5%		1.45	
Mediana		1.50	
Varianza		.442	
Desviación estándar		.665	
Mínimo		0	
Máximo		2	
Rango		2	
Rango intercuartil		1	
Asimetría		-.679	.365
Curtosis		-.534	.717

Tabla 5-9 Estadísticos descriptivos para la variable “HPR”.

Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.315	42	.000	.751	42	.000

Tabla 5-10 Tests de normalidad para la variable “HPR”.

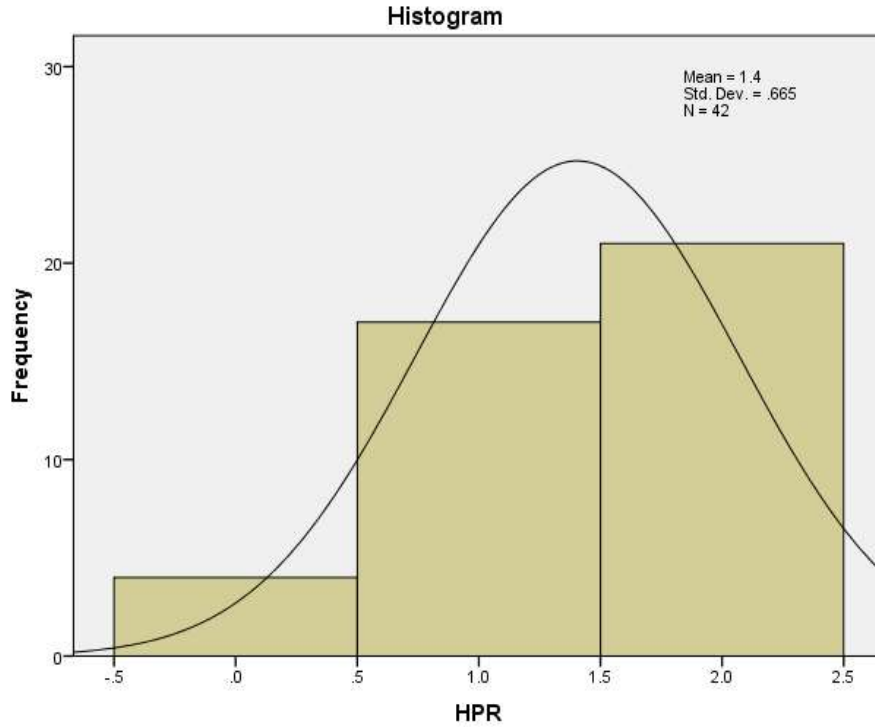


Figura 5-17 Histograma que muestra la distribución de la variable “HPR”

En la Figura 5-17 se muestra el histograma con la distribución de la variable. El rango es de 0 a 2 sistemas de HPR seleccionados en el sistema de DP. Se aprecia que la mayor parte de los casos tienen 2 sistemas HPR seleccionados, seguidos por al menos 1 sistema conectado. También existen casos en los que no se utiliza el sistema HPR como sistema de referencia para el mantenimiento de la posición.

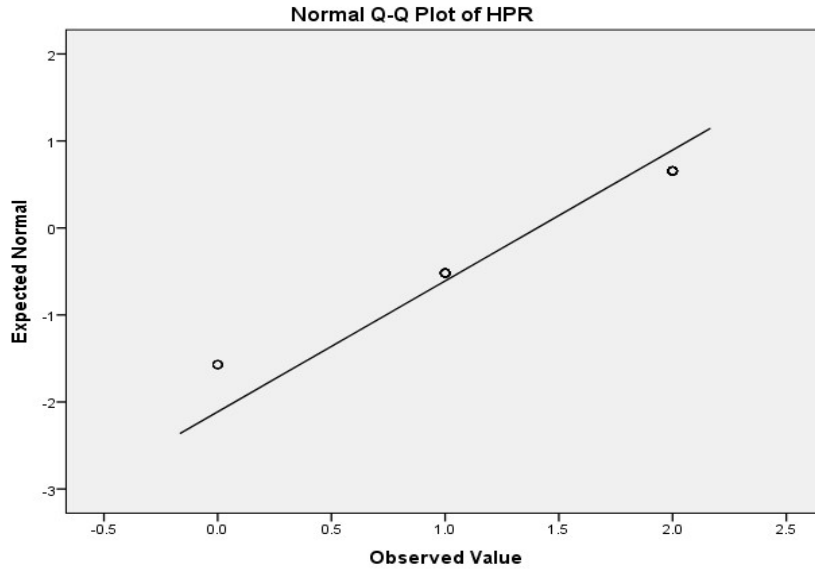


Figura 5-18 Gráfico Q-Q Normal para la variable “HPR”

En las figuras 5-18 y 5-19, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

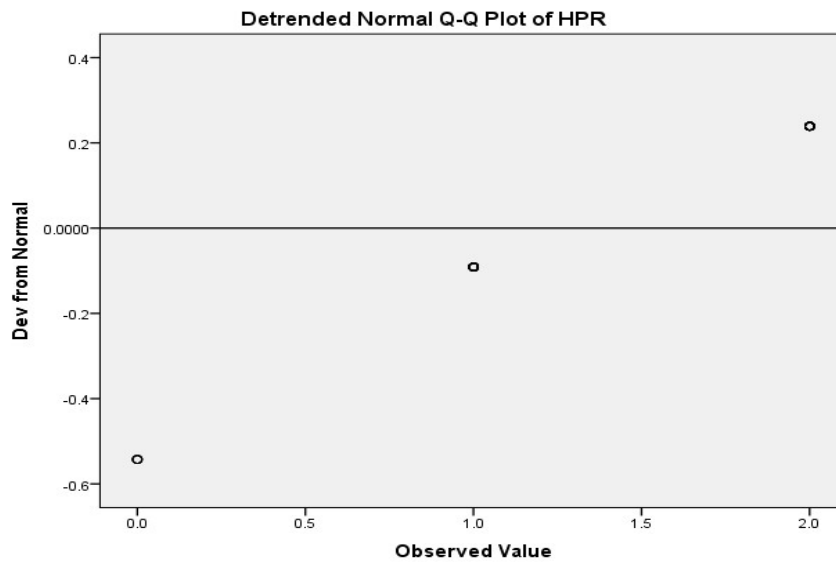


Figura 5-19 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “HPR”

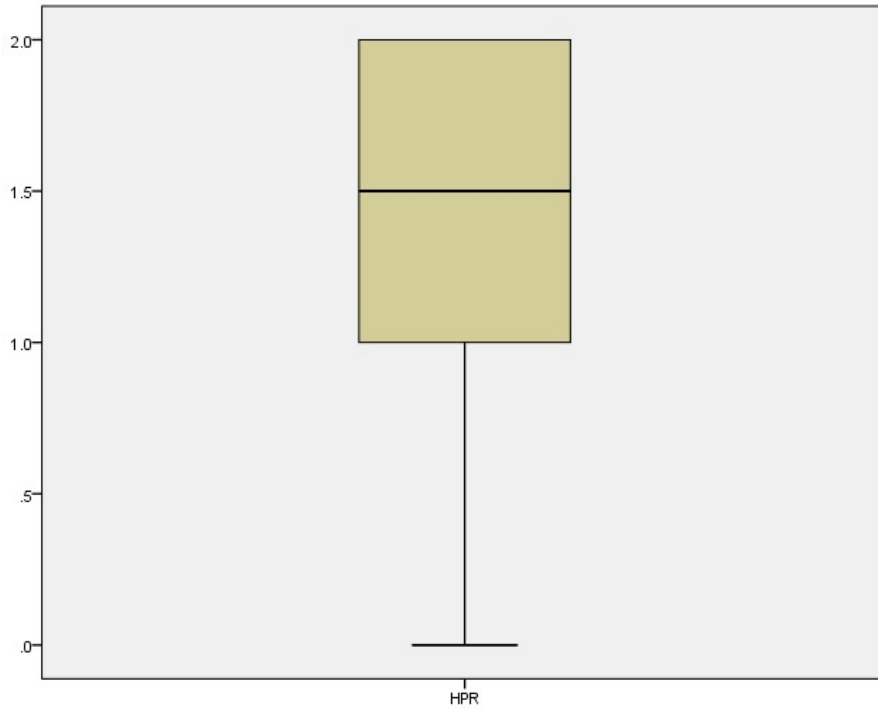


Figura 5-20 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “HPR”

Finalmente, en la Figura 5-20 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que el percentil 25 se encuentra por debajo de 1 y el 75 por debajo de 2, como muestran los extremos de la caja. Dentro de la caja se encuentran el 50% de los datos centrales. La línea gruesa o mediana (percentil 50) se encuentra a aproximadamente 1,5 metros. La patilla inferior nos indica la existencia de casos en los que HPR no se usa (es igual a cero), y esto indica que la distribución de los datos no es normal

5.1.7 Cables tensos

Esta variable es numérica discreta. En la tabla 5-11 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-12 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		.12	.061
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	.00	
	Límite superior	.24	
Media recortada al 5%		.05	
Mediana		.00	
Varianza		.156	
Desviación estándar		.395	
Mínimo		0	
Máximo		2	
Rango		2	
Rango intercuartil		0	
Asimetría		3.584	.365
Curtosis		13.351	.717

Tabla 5-11 Estadísticos descriptivos para la variable “Cables tensos”.

Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.523	42	.000	.339	42	.000

Tabla 5-12 Tests de normalidad para la variable “Cables tensos”.

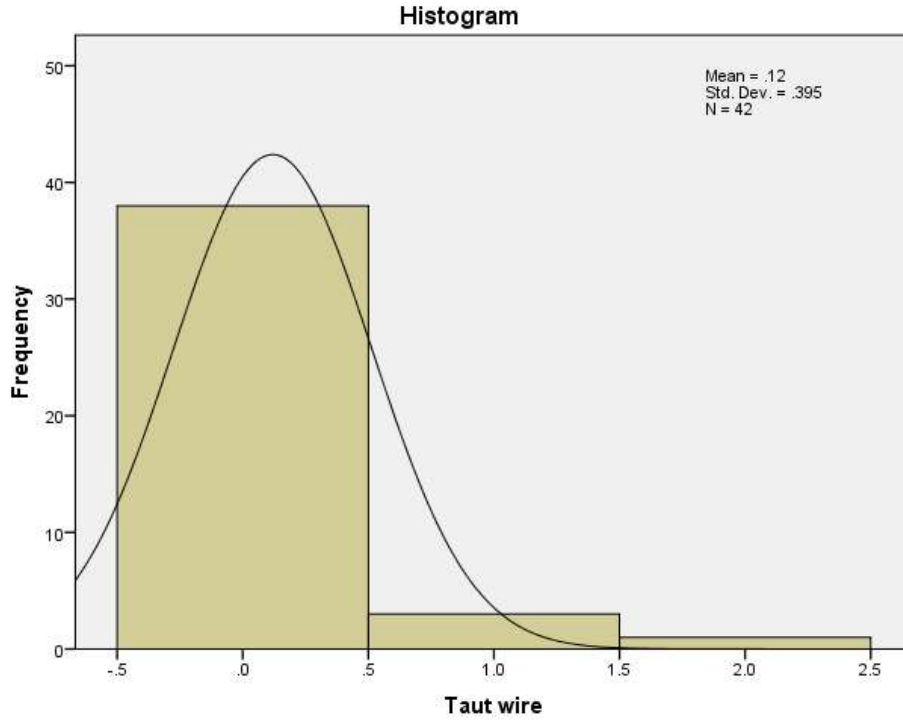


Figura 5-21 Histograma que muestra la distribución de la variable “Cables tensos”.

En la Figura 5-21 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que, en la mayoría de los casos, los cables tensos no son utilizados en este tipo de operaciones (su valor es cero), aunque en algunos casos se utiliza 1, y en otros casos se han utilizado 2 cables tensos.

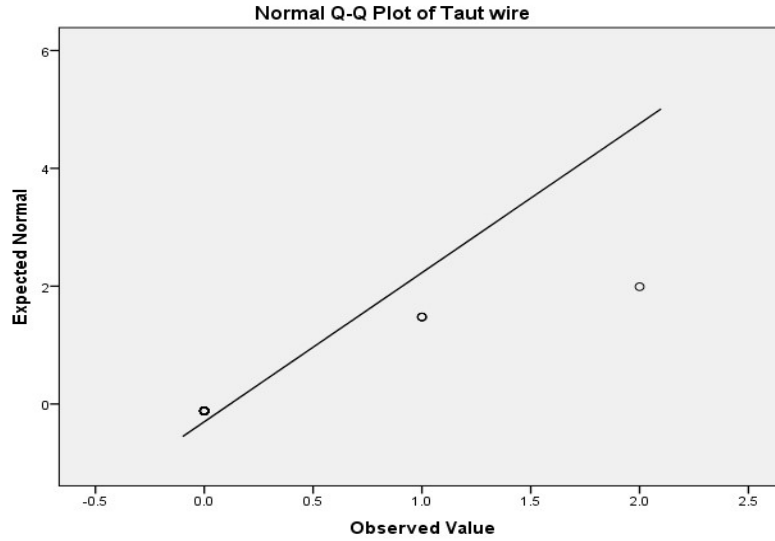


Figura 5-22 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Cables tensos”

En las figuras 5-22 y 5-23, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

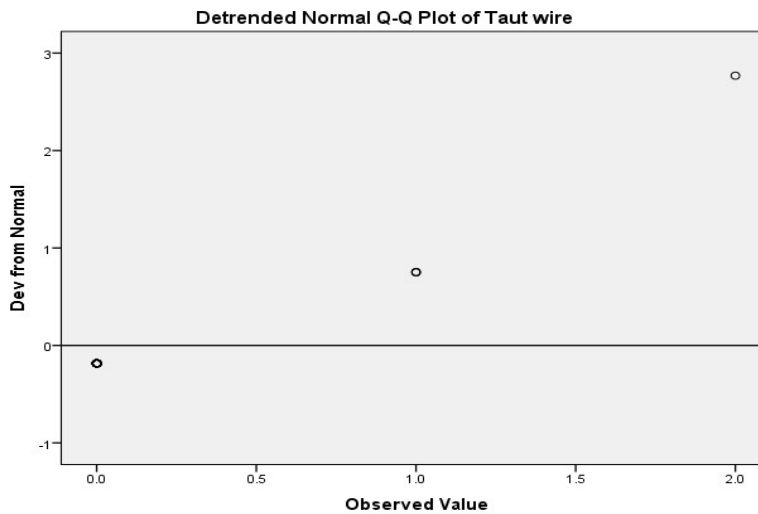


Figura 5-23 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Cables tensos”

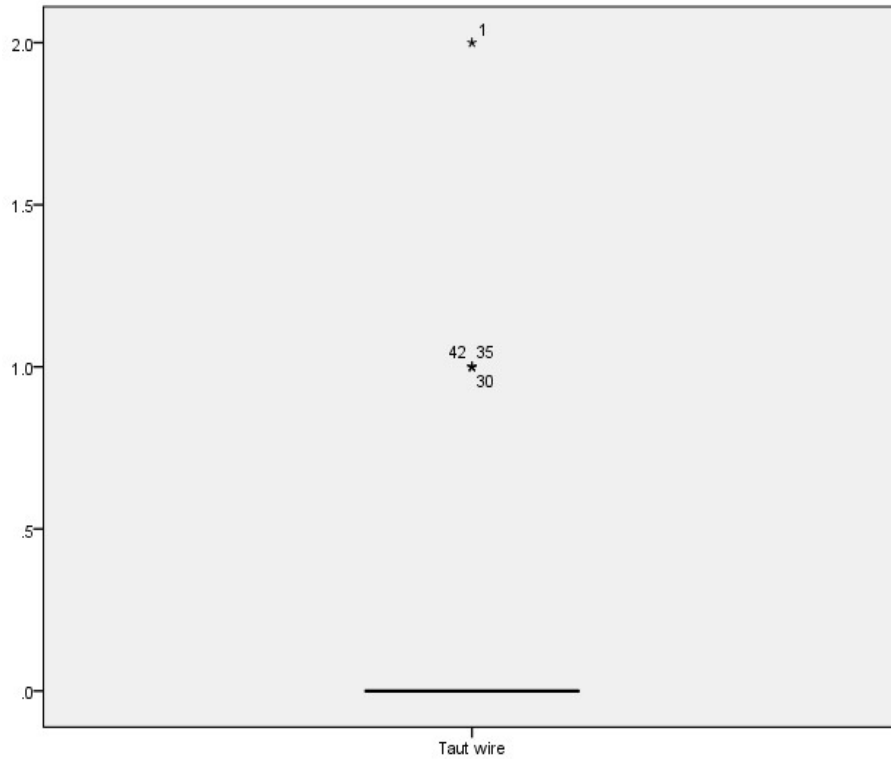


Figura 5-24 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Cables tensos”.

Las cifras números indican el número del caso, no el valor de la variable.

Finalmente, en la Figura 5-24 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que la mediana (percentil 50) se encuentra en el valor 0, y que el 50% de los datos centrales tienen el mismo valor. De este modo, el resto de los valores pueden parecer anecdóticos o aberrantes. Sin embargo, estos datos son importantes para el análisis (como se verá más adelante) y se hace necesario contar con todos los casos.



5.1.8 Sistemas de Inercia

Esta variable es numérica discreta. En la tabla 5-13 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-14 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		.05	.033
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	-.02	
	Límite superior	.11	
Media recortada al 5%		.00	
Mediana		.00	
Varianza		.046	
Desviación estándar		.216	
Mínimo		0	
Máximo		1	
Rango		1	
Rango intercuartil		0	
Asimetría		4.408	.365
Curtosis		18.296	.717

Tabla 5-13 Estadísticos descriptivos para la variable “Sistemas de Inercia”.

Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.540	42	.000	.222	42	.000

Tabla 5-14 Tests de normalidad para la variable “Sistemas de Inercia”.

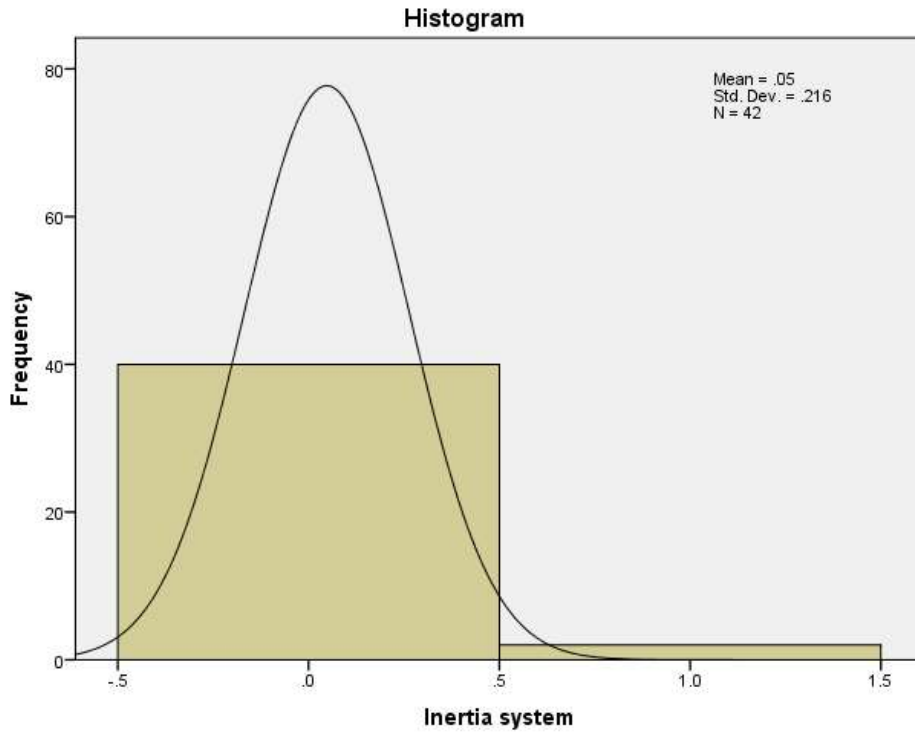


Figura 5-25 Histograma que muestra la distribución de la variable “Sistemas de Inercia”

En la Figura 5-25 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que la mayoría de los casos no utilizan sistemas de inercia para las operaciones de perforación (valor cero), aunque sin embargo este sistema de referencia se puede usar en algunos casos.

