



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE MINAS

ANÁLISIS ESTADÍSTICO DESCRIPTIVO DE VARIABLES CLAVE EN LA PLANIFICACIÓN DE LA PRODUCCIÓN PARA MINA RADOMIRO TOMIC

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL DE
MINAS

EDWIN ALONSO PAMO CCAMA

PROFESOR GUÍA:
JUAN YARMUCH GUZMÁN

PROFESORA CO-GUÍA:
NADIA MERY GUERRERO

COMISIÓN:
PIERRE NANCEL-PENARD

SANTIAGO DE CHILE
2024

**RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE:** Ingeniero Civil de Minas
POR: Edwin Alonso Pamo Ccama
FECHA: 2024
PROFESOR GUÍA: Juan Luis Yarmuch Guzmán

ANÁLISIS ESTADÍSTICO DESCRIPTIVO DE VARIABLES CLAVE EN LA PLANIFICACIÓN DE LA PRODUCCIÓN PARA MINA RADOMIRO TOMIC

La industria minera enfrenta distintos desafíos para cumplir las metas productivas y económicas planificadas. La falta de identificación o subestimación del impacto de las incertidumbres son causas clave. El Análisis de Riesgos corresponde a una herramienta que ayuda con este problema para crear planes mineros más robustos. El siguiente estudio busca definir y analizar variables clave en la planificación de la producción en una mina a rajo abierto, sentando las bases para mejorar la predictibilidad y eficiencia operativa.

Primero, se identificaron las incertidumbres que potencialmente tenían un efecto en el cumplimiento del plan con la ayuda de expertos. Estas se agruparon en tres categorías: Geología, Operaciones mina y Secuencia del plan minero. En la construcción de las bases de datos, para la incertidumbre geológica se usan datos de tonelajes y leyes de cobre categorizados por oretipe, para la incertidumbre operacional mina se incluyen indicadores de palas y camiones, mientras que para la incertidumbre en la secuencia del plan minero se utilizan valores de adherencia geométrica que categoriza las desviaciones en la planificación y extracción del material.

Los resultados del análisis geológico revelan una gran variabilidad en la extracción diaria de tonelaje y ley de cobre, influenciada por los diferentes modelos geológicos y oretypes. Por otro lado, el análisis operacional de las palas mineras y flotas de camiones también demuestra diversas variaciones en disponibilidad, utilización y rendimiento efectivos. Luego, el análisis de la secuencia del plan minero estudia la adherencia geométrica semanal a lo largo de los años y por fases de extracción.

Para la cuantificación de incertidumbres, se realizaron ajustes de distribuciones de probabilidad para las variables operativas. Por otro lado, se identificó el impacto cualitativo de todas las variables en el cumplimiento del plan de producción de cobre fino.

Finalmente, el estudio del coeficiente de variación proporciona una visión clara de las áreas con mayor variabilidad al poder compararlas. Este análisis, en conjunto con el impacto asociado definido anteriormente, permiten establecer un ranking de las fuentes de incertidumbre. La geología (tonelaje-ley) y las palas (especialmente eléctricas) representan las fuentes de incertidumbre más relevantes con mayor impacto en el cumplimiento del plan de producción de cobre fino. La adherencia geométrica y los camiones, aunque importantes, presentan una variabilidad o un impacto relativamente menores. Estos hallazgos subrayan la necesidad de enfoques robustos en la modelización de estas áreas para mitigar las incertidumbres y optimizar la producción.

Tabla de Contenido

1	Introducción.....	1
1.1	Motivación del trabajo.....	1
1.2	Objetivo General	1
1.3	Objetivos específicos.....	1
1.4	Alcances.....	2
2	Estado del arte	3
2.1	Planificación Minera.....	3
2.1.1	Horizontes de Planificación.....	3
2.1.2	Planificación Estocástica.....	4
2.2	Riesgo e incertidumbre	6
2.2.1	Riesgo versus Incertidumbre en Gestión de Riesgos	6
2.2.2	Riesgo y decisiones.....	6
2.2.3	Incertidumbre en minería	6
2.3	Análisis de Riesgos.....	7
2.3.1	Metodología GEM	7
2.3.2	Estudios GEM.....	9
2.4	Outliers	15
2.4.1	Detección de outliers.....	16
2.5	Ajuste de una distribución.....	16
2.6	Medidas de dispersión relativa.....	18
2.6.1	Coficiente de variación de Pearson	18
2.6.2	Coficiente de variación basado en la mediana	18
2.7	Modelo de clasificación de tiempos equipo móviles mina rajo.....	18
2.7.1	Estándar de clasificación de tiempos equipos móviles	18
2.7.2	Indicadores para equipos mineros.....	20
3	Antecedentes.....	22
3.1	Ubicación de la Faena Minera.....	22
3.2	Proceso productivo	22
3.2.1	Explotación del Yacimiento	22
3.2.2	Planta de Chancado.....	23
3.2.3	Lixiviación.....	23
3.2.4	Planta SX-EW.....	23

4	Metodología.....	25
5	Desarrollo y discusión de resultados	27
5.1	Potenciales Fuentes de incertidumbre.....	27
5.1.1	Geología.....	27
5.1.2	Operaciones mina	27
5.1.3	Secuencia Plan Minero.....	27
5.2	Construcción Bases de datos.....	28
5.2.1	Incertidumbre Geológica.....	28
5.2.2	Incertidumbre Operacional mina	29
5.2.3	Incertidumbre en Secuencia Plan minero.....	29
5.3	Análisis Exploratorio de datos	31
5.3.1	Geología.....	31
5.3.2	Operaciones Mina: Palas.....	41
5.3.3	Operaciones Mina: Camiones (CAEX).....	53
5.3.4	Secuencia del Plan minero.....	62
5.4	Cuantificación de incertidumbres.....	71
5.4.1	Ajuste de distribuciones	71
5.4.2	Impacto potencial de las incertidumbres.....	73
5.5	Comparación de variabilidad	74
5.5.1	Geología.....	74
5.5.2	Operaciones Mina: Palas.....	76
5.5.3	Operaciones Mina: Camiones (CAEX).....	77
5.5.4	Secuencia del Plan minero.....	78
5.6	Ranking fuentes de incertidumbre.....	79
6	Conclusiones y Recomendaciones.....	82
7	Bibliografía.....	84
	Anexo A: Geología	86
	Anexo B: Operaciones Mina - Palas.....	87
	B.1 Palas Eléctricas.....	87
	B.2 Palas Hidráulicas	108
	Anexo C: Operaciones Mina - Camiones (CAEX).....	117
	C.1 Komatsu 930E.....	117
	C.2 Komatsu 980E.....	120
	C.3 Caterpillar 797F.....	123

Índice de Tablas

Tabla 5.1: Definición de Oretypes.....	28
Tabla 5.2: Detalle Palas en DRT.....	29
Tabla 5.3: Detalle CAEX en DRT.....	29
Tabla 5.4: Estadísticas de la base de datos Tonelaje - Modelo Corto Plazo (MCP)	32
Tabla 5.5: Estadísticas de la base de datos Tonelaje - Modelo Mediano Plazo (MMP).....	32
Tabla 5.6: Estadísticas de la base de datos Ley CuT - Modelo Corto Plazo (MCP).....	33
Tabla 5.7: Estadísticas de la base de datos Ley CuT - Modelo Mediano Plazo (MMP)	33
Tabla 5.8: Estadísticas de los outliers para Tonelaje - MCP.....	34
Tabla 5.9: Estadísticas de los outliers para Tonelaje - MMP.....	34
Tabla 5.10: Estadísticas de los outliers para Ley CuT - MCP.....	34
Tabla 5.11: Estadísticas de los outliers para Ley CuT - MMP.....	35
Tabla 5.12: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Tonelaje (FT).....	35
Tabla 5.13: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Ley CuT (FL).....	36
Tabla 5.14: Medidas estadísticas para base de datos Disponibilidad Palas - Real.....	42
Tabla 5.15: Medidas estadísticas para base de datos Disponibilidad Palas - Plan.....	42
Tabla 5.16: Medidas estadísticas para base de datos UEBD Palas - Real.....	43
Tabla 5.17: Medidas estadísticas para base de datos UEBD Palas - Plan.....	43
Tabla 5.18: Medidas estadísticas para base de datos Rendimiento efectivo Palas - Real.....	44
Tabla 5.19: Medidas estadísticas para base de datos Rendimiento efectivo Palas - Plan.....	45
Tabla 5.20: Estadísticas básicas de los outliers para Disponibilidad Palas - Real	46
Tabla 5.21: Estadísticas básicas de los outliers para Disponibilidad Palas - Plan	46
Tabla 5.22: Estadísticas básicas de los outliers para UEBD Palas - Real	46
Tabla 5.23: Estadísticas básicas de los outliers para UEBD Palas - Plan.....	46
Tabla 5.24: Estadísticas básicas de los outliers para Rendimiento efectivo Palas - Real.....	47
Tabla 5.25: Estadísticas básicas de los outliers para Rendimiento efectivo Palas - Plan	47
Tabla 5.26: Medidas estadísticas para base de datos filtrada Rendimiento efectivo Palas - Plan.....	47
Tabla 5.27: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Disponibilidad de Palas	48
Tabla 5.28: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en UEBD de Palas	49
Tabla 5.29: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Rendimiento efectivo de Palas	50
Tabla 5.30: Medidas estadísticas para base de datos Disponibilidad CAEX - Real	54
Tabla 5.31: Medidas estadísticas para base de datos Disponibilidad CAEX - Plan.....	54
Tabla 5.32: Medidas estadísticas para base de datos UEBD CAEX - Real.....	55

Tabla 5.33: Medidas estadísticas para base de datos UEBD CAEX - Plan.....	55
Tabla 5.34: Medidas estadísticas para base de datos Rendimiento efectivo CAEX - Real	56
Tabla 5.35: Medidas estadísticas para base de datos Rendimiento efectivo CAEX - Plan.....	57
Tabla 5.36: Estadísticas básicas de los outliers para Disponibilidad CAEX - Real.....	58
Tabla 5.37: Estadísticas básicas de los outliers para Disponibilidad CAEX - Plan	58
Tabla 5.38: Estadísticas básicas de los outliers para UEBD Palas - Real	58
Tabla 5.39: Estadísticas básicas de los outliers para UEBD Palas - Plan.....	58
Tabla 5.40: Estadísticas básicas de los outliers para Rendimiento efectivo CAEX - Real.....	59
Tabla 5.41: Estadísticas básicas de los outliers para Rendimiento efectivo CAEX - Plan.....	59
Tabla 5.42: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Disponibilidad de CAEX.....	59
Tabla 5.43: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en UEBD de CAEX	60
Tabla 5.44: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Rendimiento efectivo de CAEX.....	61
Tabla 5.45: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica	62
Tabla 5.46: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica de Fase 35 – Trimestres año 2023	66
Tabla 5.47: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica de Fase 36.1 – Trimestres año 2023	67
Tabla 5.48: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica de Fase 36.2 – Trimestres año 2023	68
Tabla 5.49: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica de Fase 36.3 – Trimestres año 2023	69
Tabla 5.50: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica de Fase 71 – Trimestres año 2023	71
Tabla 5.51: Distribuciones y sus parámetros ajustados para Disponibilidad Palas.....	72
Tabla 5.52: Distribuciones y sus parámetros ajustados para UEBD Palas	72
Tabla 5.53: Distribuciones y sus parámetros ajustados para Rendimiento efectivo Palas.....	72
Tabla 5.54: Distribuciones y sus parámetros ajustados para Disponibilidad CAEX	73
Tabla 5.55: Distribuciones y sus parámetros ajustados para UEBD CAEX.....	73
Tabla 5.56: Distribuciones y sus parámetros ajustados para Rendimiento efectivo CAEX	73
Tabla 5.57: Coeficiente de variación para Factor de ajuste en Tonelaje	75
Tabla 5.58: Coeficiente de variación para Factor de ajuste en Ley CuT.....	75
Tabla 5.59: Coeficiente de variación para Factor de ajuste en KPI Palas	76
Tabla 5.60: Coeficiente de variación para Factor de ajuste en KPI Palas (Eléctricas e Hidráulicas).....	77
Tabla 5.61: Coeficiente de variación para Factor de ajuste en KPI CAEX.....	78
Tabla 5.62: Coeficiente de variación para Adherencia geométrica.....	78
Tabla 5.63: Detalle matriz de evaluación de riesgos.....	80