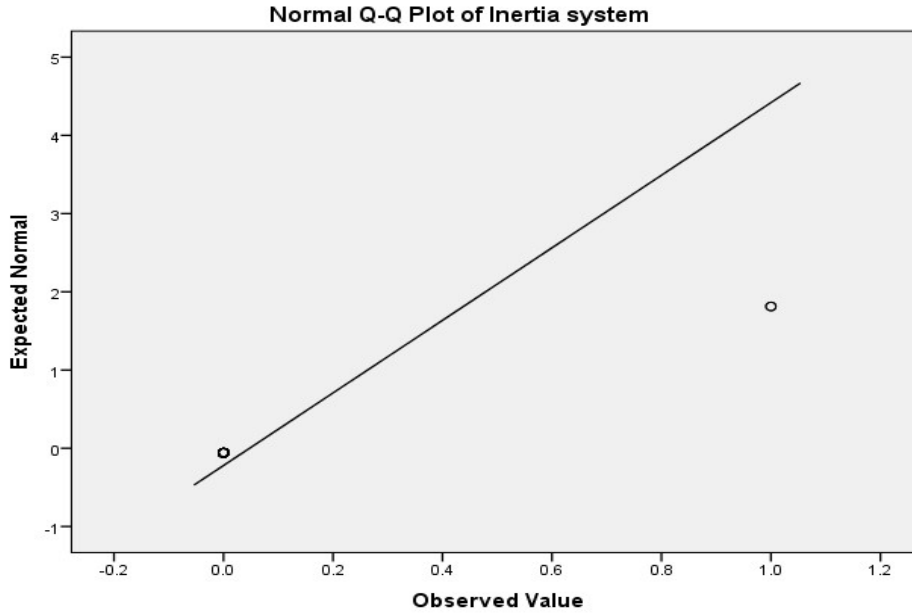


Figura 5-26 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Sistemas de Inercia”

En las figuras 5-26 y 5-27, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

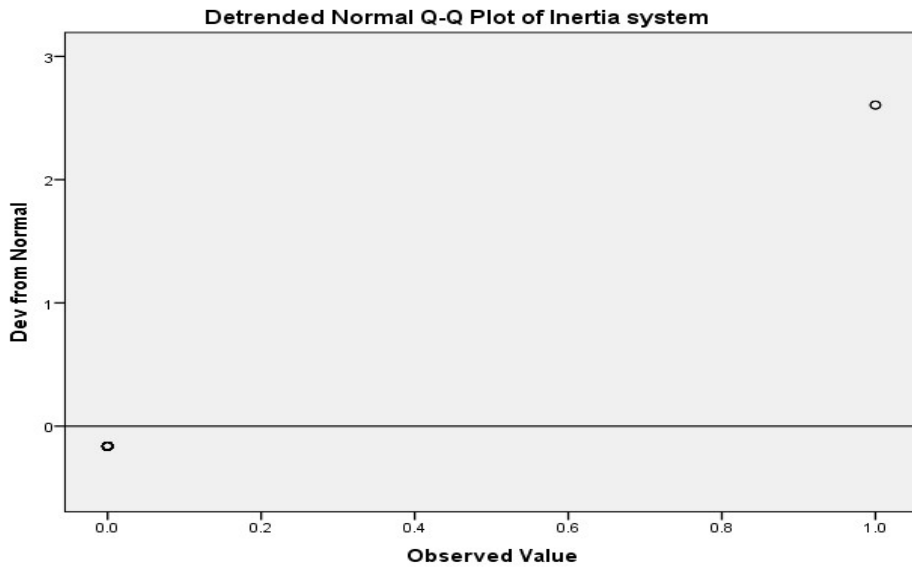


Figura 5-27 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Sistemas de Inercia”.

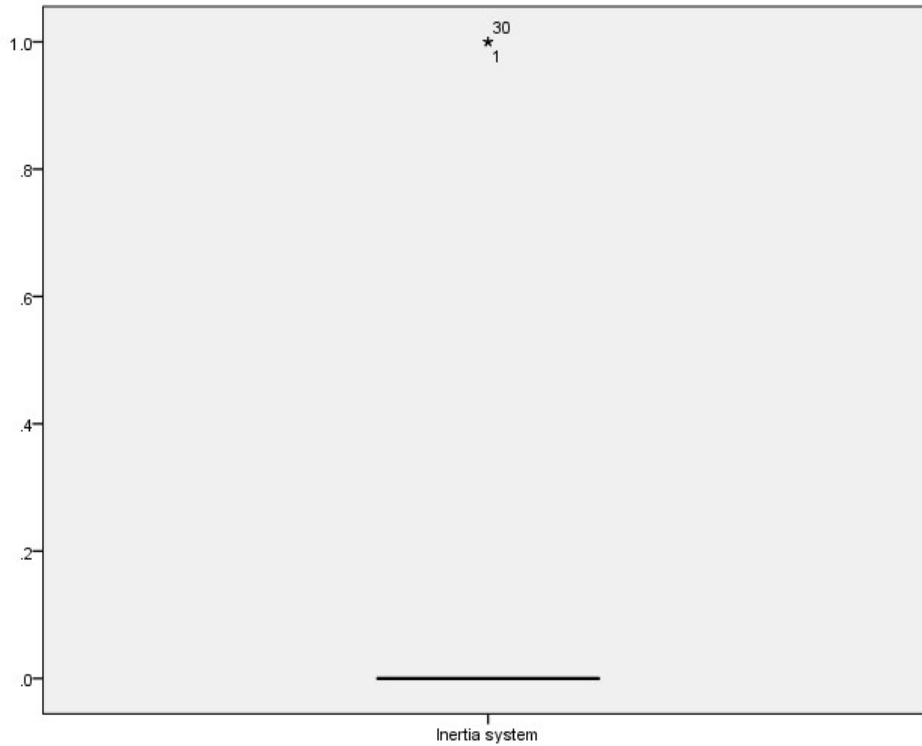


Figura 5-28 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Sistemas de Inercia”.

Las cifras números indican el número del caso, no el valor de la variable.

Finalmente, en la Figura 5-28 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que la mediana (percentil 50) se encuentra en el valor 0, y que el 50% de los datos centrales tienen el mismo valor. De este modo, el resto de los valores pueden parecer anecdóticos o aberrantes. Sin embargo, estos datos son importantes para el análisis (como se verá más adelante) y se hace necesario contar con todos los casos.

5.1.9 Giroscopios

Esta variable es numérica discreta. En la tabla 5-15 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-16 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		3.00	.034
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	2.93	
	Límite superior	3.07	
Media recortada al 5%		3.00	
Mediana		3.00	
Varianza		.049	
Desviación estándar		.221	
Mínimo		2	
Máximo		4	
Rango		2	
Rango intercuartil		0	
Asimetría		.000	.365
Curtosis		20.500	.717

Tabla 5-15 Estadísticos descriptivos para la variable “Giroscopios”.

Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.476	42	.000	.277	42	.000

Tabla 5-16 Tests de normalidad para la variable “Giroscopios”.

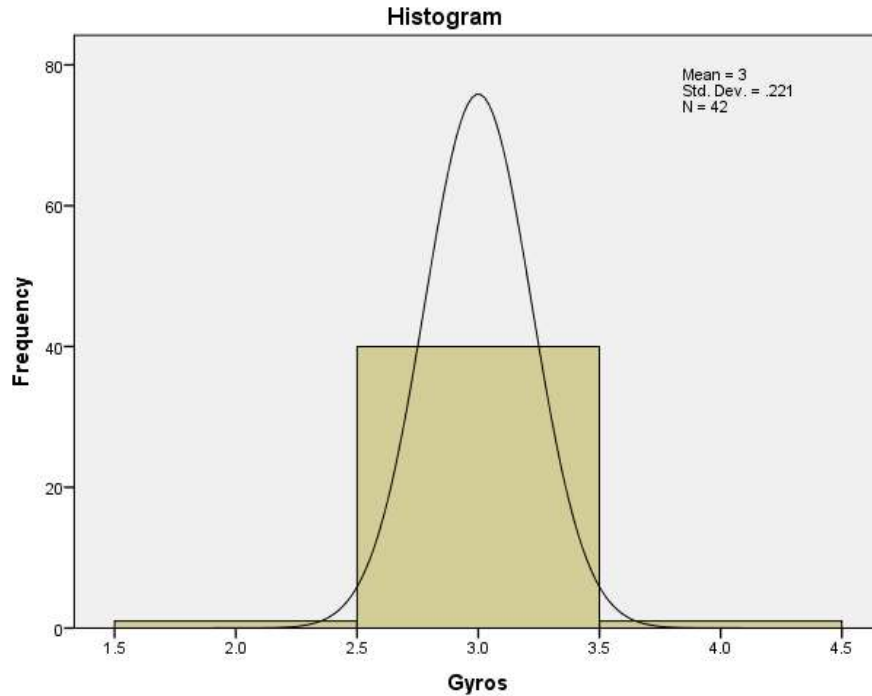


Figura 5-29 Histograma que muestra la distribución de la variable “Giroscopios”.

En la Figura 5-29 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que la mayoría de los casos tienen 3 giróscopos seleccionados en el sistema de DP, aunque en algunas ocasiones solamente dos giróscopos son seleccionados, y en otros casos se utilizan 3 giróscopos.

No existen casos en los que no se utilicen giróscopos para determinar los cambios de movimiento (en este caso, las guiñadas) del barco.

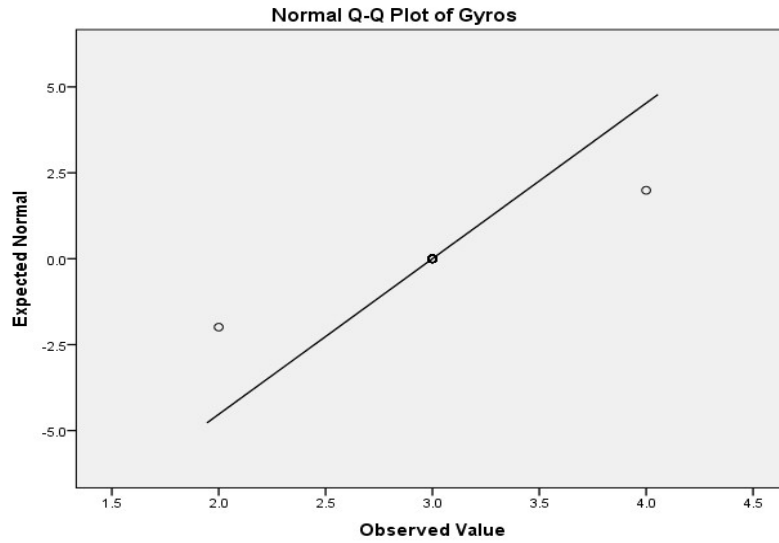


Figura 5-30 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Giroscopios”.

En las figuras 5-30 y 5-31, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

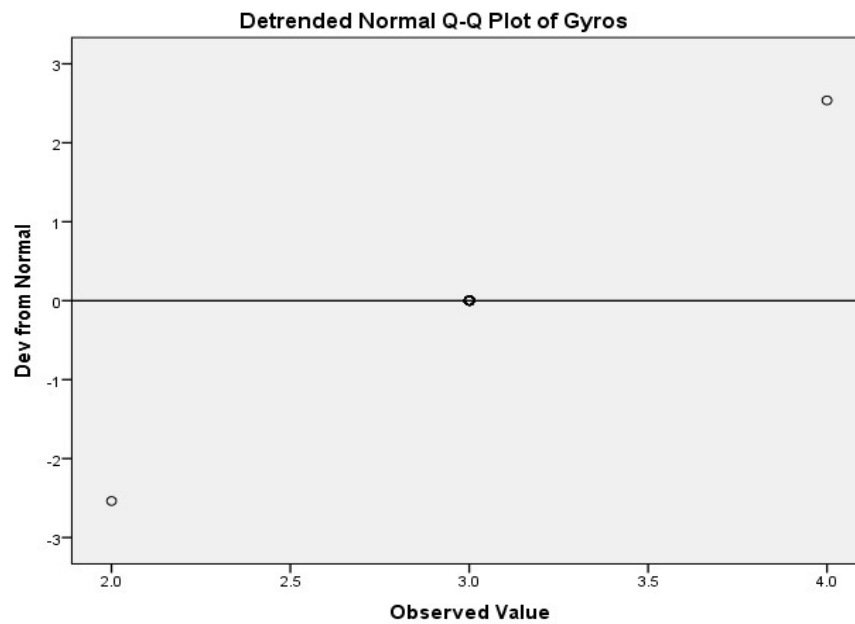


Figura 5-31 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Giroscopios”.

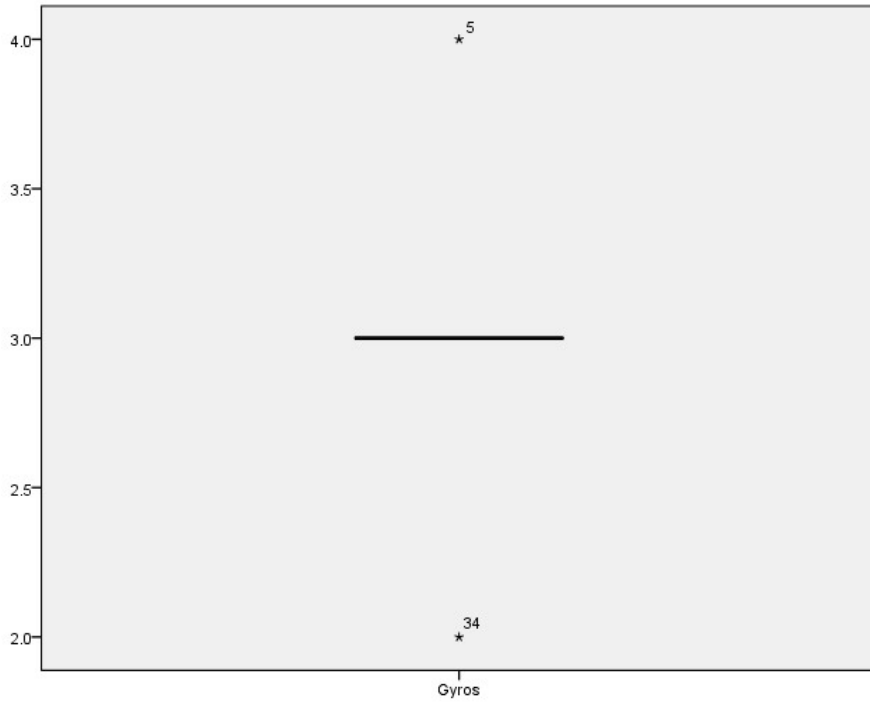


Figura 5-32 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Giroscopios”.

Las cifras números indican el número del caso, no el valor de la variable.

Finalmente, en la Figura 5-32 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que la mediana (percentil 50) se encuentra en el valor 3, y que el 50% de los datos centrales tienen el mismo valor. De este modo, el resto de los valores pueden parecer anecdóticos o aberrantes. Sin embargo, estos datos son importantes para el análisis (como se verá más adelante) y se hace necesario contar con todos los casos.



5.1.10 MRU

Esta variable es numérica discreta. En la tabla 5-17 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-18 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		2.90	.046
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	2.81	
	Límite superior	3.00	
Media recortada al 5%		2.95	
Mediana		3.00	
Varianza		.088	
Desviación estándar		.297	
Mínimo		2	
Máximo		3	
Rango		1	
Rango intercuartil		0	
Asimetría		-2.861	.365
Curtosis		6.492	.717

Tabla 5-17 Estadísticos descriptivos para la variable “MRU”.

Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.530	42	.000	.335	42	.000

Tabla 5-18 Tests de normalidad para la variable “MRU”.

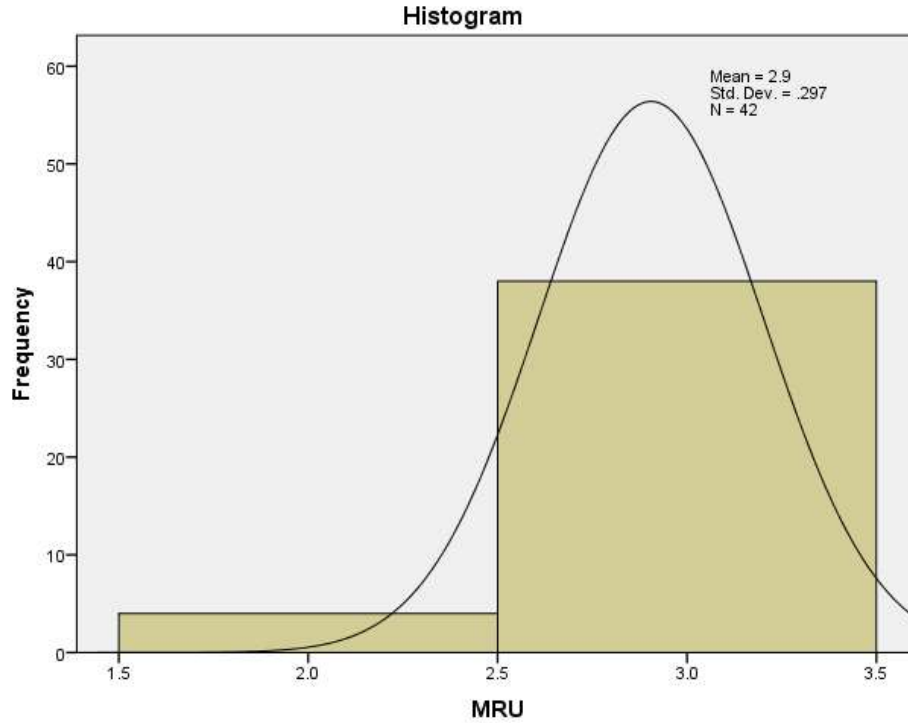


Figura 5-33 Histograma que muestra la distribución de la variable “MRU”

En la Figura 5-33 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que la gran mayoría de los casos tienen 3 unidades de referencia de movimiento conectados al sistema DP. En algunos casos, se han utilizado solamente 2 MRUs.

No tenemos evidencias de ningún caso en el que no se utilicen al menos 2 MRUs.

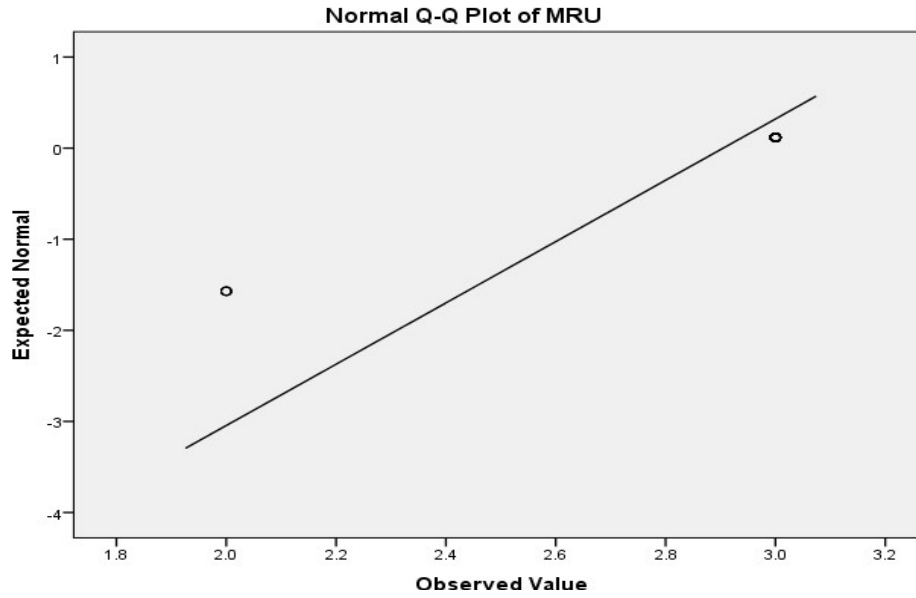


Figura 5-34 Gráfico Q-Q Normal para la variable “MRU”

En las figuras 5-34 y 5-35, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

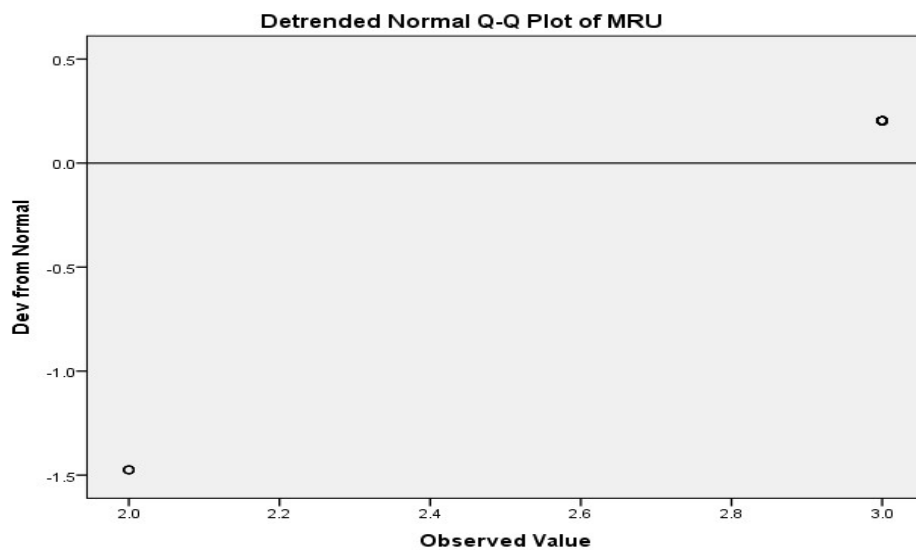


Figura 5-35 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “MRU”.

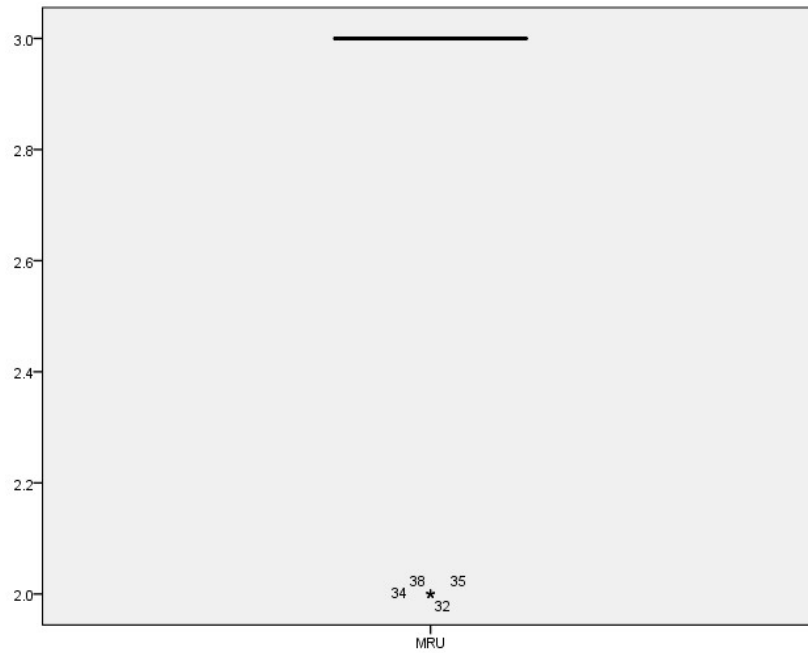


Figura 5-36 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “MRU”.

Las cifras números indican el número del caso, no el valor de la variable.

Finalmente, en la Figura 5-36 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que la mediana (percentil 50) se encuentra en el valor 3, y que el 50% de los datos centrales tienen el mismo valor. De este modo, el resto de los valores pueden parecer anecdóticos o aberrantes. Sin embargo, estos datos son importantes para el análisis (como se verá más adelante) y se hace necesario contar con todos los casos.

5.1.11 Sensores de viento

Esta variable es numérica discreta. En la tabla 5-19 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-20 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		2.83	.102
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	2.63	
	Límite superior	3.04	
Media recortada al 5%		2.84	
Mediana		3.00	
Varianza		.435	
Desviación estándar		.660	
Mínimo		1	
Máximo		4	
Rango		3	
Rango intercuartil		1	
Asimetría		-.347	.365
Curtosis		.559	.717

Tabla 5-19 Estadísticos descriptivos para la variable “Sensores de viento”.

Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup>			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.338	42	.000	.800	42	.000

Tabla 5-20 Tests de normalidad para la variable “Sensores de viento”.

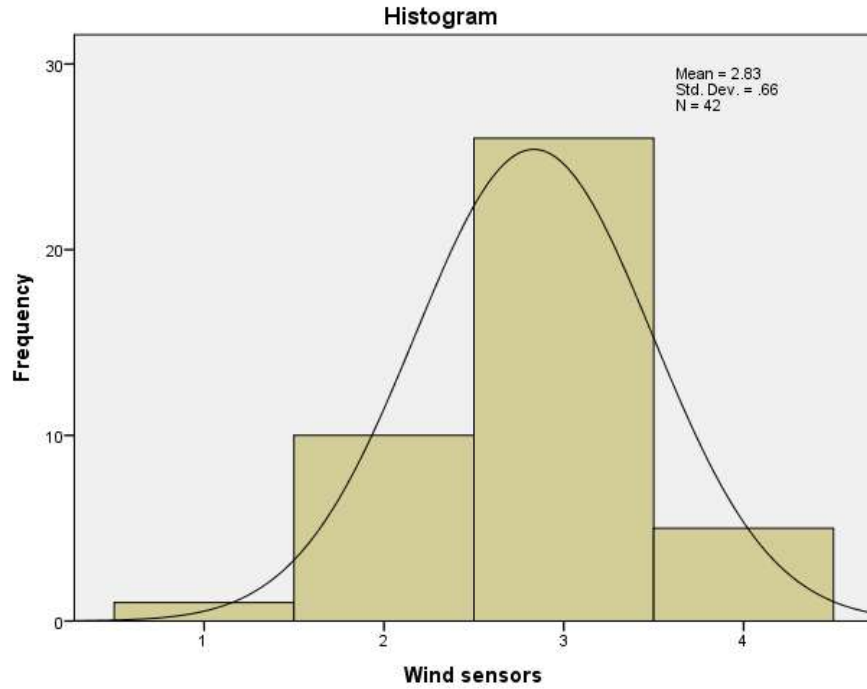


Figura 5-37 Histograma que muestra la distribución de la variable “Sensores de viento”

En la Figura 5-37 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que la mayoría de los casos tienen 3 sensores de viento conectados al sistema DP. No existe ningún caso en el que no se utilicen sensores de viento, y el rango se encuentra entre 1 y 4.

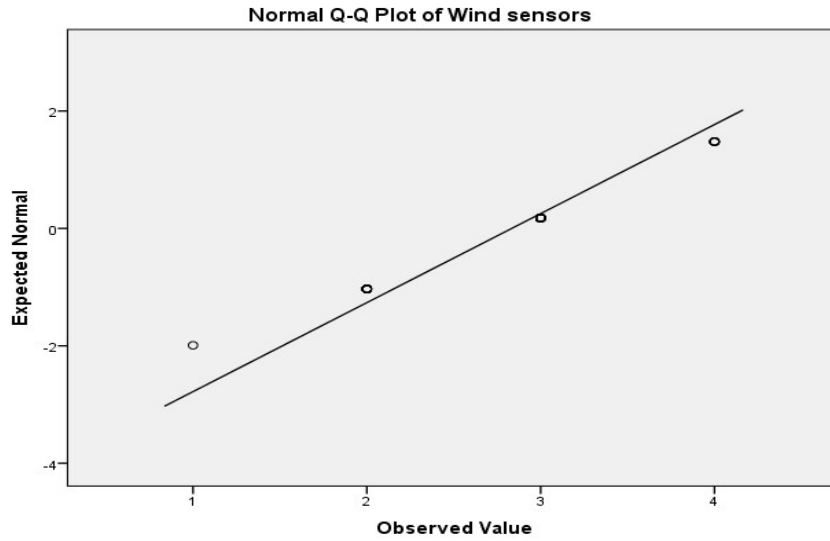


Figura 5-38 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Sensores de viento”

En las figuras 5-38 y 5-39, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

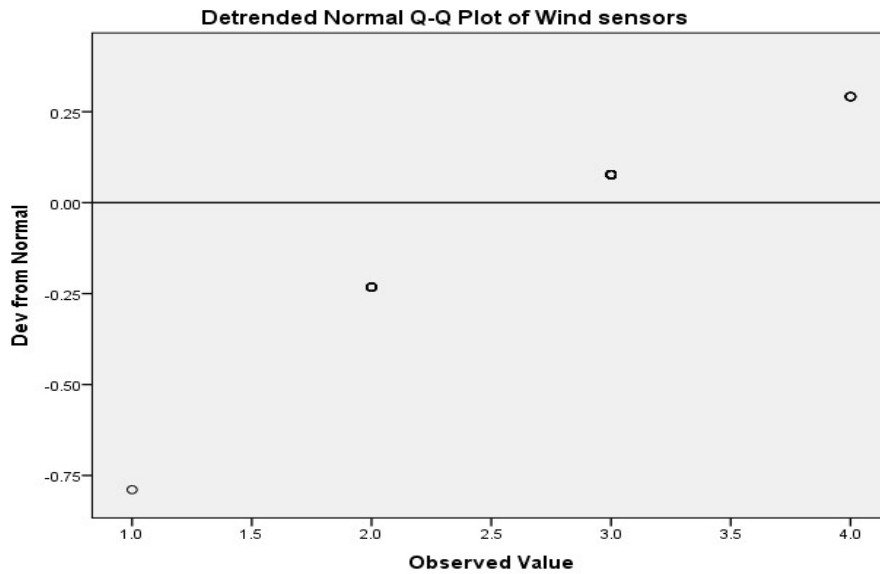


Figura 5-39 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Sensores de viento”

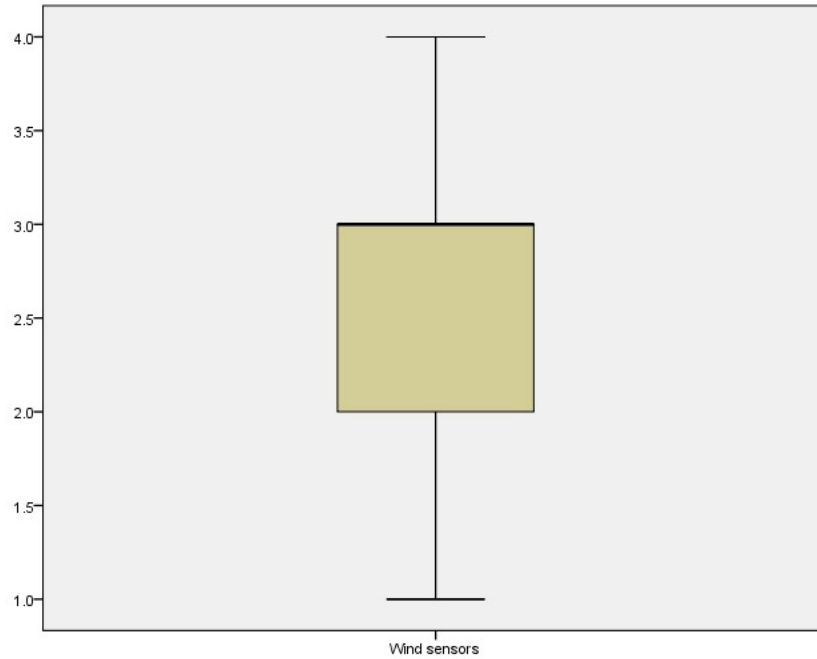


Figura 5-40 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Sensores de viento”

Finalmente, en la Figura 5-39 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que el percentil 25 se encuentra por debajo de 2 y el 75 por debajo de 3, como muestran los extremos de la caja. Dentro de la caja se encuentran el 50% de los datos centrales. La línea gruesa o mediana (percentil 50) se encuentra a la misma altura que el percentil 75, lo cual indica que la distribución de los datos no es normal



5.1.12 Fuerza del viento

Esta variable es numérica continua. En la tabla 5-21 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-22 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		16.005	1.8750
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	12.218	
	Límite superior	19.791	
Media recortada al 5%		14.796	
Mediana		12.500	
Varianza		147.659	
Desviación estándar		12.1515	
Mínimo		1.0	
Máximo		55.0	
Rango		54.0	
Rango intercuartil		11.0	
Asimetría		1.715	.365
Curtosis		2.989	.717

Tabla 5-21 Estadísticos descriptivos para la variable “Fuerza del Viento”.

Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.188	42	.001	.830	42	.000

Tabla 5-22 Tests de normalidad par la variable “Fuerza del Viento”.

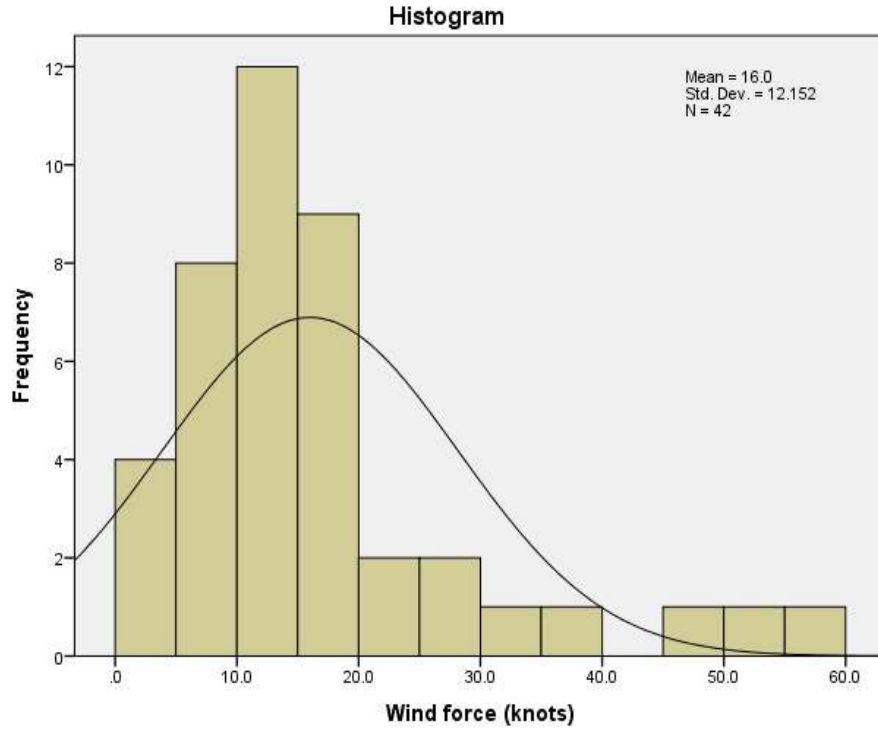


Figura 5-41 Histograma que muestra la distribución de la variable “Fuerza del Viento”

En la Figura 5-41 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que, para la mayoría de los casos, el viento sopla con una velocidad de menos de 20 nudos.

El rango se encuentra entre 0 y 60 nudos.

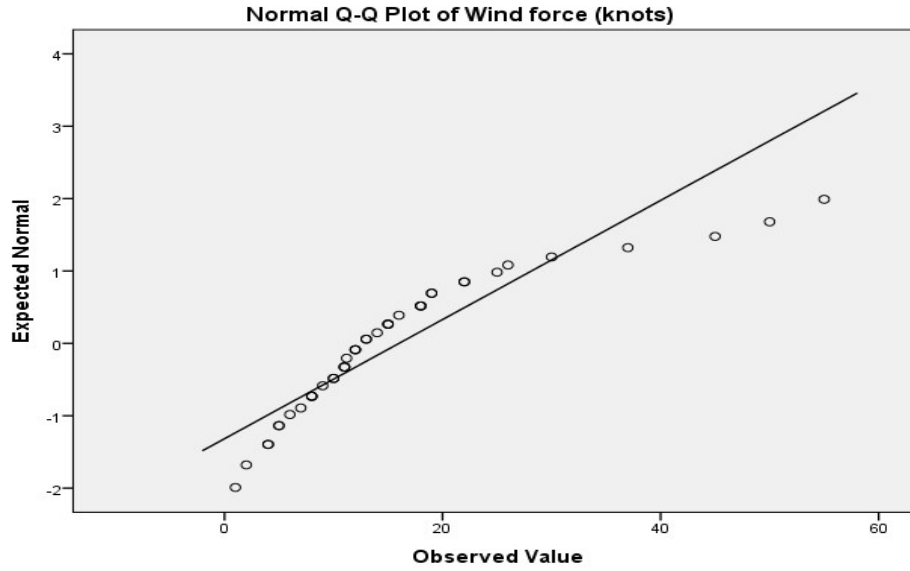


Figura 5-42 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Fuerza del Viento”.

En las figuras 5-42 y 5-43, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

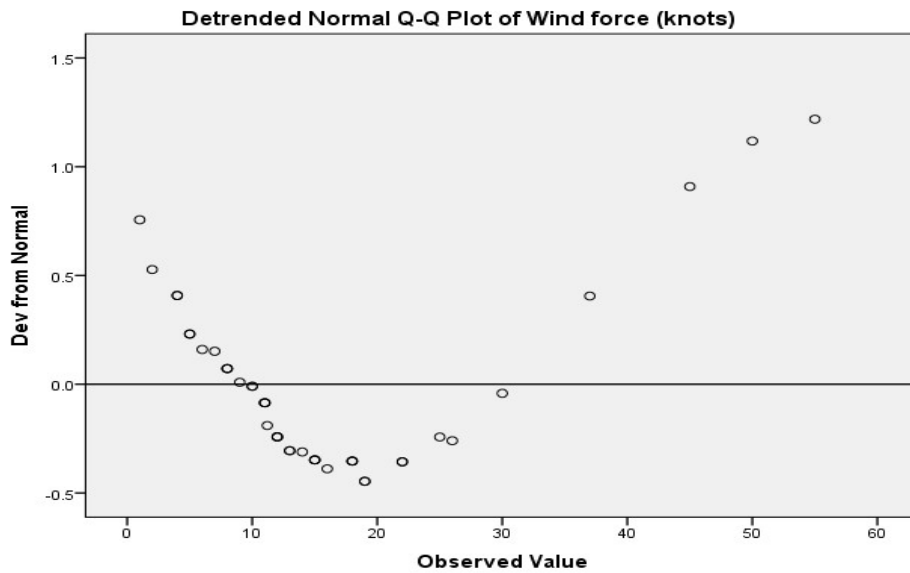


Figura 5-43 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Fuerza del Viento”



Figura 5-44 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Fuerza del Viento”.

Las cifras números indican el número del caso, no el valor de la variable

Finalmente, en la Figura 5-44 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que el percentil 25 se encuentra por debajo de 8 y el 75 por debajo de 20 aproximadamente, como muestran los extremos de la caja. Dentro de la caja se encuentran el 50% de los datos centrales. La línea gruesa o mediana (percentil 50) se encuentra a aproximadamente 12 nudos. La distribución de las patillas del diagrama, así como del resto de datos con valores anecdóticos, indica que la distribución de los datos no es normal

5.1.13 *Velocidad de la Corriente*

Esta variable es numérica continua. En la tabla 5-23 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-24 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		1.895	.2266
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	1.438	
	Límite superior	2.353	
Media recortada al 5%		1.787	
Mediana		1.400	
Varianza		2.157	
Desviación estándar		1.4687	
Mínimo		.3	
Máximo		6.0	
Rango		5.7	
Rango intercuartil		2.4	
Asimetría		1.025	.365
Curtosis		.131	.717

Tabla 5-23 Estadísticos descriptivos para la variable “Velocidad de la Corriente”.

Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.201	42	.000	.870	42	.000

Tabla 5-24 Tests de normalidad par la variable “Velocidad de la Corriente”.