Índice de Figuras

Figura 2.1: Etapas de Planificación minera.....	4
Figura 2.2: Comparación entre modelo de estimación tradicional y de estimación estocástica.....	5
Figura 2.3: Clasificación del proceso de planificación minera según el grado de robustez y flexibilidad	5
Figura 2.4: Fuentes de incertidumbre en proyectos mineros.....	7
Figura 2.5: Proceso de Análisis/Gestión de riesgos.....	8
Figura 2.6: Métricas relevantes resultantes del Análisis de Riesgos.....	9
Figura 2.7: Métricas de VAN en riegos para proyectos y operaciones (2010-2022) (Paredes et al., 2023)	10
Figura 2.8: Descripción de riesgos en proyectos/operaciones (Paredes et al., 2023).....	10
Figura 2.9: Frecuencia de riesgos en proyectos (Paredes et al., 2023).....	11
Figura 2.10: Frecuencia de riesgos en operaciones (Paredes et al., 2023).....	12
Figura 2.11: Tipos de cuantificaciones utilizadas (N=1,136) (Paredes et al., 2023).....	13
Figura 2.12: Tipos de Análisis de Riesgos empleados (N=108) (Paredes et al., 2023).....	13
Figura 2.13: Métricas relevantes y categorización (Paredes et al., 2023)	14
Figura 2.14: Métricas relevantes y categorización para un proyecto de ejemplo (Paredes et al., 2023)	14
Figura 2.15: Contribución de riesgos evaluados al VaR de proyectos y operaciones (Paredes et al., 2023)	15
Figura 2.16: Modelo de clasificación de tiempos (CODELCO, 2024)	19
Figura 3.1: Diagrama de flujo de procesos - División Radomiro Tomic (CODELCO, 2022).....	24
Figura 3.2: Diagrama de flujo de procesos - Operaciones Mina a Chancado (CODELCO, 2022).....	24
Figura 5.1: Método de categorización en software Delta (5 categorías) (TIMINING, 2020).....	30
Figura 5.2: Método de categorización en software Delta (3 categorías) (TIMINING, 2020).....	31
Figura 5.3: Gráfico de violín Tonelaje - MCP vs MMP	32
Figura 5.4: Gráfico de violín Ley CuT - MCP vs MMP.....	33
Figura 5.5: Histogramas para Factor de ajuste – LST.....	36
Figura 5.6: Histogramas para Factor de ajuste – OBL.....	36
Figura 5.7: Histogramas para Factor de ajuste – OML.....	37
Figura 5.8: Histogramas para Factor de ajuste – OAL.....	37
Figura 5.9: Histogramas para Factor de ajuste – MML	37
Figura 5.10: Histogramas para Factor de ajuste – MAL	37
Figura 5.11: Histogramas para Factor de ajuste – SBL.....	38
Figura 5.12: Histogramas para Factor de ajuste – SAA.....	38
Figura 5.13: Histogramas para Factor de ajuste – SAS.....	38
Figura 5.14: Histogramas para Factor de ajuste – SBC	38

Figura 5.15: Histogramas para Factor de ajuste – SMC.....	39
Figura 5.16: Histogramas para Factor de ajuste – SDF.....	39
Figura 5.17: Histogramas para Factor de ajuste – SAC.....	39
Figura 5.18: Diagramas de caja para Factor de ajuste en Tonelaje.....	40
Figura 5.19: Diagramas de caja para Factor de ajuste en Ley CuT.....	41
Figura 5.20: Gráfico de violín Disponibilidad Palas - Real vs Plan.....	42
Figura 5.21: Gráfico de violín UEBD Palas - Real vs Plan.....	44
Figura 5.22: Gráfico de violín Rendimiento efectivo Palas - Real vs Plan	45
Figura 5.23: Histogramas para Factor de ajuste – P203.....	50
Figura 5.24: Histogramas para Factor de ajuste – P204.....	51
Figura 5.25: Histogramas para Factor de ajuste – P205.....	51
Figura 5.26: Histogramas para Factor de ajuste – P206.....	51
Figura 5.27: Histogramas para Factor de ajuste – P210.....	51
Figura 5.28: Histogramas para Factor de ajuste – P211.....	52
Figura 5.29: Histogramas para Factor de ajuste – P214.....	52
Figura 5.30: Histogramas para Factor de ajuste – P209.....	52
Figura 5.31: Histogramas para Factor de ajuste – P215.....	52
Figura 5.32: Histogramas para Factor de ajuste – PL002	53
Figura 5.33: Gráfico de violín Disponibilidad CAEX - Real vs Plan	54
Figura 5.34: Gráfico de violín UEBD CAEX - Real vs Plan	56
Figura 5.35: Gráfico de violín Rendimiento efectivo CAEX - Real vs Plan.....	57
Figura 5.36: Histogramas para Factor de ajuste – Komatsu 930E.....	61
Figura 5.37: Histogramas para Factor de ajuste – Komatsu 980E.....	61
Figura 5.38: Histogramas para Factor de ajuste – Caterpillar 797F.....	62
Figura 5.39: Histograma para Adherencia Geométrica (total).....	63
Figura 5.40: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal - Año 2021	64
Figura 5.41: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal - Año 2022	64
Figura 5.42: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal - Año 2023	65
Figura 5.43: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal de Fase 35 - Año 2023	66
Figura 5.44: Histograma para Adherencia Geométrica semanal de Fase 35 - Año 2023.....	66
Figura 5.45: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.1 - Año 2023	67
Figura 5.46: Histograma para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.1 - Año 2023.....	67
Figura 5.47: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.2 - Año 2023	68
Figura 5.48: Histograma para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.2 - Año 2023	68
Figura 5.49: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.3 - Año 2023	69

Figura 5.50: Histograma para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.3 - Año 2023	69
Figura 5.51: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal de Fase 71 - Año 2023	70
Figura 5.52: Histograma para Adherencia Geométrica semanal de Fase 71 - Año 2023	70
Figura 5.53: Escala utilizada para categorizar el impacto	73
Figura 5.54: Escala utilizada para categorizar la variabilidad relativa	79
Figura 5.55: Matriz de evaluación de riesgo (Variabilidad e Impacto)	80
Figura A.1: Definición de calidades de materiales y sus destinos	86
Figura B.1: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P203	87
Figura B.2: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P203	87
Figura B.3: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P203	88
Figura B.4: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P203	88
Figura B.5: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P203	89
Figura B.6: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P203	89
Figura B.7: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P204	90
Figura B.8: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P204	90
Figura B.9: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P204	91
Figura B.10: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P204	91
Figura B.11: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P204	92
Figura B.12: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P204	92
Figura B.13: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P205	93
Figura B.14: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P205	93
Figura B.15: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P205	94
Figura B.16: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P205	94
Figura B.17: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P205	95
Figura B.18: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P205	95
Figura B.19: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P206	96
Figura B.20: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P206	96
Figura B.21: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P206	97
Figura B.22: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P206	97
Figura B.23: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P206	98
Figura B.24: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P206	98
Figura B.25: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P210	99
Figura B.26: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P210	99
Figura B.27: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P210	100
Figura B.28: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P210	100

Figura B.29: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P210	101
Figura B.30: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P210	101
Figura B.31: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P211	102
Figura B.32: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P211	102
Figura B.33: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P211.....	103
Figura B.34: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P211	103
Figura B.35: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P211	104
Figura B.36: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P211	104
Figura B.37: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P214	105
Figura B.38: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P214	105
Figura B.39: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P214.....	106
Figura B.40: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P214	106
Figura B.41: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P214.....	107
Figura B.42: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P214.....	107
Figura B.43: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P209	108
Figura B.44: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P209	108
Figura B.45: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P209.....	109
Figura B.46: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P209	109
Figura B.47: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P209.....	110
Figura B.48: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P209.....	110
Figura B.49: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P215	111
Figura B.50: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P215	111
Figura B.51: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P215.....	112
Figura B.52: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P215	112
Figura B.53: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P215	113
Figura B.54: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P215	113
Figura B.55: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad PL002.....	114
Figura B. 56: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad PL002.....	114
Figura B. 57: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD PL002	115
Figura B.58: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD PL002.....	115
Figura B.59: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo PL002.....	116
Figura B.60: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo PL002.....	116
Figura C.1: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad Komatsu 930E	117
Figura C.2: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad Komatsu 930E	117
Figura C.3: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD Komatsu 930E.....	118

Figura C.4: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UE BD Komatsu 930E	118
Figura C.5: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo Komatsu 930E	119
Figura C.6: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo Komatsu 930E	119
Figura C.7: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad Komatsu 980E	120
Figura C.8: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad Komatsu 980E	120
Figura C.9: Distribución de probabilidad ajustada – UE BD Komatsu 980E.....	121
Figura C.10: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UE BD Komatsu 980E.....	121
Figura C.11: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo Komatsu 980E	122
Figura C.12: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo Komatsu 980E	122
Figura C.13: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad Caterpillar 797F	123
Figura C.14: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad Caterpillar 797F	123
Figura C.15: Distribución de probabilidad ajustada – UE BD Caterpillar 797F	124
Figura C.16: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UE BD Caterpillar 797F	124
Figura C.17: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo Caterpillar 797F	125
Figura C.18: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo Caterpillar 797F	125

1 Introducción

1.1 Motivación del trabajo

Durante los últimos años la industria minera ha enfrentado distintos desafíos. Uno de ellos es el cumplimiento de las metas productivas y económicas planificadas de los proyectos. No lograr los objetivos propuestos a nivel planificado puede producir pérdidas significativas para las compañías mineras, por lo que resulta relevante conocer la razón por la cual no se cumplen estas metas y redirigir los esfuerzos de planificación minera hacia la elaboración de planes más robustos.

Una de las principales causas del incumplimiento de las metas determinísticas es que cuando se realiza la evaluación, no se identifican todos los factores variables e inciertos (incertidumbres) que podrían afectar a un determinado proyecto u operación, o también que las incertidumbres son consideradas, pero su impacto en la evaluación es subestimado. Entonces para disminuir la incertidumbre o desviaciones de los planes, surge el Análisis de Riesgos como una herramienta eficaz y necesaria que genera varios escenarios posibles para realizar un plan minero que considere las condiciones particulares de cada mina, además de la historia y predicciones del futuro.

Por ejemplo, se pueden tener leyes, recuperaciones y disponibilidades de equipos menores a las estimadas, lo cual tendrá un efecto negativo en el plan y causará que probablemente no se cumplan los resultados comprometidos. El Análisis de Riesgos en la planificación minera permite abarcar este tipo de variaciones en parámetros relevantes, incorporando la incertidumbre como un instrumento más de la planificación minera y no solo como una externalidad negativa que produce resultados desfavorables.

1.2 Objetivo General

El objetivo principal consiste en definir y analizar distintas variables clave que influyen en el proceso de planificación de la producción en una mina a rajo abierto, proporcionando una base para futuras mejoras en la predictibilidad y eficiencia operativa.