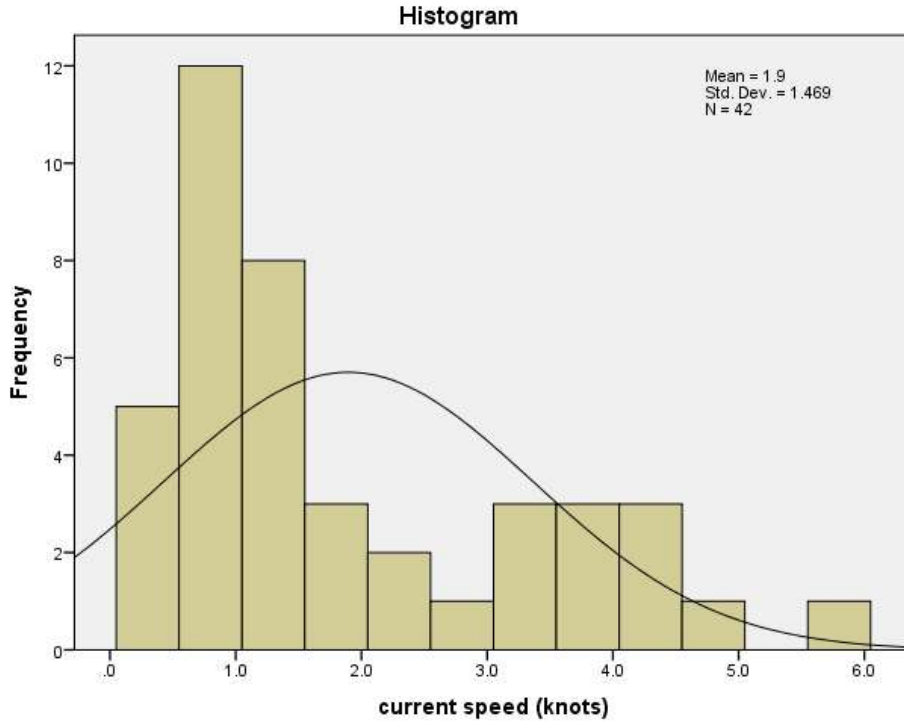


Figura 5-45 Histograma que muestra la distribución de la variable “Velocidad de la Corriente”.

En la Figura 5-45 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que la mayoría de los casos tienen lugar en situaciones en las que la corriente alcanza una velocidad de unos 0.5 nudos. El rango de esta variable es de 0 a 6 nudos.

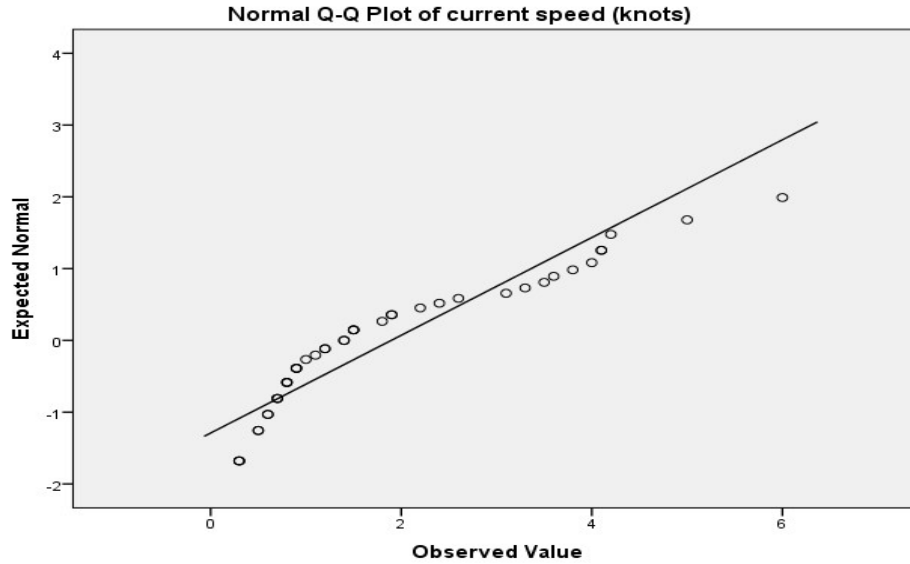


Figura 5-46 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Velocidad de la Corriente”

En las figuras 5-46 y 5-47, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

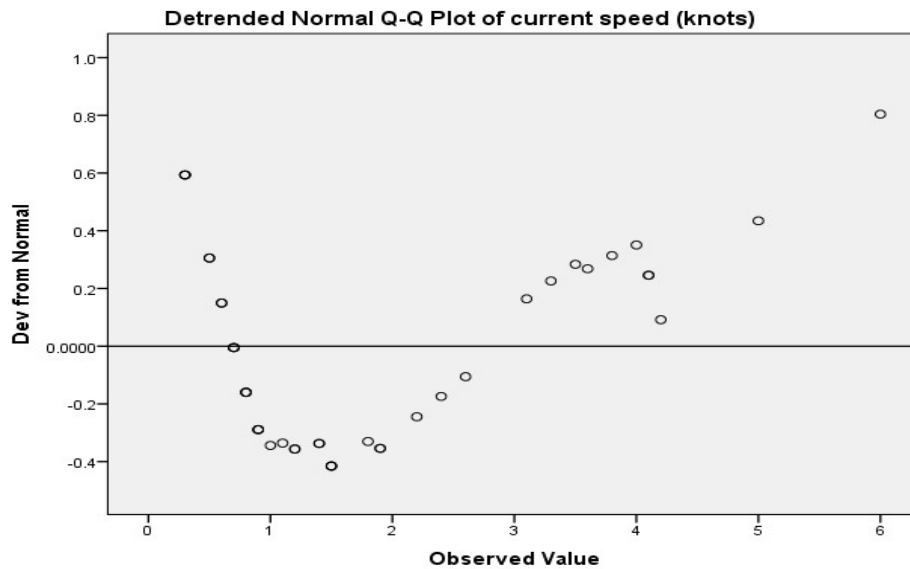


Figura 5-47 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Velocidad de la Corriente”.

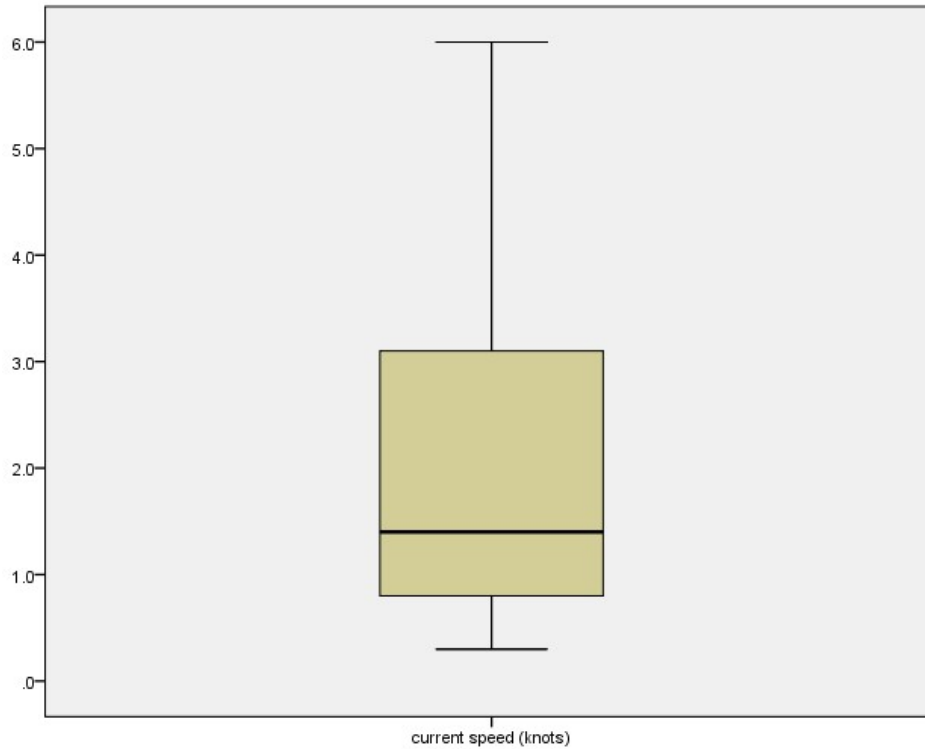


Figura 5-48 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Velocidad de la Corriente”

Finalmente, en la Figura 5-48 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que el percentil 25 se encuentra por debajo de 1 y el 75 por debajo de 3 aproximadamente, como muestran los extremos de la caja. Dentro de la caja se encuentran el 50% de los datos centrales. La línea gruesa o mediana (percentil 50) se encuentra a aproximadamente 1.5 nudos, lo cual indica que la distribución de los datos no es normal



5.1.14 *Altura de las olas*

Esta variable es numérica continua. En la tabla 5-25 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-26 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		1.879	.2976
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	1.278	
	Límite superior	2.480	
5% Trimmed Mean		1.573	
Media recortada al 5%		1.350	
Mediana		3.720	
Varianza		1.9287	
Desviación estándar		.1	
Mínimo		9.5	
Máximo		9.4	
Rango		1.0	
Rango intercuartil		3.009	.365
Asimetría		9.812	.717

Tabla 5-25 Estadísticos descriptivos para la variable “Altura de las Olas”.

Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.284	42	.000	.629	42	.000

Tabla 5-26 Tests de normalidad par la variable “Altura de las Olas”.

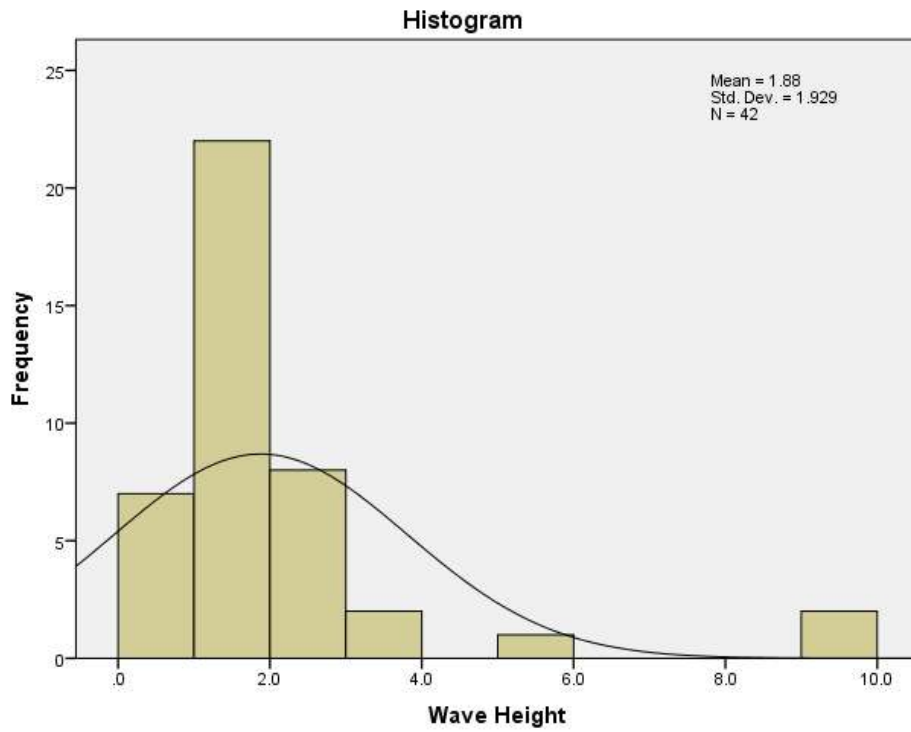


Figura 5-49 Histograma que muestra la distribución de la variable “Altura de las Olas”

En la Figura 5-49 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que la mayoría de los casos tienen lugar cuando el oleaje alcanza 1 metro de altura. El rango es de 0 a 10 metros de altura de las olas.

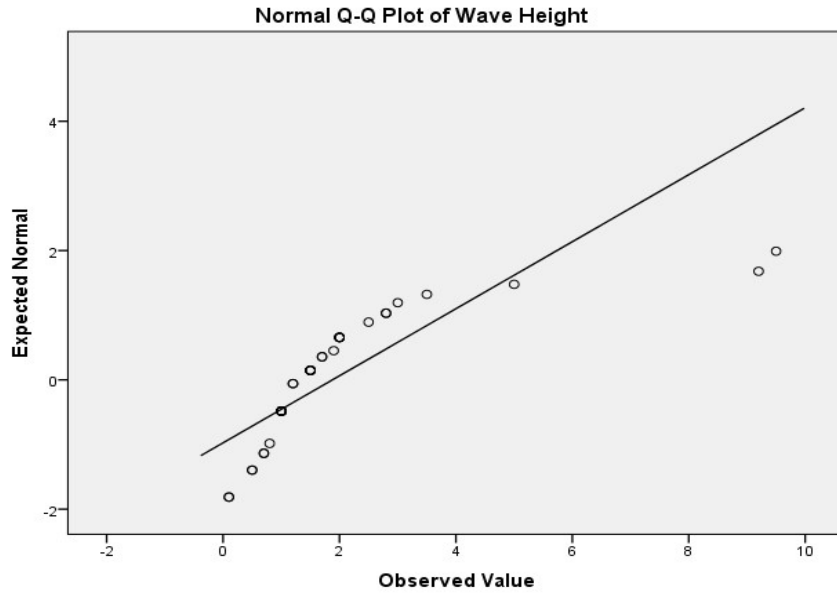


Figura 5-50 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Altura de las Olas”

En las figuras 5-50 y 5-51, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

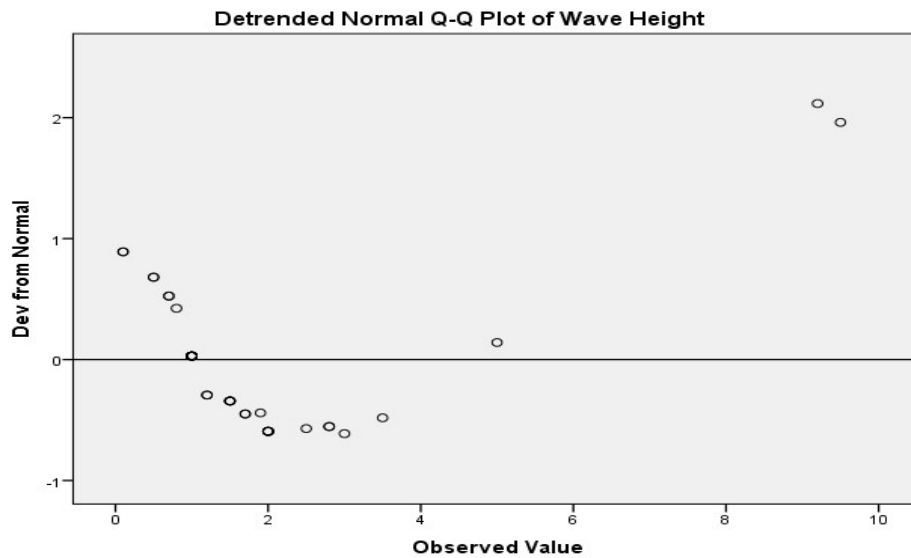


Figura 5-51 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Altura de las Olas”

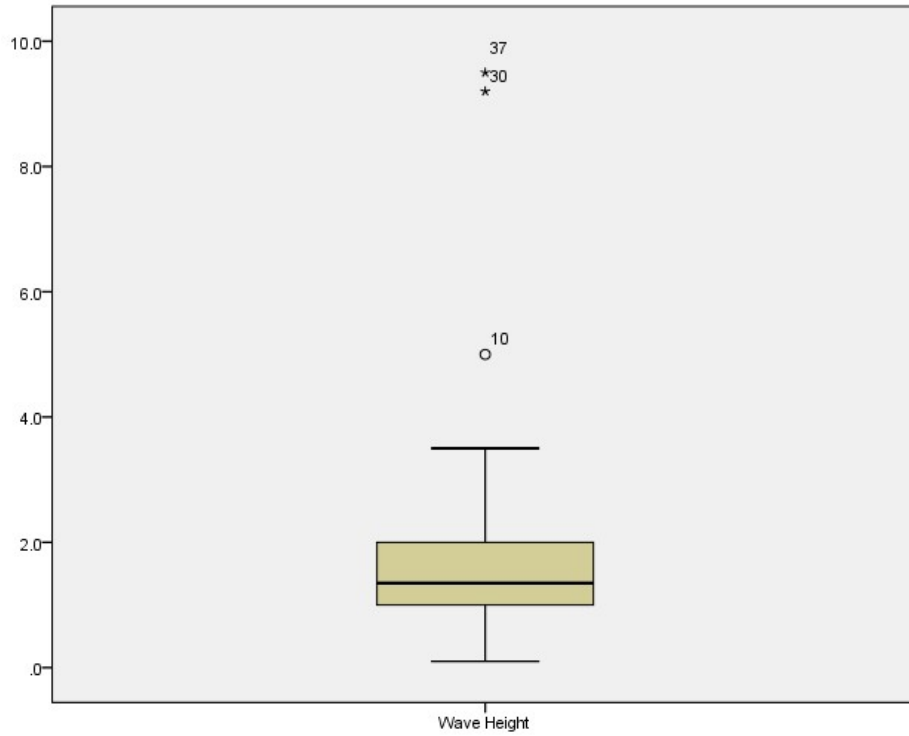


Figura 5-52 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Altura de las Olas”.

Las cifras números indican el número del caso, no el valor de la variable.

Finalmente, en la Figura 5-52 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que el percentil 25 se encuentra por debajo de 1 y el 75 por debajo de 2 metros aproximadamente, como muestran los extremos de la caja. Dentro de la caja se encuentran el 50% de los datos centrales. La línea gruesa o mediana (percentil 50) se encuentra a aproximadamente 1.3 metros, lo cual indica que la distribución de los datos no es normal.

5.1.15 Visibilidad

Esta variable es categórica. En la tabla 5-27 se observan los elementos descriptivos más empleados en estadística.

En la tabla 5-28 se presentan las pruebas de normalidad de Kolmogorov-Smirnov y de Shapiro-Wilk, donde se evidencia que esta variable no sigue un patrón de normalidad.

Descriptivos		Estadístico	Error estándar
Media		2.810	.0780
95% de intervalo de confianza para la media	Límite inferior	2.652	
	Límite superior	2.967	
Media recortada al 5%		2.897	
Mediana		3.000	
Varianza		.256	
Desviación estándar		.5055	
Mínimo		1.0	
Máximo		3.0	
Rango		2.0	
Rango intercuartil		.0	
Asimetría		-2.721	.365
Curtosis		6.805	.717

Tabla 5-27 Estadísticos descriptivos para la variable “Visibilidad”.

Kolmogorov-Smirnov			Shapiro-Wilk		
Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
.504	42	.000	.427	42	.000

Tabla 5-28 Tests de normalidad par la variable “Visibilidad”.

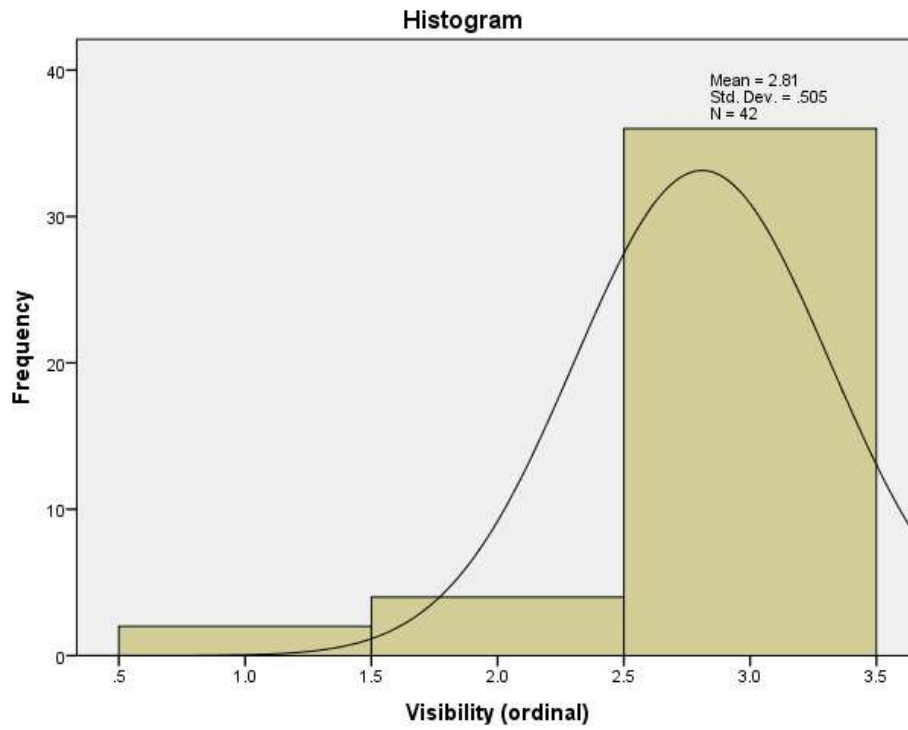


Figura 5-53 Histograma que muestra la distribución de la variable “Visibilidad”

En la Figura 5-53 se muestra el histograma con la distribución de la variable. Aquí se evidencia que la mayoría de los casos tienen una visibilidad buena (categoría 3).