1.3 Objetivos específicos

Con el fin de cumplir el objetivo general de estudio, se plantean los siguientes objetivos específicos:

- Describir las principales variables de incertidumbre en la producción de cobre fino.
- Evaluar el potencial impacto de las incertidumbres en la producción.
- Realizar un análisis de variabilidad de las incertidumbres.
- Establecer una relación de relevancia (ranking) para todas las variables.

1.4 Alcances

El trabajo realizado se enmarca dentro de los siguientes alcances:

- El enfoque del estudio es descriptivo. No se desarrollan modelos predictivos ni prescriptivos, aunque los resultados establecen las bases para una creación futura.
- El estudio se centrará en la parte geológica y operativa de la mina, por lo que no se abordan aspectos relacionados al procesamiento de mineral (planta).
- El análisis se limita a variables generales y de gran impacto dentro de operaciones unitarias de gran escala.
- Los datos históricos analizados abarcan un periodo de tiempo específico, entre 2021 y 2023.

2 Estado del arte

2.1 Planificación Minera

Planificación minera corresponde al área de ingeniería de minas que se encarga de generar un programa de explotación, en el que se determina qué porción del yacimiento será explotado, cuándo se extraen los recursos minerales y el mejor destino de estos (botadero, planta o stock pile). El objetivo principal de esto corresponde a la maximización del valor económico del proyecto, en términos del valor actual neto (VAN). Por otro lado, el plan minero debe cumplir con otras restricciones como políticas, medioambientales, geológicas, etc. (Tabesh y Askari-Nasab, 2011; Osanloo et al., 2008).

Es posible separar en niveles el proceso de planificación de acuerdo con las características de las decisiones tomadas en:

- **Estratégicas:** Se refieren a la elección de los métodos de explotación, capacidad mina, procesamiento y en general las estimaciones de reservas mineras. El principal objetivo de la planificación estratégica es sincronizar el mercado con los recursos disponibles y la misión de la compañía.
- **Tácticas:** Corresponden a la especificación de los procesos a realizar a lo largo de la vida de la mina, como los programas de producción de largo plazo y los modelos de programación para la utilización de equipos y plantas de procesamiento. La planificación táctica o conceptual determina la forma de alcanzar el objetivo establecido previamente por la planificación estratégica. Su resultado es el plan minero, que define el cómo y el cuándo se extraerán los recursos, estableciendo los recursos humanos y materiales a utilizar.
- **Operativas:** Se realizan con frecuencia diaria, por ejemplo, dirección de despacho de un camión. Dentro de la planificación operativa se incluyen los procesos e índices operativos resultantes del plan minero. Es aquí cuando se produce la retroalimentación con la planificación conceptual (Newman et al., 2007).

2.1.1 Horizontes de Planificación

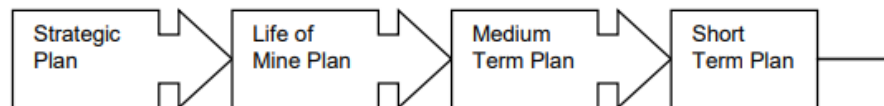
Los horizontes de planificación se definen como una herramienta para tratar la incertidumbre dentro del proceso minero (Rubio, 2007). En función del nivel de precisión de los datos y de la escala espacial de los períodos de duración del plan minero, la planificación se divide en los siguientes horizontes:

- **Planificación de largo plazo:** Define una envolvente económica en función de las reservas mineras disponibles, sobre la cual se trabaja para construir un plan minero anual, estableciendo el tamaño de la mina, el método, ritmo, secuencia de explotación y el perfil de leyes de corte. Se incorporan variables más bien promedio y generales, debido a que el tamaño del problema no permite un mayor nivel de detalle.
- **Planificación de mediano plazo:** Por lo general abarca un horizonte de tiempo trianual y anual. Construye planes de producción orientados a obtener las metas productivas en el

corto plazo definidas en el largo plazo. Permite asegurar el presupuesto de operaciones y retroalimentar la planificación de largo plazo.

- Planificación de corto plazo: El horizonte de tiempo de esta planificación es diario, semanal, mensual y trimestral. Es en esta instancia de planificación donde se deben analizar los recursos utilizados en la operación de la mina. Debe recopilar la información operacional de modo que permita retroalimentar la planificación de mediano y largo plazo.

La planificación minera en minas de cobre comúnmente se realiza en cuatro etapas, las cuales se representan en la Figura 2.1:



*Figura 2.1: Etapas de Planificación minera
(Yarmuch & Ortiz, 2011)*

La planificación estratégica incluye la visión de la empresa, buscando alternativas para crear más valor para la empresa. Una vez elegida una alternativa, se desarrolla en el plan de negocios, que considera la vida útil de la mina, con información a nivel anual.

El plan de mediano plazo considera información mensual del primer año para cumplir con el primer año del plan de largo plazo. Para cumplir con este plan se genera una secuencia de extracción y una estrategia factible de ley de corte. Sin embargo, para el plan de corto plazo, parámetros que fueron simplificados en las etapas de planificación de mediano y largo plazo ahora cobran relevancia y deben incorporarse como nuevas fuentes de incertidumbre en el plan minero. La adición de estas nuevas variables agrega complejidad al proceso de toma de decisiones que realiza el planificador de la mina. Cuantificar la variabilidad del proceso minero se hace necesario, ya que es relevante para los procesos de extracción, transporte y trituración del material. Esto conduce a la generación de stocks, con el fin de agregar flexibilidad al plan y garantizar que se pueda cumplir (Yarmuch & Ortiz, 2011).

2.1.2 Planificación Estocástica

En las actuales explotaciones de recursos minerales el diseño y planeamiento minero se lleva a cabo utilizando técnicas determinísticas que conllevan a procesos mineros en los cuales se dejan de explotar o producir una cantidad considerable de recursos minerales, que traen como consecuencia niveles de producción inadecuados desde el punto de vista tecnológico, financiero, social y ambiental (Abdel & Dimitrakopoulos, 2010).

La planificación minera estocástica busca incluir en la generación de planes las incertidumbres que envuelven a los problemas mineros. La programación estocástica es una técnica de optimización usada cuando los problemas tienen incertidumbre. Dicha incertidumbre puede representarse por medio de distribuciones de probabilidad o a través de posibles escenarios (Sepúlveda et al., 2012)

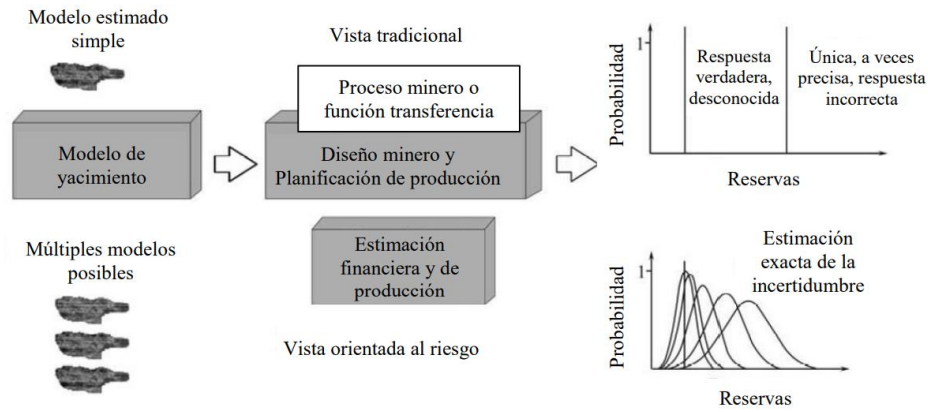


Figura 2.2: Comparación entre modelo de estimación tradicional y de estimación estocástica (Sepúlveda et al., 2012)

La Figura 2.2 muestra una planificación tradicional (determinística) versus una planificación estocástica que abarca el modelo espacial estocástico geoestadístico con la optimización estocástica para el diseño minero y la planificación de la producción (Dimitrakopoulos, 2011).

Para incorporar la incertidumbre al momento de planificar se identificaron dos maneras. En primer lugar, se busca que el plan minero a construir sea robusto a las incertidumbres incluidas. Esto implica que, al momento de evaluar el plan para muchos futuros posibles, su VAN esperado sea superior al de otros planes mineros. Adicionalmente, el plan minero puede poseer flexibilidad para responder a las incertidumbres incluidas. Esto implica que el plan minero cambiará dependiendo de lo que depara el futuro, de forma tal que se puedan aprovechar al máximo los buenos escenarios (o minimizar los daños producto de escenarios negativos) (Guzmán et al., 2013).

A partir de estas dimensiones, es posible categorizar las herramientas de planificación según la Figura 2.3. En la Planificación Determinística Inflexible no se toma en cuenta la incertidumbre en absoluto, mientras que en la Planificación Estocástica Flexible se busca hacer planes robustos a las incertidumbres relevantes y que posean cierta capacidad de respuesta ante ellas.

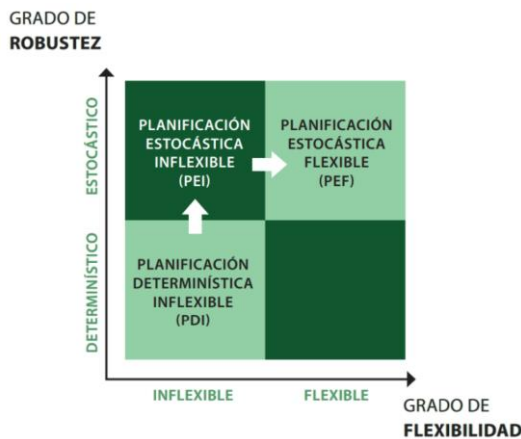


Figura 2.3: Clasificación del proceso de planificación minera según el grado de robustez y flexibilidad (Guzmán et al., 2013)

2.2 Riesgo e incertidumbre

2.2.1 Riesgo versus Incertidumbre en Gestión de Riesgos

Los conceptos de riesgo e incertidumbre están relacionados, pero no son lo mismo. La incertidumbre implica variables desconocidas y cambiantes, cuya naturaleza puede entenderse y resolverse con el tiempo, a través de eventos y acciones. En contraste, el riesgo es el resultado directo de la incertidumbre. Representa las consecuencias que surgen cuando se materializan eventos con incertidumbre (Mun, 2006).

2.2.2 Riesgo y decisiones

El dominio de los modelos de análisis de decisiones se encuentra entre dos casos extremos. La toma de decisiones depende del grado de conocimiento que se tenga del problema. En un extremo está la escala determinística, mientras que en el otro se encuentra la incertidumbre pura. Entre medio de estos dos casos, se encuentran los problemas en riesgo (Damghani et al., 2009).

El riesgo debería ser una parte importante del proceso de toma de decisiones, debido a que se pueden tomar malas decisiones sin una evaluación del riesgo previa. Por ejemplo, suponiendo que los proyectos se eligen basándose simplemente en una evaluación de los rendimientos, se elegirá el proyecto de mayor retorno frente a los proyectos de menor retorno. En teoría financiera, los proyectos con mayores retornos también conllevarán mayores riesgos en la mayoría de los casos. Por lo tanto, un proyecto debe evaluarse en función de sus retornos y de sus riesgos asociados (Mun, 2006).

2.2.3 Incertidumbre en minería

Se pueden distinguir distintas fuentes de incertidumbre asociadas a la planificación minera. Estas fuentes pueden ser internas o externas. Las fuentes internas son aquellas relacionadas con la organización propia de la empresa y sus activos. Las fuentes internas más importantes son geológica y operacional, ya que generan un gran impacto en el beneficio económico que se puede obtener. Por otra parte, las fuentes de incertidumbre externas son aquellas ajenas a la empresa, en donde el principal ejemplo es la incertidumbre de mercado, debido a su gran impacto en el valor del negocio. En esta categoría también se encuentran las políticas gubernamentales y el riesgo país (Mayer & Kazakidis, 2007).

El conjunto de las principales fuentes de incertidumbre tanto internas como externas se presenta en la Figura 2.4:

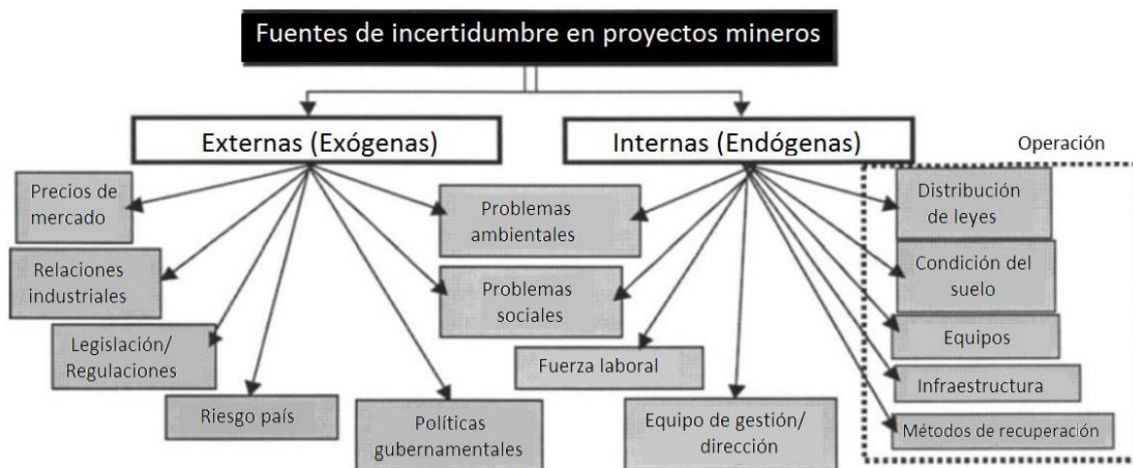


Figura 2.4: Fuentes de incertidumbre en proyectos mineros
(Kazakidis, 2001)

2.3 Análisis de Riesgos

El principal objetivo del Análisis de Riesgos se refiere a detectar aquellos factores variables e inciertos (incertidumbres) que tienen mayor impacto en los resultados productivos o económicos de la mina, para luego medir su variabilidad y, finalmente, evaluar sus efectos en el plan minero.

Dentro del contexto actual de la planificación minera, el Análisis de Riesgos busca principalmente aquellas incertidumbres que implícitamente ponen en riesgo el cumplimiento del plan minero. Para buscar las incertidumbres que ponen en riesgo el cumplimiento del plan minero, comúnmente se le otorga a cada incertidumbre indicadores cualitativos de frecuencia y magnitud para clasificarlos. Esto permite tomar medidas de acción en base a dichos indicadores, sin embargo, existe un problema debido a que estos indicadores son percepciones subjetivas de las incertidumbres identificadas.

En este sentido, se ha detectado que este análisis cualitativo no basta para medir realmente los efectos de estas variables inciertas en los resultados del plan. Si se tienen varias incertidumbres surgen dudas sobre cuál problema atacar primero, a cuál incertidumbre dedicar más recursos para mitigarla, hasta qué punto vale la pena invertir para que el plan de acción genere valor, etc.

Solo es posible responder este tipo de preguntas midiendo de forma cuantitativa la variabilidad de las incertidumbres, para luego evaluar numéricamente su impacto en los resultados productivos o económicos de la mina. Con esto, el procedimiento de Análisis de Riesgos resulta una herramienta eficaz de decisión en comparación a una priorización subjetiva de preocupaciones asociadas al plan minero.

2.3.1 Metodología GEM

GEM es una empresa consultora líder de la industria minera en Análisis de Riesgos que ha usado esta herramienta para evaluar operaciones (minas en producción) y proyectos (minas en búsqueda de financiamiento o en desarrollo), identificando oportunidades de mejora y proponiendo alternativas para su desarrollo (Paredes et al., 2023). Para esto, le empresa utiliza una metodología

que consta de tres pasos principales, basados en la norma internacional ISO 31000 (Risk management):

- **Identificación de incertidumbres:** Se identifican todas las incertidumbres significativas para la evaluación, teniendo en cuenta su frecuencia y magnitud de impacto. Se filtran las incertidumbres más relevantes en base a su nivel de criticidad según las características particulares del estudio. En esta etapa es de gran importancia la participación de todas las áreas involucradas, con el fin de que el listado de incertidumbres represente realmente el escenario de riesgos en el que está inmersa la operación o proyecto evaluado.
- **Cuantificación de incertidumbres:** Se realiza una cuantificación basada en datos históricos (cuantificación objetiva), criterio experto (cuantificación subjetiva) o ambos (cuantificación mixta). De esta forma, en base a las incertidumbres filtradas en la etapa anterior, se estudia su comportamiento y se ajustan distribuciones de probabilidad para representar fielmente su variabilidad. Esta etapa es crítica dentro del Análisis de Riesgos, ya que se espera representar la realidad a través de modelos matemáticos. Los riesgos pueden tener distintos orígenes, uno de ellos corresponde a los riesgos externos, cuya variabilidad es externa a las operaciones y proyectos. Por otro lado, están los riesgos internos que dependen del plan de acción y la estrategia de las compañías.
- **Evaluación de riesgos:** Las incertidumbres cuantificadas se incorporan a la planificación y se realizan simulaciones para evaluar numéricamente los impactos individuales o colectivos en el plan minero-metalúrgico. El resultado de esta etapa corresponde a un histograma generado para la producción o el VAN en base a las iteraciones realizadas aplicando la variabilidad y sesgo respectivos de las incertidumbres incluidas.

Por otro lado, Paredes et al. (2023) mencionan que existe una potencial cuarta etapa denominada “Tratamiento de riesgos”, la cual busca evaluar los planes de acción y medidas de mitigación asociados a las incertidumbres con mayor impacto en los resultados del plan. Sin embargo, al incluir esta etapa, el ejercicio de “Análisis de Riesgos” suele llamarse “Gestión de Riesgos”, el cual es un procedimiento integral con otros alcances.

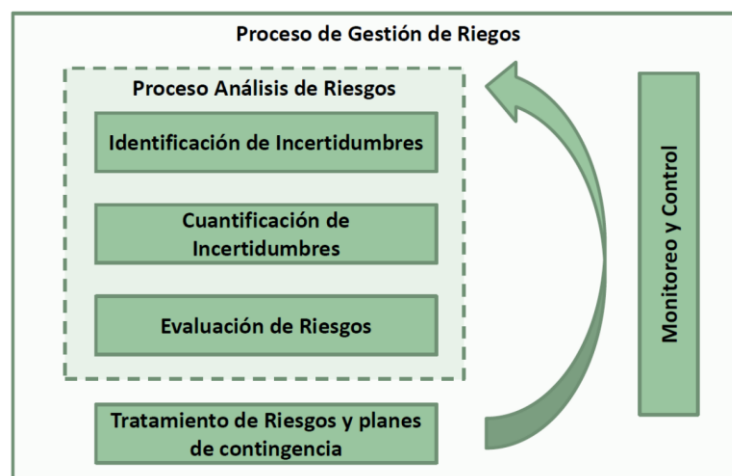


Figura 2.5: Proceso de Análisis/Gestión de riesgos (Lichtin, 2022)

Los resultados del Análisis de Riesgos son importantes para conocer las incertidumbres que más afectan la planificación, la robustez del proyecto frente a los riesgos y la flexibilidad de este ante distintos escenarios. Dentro de los resultados estadísticos importantes se destaca el Valor Seguro (el 95% de confianza estadística es el valor más usado en la industria minera), el Valor esperado y la Probabilidad de Cumplimiento, que representa a la cantidad de simulaciones que superaron la planificación inicial (valor determinístico). Asociado al Valor Seguro está el Valor en Riesgo (VaR), que representa el valor que aportan los riesgos a la valoración determinística inicial. Al comparar el VaR de diferentes escenarios se puede medir la pérdida de valor por el efecto que tienen las incertidumbres. Por ejemplo, dos escenarios de negocio pueden tener el mismo valor esperado de producción o VAN, pero las reacciones al riesgo pueden ser muy distintas, es decir, un VaR diferente (Paredes et al., 2023). En la Figura 2.6 se observa de forma gráfica estas métricas:



Figura 2.6: Métricas relevantes resultantes del Análisis de Riesgos (Paredes et al., 2023)

Conocer estas métricas resulta relevante para establecer las metas de la compañía. Por un lado, las metas con probabilidades de cumplimiento altas podrían ser fáciles de cumplir, pero no incentivarían una buena gestión y tampoco maximizarían el valor de la compañía. Por otro lado, metas con una probabilidad de cumplimiento baja podrían no llegar a cumplirse, generando conflictos por no obtener lo prometido. Por lo tanto, es necesario establecer metas desafiantes, pero también factibles para cumplir con los intereses de los stakeholders asociados (Paredes et al., 2023).

2.3.2 Estudios GEM

En la Figura 2.7 se especifican valores promedio para las métricas mencionadas anteriormente. A partir de los datos recopilados por GEM para proyectos y operaciones mineras en un período de 13 años (2010-2022) se obtuvo lo siguiente:

VARIABLE	PROMEDIO [%]
% Pérdida esperada VAN (N=60)	7,2%
% Valor en Riesgo (N=61)	57,6%
Prob. cumplimiento VAN (N=51)	35,2%
Prob. de pérdida de VAN (N=51)	5,9%

* Nota: N corresponde al número de observaciones

Figura 2.7: Métricas de VAN en riesgos para proyectos y operaciones (2010-2022) (Paredes et al., 2023)

Respecto a las metas del valor planificado, la probabilidad de cumplimiento del VAN fue de 35%, es decir, casi dos tercios de los proyectos y operaciones evaluados no llegan a cumplir el VAN planificado inicialmente o determinístico. De igual forma, la probabilidad de pérdida total de VAN (proyecto u operación con VAN negativo) fue de 6% en promedio. Este “peor” escenario posible es evitable mediante una correcta Gestión de Riesgos que incorpore los resultados obtenidos del Análisis de Riesgos.

Según Paredes et al. (2023), este estudio demuestra lo fundamental de considerar las incertidumbres en cualquier plan, para poder definir metas factibles y que las compañías desarrollen medidas para enfrentar estos riesgos, aumentando su valor y asegurando su mantenimiento en el tiempo.

Un estudio de una muestra de 143 Análisis de Riesgos realizados en este mismo período (2010-2022), permite examinar los principales riesgos o incertidumbres identificados en proyectos y operaciones mineras, el tipo al cual pertenecen, su origen e impacto generado en la producción/VAN asociado.

En base a los datos recopilados, se observan algunas tendencias a la identificación de ciertos tipos de riesgos por sobre otros en proyectos y operaciones, información relevante para el conocimiento de los riesgos a considerar en fases tempranas del Análisis de Riesgos (Paredes et al., 2023).