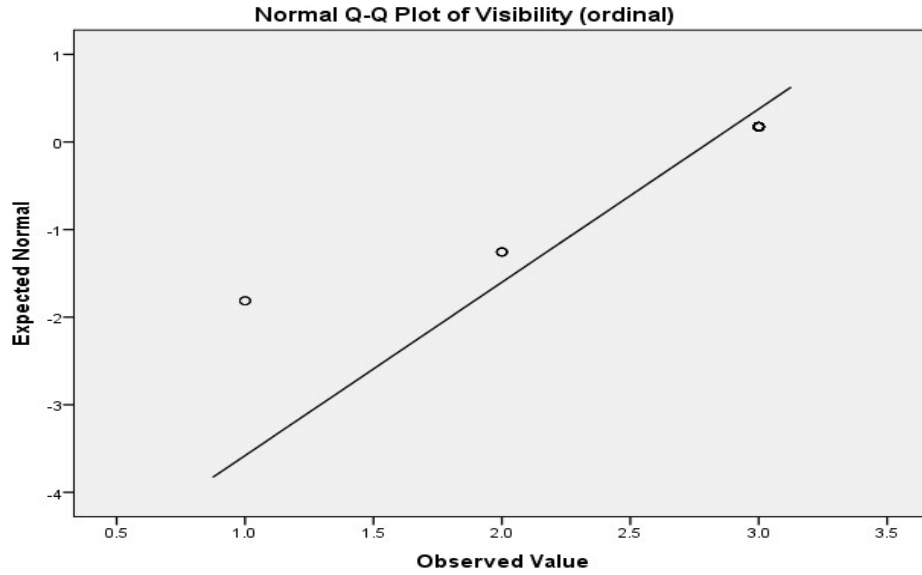


Figura 5-54 Gráfico Q-Q Normal para la variable “Visibilidad”.

En las figuras 5-54 y 5-55, se observa el gráfico de cuantiles reales o teóricos de una distribución normal, o el Gráfico Q-Q Normal y el Gráfico Q-Q Normal sin tendencia, donde también se observa que la distribución está lejos de seguir un patrón normal.

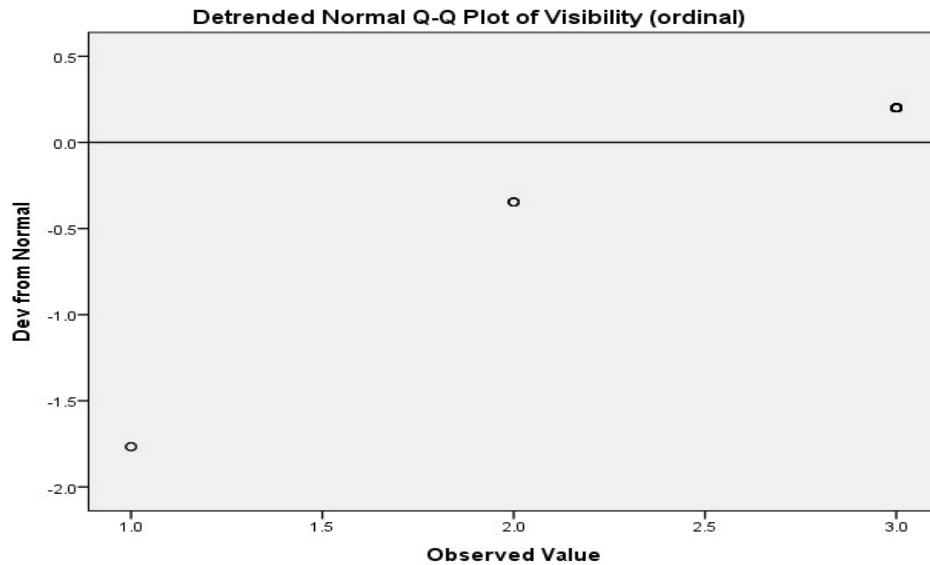


Figura 5-55 Gráfico Q-Q Normal sin tendencia para la variable “Visibilidad”

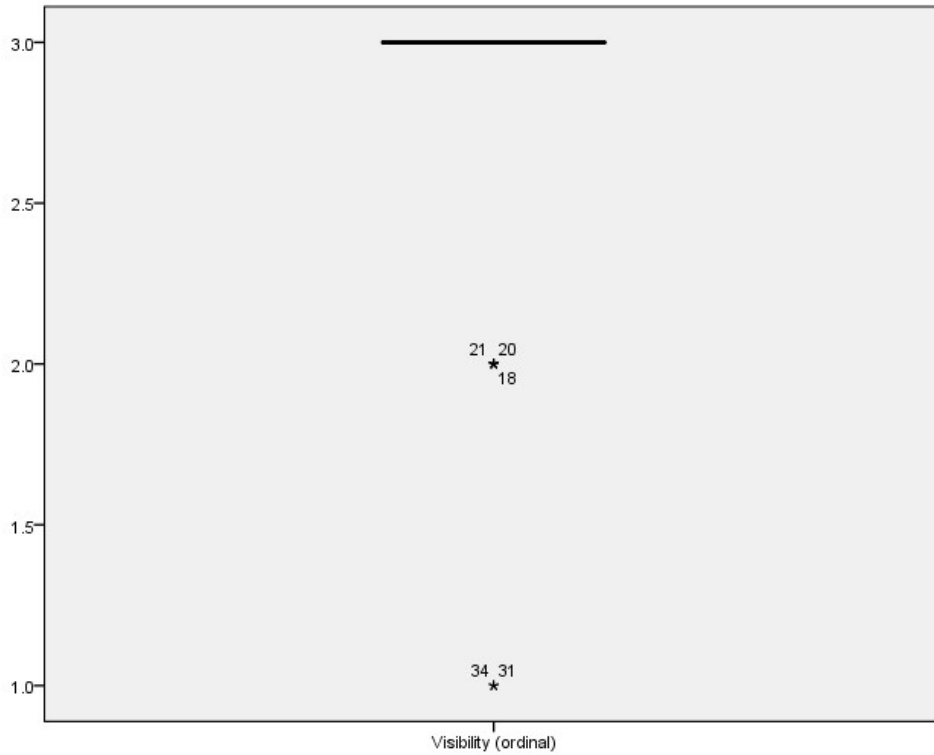


Figura 5-56 Diagrama de caja que muestra la distribución de la variable “Visibilidad”.

Las cifras números indican el número del caso, no el valor de la variable.

Finalmente, en la Figura 5-56 se muestra el diagrama de cajas de la distribución de esta variable. Aquí se muestra que la mediana (percentil 50) se encuentra en el valor 3, y que el 50% de los datos centrales tienen el mismo valor.

La distribución de las variables según tengan excursión o no se muestra en la Figura 5-57. Los patrones generales se pueden distinguir gráficamente, los casos estudiados tienden a tener pérdida de posición bajo las siguientes condiciones: menor profundidad de agua; mayor porcentaje de propulsores en línea; mayor porcentaje de generadores; menor número de DGNSS, sistemas HPR, MRU y sensores de viento; fuerzas de viento más grandes; y menor visibilidad. Para la velocidad actual y la altura de las olas, no hay un patrón visible en la distribución que pueda proporcionar información sobre la probabilidad de una excursión.



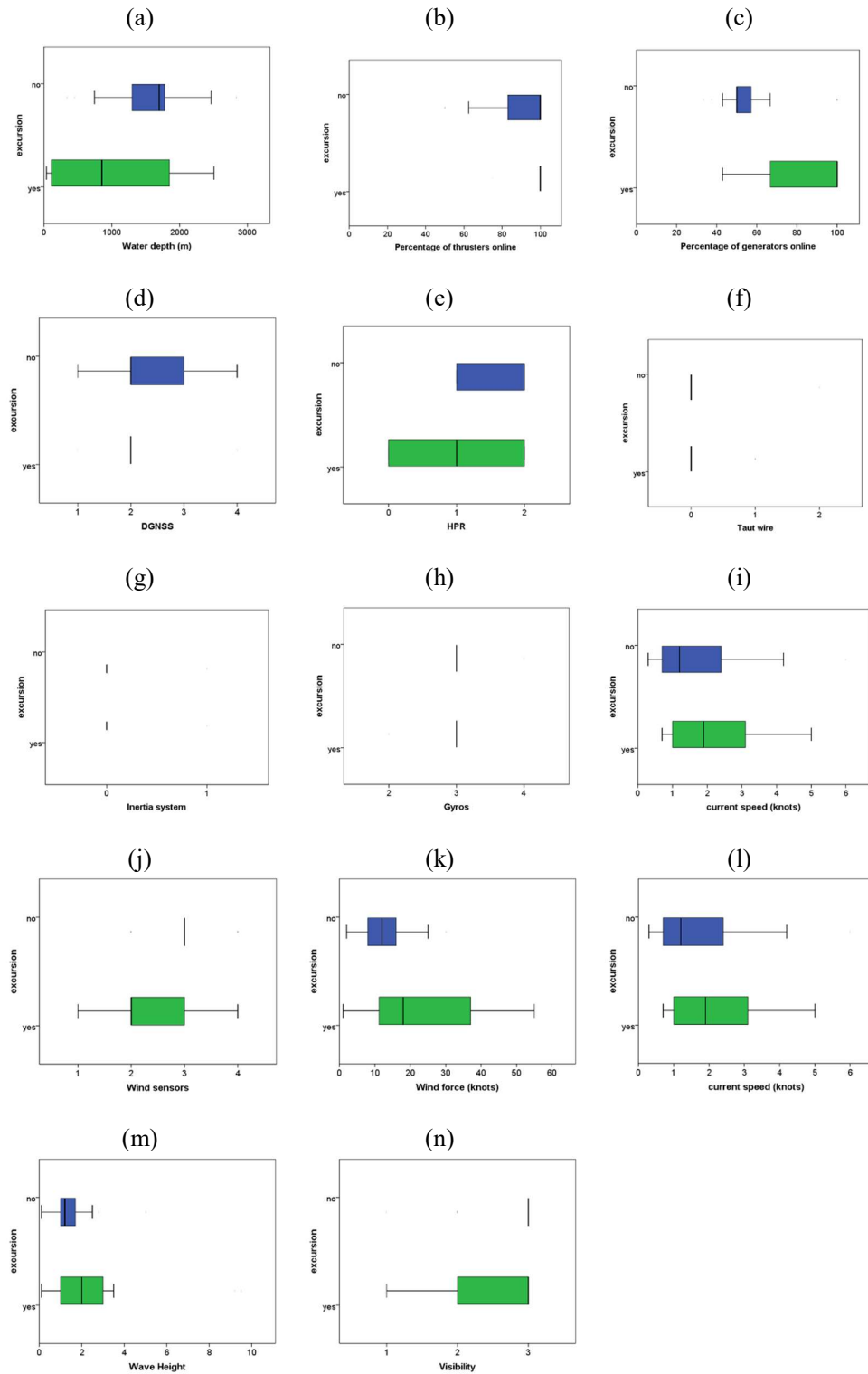


Figura 5-57 Distribución de las variables.

Las variables potencialmente relevantes estratificadas de acuerdo a si se produjo una excursión: (a) profundidad del agua, (b) porcentaje de propulsores, (c) porcentaje de generadores, (d) GNSS, (e) HPR, (f) cable tenso, (g) Sistema de inercia, (h) Giroscopios, (i) MRU, (j) Sensores de viento, (k) Fuerza del viento, (l) Velocidad de la corriente, (m) Altura de las olas y (n) Visibilidad. [85]

La Figura 5-58 muestra la distribución de las causas de los incidentes estratificados por si dieron lugar a una pérdida de posición. Para los incidentes de pérdida de posición, la categoría de causa principal más común fue ambiental (7 casos, 53,8%), seguida del error humano (2 casos, 15,4%). Para los incidentes que no resultaron en una pérdida de posición, la categoría de causa principal más común fue fallos de propulsores (9 casos, 31.0%), seguida de condiciones

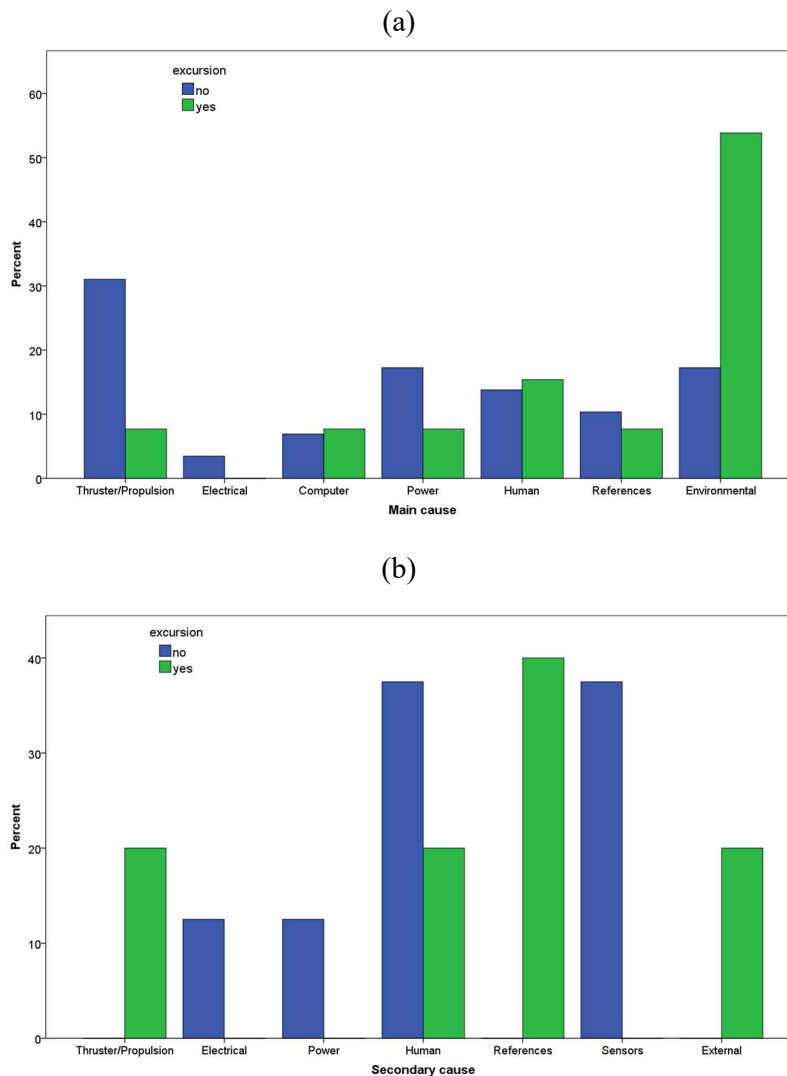


Figura 5-58 Distribución de incidentes.

Los incidentes se distribuyen en función de la causa principal (a) y secundaria (b) estratificada de acuerdo a si se produjo la excursión. [85]

ambientales (6 casos, 20.7%), fallos de energía (5 casos, 17.2%) y errores humanos (4 casos, 13,8%).

En el caso de las causas secundarias, la categoría de causa más frecuentemente identificada para los incidentes de pérdida de posición fue fallos del sistema de referencia (2 incidentes, 40% de todos los incidentes con una causa secundaria), mientras que en el caso de incidentes que no resultaron en una excursión, las causas más comunes fueron errores humanos o fallos de sensores (3 incidentes cada uno, 37.5% de todos los incidentes con causa secundaria).

Finalmente, la distribución de los incidentes considerando si el incidente tuvo una causa relacionada con un error humano se representa en la Figura 5-59. Clasificamos la causa como “humana” cuando se considera que o bien la causa principal o bien la secundaria es un error humano del operador. En general, en 33 casos (78,6%), no se identificó ningún error humano, mientras que en 9 casos (21,4%), se citó el error humano como causa. Para los incidentes que resultaron

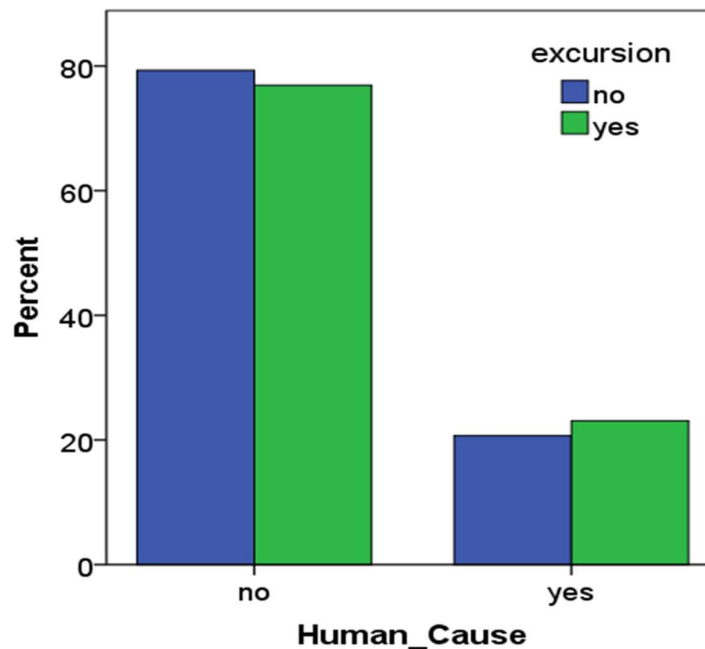


Figura 5-59 Distribución de incidentes en función del error humano.

La distribución se presenta estratificada de acuerdo a si se produjo una excursión o no, para incidentes relacionados con errores o humanos o no. [85]

en una excursión, el error humano no se consideró una causa en 10 casos (76,9%), pero se identificó en 3 casos (23,1%). Del mismo modo, cuando no hubo excursión, se consideró que el error humano había sido la causa del incidente en 23 casos (79,3%), mientras que no se reportó error humano en 6 casos (20,7%).

La correlación entre las variables se presenta en la Tabla 5-29. Las variables continuas se correlacionaron entre sí utilizando la rho de Spearman (ya que las variables no siguen una distribución normal); entre variables continuas y ordinales, así como entre variables ordinales; Tau-b de Kendall; entre variables continuas y nominales, el punto biserial; entre ordinal y nominal, rango biserial; y entre variables nominales, coeficiente phi.

Tabla 5-29 Tabla de correlación para todas las variables incluidas en el estudio. [85]

	Porcentaje de propulsores	Porcentaje de generadores	DGNSS	HPR	Cables tensores	Sistemas de Inercia	Giroscopios	MRU	Sensores de Viento	Fuerza del Viento	Velocidad de la corriente	Altura de las Olas	Visibilidad	Causa Humana	Excursión
Profundidad del agua	-0.15	-0.10	.02	.14	-.37	-.25	.05	.03	-.14	-.26	.19	-.09	.27	-.05	-.35
Porc. de propulsores		.23	-.22	-.05	.16	.11	.00	-.16	-.03	.07	.14	.00	-.09	-.63	.25
Porc. de generadores			-.32	.12	.15	.21	.00	-.25	-.51	.11	.28	-.13	-.14	-.11	.47
DGNSS				.10	-.13	-.09	.00	.13	.10	-.19	-.19	-.22	-.03	.03	-.25
HPR					-.18	.02	.10	.26	.01	-.31	.17	-.17	-.11	-.22	-.27
Cables tensores						.70	.00	-.16	-.04	.17	-.14	.09	-.11	.02	.30
Sistemas de inercia							.00	.07	.06	.26	-.02	.18	-.29	-.12	.09

	Porcentaje de propulsores	Porcentaje de generadores	DGNSS	HPR	Cables tensores	Sistemas de Inercia	Giroscopios	MRU	Sensores de Viento	Fuerza del Viento	Velocidad de la corriente	Altura de las Olas	Visibilidad	Causa Humana	Excursión
Giroscopios							.37	.33	-.08	-.01	-.08	.07	.00		-.24
MRU								.48	-.12	-.03	.02	.16	.17		-.48
Sensores de viento									.03	-.20	.08	-.04	-.06		-.38
Fuerza del viento										-.02	.41	-.12	.07		.41
Velocidad de la corriente											.00	-.06	-.22		.11
Altura de las olas												.00	.02		.35
Visibilidad													.23		.26
Causa Humana															-.24

**5.2 Variable dependiente: excursión**

En primer lugar, las variables se introducen en el modelo una a una, para verificar su importancia en el modelo. Los resultados individuales se presentan en la Tabla 5-30.

Tabla 5-30 Resultados individuales para cada variable independiente cuando se ejecuta el modelo de regresión binaria (método: Enter), siendo Excursión la variable dependiente. [85]

Factor de Causa	n	B	Wald	p-valor	Odds	95% IC de OR	
					Ratio (OR)	Inferior	Superior
Profundidad del agua	42	-0.001	4.645	0.031	0.999	0.998	1.000
Porcentaje de propulsores	42	0.054	2.002	0.157	1.055	0.980	1.136
Porcentaje de generadores	42	0.047	8.057	0.005	1.048	1.015	1.082
DGNSS	42	-	0.756	0.860	-	-	-
DGNSS(1)	42	0.318	0.061	0.804	1.375	0.111	17.093
DGNSS(2)	42	-20.510	0.000	0.999	0.000	0.000	-
DGNSS(3)	42	-0.693	0.175	0.676	0.500	0.019	12.898
HPR	42	-	0.000	1.000	-	-	-
HPR(1)	42	-22.382	0.000	0.999	0.000	0.000	-
HPR(2)	42	-22.366	0.000	0.999	0.000	0.000	-
Cables tensos	42	-	0.000	1.000	-	-	-
Cables tensos(1)	42	22.233	0.000	0.999	Abn. <sup>1</sup>	0.000	-
Cables tensos(2)	42	-20.173	0.000	1.000	0.000	0.000	-
Sistemas de inercia(1)	42	0.847	0.339	0.561	2.333	0.135	40.464
Giroscopios	42	-	0.000	1.000	-	-	-
Giroscopios(1)	42	-22.050	0.000	1.000	0.000	0.000	-

<sup>1</sup> El valor de OR anormalmente alto obtenido para esta variable se puede explicar porque los tres casos en los que esta variable adoptó un valor de 1 están teniendo una excursión. Sin embargo, la solidez de dicha relación es cuestionable debido a la pequeña cantidad de casos. Por otro lado, en el único caso en el que la variable cables tensos adoptó el valor 2, no hubo pérdida de posición.

Factor de Causa	n	B	Wald	p-valor	Odds	95% IC de OR	
					Ratio (OR)	Inferior	Superior
Giroscopios(2)	42	-42.406	0.000	0.999	0.000	0.000	-
MRU(1)	42	-22.373	0.000	0.999	0.000	0.000	-
Sensores de viento	42	-	5.389	0.145	-	-	-
Sensores de viento (1)	42	-20.797	0.000	1.000	0.000	0.000	-
Sensores de viento (2)	42	-22.638	0.000	1.000	0.000	0.000	-
Sensores de viento (3)	42	-22.589	0.000	1.000	0.000	0.000	-
Fuerza del viento	42	0.078	5.084	0.024	1.081	1.010	1.156
Velocidad de la corriente	42	0.162	0.522	0.470	1.176	0.757	1.826
Altura de las olas	42	0.437	3.043	0.081	1.549	0.947	2.532
Visibilidad	42	-	2.491	0.288	-	-	-
Visibilidad (1)	42	-1.099	0.630	0.427	0.333	0.022	5.027
Visibilidad (2)	42	-1.838	2.002	0.157	0.159	0.012	2.031
Causa Humana (1)	42	0.140	0.030	0.862	1.150	0.239	5.540

En esta etapa, las variables que podrían considerarse significativas fueron: porcentaje de generadores y fuerza del viento. Al mismo tiempo, el tamaño de variables como la profundidad del agua, el porcentaje de propulsores y la altura de las olas también se tienen en cuenta de acuerdo con el IC observado.

Para la creación del modelo se tienen en cuenta las siguientes variables: profundidad del agua, porcentaje de generadores, fuerza del viento y altura de las olas, utilizando el modo Enter.

El criterio seguido para determinar qué variables son suficientemente significativas para ser consideradas en el modelo es seleccionar aquellas variables con un valor diferente a 1 en la columna OR. Los valores de OR superiores a 1 indican que cuando la variable predictiva aumenta, hay una pérdida de posición; los valores por debajo de 1 muestran una pérdida de posición cuando la variable predictiva disminuye. Cuando el IC comprende el valor 1, significa que la variable predice una excursión al aumentar y disminuir al mismo tiempo, lo que la hace inadecuada para fines de predicción.

Por ejemplo, para la fuerza del viento,  $OR = 1,081$  y para la velocidad actual,  $OR = 1,176$ . Sin embargo, el IC para la velocidad de la corriente incluye el número 1 y, por lo tanto, no se considera que explique el modelo.

Sin embargo, hay dos casos en los que el equipo consideró las variables a pesar de que no se cumplieron los criterios anteriores. Para la profundidad del agua, se apreció que el IC incluía 1 como límite superior y se decidió seleccionar esta variable. La altura de las olas también se incluyó ya que se considera una variable meteorológica, y el límite inferior del IC está relativamente cerca de 1. La velocidad de la corriente, aunque también es una variable meteorológica, tiene el límite inferior más alejado de 1 y no se seleccionó .

Los estadísticos de las variables seleccionadas se presentan en la Tabla 5-31.

La siguiente ecuación define el modelo:

$$\begin{aligned} Z = & -4.936 - 0.001 \cdot \textit{Profundidad del agua} + \\ & + 0.058 \cdot \textit{Porcentaje de generadores} + \\ & + 0.050 \cdot \textit{Fuerza del viento} + 0.461 \cdot \textit{Altura de las olas} \end{aligned} \quad (8)$$



Variables en la Ecuación	B	S.E.	Wald	df	Sig.	OR	95% IC de OR	
							Inferior	Superior
Profundidad del agua	-0.001	0.001	1.884	1	0.170	0.999	0.998	1.000
Porcentaje de generadores	0.058	0.023	6.411	1	0.011	1.060	1.013	1.109
Fuerza del Viento	0.050	0.051	0.959	1	0.327	1.051	0.951	1.162
Altura de las olas	0.461	0.496	0.866	1	0.352	1.586	0.600	4.189
Constante	-4.936	2.311	4.564	1	0.033	0.007	-	-

Tabla 5-31 Variables en la ecuación del Paso 2.

S.E. = error estándar; df = grados de libertad; sig. = p-valor. [85]

La probabilidad de excursión y la razón relativa se calculan de acuerdo con las ecuaciones (2) y (6), teniendo en cuenta que la razón relativa también se puede expresar de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 P/Q = & \exp(4.936) \cdot \exp(-0.001 \cdot \text{Waterdepth}) \cdot \exp(0.058 \\
 & \cdot \text{Percentage of generators}) \\
 & \cdot \exp(0.050 \text{ Wind force}) \cdot \exp(0.461 \text{ Wave Height})
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

La Figura 5-60 muestra gráficamente las predicciones del modelo para pérdidas de posición, según diferentes valores de profundidad del agua y porcentaje de generadores.

Este modelo explica entre el 34% (R cuadrado de Cox y Snell) y el 48% (R cuadrado de Nagelkerque) de la varianza en la variable dependiente. La bondad de ajuste se evaluó mediante el estadístico -2LL y el porcentaje de casos correctamente clasificados. El -2LL fue 34,355. Recordando que, de los 42 casos válidos, 29 incidentes no tuvieron excursión y 13 dieron como resultado una excursión, el modelo (basado en las variables seleccionadas) clasificó

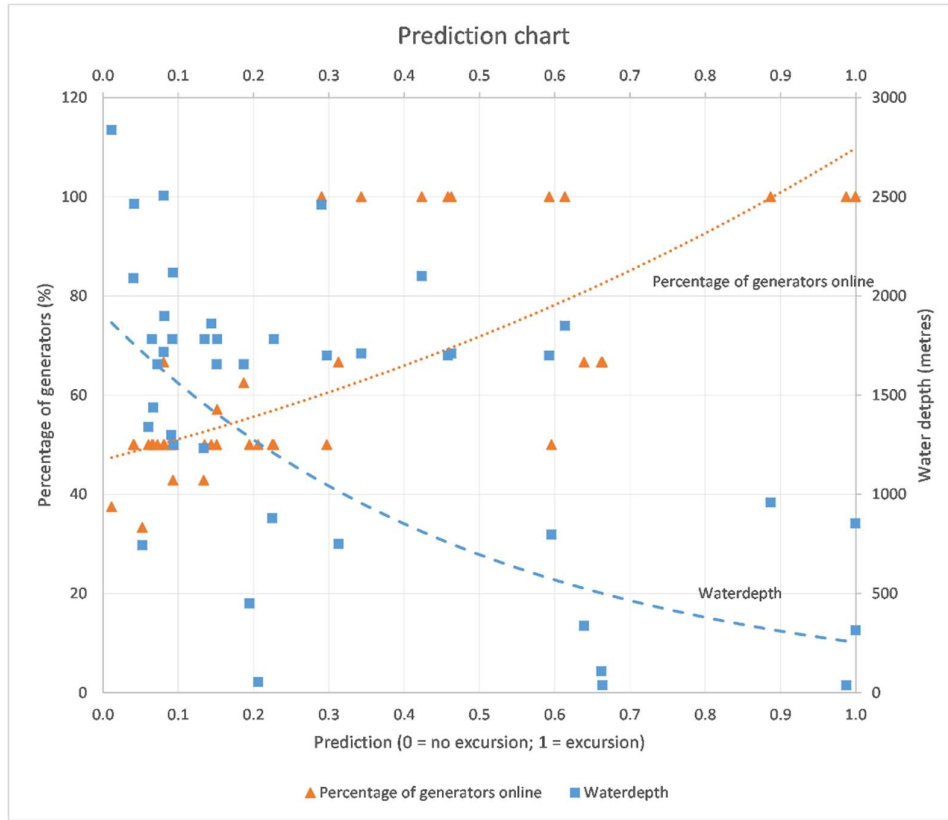


Figura 5-60 Gráfico de predicción

En este gráfico se muestran las tendencias de la profundidad del agua y el porcentaje de generadores según el modelo de predicción. [85]

correctamente 27 incidentes como sin excursión, lo que significa que el 93% de los casos se clasificaron correctamente; mientras que 8 casos se clasificaron correctamente como de excursión, el 62% del total. En total, se clasificaron correctamente 35 casos, lo que representa el 83% de los incidentes estudiados. El kappa de Cohen muestra que existe un acuerdo moderado entre los valores de P observados y P estimados,  $\kappa = 0,584$  (IC del 95%, 0,312 a 0,856).

La razón relativa indica la probabilidad de excursión para cada una de las causas principales, como se muestra en la Figura 5-61. La línea discontinua clarifica qué causas tienen valores medios superiores a 1, que son las que tienen una mayor probabilidad de estar asociadas con una pérdida de posición. En general, las causas principales que más probablemente estén relacionadas con una

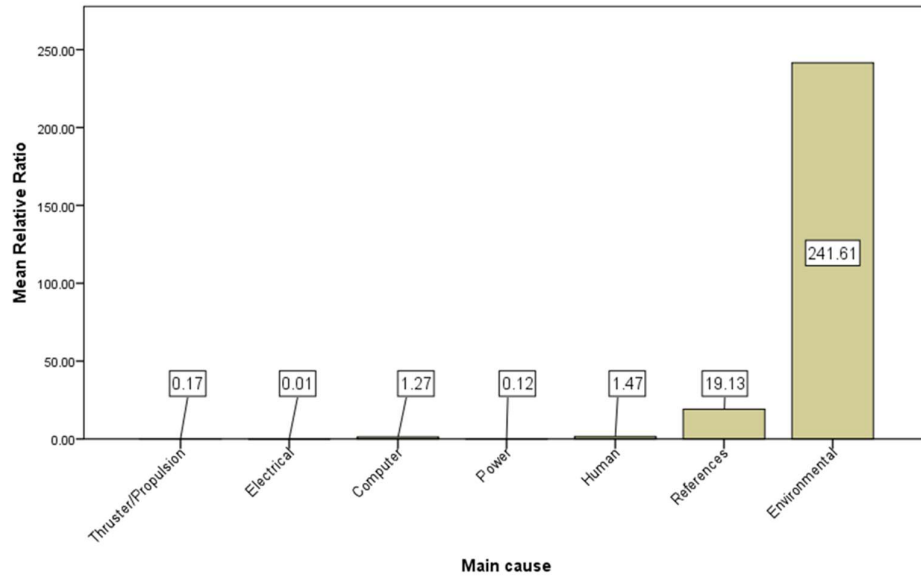


Figura 5-61 Razón relativa media.

Para cada categoría de causa principal, se representa la razón relativa media obtenida de acuerdo al modelo. Las razones relativas con valores por encima de la unidad, representan las causas asociadas a una mayor predicción de pérdida de posición, de acuerdo al modelo. [85]

excursión son fallos en las condiciones ambientales, sistemas de referencia, y fallos de computadores.

### 5.3 Variable dependiente: causa humana

Los 42 casos se incluyeron en el análisis. De éstos, nueve fueron incidentes con causa humana, el 21% del total. El resto tuvo otras causas, como condiciones ambientales, fallos de propulsión o fallos de suministro de energía.

Como primer paso, las variables se introducen en el modelo una a una, para comprobar su significación en el modelo que describe la posibilidad de que un incidente sea causado por un error humano. Cuando una variable se considera individualmente, podemos observar su influencia en el modelo sin interferencia de otros factores. Por lo tanto, la significación de la variable es máxima cuando se considera individualmente. Este paso se considera útil ya que las variables sin significación pueden eliminarse en esta etapa, y de esta manera se puede simplificar el proceso de creación del modelo.

Variable	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Porcentaje de propulsores	-.094	.029	10.289	1	.001	.910
Constante	7.053	2.612	7.289	1	.007	1156.017

Tabla 5-32 Principales estadísticos obtenidos.

Se presentan los estadísticos para la variable Porcentaje de propulsores al aplicar Forward Wald para el modelado de regresión binaria.

S.E. = error estándar; df = grados de libertad; sig. = p-valor. [95]

Excepto por el porcentaje de propulsores, las demás variables no cumplieron los criterios de inclusión en la ecuación para determinar la probabilidad de que un incidente haya sido causado por un error humano. La tabla que muestra los principales estadísticos de la variable incluida en el modelo se muestra en la Tabla 5-32. Dado este resultado, en el modelo solo se tiene en cuenta el porcentaje de propulsores.

La siguiente expresión define el modelo:

$$Z = 7.053 - 0.094 \cdot \text{Percentage of thrusters} \quad (10)$$

### 5.3.1 Validación del modelo

Se observa que el modelo propuesto clasifica correctamente 31 incidentes como no causados por error humano (94%) y 6 incidentes como causados por error humano (67%). En general, el número de incidentes clasificados correctamente es 37 de 42, lo que arroja una precisión del 88%. Esto puede considerarse una muy buena predicción.

En el primer período, 2011 a 2013, el modelo propuesto cuando se aplica el modelado de regresión a la muestra reducida es:

$$Z = 7.543 - 0.104 \cdot \text{Percentage of thrusters} \quad (11)$$

Cuando se prueba este modelo en la muestra seleccionada para el primer período, compuesto por 17 incidentes, 16 se clasificaron correctamente (94% de precisión). El modelo clasificó correctamente los 15 incidentes sin causa humana (100%) y 1 de cada 2 incidentes con causa humana (50%).

En el segundo período, 2013 a 2015, se aplica la misma técnica a la muestra de incidentes de 34 casos, obteniendo el siguiente modelo propuesto:

$$Z = 7.144 - 0.097 \cdot \text{Percentage of thrusters} \quad (12)$$

Este modelo es capaz de clasificar correctamente 30 incidentes (88%), clasifica correctamente 25 de 27 incidentes sin causa humana (93% de precisión) y 4 de 7 incidentes con causa humana (57%). Esta tasa de incidentes de origen humano correctamente clasificados es mayor cuando se aplica el modelo de la muestra completa (10) a la muestra del segundo período, estando correctamente clasificados 5 de 7 incidentes (71%).

Finalmente, se analiza la dispersión de errores. Aplicando la fórmula descrita en la ecuación (3), se calculan los errores realizados por el modelo durante la predicción, mostrando que la gran mayoría de los errores se encuentran en el eje horizontal (error de cero), tal y como se muestra en la Figura 5-62.

Esta distribución indica que el modelo en su mayoría no está produciendo errores, y que el poder de predicción es muy bueno.

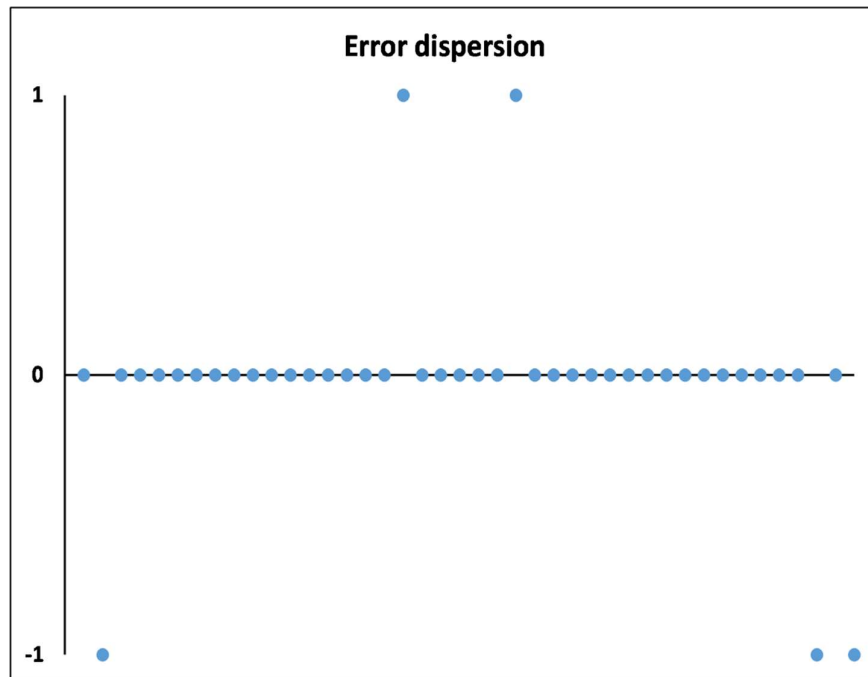


Figura 5-62 Distribución de los errores encontrados durante la validación del modelo.

En esta distribución, 0 no muestra ningún error, 1 indica un incidente que fue incorrectamente clasificado como humano y -1 indica un incidente incorrectamente clasificado como sin causa humana. [95]

### 5.3.2 Aplicaciones del modelo

Una vez validado el modelo, se puede considerar que hace muy buenas predicciones cuando se aplica durante las operaciones rutinarias de perforación del lecho marino.

Para explorar la posible aplicación práctica del modelo, calculamos las probabilidades de que exista causa humana ( $Z$ ) para los diferentes porcentajes de propulsores en línea (en intervalos de 10), tal y como se muestra en la Tabla 5-33.

La probabilidad de que un incidente haya sido causado por un error humano disminuye a medida que aumenta el porcentaje de propulsores.