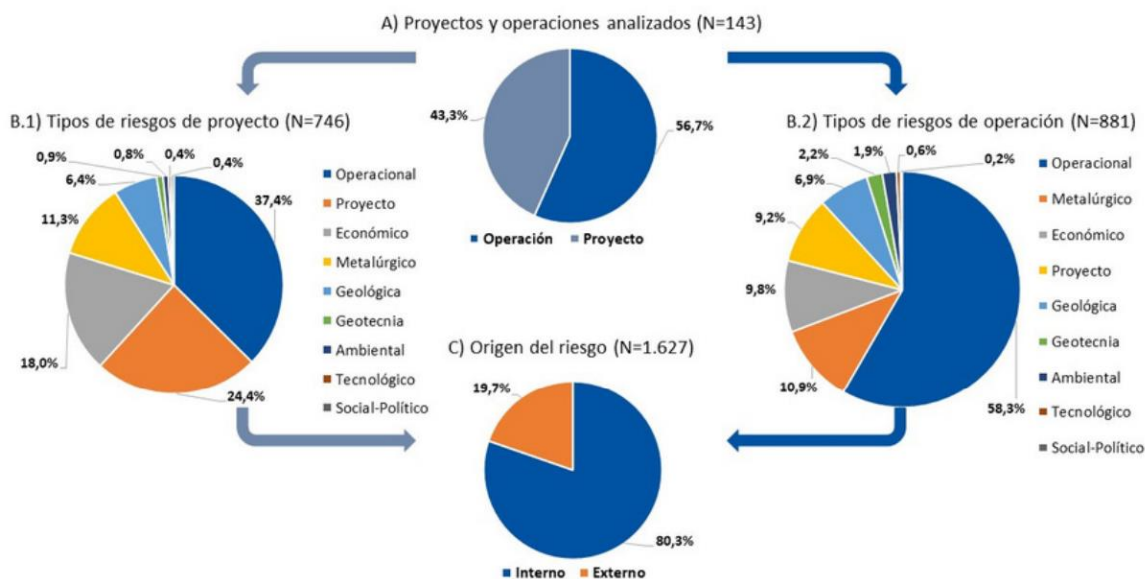


Figura 2.8: Descripción de riesgos en proyectos/operaciones (Paredes et al., 2023)

De la muestra analizada, un 43% son proyectos, mientras que el 57% restante corresponde a operaciones (Figura 2.8, A). Entre estas operaciones y proyectos analizadas, se tiene un universo de 1,627 riesgos distintos considerados en los ejercicios de Análisis de Riesgos.

En ambos casos se puede observar que los riesgos *operacionales* (asociados particularmente al proceso minero) tienen una mayor frecuencia dada por un 37% para los proyectos (Figura 2.8, B.1) y por un 58% para las operaciones (Figura 2.8, B.2), lo que destaca la importancia de los riesgos operacionales incluso en la etapa de proyecto. Por ejemplo, la disponibilidad o rendimiento de equipos forman parte de este tipo de riesgos.

Los siguientes tipos de riesgos de mayor frecuencia obtenidos son el *metalúrgico* (recuperación, tiempos de procesamiento, entre otros), el *económico* (precio del commodity principal o de subproductos, tipo de cambio, entre otros) y de *proyecto* (atraso en el plazo de ejecución, ramp up, entre otros). Estos tipos tienen más importancia en los proyectos en comparación a las operaciones.

El origen de los riesgos identificados es principalmente *interno*, alcanzando un 80% de la muestra, mientras que el 20% faltante corresponde a riesgos externos (Figura 2.8, C). Con esto se tiene una proporción aproximada de riesgos dentro de un proyecto/operación cuya fuente no radica en la planificación interna o ejecución de una operación, por lo que el plan de acción frente a estos riesgos consiste principalmente en medidas de mitigación (Paredes et al., 2023).

Realizando un enfoque en los riesgos identificados junto con su impacto, es necesario además analizar qué riesgos específicamente presentan la mayor frecuencia dentro del estudio para conocer su importancia. En la Figura 2.9 se destacan los riesgos con mayor frecuencia para los proyectos evaluados a través del Análisis de Riesgos.

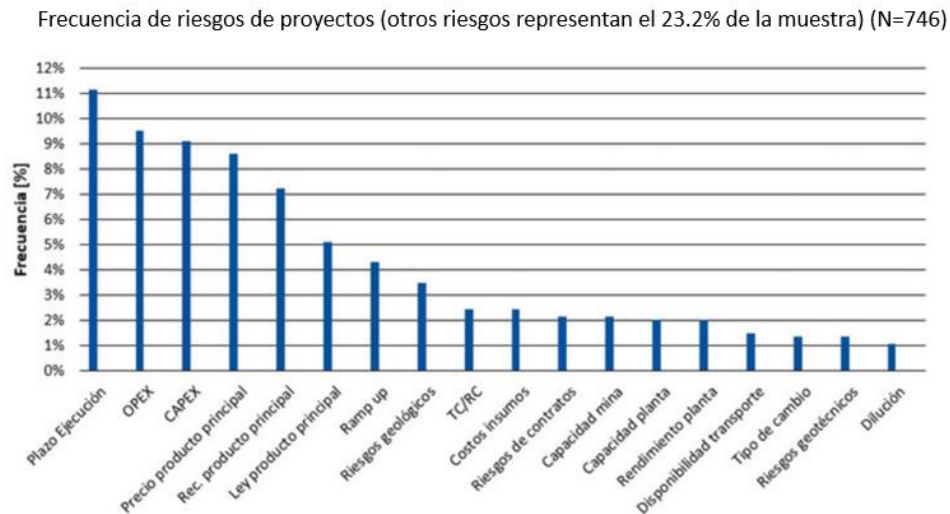


Figura 2.9: Frecuencia de riesgos en proyectos (Paredes et al., 2023)

Paredes et al. (2023) observan que el *plazo de ejecución* corresponde a la incertidumbre de mayor frecuencia con el 11.1% de los datos, lo cual se debe a que el atraso en la ejecución de un proyecto es un riesgo inherente a este tipo de evaluaciones. Además, están el riesgo OPEX, CAPEX y precio del producto principal como las siguientes incertidumbres de mayor frecuencia con un 9.5%, 9.1% y 8.6%, respectivamente. Luego aparecen los riesgos de recuperación del producto principal (con 7%), ley del producto principal (con 5%) y el ramp up (con 4%).

Por otra parte, para el caso de las operaciones consideradas en el análisis, la Figura 2.10 presenta la frecuencia de los riesgos respectivos.

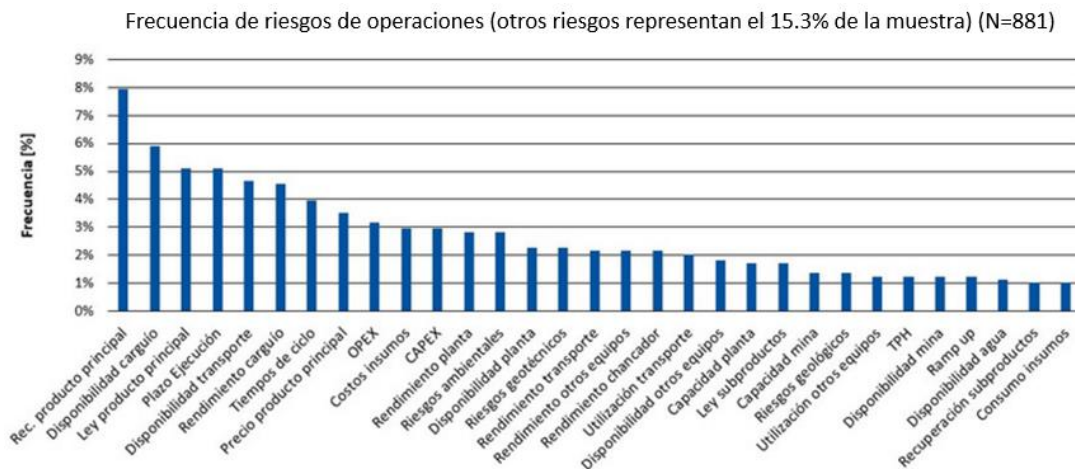


Figura 2.10: Frecuencia de riesgos en operaciones (Paredes et al., 2023)

En este caso, Paredes et al. (2023) notan que la recuperación del producto principal (con 8%) junto con la disponibilidad de carguío (con 6%) son las incertidumbres más comunes en las evaluaciones. También se observa que los riesgos asociados a la ley del producto principal, plazo de ejecución, disponibilidad de transporte, rendimiento de carguío y tiempos de ciclo son los siguientes con frecuencias entre 4% y 5%.

Posteriormente, para la etapa de cuantificación de las incertidumbres identificadas se obtiene la Figura 2.11, donde se aprecia que el tipo de cuantificación utilizado con mayor frecuencia es la objetiva (71%), resultando más de dos tercios de la muestra. En general existe una tendencia a este tipo basado en datos históricos, debido a que genera un menor sesgo del proceso.

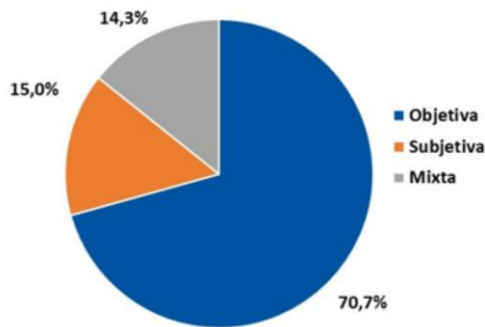


Figura 2.11: Tipos de cuantificaciones utilizadas (N=1,136) (Paredes et al., 2023)

A pesar de que la cuantificación objetiva domina en el Análisis de Riesgos, en base a la experiencia de GEM se evidencia un aumento de las cuantificaciones de tipo subjetiva y mixta en los últimos años. Esto se debe principalmente a que en la cuantificación hay un aumento del uso de criterio experto producto del incremento de riesgos que no cuentan con datos históricos para su cuantificación o debido a una emergente conciencia de que no todos estos datos representan fielmente el estado actual y el futuro del proyecto/operación (Paredes et al., 2023).

En la Figura 2.12 los autores presentan la distribución de tipos de análisis utilizados, donde se aprecia que, en proporciones similares, los estudios están enfocados en el impacto generado en el VAN (48%) y la producción (45%), siendo estas las principales variables que determinan el valor de un proyecto u operación.

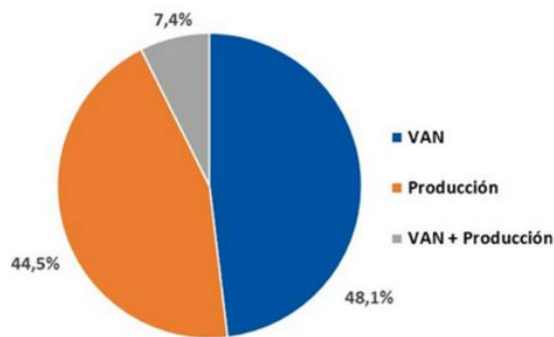


Figura 2.12: Tipos de Análisis de Riesgos empleados (N=108) (Paredes et al., 2023)

A partir de la muestra con distintos estudios de Análisis de Riesgos realizados, en la Figura 2.13 se muestran las principales métricas para el caso del VAN y la categorización de GEM para la industria:



Métricas de VAN en Riesgo	Categorización GEM		
Variable	Frágil	Neutral	Robusto
% Pérdida esperada VAN	>8%	-1% - 8%	<-1% (*)
VaR (P05) / Determinístico	>61%	23% - 61%	<23%
Prob. cumplimiento VAN	<17%	17% - 48%	>48%
Prob. de pérdida de VAN	>4%	0% - 4%	0%

(*) La métrica de pérdida esperada es negativa en el caso que el valor esperado sea mayor que el valor determinístico

Figura 2.13: Métricas relevantes y categorización (Paredes et al., 2023)

La tabla presente en la Figura 2.13 muestra tres intervalos para cada una de las métricas evaluadas (KPI). La categoría “Frágil” corresponde a los datos entre los percentiles 0% a 25%, la categoría “Neutral” corresponde a los datos entre los percentiles 25% a 75% y por último está la categoría “Robusto” que corresponde a los datos entre los percentiles 75% a 100%. Los intervalos establecidos (en porcentajes) para cada categoría son indicadores que pueden ser útiles para evaluar la robustez y la vulnerabilidad de los proyectos en cada una de las métricas evaluadas.

Como ejemplo, se puede tener un proyecto de minería del cobre en Chile. A continuación, se puede ver el posicionamiento de dicho proyecto frente a la industria en cada una de las métricas anteriores:

Variable	Fragile	Neutral	Robust	Value	Category
% NPV expected loss	>8%	-1% - 8%	<-1%	4.8%	●
VaR (P05) / Deterministic	>61%	23% - 61%	<23%	10.1%	●
NPV prob. Compliance	<17%	17% - 48%	>48%	7%	●
NPV prob. of negative	>4%	0% - 4%	0%	0%	●

Figura 2.14: Métricas relevantes y categorización para un proyecto de ejemplo (Paredes et al., 2023)

De la Figura 2.14, el proyecto tiene una pérdida esperada del 4.8%, por lo que es considerado neutral de acuerdo con la categorización presentada en este KPI. Por una parte, se puede observar que es un proyecto robusto frente al riesgo, pues tiene un VaR de 10.1% y tampoco corre riesgo de

pérdida de VAN (0%), en otras palabras, es un proyecto que genera valor al inversionista incluso en un escenario muy negativo de materialización de incertidumbres.

Sin embargo, la probabilidad de cumplimiento del VAN es solo de 7%, por lo que es considerado frágil. De esta forma, a pesar de que el proyecto es robusto respecto a la no pérdida de valor, las metas económicas (VAN) propuestas por el proyecto probablemente no serán alcanzadas, por lo que se pueden considerar optimistas.

Finalmente, la Figura 2.15 presenta los riesgos de mayor impacto en términos de su contribución al valor en riesgo para los proyectos y operaciones evaluadas.

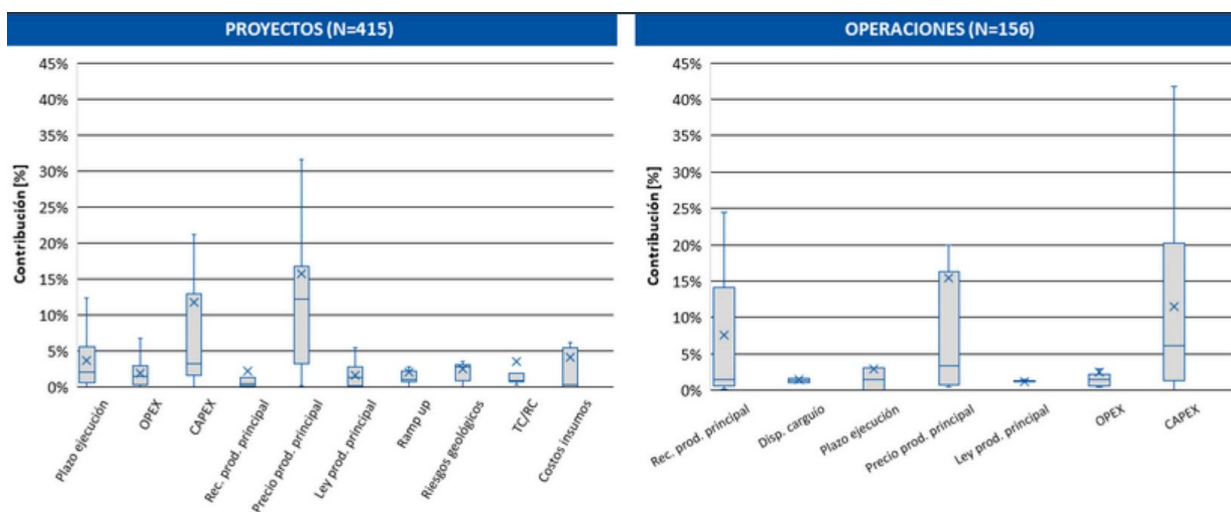


Figura 2.15: Contribución de riesgos evaluados al VaR de proyectos y operaciones (Paredes et al., 2023)

En base a este análisis de Paredes et al. (2023) se observa que, para los proyectos, el precio del producto principal, el CAPEX y el plazo de ejecución son las incertidumbres que presentan una mayor contribución al VaR en ese orden. Por otra parte, los riesgos de mayor impacto en operaciones son el CAPEX, el precio del producto principal y la recuperación del producto principal.

2.4 Outliers

Los outliers son puntos de datos que se alejan significativamente del resto de observaciones en un conjunto de datos, ya sea por ser inusualmente grandes o pequeños en comparación con el resto. Pueden surgir por la propia variabilidad del conjunto de datos o por errores de medición o, de entrada (Castrillo, 2023).

Independientemente de cómo hayan surgido, los outliers pueden tener un gran impacto sobre los resultados de los análisis estadísticos al afectar medidas sensibles a los valores extremos, como la media y la desviación estándar. Además, pueden introducir sesgo en la distribución de los datos, rompiendo las suposiciones de normalidad en las que se basan muchos modelos estadísticos como la regresión lineal o los test de hipótesis. También pueden afectar al rendimiento de los modelos de machine learning.

2.4.1 Detección de outliers

Existen diversas técnicas para identificar valores atípicos en un conjunto de datos, incluyendo métodos de inspección visual, métodos estadísticos e incluso modelos de machine learning como el Local Outlier Factor (LOF), el Isolation Forest (IForest) o el algoritmo de K-nearest Neighbors (KNN). Si bien los modelos de machine learning son de gran ayuda en escenarios más complejos como la detección de outliers multivariados, para el caso de valores atípicos univariados se pueden utilizar los enfoques estadísticos y la inspección visual debido a su simplicidad y eficacia (Castrillo, 2023).

2.4.1.1 Z-Score

El Z-Score (puntuación Z) es una medida estadística que indica cuántas desviaciones estándar un punto de datos específico está por encima o por debajo de la media del conjunto de datos. Por lo general se establece un umbral de 3, por lo que aquellos puntos de datos cuya puntuación Z absoluta sea superior a 3 son considerados outliers.

La elección del 3 como umbral proviene de la regla empírica (Kazmier, 2004), según la cual los datos dentro de 3 veces la desviación estándar respecto a la media representan el 99.7% de los datos de la distribución.

2.4.1.2 Z-Score modificado

Cuando los datos son asimétricos o no se distribuyen de forma normal, se puede utilizar el Z-Score modificado (MAD-Z-Score). A diferencia del Z-Score, se usa la mediana (\tilde{x}) y la desviación absoluta mediana (MAD en inglés) del conjunto de datos, en lugar de la media y la desviación estándar, con el fin de evitar el efecto de los outliers sobre estas dos medidas (Castrillo, 2023).

Por lo tanto, el Z-Score modificado mide cuánto se aleja un valor de la mediana en términos de la desviación absoluta mediana. En este contexto, se suele utilizar un umbral de 3.5 para considerar que un dato es un outlier (Iglewicz & Hoaglin, 1993).

La fórmula para obtener el Z-Score modificado para el punto x_i es:

$$Z - Score\ modificado = \frac{0.6745 (x_i - \tilde{x})}{MAD} \quad Ec. 1$$

Para el conjunto de datos x_1, x_2, \dots, x_n :

$$MAD = Mediana(|x_i - \tilde{x}|) \quad Ec. 2$$

2.5 Ajuste de una distribución

Identificar el tipo de distribución que tiene a una variable es un paso fundamental en prácticamente todos los estudios que implican datos, desde los contrastes de hipótesis hasta la creación de modelos por aprendizaje estadístico y machine learning.

Ajustar una distribución paramétrica a partir de un conjunto de datos consiste en encontrar el valor de los parámetros con los que, con mayor probabilidad, dicha distribución puede haber

generado los datos observados. Por ejemplo, la distribución normal tiene dos parámetros (media y varianza), una vez conocidos estos dos parámetros, se conoce toda la distribución (Amat, 2021).

Un método para ajustar una distribución de probabilidad a los datos es una prueba de bondad de ajuste. Este método compara la frecuencia observada con la frecuencia esperada del modelo para cualquier número de clases. Un enfoque para calcular esta prueba de bondad de ajuste es con la Suma de Errores Cuadrados (o estimaciones) (SSE), también llamada Suma de Cuadrados Residuales (RSS).

El RSS describe la desviación predicha de los valores empíricos reales de los datos, es decir, las diferencias en las estimaciones. Es una medida de la discrepancia entre los datos y un modelo de estimación. Un RSS pequeño indica un buen ajuste del modelo a los datos (Taskesen, 2020). RSS se calcula mediante:

$$RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 \quad \text{Ec. 3}$$

Donde y_i es el valor i -ésimo de la variable a predecir, x_i es el valor i -ésimo de la variable independiente y $f(x_i)$ es el valor predicho de y_i .

Además de RSS, existen otros enfoques para determinar la bondad de ajuste, como *maximum likelihood estimation* (MLE), *moment matching estimation* (MME), *quantile matching estimation* (qme), entre otros.

Después de encontrar la distribución teórica mejor ajustada, se obtienen los siguientes parámetros (Taskesen, 2020):

- *Location (loc)*: Este parámetro representa la ubicación de la distribución en el eje x. Se utiliza para desplazar la distribución a lo largo del eje x, sin afectar su forma. Un valor positivo de loc desplaza la distribución hacia la derecha, mientras que un valor negativo la desplaza hacia la izquierda.
- *Scale*: Este parámetro representa la escala de la distribución. Controla la amplitud de la distribución, es decir, qué tan extendida o comprimida está en el eje x. Un valor mayor de scale da como resultado una distribución más extendida, mientras que un valor menor la comprime.
- *Arguments (arg)*: Este parámetro representa argumentos adicionales específicos de la distribución que se está ajustando. Algunas distribuciones requieren argumentos adicionales para definir completamente su forma, mientras que otras no. Por ejemplo, la distribución gamma requiere un parámetro alpha como argumento adicional, mientras que la distribución normal no requiere argumentos adicionales.

2.6 Medidas de dispersión relativa

Las medidas de dispersión relativa son medidas estadísticas que se han relativizado, de manera que las medidas de dispersión relativa indican la dispersión de un conjunto de datos sin las unidades de medida de la variable.

Las medidas de dispersión relativa sirven para comparar la dispersión de diferentes variables. Como las medidas de dispersión relativa no tienen unidades, permiten comparar el grado de dispersión de dos conjuntos de datos completamente distintos (Academia Balderix, 2024).

2.6.1 Coeficiente de variación de Pearson

El coeficiente de variación de Pearson (CV) es una medida estadística que sirve para determinar la dispersión de un conjunto de datos respecto a su media. Este coeficiente se obtiene dividiendo la desviación estándar (σ) y la media (\bar{x}), pudiendo expresarse en forma de porcentaje.

$$CV = \frac{\sigma}{\bar{x}} \quad \text{Ec. 4}$$

2.6.2 Coeficiente de variación basado en la mediana

El coeficiente de variación basado en la mediana (CV_m) o índice de dispersión respecto a la mediana es igual a la división entre la desviación absoluta respecto a la mediana (MAD) y la mediana.

$$CV_m = \frac{MAD}{\tilde{x}} \quad \text{Ec. 5}$$

A diferencia del coeficiente de variación tradicional estándar, este coeficiente o índice es menos sensible a los valores extremos y outliers, porque se basa en la mediana y las desviaciones absolutas en lugar de la media y las desviaciones cuadráticas. Proporciona una mejor representación de la dispersión en distribuciones que no son simétricas y que tienen valores extremos (Academia Balderix, 2024).