Porcentaje de propulsores en línea (%)	Z	Probabilidad de causa humana (%)
0	7.053	99.91
10	6.113	99.78
20	5.173	99.44
30	4.233	98.57
40	3.293	96.42
50	2.353	91.32
60	1.413	80.42
70	0.473	61.61
80	-0.467	38.53
90	-1.407	19.67
100	-2.347	8.73

Tabla 5-33 Cálculo de la probabilidad de causa humana

Al aplicar el modelo matemático mostrado en la ecuación (10), para diferentes valores de porcentaje de propulsores, se muestran los diferentes porcentajes de probabilidad de causa humana. [95]

Específicamente, cuando más del 70% de los propulsores están en línea, el modelo muestra que la probabilidad de que ocurra un incidente causado por fallo humano es baja; mientras que para los porcentajes de propulsores por

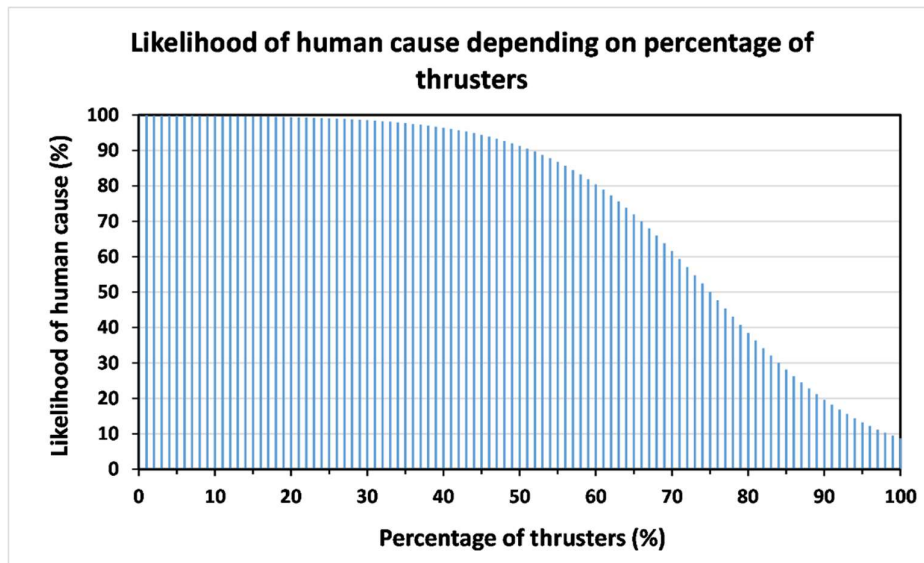


Figura 5-63 Probabilidad de que un incidente haya sido causado por error humano.

Según el modelo propuesto, para diferentes porcentajes de propulsores (eje horizontal) se muestran las posibilidades de que un incidente tenga causa humana (eje de ordenadas). [95]

---

debajo del 50%, el modelo muestra que hay un 90% de probabilidad de que exista una causa humana subyacente, como se muestra en la Figura 5-63.



## 6 Discusión

### 6.1 Variable independiente: excursión

Seleccionando solo los incidentes en los que no existen casos sin información para ninguna de las variables de interés, la base de datos utilizada para este estudio contenía 42 casos. El análisis descriptivo de las variables proporciona una imagen completa de las principales configuraciones (porcentaje de propulsores, porcentaje de generadores, DGNSS, etc.) utilizadas para las operaciones de perforación con DP, incluidas las condiciones meteorológicas típicas (fuerza del viento, velocidad de la corriente, altura de las olas y visibilidad) cuando ocurre un incidente.

Teniendo en cuenta la naturaleza del accidente, es interesante comprobar que los incidentes atribuibles a malas condiciones ambientales tienen una clara tendencia a resultar en pérdida de posición. Por el contrario, en los incidentes con causas relacionadas con propulsores o suministro de energía, se tiende a mantener el control de la posición. Estos resultados son consistentes con la información sobre las causas más comunes de incidentes de DP proporcionada por el IMCA en sus informes de DP [18]-[22].

Las causas secundarias se identifican con mucha menos frecuencia y los resultados que se basan en ellas deben considerarse con cautela. No obstante, nuestros datos parecen respaldar la conclusión antes mencionada de que los incidentes relacionados con fallos en el sistema de suministro de energía tienden a no resultar en una pérdida de posición.

La distribución de incidentes con error humano como causa es muy homogénea; no existen diferencias significativas entre los incidentes que resultan en excursión y los que no dan lugar a una pérdida de posición.

En el primer paso, cuando las variables se introducen individualmente en el modelo de regresión, se observó que las variables que podrían explicar la probabilidad de una excursión son la profundidad del agua, el porcentaje de generadores, la fuerza del viento y la altura de las olas; los dos primeros están relacionados con la configuración del sistema de DP y los dos segundos con las condiciones meteorológicas.

El porcentaje de generadores y la fuerza del viento resultan claramente significativos, mientras que la profundidad del agua y la fuerza del viento se agregan al modelo en base a su ES. No se debe olvidar que las condiciones climáticas, y especialmente la fuerza del viento (que crea olas con una altura que se correlaciona proporcionalmente con la fuerza del viento en nudos), también pueden influir en la probabilidad de que una unidad tenga una pérdida de posición mientras realiza operaciones de perforación utilizando sistemas de DP, como evidencia la frecuencia de incidentes atribuibles a las condiciones ambientales.

La probabilidad de que un incidente resulte en una pérdida de posición aumenta cuanto menor es la profundidad del agua y mayor es el porcentaje de generadores, la fuerza del viento y la altura de las olas. Estos resultados son muy interesantes desde el punto de vista del operador ya que, para perforaciones a poca profundidad, el sistema de DP ha tendido a no considerarse necesario y se han utilizado otros métodos para lograr el mantenimiento de la posición (por ejemplo, anclas). El resultado es una falta de experiencia en el uso de DP en condiciones de baja profundidad, lo que podría explicar en parte los problemas que ocurren con el mantenimiento de la posición ayudado por el DP cuando las operaciones de perforación se llevan a cabo en estas condiciones.

El porcentaje de generadores en línea en el momento de un incidente también es un indicador de una pérdida de posición cuando dicho porcentaje alcanza valores altos. Es importante tener en cuenta que, de acuerdo con la Guía de operaciones de DP [33], cuando el porcentaje de generadores alcanza un cierto

umbral, se deben iniciar los procedimientos para una desconexión de emergencia del elevador; esto podría explicar la influencia de esta variable en el modelo.

Al estudiar las razones relativas medias para cada categoría de causa principal, es interesante observar que el modelo puede explicar los incidentes relacionados con condiciones meteorológicas, las referencias, los humanos y las computadoras con mayor precisión que los que se atribuyen a otras causas. La alta razón relativa media para las pérdidas de posición relacionadas con factores ambientales puede explicarse por las variables independientes relacionadas con el medio ambiente incluidas en el modelo. Los fallos de los sistemas de referencia también presentan una relación relativa media alta. La correlación que existe entre el porcentaje de generadores y sensores de viento podría ser una pista para explicar este resultado. Se espera que esta influencia se explique al realizar el análisis de regresión utilizando variables ficticias (*dummy variables*, en inglés) para los diferentes sistemas de referencia a bordo (giroscopios, MRU y sensores de viento); por lo tanto, serán necesarias futuras investigaciones en este área.

En general, este modelo clasifica correctamente los incidentes que resultan o no en una excursión en el 83% de los casos y, por lo tanto, se espera que funcione bien para predecir los resultados de este tipo de incidentes en operaciones reales. Sin embargo, el IC para la kappa de Cohen en este modelo muestra que la capacidad predictiva no es tan alta como indica el éxito de la clasificación.

La correlación entre variables (Tabla 5-29) muestra que el error humano no está relacionado significativamente con la variable excursión, pero existe una alta correlación con la variable porcentaje de propulsores. Para esta variable, se puede observar que el porcentaje es significativamente menor en los casos con error humano como causa. Esto sugiere que, si la salida del modelo se hubiera utilizado para predecir si el error humano estuvo involucrado en algún incidente, esta sería una de las variables más influyentes en el modelo. No obstante, en

este estudio, no se puede considerar que los resultados para el porcentaje de propulsores contribuyan significativamente a explicar la pérdida de posición en ningún incidente.

Cuando la variable predictiva se utiliza para predecir excursiones, los resultados obtenidos no sugieren que los errores humanos estén involucrados en pérdidas de posición. Esto también es visible en la estadística descriptiva, en la Figura 5-59, ya que la distribución de la variable estratificada por excursión no muestra diferencias.

## **6.2 Variable independiente: causa humana**

Otro de los hilos de la investigación presentada en esta tesis tuvo como objetivo desarrollar un modelo que calcule la probabilidad de que un incidente haya sido causado por un error humano mientras se desarrollan operaciones de perforación de DP. Los resultados proporcionan un modelo basado en el porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores, como única variable entre todas las consideradas que puede influir en si un accidente es causado por error humano.

Está claro que la fuente de datos sobre incidentes utilizada no proporciona una lista completa de todos los incidentes que ocurren durante las operaciones de perforación de DP. No obstante, puede considerarse una buena base de datos a nivel mundial, respaldada por el IMCA. El número de incidentes y percances sin daños reportados por los trabajadores de offshore puede verse influenciado por numerosos factores externos e internos (por ejemplo, la presión para lograr ser más eficientes), según la investigación realizada por Kongsvik [86], y por la problemática de la notificación de un número de incidentes menor al que realmente ocurre [87].

En los boletines proporcionados por el IMCA, se presentan datos sobre una gran cantidad de variables, tanto para las condiciones meteorológicas (viento, corriente, visibilidad) como la configuración del sistema (número de

propulsores en línea/en espera, número de generadores en línea/en espera, número de giroscopios y número de sistemas de referencia de posición). Por otro lado, los sistemas de DP específicos que se utilizan no se detallan en los informes de incidentes; esta limitación debe tenerse en cuenta al aplicar los resultados de esta investigación, ya que diferentes sistemas de DP pueden tener diferentes respuestas a una eventual pérdida de posición. Del mismo modo, conocer el tipo de propulsores y su disposición a bordo del buque podría permitir una mejor comprensión del comportamiento de cada incidente, como explican Mauro y Prpić-Oršić [88]. No obstante, los resultados obtenidos son muy significativos y cumplen con los objetivos planteados en esta tesis.

Específicamente, hemos descubierto que un incidente que ocurre cuando se opera con un bajo porcentaje de propulsores en línea tiende a aumentar la probabilidad de que dicho incidente sea causado por un error humano.

Estos errores humanos son principalmente el resultado de no seguir los procedimientos establecidos en caso de pérdida de posición. Es habitual que, en caso de pérdida de posición, el DPO tome el control manual del sistema. Parece plausible suponer que una mayor cantidad de propulsores en línea podría ayudar a reducir la magnitud de la excursión, permitiendo que el DPO responda más rápidamente y sea más consciente de la situación al asumir el control.

La significancia del modelo ( $p$ -valor  $<0,05$ ) indica la solidez de la expresión matemática propuesta y proporciona una fuerte evidencia de que la variable seleccionada influye en la causalidad del incidente. Ninguna otra variable independiente probada mejoró suficientemente el modelo para justificar su inclusión en el mismo.

La validación del modelo muestra que no cambia significativamente con el paso del tiempo cuando se consideran dos períodos diferentes. De hecho, es capaz de mejorar la predicción de incidentes causados por humanos, dando muy buenos resultados. Como tal, el modelo podría proponerse para su aplicación en la

industria. Para ser útil para los operadores, las probabilidades se calcularon para diferentes porcentajes de propulsores en línea, y los resultados indican que tener menos del 50% de los propulsores en línea está asociado con errores humanos que terminan en un incidente.

Se espera que, al implementar este límite operativo, haciendo que el porcentaje de propulsores en línea nunca caiga por debajo del 50%, pueda ayudar a reducir el factor humano en los incidentes y, por lo tanto, mejorar la seguridad de las operaciones de perforación cuando se utiliza DP.

### 6.3 Limitaciones

Debido a las excelentes medidas de seguridad en la industria del gas y el petróleo en general, y en el sector de la perforación en particular, los incidentes relacionados con DP se han reducido al mínimo. Sin embargo, un historial de seguridad tan bueno limita los datos disponibles, de manera que la muestra para nuestro estudio se compuso de solamente 42 incidentes que tuvieron lugar entre 2011 y 2015, lo que nos proporciona una base de datos relativamente pequeña. Esto es especialmente notable en el grupo de incidentes con error humano como causa.

Siguiendo el trabajo presentado por Øvergård [71], la muestra obtenida se basa en incidentes, ya que los no incidentes (es decir, eventos que funcionaron según lo planeado) generalmente no son registrados, al no considerarse que valga la pena este esfuerzo. Esta parcialidad de selección puede influir en la validez de los resultados, ya que solo se tiene en cuenta una vista parcial de las operaciones.

El método utilizado ofrece algunas ventajas sobre otros métodos descritos en la revisión de la literatura, pero al mismo tiempo existen algunas limitaciones que conviene mencionar.

Los modelos de regresión asumen que la relación entre las variables predictoras y la variable dependiente es uniforme, es decir, sigue una distribución particular; ésta puede ser positiva o negativa, lineal o no lineal, pero es constante para todo el rango de valores. En este contexto, los coeficientes calculados en el modelo deben usarse con precaución.

Si las variables independientes están altamente correlacionadas entre sí (multicolinealidad), entonces el efecto de cada una se vuelve menos preciso. En nuestro estudio, se encontró que los datos observados para las variables cuya correlación se podía intuir, como Fuerza del viento y Altura de las olas, no estaban altamente correlacionados.

Sin embargo, para otros pares de variables sin relación aparente, como Porcentaje de generadores y Sensores de viento, se observó una alta correlación. Como estos pares de variables no se fueron considerados al mismo tiempo en el modelo, se espera que este efecto se haya minimizado. No se puede negar el mayor impacto de las condiciones ambientales que causan pérdidas de posición, y se quería reflejar este efecto incluyendo variables climáticas en todos los análisis de regresión, para tener una visión general de las puntuaciones de cada variable, incluso si no alcanzan la significancia deseada para entrar en la ecuación.

La capacidad predictiva mostrada por los porcentajes de clasificación también debe considerarse con precaución, ya que la kappa de Cohen sugiere que existe una coincidencia de justa a moderada entre la clasificación observada y la estimada, ya que el modelo se prueba con la misma base de datos en la que se realizó el análisis.

Algunas relaciones entre la covariable y la variable dependiente pueden disfrazarse como no significativas debido más al tamaño reducido de la muestra que a la significación estadística. En nuestro caso, con 42 casos, es importante tener una imagen general en lugar de seguir los límites que ofrecen los p-

valores. Siguiendo esta línea, se seleccionaron variables como la altura de las olas para ser introducidas en el modelo.



## 7 Conclusiones

### 7.1 Conclusiones

La investigación realizada para la elaboración de esta tesis doctoral ha contribuido al conocimiento y estado del arte sobre las operaciones de perforación que utilizan DP para fijar su posición.

Teniendo esta tesis dos objetivos principales, las conclusiones de cada uno se detallan a continuación.

Determinación del modelo que predice las pérdidas de posición:

- Siguiendo la metodología propuesta, se consiguió determinar un modelo que pueda predecir bajo qué circunstancias puede un incidente terminar en pérdida de posición.
- Con este modelo, se puede determinar que la probabilidad de pérdida de posición está asociada con porcentajes más altos de generadores, fuerza del viento y altura de las olas, y profundidades de agua menos profundas.
- Teniendo en cuenta que un alto porcentaje (83%) de los casos está correctamente clasificado por el modelo en función de estas variables, se espera que este modelo proporcione buenos resultados a la hora de predecir si algún incidente dará lugar a una excursión.
- Se espera que los incidentes causados por condiciones ambientales, fallos en los sistemas de referencia, errores humanos o fallos informáticos se clasifiquen con mayor éxito siguiendo el modelo propuesto.
- Esto indica que, aunque las causas más comunes son problemas ambientales y de propulsores, la pérdida de posición ocurre con mayor frecuencia en incidentes relacionados con el medio ambiente.

- Los resultados obtenidos sugieren que no existe una conexión clara entre las variables excursión y causa humana; el elemento humano que causa un incidente no influye en la predicción de pérdidas de posición.

Determinación del modelo que determina si existe una causa humana en un incidente:

- Los resultados de este estudio indican que los incidentes causados por humanos que ocurren durante las operaciones de perforación de DP están fuertemente influenciados por el porcentaje de propulsores en línea sobre el número total de propulsores a bordo.
- Cuanto menor sea este porcentaje, mayor será la probabilidad de que se produzca un error humano subyacente a cualquier incidente.
- Aplicando el modelo propuesto, se evidencia que la implementación de un límite operacional de no menos del 50% de los propulsores en línea podría ayudar a reducir el factor humano, mejorando así la seguridad durante las operaciones de perforación de DP.

## 7.2 Futuras líneas de investigación

El trabajo desarrollado abre varias líneas de investigación futura. A continuación, se detallan algunas de ellas:

- El tamaño de la muestra no se pudo aumentar mediante inferencia de datos, ya que el gran número de variables manejado y su complejidad (ninguna de las variables sigue una distribución normal) lo han impedido. No obstante, se está trabajando con IMCA para conseguir los datos de 2015 en adelante, para poder ampliar el estudio utilizando una base de datos más amplia, que permita verificar los dos modelos propuestos.
- Dado que la pérdida de posición ocurre con mayor frecuencia en incidentes relacionados con causas ambientales, sería interesante

profundizar en el estudio acerca de qué condiciones ambientales influyen más en la pérdida de posición.

- Recreando los diferentes escenarios de incidentes en un simulador, obtener datos empíricos que avalen los modelos propuestos.
- Implementar los resultados obtenidos a bordo de las plataformas de perforación, estudiando los resultados obtenidos a largo plazo.

### 7.3 Publicaciones y Congresos

De acuerdo a uno de los objetivos principales de esta tesis, los resultados obtenidos de la misma han sido compartidos con la comunidad científica. Asimismo, la doctoranda ha contribuido en otras publicaciones relacionadas con la temática de este doctorado, además de contribuciones a congresos. Todas estas aportaciones derivadas de la investigación desarrollada en esta tesis, se mencionan a continuación:

#### **Publicaciones:**

Sanchez-Varela, Z., Boullosa-Falces, D., Larrabe Barrena, J. L., & Gomez-Solaeche, M. A. (2021). Determining the Likelihood of Incidents caused by Human Error during Dynamic Positioning Drilling Operations. *Journal of Navigation*, First View, 1-13. <https://doi.org/10.1017/S0373463321000291>

Sanchez-Varela, Z., Boullosa-Falces, D., Larrabe Barrena, J. L., & Gomez-Solaeche, M. A. (2021). Prediction of Loss of Position during Dynamic Positioning Drilling Operations Using Binary Logistic Regression Modeling. *Journal of Marine Science and Engineering*, 9(2), 139. <https://doi.org/10.3390/jmse9020139>

Sanchez-Varela, Z., Boullosa-Falces, D., Larrabe-Barrena, J. L., & Gomez-Solaeche, M. A. (2021). Risk Analysis of DP Incidents during Drilling Operations. *Transactions on Maritime Science*, 10(1), <https://doi.org/10.7225/toms.v10n01.006>

Sanchez-Varela, Z., Boullosa-Falces, D., Larrabe-Barrena, J. L., & Gomez-Solaeche, M. A. (2019). Influence of oil prices in dynamic positioning training. *International Journal of Energy Production and Management*, 4(3), 255-265. <https://doi.org/10.2495/EQ-V4-N3-255-265>

Boullosa-Falces, D., Gomez-Solaetxe, M. A., Sanchez-Varela, Z., García, S., & Trueba, A. (2019). Validation of CUSUM control chart for biofouling detection in heat exchangers. *Applied Thermal Engineering*, 152, 24-31.

Boullosa-Falces, D., Sanchez-Varela, Z., Larrabe-Barrena, J. L., Arraiza, A. L., & Gomez-Solaetxe, M. A. (2017). Multivariate Statistical Control Applied in a Marine Propulsion Engine. *Journal of Maritime Research*, 14(2), 6-6.

Sanchez-Varela, Z., Boullosa-Falces, D., Larrabe-Barrena, J. L., & Gómez-Solaetxe, M. A. (2017). Incident Evaluation during Operations Carried out by Anchor Handler Tug Vessels. *Journal of Maritime Research*, 14(2), 7-7.

### **Congresos:**

Zaloe Sanchez-Varela, David Boullosa-Falces, Juan Luis Larrabe-Barrena, Miguel Angel Gomez-Solaeche. “Influence of Oil Prices in Dynamic Positioning Training”. 1st International Conference on Maritime Transportation. Roma, 2019.

Zaloe Sanchez-Varela, David Boullosa-Falces, Juan Luis Larrabe-Barrena, Miguel Angel Gomez-Solaetxe. “DP Training in Challenging Times”. European Dynamic Positioning Conference. Londres, 2018.

David Boullosa-Falces, Zaloe Sánchez Varela, Juan Luis Larrabe Barrena, Miguel Ángel Gómez Solaetxe. “Evaluación de incidentes durante operaciones realizadas por buques remolcadores manejadores de anclas”. II Congreso internacional La industria marítima en el siglo XXI. Bilbao, 2017.

Zaloa Sánchez Varela, David Boullosa-Falces, Juan Luis Larrabe Barrena, Miguel Ángel Gómez Solaetxe. “Formación en posicionamiento dinámico en tiempos difíciles”. II Congreso internacional La industria marítima en el siglo XXI. Bilbao, 2017.