2.7 Modelo de clasificación de tiempos equipo móviles mina rajo

2.7.1 Estándar de clasificación de tiempos equipos móviles

El modelo de tiempos mina rajo para CODELCO entrega lineamiento en la gestión del desempeño de los activos mina de la Corporación. La estructura definida (CODELCO, 2024) se muestra a continuación:

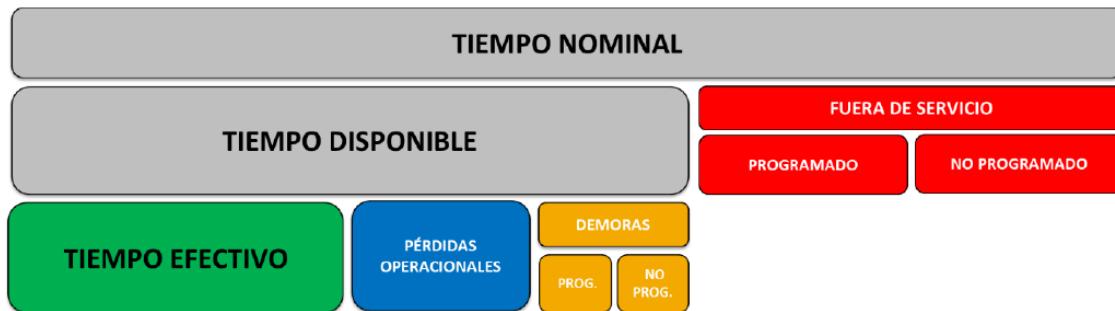


Figura 2.16: Modelo de clasificación de tiempos (CODELCO, 2024)

- **Tiempo nominal:** Tiempo de año calendario equivalente a 365 días (o 366 para año bisiesto).
- **Tiempo disponible:** Tiempo durante el cual el equipo se encuentra disponible para operar. Se obtiene descontando del tiempo nominal, el tiempo de ejecución de las actividades de tiempo fuera de servicio.
- **Tiempo efectivo:** Tiempo en que el equipo se encuentra desarrollando las actividades para los cuales ha sido adquirido por la organización.
- **Fuera de servicio programado:** Tiempo en que el equipo, máquina o instalación, no se encuentra en condiciones de operar (habilitado) debido a que está en una intervención de mantenimiento programada.
- **Fuera de servicio no programado:** Tiempo en que el equipo, máquina o instalación, no se encuentra en condiciones de operar (habilitado) debido a un evento de mantenimiento no programado que requiere de una intervención.
- **Pérdidas operacionales:** Tiempo que no agrega valor al proceso producto de una espera por un equipo complementario o esperas en locaciones (origen o destino).
- **Demoras programadas:** Espacio de tiempo en que el equipo se encuentra disponible para ser utilizado en la operación, pero está detenido por interrupción programada debido a actividades incidentales e inherentes del proceso.
- **Demoras no programadas:** Espacio de tiempo en que el equipo se encuentra disponible para ser utilizado en la operación, pero está detenido por interrupción no programada.

Dentro de los puntos excluyentes que incorpora este estándar se tienen los siguientes:

- Para los equipos, se establece un tiempo nominal de 365 días al año (o 366 en caso de año bisiesto).
- Se considera parque nominal de equipo la flota propia y equipo en arriendo. Equipos de “back-up” deben ser incorporados en la flota nominal de equipos.

- Para toda la flota de equipos en arriendo se debe considerar la instalación y la gestión operacional a través de los sistemas de despacho.
- Solo pueden eliminarse del sistema (como parte de la flota nominal) únicamente aquellos equipos que son dados de baja según las formalidades y requisitos establecidos.
- Los equipos que ingresan a mantenimientos mayores u overhaul, deben mantenerse como parte de la flota nominal (siendo medidos por sistema).

2.7.2 Indicadores para equipos mineros

El modelo de tiempos para equipos móviles en la fase mina rajo entrega un marco de trabajo en la gestión del desempeño de los activos mina de la Corporación según la definición y clasificación de tiempos presentada (CODELCO, 2024). A continuación, se presentan las fórmulas establecidas para la construcción de los indicadores relevantes:

- **Disponibilidad [%]:** Es el porcentaje de las horas nominales en que el equipo estuvo en condiciones mecánicas para ser operado.

$$Disponibilidad = \frac{\text{Tiempo disponible}}{\text{Tiempo nominal}} \quad \text{Ec. 6}$$

- **Utilización efectiva en base disponible (UEBD) [%]:** Es el porcentaje de las horas disponibles en que el equipo se encuentra realizando su función diseño.

$$UEBD = \frac{\text{Tiempo efectivo}}{\text{Tiempo disponible}} \quad \text{Ec. 7}$$

- **Rendimiento efectivo [toneladas/horas efectivas]:** Indicador que mide el desempeño productivo (válido para equipos de carguío y transporte) según las características de diseño del equipo.

$$Rendimiento\ efectivo = \frac{\text{Toneladas cargadas o transportadas}}{\text{Tiempo efectivo}} \quad \text{Ec. 8}$$

Cabe destacar que estas fórmulas de cálculo para los indicadores pueden ser aplicadas para el cálculo a nivel de equipo, tipo de flota (k) y parque nominal (PN). En ningún caso, para el cálculo de indicadores se deben utilizar promedios. A modo de ilustración, se explica el cálculo de disponibilidad a nivel de flota y parque nominal.

Cálculo de Disponibilidad de Flota k:

$$Disponibilidad_k = \frac{\text{Tiempo disponible}_k}{\text{Tiempo nominal}_k} \quad \text{Ec. 9}$$

Donde Tiempo Disponible_k corresponde a la suma de los tiempos disponibles de todos los equipos que conforman la Flota k. Del mismo modo, Tiempo nominal_k corresponde a la suma de los Tiempos nominales de los equipos que conforman la flota k.

Cálculo de Disponibilidad de Parque Nominal:

$$Disponibilidad_{PN} = \sum \frac{\text{Tiempo disponible}_{ki}}{\text{Tiempo nominal}_{ki}} \quad \text{Ec. 10}$$

Donde Parque Nominal = Flota k₁ + Flota k₂ + ... Flota k_n

3 Antecedentes

La División Radomiro Tomic (DRT) es una de las ocho divisiones operativas con que cuenta la Corporación Nacional del Cobre de Chile (CODELCO). Dicha Corporación es una empresa minera, industrial y comercial, de propiedad del Estado de Chile, cuyo principal objetivo es desplegar su capacidad de negocios mineros y relacionados en Chile y el mundo, con el fin de maximizar en el largo plazo su valor económico y su aporte al dueño, el Estado de Chile. Su principal producto es el cobre refinado en forma de cátodos de cobre, con un 99.99% de pureza.

3.1 Ubicación de la Faena Minera

Las instalaciones de la DRT se ubican en la región de Antofagasta, provincia de El Loa, comuna de Calama, aproximadamente a 27 kilómetros al Norte de Calama, a una altitud aproximada de 2,950 m.s.n.m., ocupando sus instalaciones industriales una superficie aproximada de 5,000 ha, de un total aproximado de 37,000 ha con las que cuenta la DRT en base a sus concesiones mineras.

3.2 Proceso productivo

La DRT extrae minerales a través de exploración a rajo abierto que permite desarrollar la línea de minerales lixiviables, los que son procesados en la planta hidrometalúrgica existente en la División y la línea de sulfuros que abastece de minerales a la concentradora de la División Chuquicamata (DCH). En la actualidad, la capacidad de extracción es de 700 ktpd que permite el proceso de mineral a través de chancado, apilado, lixiviación de 64 Mt anuales. El material estéril extraído es depositado en los botaderos de estériles Oeste y Este Sur.

La actual operación, tiene como criterio de planificación un sistema integrado de ambas líneas, el que contempla en general lo siguiente:

- Explotación conjunta de minerales oxidados y sulfurados, tratándose los primeros en forma tradicional por lixiviación primaria y secundaria en las instalaciones existentes de DRT
- Proceso por lixiviación química de sulfuros secundarios-mixtos
- Los sulfuros fuertes, débiles y primarios son enviados a la concentradora de la DCH, a través del sistema de chancado y correa transportadora existente, permitiendo una alimentación máxima de 100 ktpd.

3.2.1 Explotación del Yacimiento

La extracción de material del yacimiento se realiza a través de explotación a rajo abierto, que comprende faenas de perforación, tronadura y carguío de camiones.

La mina RT aplica un esquema de explotación de banco cerrado con rampa continua, cuyos principales parámetros geométricos de diseño dan origen a las expansiones.

La perforación y tronadura tiene por objeto fracturar el material, para que sea extraído mediante palas y cargadores. Posteriormente, el material fracturado constituido de estéril y mineral es cargado en camiones para su transporte a los distintos botaderos o procesamiento.

El mineral sulfurado proveniente de la mina RT es transportado en camiones de alto tonelaje (300 ton) hasta el chancador primario, en donde el mineral es sometido a conminución hasta un tamaño máximo de 381 mm. Posteriormente, los minerales sulfurados son transportados mediante una correa transportadora overland para su procesamiento en la DCH.

3.2.2 Planta de Chancado

El mineral oxidado de la mina es alimentado a un chancador giratorio y llevado mediante una correa transportadora a un acopio de mineral grueso. Desde allí es transportado a la planta de chancado y harneado (secundario y terciario), donde el material es reducido y clasificado hasta una malla nominal de 13 mm (1/2"). Luego, el mineral proveniente del proceso de chancado y harneado alimenta las correas de curado. Estas correas descargan el mineral, a través de una torre de transferencia, a la correa de alimentación del apilador. El material chancado es sometido a una primera irrigación de solución compuesta por agua y ácido sulfúrico de manera de iniciar el proceso de lixiviación de cobre contenido en la roca, este proceso es conocido como curado.

3.2.3 Lixiviación

El material es apilado y lixiviado a través de un sistema de irrigación por goteros y aspersores para el riego con refino y solución intermedia (ILS). El retiro de mineral ya procesado, desde el área de apilamiento, se realiza mediante un recuperador móvil (rotopala) o en ocasiones con camiones CAEX, que recoge los rípios lixiviados y los transfiere hacia una correa colectora móvil (puente recuperador) mediante correas, para ser finalmente entregado al sistema esparcidor de rípios, que los deposita en el botadero de rípios. Este proceso de lixiviación es conocido como lixiviación primaria, que da origen a las denominadas pilas dinámicas.

Adicionalmente, al botadero de rípios descartados de la lixiviación primaria es irrigado con refino, en un proceso denominado lixiviación secundaria, en la pila de rípios homónima.

Por otro lado, los minerales oxidados de baja ley (OBL) que son extraídos desde el rajo, son acopiados en su mayoría sin proceso de chancado primario (ROM), en una superficie impermeabilizada donde se realiza la lixiviación de minerales de baja ley en la pila de rípios de lixiviación OBL o DUMP. Adicionalmente, es posible ante contingencias, trasladar y apilar el material removido de la lixiviación primaria mediante camiones hasta la pila de rípios OBL o DUMP. Esto significaría una nueva etapa de procesamiento de mineral, al igual que la lixiviación secundaria de rípios, que permite un enriquecimiento intermedio de la solución de lixiviación (ILS).

3.2.4 Planta SX-EW

La solución enriquecida (PLS) recolectada de los procesos de lixiviación anteriormente señalados, es enviada a la planta de extracción por solvente (SX), en donde el reactivo orgánico captura el cobre de la fase acuosa, adicionalmente, el electrolito pobre que viene de la etapa de electro-obtención captura el cobre de la fase orgánica, saliendo un acuoso limpio cargado o

electrolito de avance. El orgánico se regenera, retornando a la etapa previa de extracción, operando el circuito cerrado permanente.

Finalmente, se obtienen cátodos de alta pureza, los cuales, son cargados en camiones y transportados al puerto de Mejillones, donde son embarcados hacia sus clientes.