David Boullosa-Falces, Jaime Menendez, Zaloa Sanchez Varela, Juan Luis Larrabe Barrena, Alberto Lopez-Arraiza, Miguel Angel Gomez Solaetxe. “Control estadístico de los motores marinos diésel”. II Congreso internacional La industria marítima en el siglo XXI. Bilbao, 2017.

David Boullosa-Falces, Miguel Ángel Gómez Solaetxe, Zaloa Sánchez Varela. “Hotelling T2 Technique applied in a marine propulsión engine”. VII Jornadas de automática Marina (AUTOMAR’17). Castellón, 2017.

#### **Estancia en otras universidades en labores de investigación**

Estancia de investigación y docencia, como colaboradora externa, en el departamento de Náutica de la Facultad de Estudios Marítimos de la Universidad de Split, desde octubre 2017 a enero de 2018.

Estancia de investigación y docencia, como asistente, en el departamento de Náutica de la Facultad de Estudios Marítimos de la Universidad de Split, bajo la supervisión del mentor - profesor titular Goran Belamarić, desde febrero de 2018 hasta el presente.

#### **Indicadores de calidad de las revistas científicas**

Para cada revista en la que se han publicado artículos científicos relacionados con la investigación de la tesis, se presentan los indicadores de calidad, según *Journal Citation Reports (JCR)* y *Cite Score* de Scopus para el año 2019.

<b>Nombre</b>	<b>Journal of Navigation</b>
ISSN/eISSN	0373-4633 / 1469-7785
Editorial	Cambridge University Press
Factor de impacto	1.908
JCR	Q3 ( <i>Oceanography</i> ) Q2 ( <i>Marine Engineering</i> )
Cite Score	3.7
Scopus	Q1 ( <i>Ocean Engineering</i> ) Q2 ( <i>Oceanography</i> )

<b>Nombre</b>	<b>Journal of Marine Science and Engineering</b>
ISSN/eISSN	****-**** / 2077-1312
Editorial	MDPI
Factor de impacto	2.033
JCR	Q2 ( <i>Oceanography</i> )
Cite Score	1.8
Scopus	Q2 ( <i>Ocean Engineering</i> )

<b>Nombre</b>		<b>Transactions on Maritime Science</b>
ISSN/eISSN		1848-3305/1848-3313
Editorial		University of Split
JCR	Factor de impacto	Incluída en Emerging Source Citation Index (ESCI)
	Cuartil (Categoría)	
Scopus	Cite Score	0.4
	Cuartil (Categoría)	Q4 ( <i>Ocean Engineering</i> )

<b>Nombre</b>		<b>International Journal of Energy Production and Management</b>
ISSN/eISSN		2056-3272 / 2056-3280
Editorial		WIT Press/ Ural Federal University
JCR	Factor de impacto	No está indexada en JCR
	Cuartil (Categoría)	
Scopus	Cite Score	1.0
	Cuartil (Categoría)	Q3 ( <i>Energy Engineering and Power Technology</i> )

---

<b>Nombre</b>	<b>Applied Thermal Engineering</b>
ISSN/eISSN	1359-4311 / ****_****
Editorial	Pergamon/Elsevier
Factor de impacto	4.725
JCR Cuartil (Categoría)	Q1 ( <i>Thermodynamics, Mechanical Engineering, Mechanics</i> ) Q2 ( <i>Energy and Fuels</i> )
Cite Score	8.8
Scopus Cuartil (Categoría)	Q1 ( <i>Industrial and Manufacturing Engineering, Energy Engineering and Power Technology</i> )

---



## Referencias

- [1] Marine Technology Society. *Marine Technology Society*. Available: <https://www.mtsociety.org>.
- [2] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Guidelines for the design and operation of dynamically positioned vessels", vol. Rev.4.1, 2020.
- [3] International Maritime Organisation, "Guidelines for Vessels with Dynamic Positioning Systems", vol. MSC/Cir.645, 6 June, 1994.
- [4] International Maritime Organisation, "Code for the construction and equipment of Mobile Offshore Drilling Units", 2009.
- [5] International Maritime Organisation, "Guidelines for Vessels and Units with Dynamic Positioning (DP) Systems", 2015.
- [6] International Maritime Organisation, "MSC.1/Circ 1580 Guidelines for Vessels and Units with Dynamic Positioning (DP) Systems", June, 2017.
- [7] International Maritime Organisation and Maritime Safety Committee, "Guidelines for Dynamic Positioning System (DP) Operator Training", 2017.
- [8] International Marine Contractors Association, (IMCA), "The Training and Experience of Key DP Personnel", 1996.
- [9] International Marine Contractors Association, (IMCA), "The Training and Experience of Key DP Personnel, Rev. 1", 2006.
- [10] International Marine Contractors Association, (IMCA), "The Training and Experience of Key DP Personnel, Rev. 2", 2016.

## References

---

- [11] International Maritime Organisation, "International Convention on Standards of Training, Certification and Watchkeeping for Seafarers (STCW)", 2011.
- [12] DNVGL, "Dynamic positioning systems - operation guidance", 2011.
- [13] DNVGL, "Dynamic positioning systems - operation guidance", 2015.
- [14] American Bureau of Shipping, "Guide for Dynamic Positioning Systems", 2013.
- [15] American Bureau of Shipping, "Guide for Dynamic Positioning Systems", April, 2020.
- [16] Norwegian Shipowners' Association *et al*, "Guidelines for the Safe Management of Offshore Supply and Rig Move Operations (NW European Area) (NWEA Guidelines)", 2009.
- [17] Norwegian Shipowners' Association *et al*, "Guidelines for Offshore Marine Operations (G-OMO)", 2013.
- [18] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Incidents - Incidents Reported for 2011", 2015.
- [19] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Incidents - Incidents Reported for 2012", 2015.
- [20] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Incidents - Incidents Reported for 2013", 2015.
- [21] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Incidents - Incidents Reported for 2014", 2016.

## References

---

- [22] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Review - Incidents and Events Reported for 2015", 2016.
- [23] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Review - Incidents and Events Reported for 2016", 2017.
- [24] D. Bray, *DP Operator's Handbook*. (Second ed.) London: The Nautical Institute, 2015.
- [25] D. Bray, "DP Operations. Part 1 - Basic Principles and Systems", *Seaways*, pp. 22-25, August. 2018.
- [26] D. Bray, "DP Operations. Part 2 - What is DP used for?" *Seaways*, pp. 13-16, September. 2018.
- [27] L. Mao, S. Zeng and Q. Liu, "Dynamic mechanical behavior analysis of deep water drilling riser under hard hang-off evacuation conditions", *Ocean Engineering*, vol. 183, pp. 318-331, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2019.05.014>.
- [28] The Nautical Institute, "Accreditation and Certification Scheme Standard", January, 2017.
- [29] S. Hogenboom *et al*, "Human reliability and the impact of control function allocation in the design of dynamic positioning systems", *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 194, pp. 106340, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.res.2018.12.019>.

## References

---

- [30] S. Erol *et al*, "Analysis of Ship Accidents in the Istanbul Strait Using Neuro-Fuzzy and Genetically Optimised Fuzzy Classifiers", *J. Navig.*, vol. 71, (2), pp. 419-436, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0373463317000601>.
- [31] Z. Nie *et al*, "A DBN-GO approach for success probability prediction of drilling riser emergency disconnect in deepwater", *Ocean Engineering*, vol. 180, pp. 49-59, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2019.04.005>.
- [32] H. Chen, T. Moan and H. Verhoeven, "Safety of dynamic positioning operations on mobile offshore drilling units", *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 93, (7), pp. 1072-1090, 2008. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.res.2007.04.003>.
- [33] Marine Technology Society, "DP Operations Guidance - Part 2 - Appendix 1 - MODUs", 2012.
- [34] L. Weingarth, "Refining the DP watch circle", in *MTS Dynamic Positioning Conference*, Houston, 2006.
- [35] K. Bhalla and Y. Cao, "Watch circle assessment of drilling risers during a drift-off and drive-off event of a dynamically positioned vessel", in *MTS Dynamic Positioning Conference*, Houston, 2005, pp. 15-16.
- [36] C. Quigley and D. Williams, *A Revised Methodology for the Calculation of Modu Watch Circles*. 2015.
- [37] A. Adamson and B. Abrahamsen, "WSOG - history and future. A summary of the development & worldwide use of well-specific operating guidelines", in *MTS Dynamic Positioning Conference*, Houston, 2006.
- [38] F. J. R. Teixeira, A. T. Oshiro and E. A. Tannuri, *Drifting Time of a Standard Drillship*. 2014.

- [39] B. Singh *et al*, "20 Years on lessons learned from Piper Alpha. The evolution of concurrent and inherently safe design", *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, vol. 23, (6), pp. 936-953, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2010.07.011>.
- [40] S. C. Theophilus *et al*, "Human factors analysis and classification system for the oil and gas industry (HFACS-OGI)", *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 167, pp. 168-176, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.res.2017.05.036>.
- [41] United States Department of the Interior, Mineral Management Service, "Accident Investigation Report", (*Gulf of Mexico Region*), 2006.
- [42] J. E. Vinnem, *Offshore Risk Assessment*. (Third Edition ed.) London: Springer, 2014.
- [43] U.S. Department of the Interior. Bureau of Safety and Environmental Enforcement, "Panel Investigation Reports", 2019.
- [44] H. Verhoeven, H. Chen and T. Moan, "Safety of dynamic positioning operation on mobile offshore drilling units", in *MTS Dynamic Positioning Conference*, Houston, 2006.
- [45] B. Rokseth, I. B. Utne and J. E. Vinnem, "A systems approach to risk analysis of maritime operations", *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, vol. 231, (1), pp. 53-68, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1177/1748006X16682606>.
- [46] D. Manca and S. Brambilla, "Dynamic simulation of the BP Texas City refinery accident", *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, vol. 25, (6), pp. 950-957, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2012.05.008>.

## References

---

- [47] S. G. Kariuki and K. Löwe, "Integrating human factors into process hazard analysis", *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 92, (12), pp. 1764-1773, 2007. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ress.2007.01.002>.
- [48] S. Kristiansen, "Part III. risk analysis", in *Maritime Transportation. Safety Management and Risk Analysis*, Butterworth-Heinemann, Ed. London: Elsevier, 2005.
- [49] S. Levine and N. C. Rasmussen, "Nuclear Plant PRA: How Far Has It Come?" *Risk Analysis*, vol. 4, (4), pp. 247-254, 1984. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1539-6924.1984.tb00944.x>.
- [50] M. Kalantarnia, F. Khan and K. Hawboldt, "Modelling of BP Texas City refinery accident using dynamic risk assessment approach", *Process Safety and Environmental Protection*, vol. 88, (3), pp. 191-199, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.psep.2010.01.004>.
- [51] I. Acejo *et al*, "The causes of maritime accidents in the period 2002-2016", Seafarers International Research Centre (SIRC), Nov 1, 2018.
- [52] F. I. Khan and S. A. Abbasi, "Techniques and methodologies for risk analysis in chemical process industries", *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, vol. 11, (4), pp. 261-277, 1998. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0950-4230\(97\)00051-X](https://doi.org/10.1016/S0950-4230(97)00051-X).
- [53] G. Ancione, P. Bragatto and M. F. Milazzo, "A Bayesian network-based approach for the assessment and management of ageing in major hazard establishments", *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, vol. 64, pp. 104080, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2020.104080>.
- [54] L. Mkrtchyan, L. Podofillini and V. N. Dang, "Bayesian belief networks for human reliability analysis: A review of applications and gaps", *Reliability*

## References

---

*Engineering & System Safety*, vol. 139, pp. 1-16, 2015. DOI:

<https://doi.org/10.1016/j.res.2015.02.006>.

[55] V. M. Bier and A. Mosleh, "The analysis of accident precursors and near misses: implications for risk assessment and risk management", *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 27, pp. 91-101, 1990. DOI:

[https://doi.org/10.1016/0951-8320\(90\)90033-J](https://doi.org/10.1016/0951-8320(90)90033-J)

[56] V. M. Bier and W. Yi, "The performance of precursor-based estimators for rare event frequencies", *Reliability Engineering and System Safety*, vol. 50, pp. 241-251, 1995. DOI: [https://doi.org/10.1016/0951-8320\(95\)00097-6](https://doi.org/10.1016/0951-8320(95)00097-6)

[57] N. Khakzad, S. Khakzad and F. Khan, "Probabilistic risk assessment of major accidents: application to offshore blowouts in the Gulf of Mexico", *Nat. Hazards*, vol. 74, (3), pp. 1759-1771, 2014. DOI:

<https://doi.org/10.1007/s11069-014-1271-8>.

[58] M. Yang *et al*, "Risk assessment of rare events", *Process Saf. Environ. Prot.*, vol. 98, pp. 102-108, 2015. DOI:

<https://doi.org/10.1016/j.psep.2015.07.004>.

[59] R. M. Arnaldo Valdes *et al*, "Application of Bayesian Networks and Information Theory to Estimate the Occurrence of Mid-Air Collisions Based on Accident Precursors", *Entropy*, vol. 20, (12), pp. 969, 2018. DOI:

<https://doi.org/10.3390/e20120969>.

[60] S. Rebello, H. Yu and L. Ma, "An integrated approach for real-time hazard mitigation in complex industrial processes", *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 188, pp. 297-309, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.res.2019.03.037>.

[61] Liu Shengli and Liang Yongtu, "Exploring the temporal structure of time series data for hazardous liquid pipeline incidents based on complex network

## References

---

theory", *Int. J. Crit. Infrastruct. Prot.*, vol. 26, pp. 100308, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijcip.2019.100308>.

[62] S. Agarwal, P. Kachroo and E. Regentova, "A hybrid model using logistic regression and wavelet transformation to detect traffic incidents", *IATSS Res.*, vol. 40, (1), pp. 56-63, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.iatssr.2016.06.001>.

[63] R. Li, F. C. Pereira and M. E. Ben-Akiva, "Competing risks mixture model for traffic incident duration prediction", *Accid. Anal. Prev.*, vol. 75, pp. 192-201, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aap.2014.11.023>.

[64] K. L. McFadden, "Predicting pilot-error incidents of US airline pilots using logistic regression", *Applied Ergonomics*, vol. 28, (3), pp. 209-212, 1997. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0003-6870\(96\)00062-2](https://doi.org/10.1016/S0003-6870(96)00062-2).

[65] A. J. Erjavac, R. Iammartino and J. M. Fossaceca, "Evaluation of preconditions affecting symptomatic human error in general aviation and air carrier aviation accidents", *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 178, pp. 156-163, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.res.2018.05.021>.

[66] D. Boullosa-Falces *et al*, "Monitoring of fuel oil process of marine diesel engine", *Applied Thermal Engineering*, vol. 127, pp. 517-526, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2017.08.036>.

[67] J. Weng *et al*, "Investigation of occurrence likelihood of human errors in shipping operations", *Ocean Engineering*, vol. 182, pp. 28-37, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2019.04.083>.

[68] R. Fiskin, E. Cakir and C. Sevgili, "Decision Tree and Logistic Regression Analysis to Explore Factors Contributing to Harbour Tugboat



## References

---

Accidents", *Journal of Navigation*, vol. 74, (1), pp. 1-26, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0373463320000363>.

[69] N. Endrina *et al*, "Influence of ship design and operational factors on human performance and evaluation of effects and sensitivity using risk models", *Ocean Eng.*, vol. 184, pp. 143-158, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2019.05.001>.

[70] M. M. Abaei *et al*, "A dynamic human reliability model for marine and offshore operations in harsh environments", *Ocean Engineering*, vol. 173, pp. 90-97, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2018.12.032>.

[71] K. I. Overgard *et al*, "Critical incidents during dynamic positioning: operators' situation awareness and decision-making in maritime operations", *Theor. Iss. Ergon. Sci.*, vol. 16, (4), pp. 366-387, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1080/1463922X.2014.1001007>.

[72] M. S. Rahman *et al*, "Development of risk model for marine logistics support to offshore oil and gas operations in remote and harsh environments", *Ocean Engineering*, vol. 174, pp. 125-134, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2019.01.037>.

[73] C. Chae, "A Study on Human Error of DP Vessels LOP Incidents", *Journal of the Korean Society of Marine Environment & Safety*, vol. 21, (5), pp. 515-523, 2015. DOI: <https://doi.org/10.7837/kosomes.2015.21.5.515>.

[74] C. Chae, "A Study on FSA Application for Human Errors of Dynamic Positioning Vessels Incidents", *Journal of Korean Navigation and Port Research*, vol. 41, (5), pp. 259-268, 2017. DOI: <https://doi.org/10.5394/KINPR.2017.41.5.259>.

## References

---

- [75] M. R. Endsley, "Toward a Theory of Situation Awareness in Dynamic Systems", *Hum. Factors*, vol. 37, (1), pp. 32-64, 1995. DOI: <https://doi.org/10.1518/001872095779049543>.
- [76] Y. Dong, J. E. Vinnem and I. B. Utne, "Improving safety of DP operations: learning from accidents and incidents during offshore loading operations", *EURO J. Decis. Process.*, vol. 5, (1-4), pp. 5-40, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40070-017-0072-1>.
- [77] Met Office. *Marine Forecasts Glossary*. Available: <https://www.metoffice.gov.uk/weather/guides/coast-and-sea/glossary>.
- [78] S. A. Sweet and K. Grace-Martin, *Data Analysis with SPSS*. 1999.
- [79] Y. Kim *et al*, "A statistical approach to estimating effects of performance shaping factors on human error probabilities of soft controls", *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, vol. 142, pp. 378-387, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.res.2015.06.004>.
- [80] S. Menard, *Applied Logistic Regression Analysis*. (Second Edition ed.) Thousand Oaks, CA: Sage Publications, Inc., 2002.
- [81] Q. Martín-Martín, M. T. Cabero-Morán and Y. R. de Paz-Santana, "Capítulo 9. regresión logística", in *Tratamiento Estadístico De Datos Con SPSS*, Ediciones Paraninfo, Ed. Madrid: Ediciones Paraninfo, S.A., 2008, pp. 259-292.
- [82] L. G. Halsey, "The reign of the p-value is over: what alternative analyses could we employ to fill the power vacuum?" *Biology Letters*, vol. 15, (5), pp. 20190174, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1098/rsbl.2019.0174>.

## References

---

- [83] N. D. C. Lewis, *Operational Risk with Excel and VBA: Applied Statistical Methods for Risk Management*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2004.
- [84] E. W. Steyerberg *et al*, "Assessing the Performance of Prediction Models: A Framework for Traditional and Novel Measures", *Epidemiology*, vol. 21, (1), pp. 128-138, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1097/EDE.0b013e3181c30fb2>.
- [85] Zaloa Sanchez-Varela *et al*, "Prediction of Loss of Position during Dynamic Positioning Drilling Operations Using Binary Logistic Regression Modeling", *Journal of Marine Science and Engineering*, vol. 9, (2), pp. 139, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/jmse9020139>.
- [86] T. Kongsvik, J. Fenstad and C. Wendelborg, "Between a rock and a hard place: Accident and near-miss reporting on offshore service vessels", *Safety Science*, vol. 50, (9), pp. 1839-1846, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2012.02.003>.
- [87] G. Psarros, R. Skjong and M. S. Eide, "Under-reporting of maritime accidents", *Accident Analysis & Prevention*, vol. 42, (2), pp. 619-625, 2010. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aap.2009.10.008>.
- [88] F. Mauro and J. Prpić-Oršić, "Determination of a DP operability index for an offshore vessel in early design stage", *Ocean Engineering*, pp. 106764, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2019.106764>.
- [89] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Incidents - Incidents Reported for 2007", 2009.
- [90] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Incidents - Incidents Reported for 2008", 2010.

## References

---

[91] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Incidents - Incidents Reported for 2009", 2011.

[92] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Incidents - Incidents Reported for 2010", 2012.

[93] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Review - Incidents and Events Reported for 2017", 2018.

[94] International Marine Contractors Association, (IMCA), "Dynamic Positioning Station Keeping Review - Incidents and Events Reported for 2018", 2019.

[95] Z. Sanchez-Varela *et al*, "Determining the likelihood of incidents caused by human error during dynamic positioning drilling operations," *J. Navig.*, pp. 1-13, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0373463321000291>.