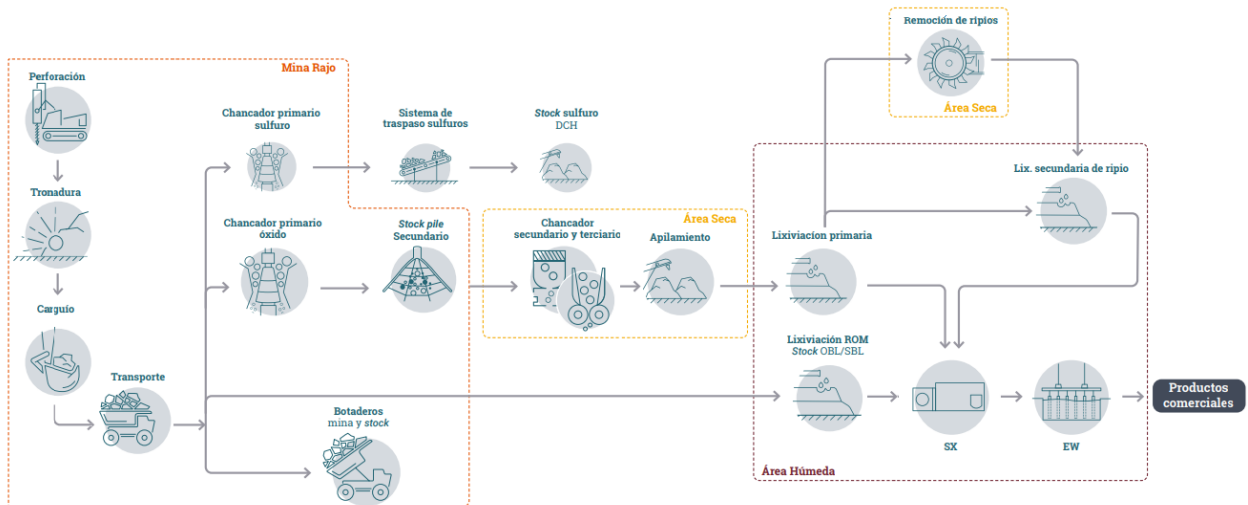


Figura 3.1: Diagrama de flujo de procesos - División Radomiro Tomic (CODELCO, 2022)

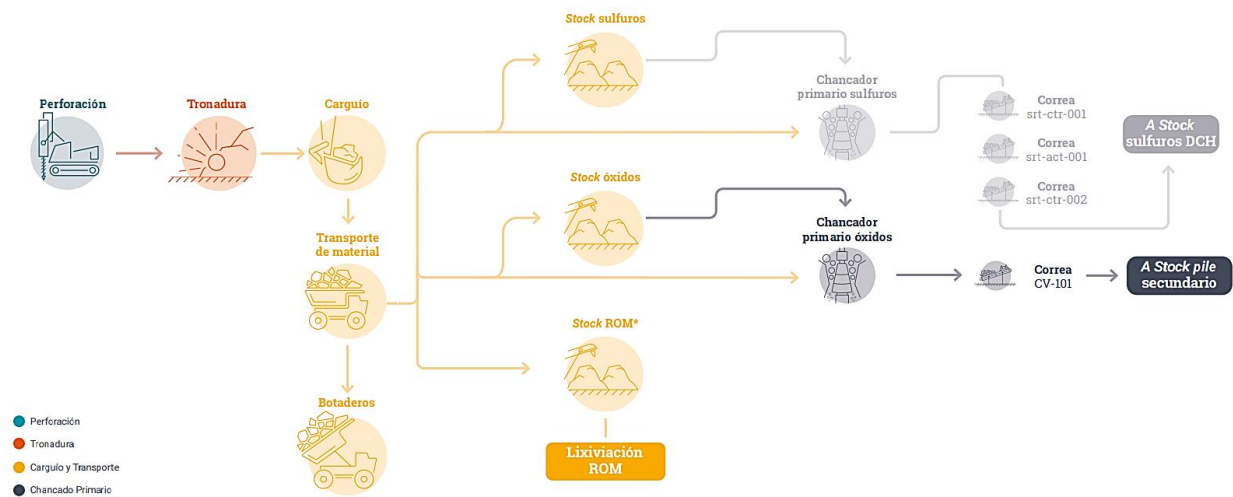


Figura 3.2: Diagrama de flujo de procesos - Operaciones Mina a Chancado (CODELCO, 2022)

4 Metodología

- 1) La primera etapa consiste en identificar las incertidumbres que potencialmente tengan un efecto en el cumplimiento del plan. Se capturan solamente las incertidumbres que sean cuantificables y gestionables dentro de los alcances del proyecto.
- 2) Posteriormente existe una etapa de recopilación y obtención de datos históricos (reales y planificados) relacionadas a las distintas incertidumbres identificadas. Inicialmente, se realizó una selección y preprocesamiento de los datos relevantes, asegurando la calidad y consistencia de la información recopilada para construir las distintas bases de datos. Se aplican técnicas de limpieza y transformación de datos con el fin de preparar la información para su análisis.

En este estudio también se utiliza un factor de ajuste multiplicativo para medir el cumplimiento o la variabilidad histórica que tiene una incertidumbre tomando las diferencias entre los valores reales con respecto de los valores planificados de esta. El factor de ajuste multiplicativo corresponde a la división entre los valores reales con respecto a los valores planificados de una incertidumbre en un periodo t , tal como se muestra en la siguiente expresión:

$$\text{Factor de ajuste}_t = \frac{\text{Incertidumbre real}_t}{\text{Incertidumbre planificada}_t} \quad \text{Ec. 11}$$

- 3) Se realiza un Análisis exploratorio de los datos (planificados, reales) y factores de ajuste con el fin de comprender mejor las características y estructura de estos. Dentro del análisis se incluye:
 - Resumen de Datos: Uso de medidas de tendencia central y medidas de dispersión.
 - Visualización de Datos: Creación de gráficos como histogramas, diagramas de caja (boxplots), gráficos de violín para visualizar la forma de la distribución y las relaciones en los datos.
 - Identificación de Patrones y Anomalías: Detección de tendencias, patrones, valores atípicos y anomalías en los datos.

Como los datos son asimétricos y no se distribuyen de forma normal, se utiliza el Z-score modificado (MAD-Z-Score) para la identificación de outliers.

- 4) La Cuantificación de incertidumbres corresponde a la siguiente etapa del análisis y consta de dos partes. Por un lado, se puede definir la probabilidad de ocurrencia asociada al riesgo relevante (ajustando una distribución de probabilidades y los parámetros que definen el proceso aleatorio). Por otra parte, se debe establecer la forma en la cual este riesgo afectará el plan de producción.

- 5) Para estandarizar y comparar la variabilidad entre las distintas variables relacionadas a las fuentes de incertidumbre, se empleará un coeficiente de variación. En este caso uno basado en la mediana (CV_m).
- 6) Finalmente, considerando tanto el coeficiente de variación y el impacto de esta variación en una matriz de evaluación, se puede establecer un ranking de las fuentes de incertidumbre identificadas para el caso de estudio, donde un mayor puesto se relaciona con una mayor relevancia en un análisis o al realizar planes de mejora.

5 Desarrollo y discusión de resultados

5.1 Potenciales Fuentes de incertidumbre

Para la identificación de incertidumbres se estudió el flujo de procesos de la división considerando que la variabilidad tendría consecuencias importantes en el resto de los procesos y finalmente en el cobre fino. El análisis se llevó a cabo con la opinión de expertos de cada área.

De esta forma, las incertidumbres generales identificadas se agruparon según su naturaleza en tres categorías:

5.1.1 Geología

- Variable: Tonelaje y Ley de cobre total (CuT) extraídos.
- Descripción: Las características geológicas, como la presencia de vetas, fallas y zonas de alteración pueden influir en la concentración y la distribución del mineral. Esta variabilidad en la distribución y composición del mineral dentro del yacimiento produce incertidumbre en la estimación del tonelaje extraído y de la ley de cobre.
- Consecuencia: La discrepancia entre el tonelaje-ley considerado en la planificación minera y el real contenido puede generar un destino equivocado del material y una producción de cobre distinta a la presupuestada. Además, impacta negativamente en la programación y la secuencia de extracción del mineral.

5.1.2 Operaciones mina

- Variable: Indicadores de desempeño (KPI) para palas y camiones (CAEX).
- Descripción: La eficiencia operativa en la mina depende en gran medida de la disponibilidad, utilización efectiva (UEBD) y rendimiento efectivo de los equipos de carguío y transporte. Factores como características técnicas de los equipos (modelo, edad, capacidad de carga, etc.), el mantenimiento, la capacitación de los operadores, las condiciones del terreno, entre otros, pueden afectar la operatividad de las palas y camiones. La variabilidad en los tiempos de ciclo, las demoras y las pérdidas operacionales introducen incertidumbre en los indicadores de desempeño de los equipos.
- Consecuencia: La inconsistencia en la disponibilidad y eficiencia de los equipos puede resultar en interrupciones en la cadena de producción, afectando el cumplimiento del plan de extracción y transporte de mineral. Esto puede llevar a una subutilización de los recursos, incrementos en los costos operativos y desviaciones significativas del plan de producción de cobre fino, impactando negativamente la rentabilidad y eficiencia global de la operación minera.

5.1.3 Secuencia Plan Minero

- Variable: Adherencia geométrica.

- Descripción: La secuencia del plan minero define el orden en que se deben llevar a cabo las actividades de extracción, carguío, transporte para optimizar el proceso y maximizar el valor del negocio. Factores como la variabilidad geológica y las limitaciones operativas (disponibilidad de equipos, condiciones climáticas adversas, restricciones de seguridad, etc.) pueden causar desviaciones en la secuencia del plan minero y afectar la conciliación espacial.
- Consecuencia: Las desviaciones en el cumplimiento de la secuencia del plan minero generan una pérdida de valor del negocio. Aunque se logren los tonelajes de producción previstos, extraer el material en un orden incorrecto puede impactar negativamente la eficiencia operativa. Esto puede resultar en incrementos en los costos de operación y una reducción en la calidad del mineral procesado.

5.2 Construcción Bases de datos

En esta etapa, se crearon cuatro bases de datos para agrupar la información de las variables dentro de los años de estudio (2021, 2022 y 2023). Para la creación de estas bases de datos fue necesario extraer, transformar y cargar información, tanto real como planificada, desde múltiples fuentes.

5.2.1 Incertidumbre Geológica

Los datos planificados corresponden a los obtenidos por el modelo geológico mensual o de mediano plazo (MMP), mientras que los datos reales se obtienen a partir del modelo geológico de pozos de tronadura o de corto plazo (MCP).

De esa forma, los sólidos extraídos de forma diaria son cubicados y evaluados según ambos modelos. Ambos tipos de datos se obtienen a partir del registro de cubicaciones mensual (escala diaria) entregado por *Vulcan*, el cual se va actualizando por día. Para la comparación de los datos, en este archivo se identifica la fuente (MMP o MCP), la fecha (día, mes, año), el oretipe extraído con la masa (tonelaje) y ley de cobre total asociadas a este.

Tabla 5.1: Definición de Oretypes

Código	Oretipe
LST	Lastre
OBL	Óxidos baja ley
OML	Óxidos media ley
OAL	Óxidos alta ley
MML	Mixtos media ley
MAL	Mixtos alta ley
SBL	Sulfuros baja ley
SAA	Sulfuros alta arcilla
SAS	Sulfuros alta solubilidad
SBC	Sulfuros Chuquicamata baja ley
SMC	Sulfuros Chuquicamata media ley
SDF	Secundarios débiles-fuertes
SAC	Sulfuros Chuquicamata alta ley

5.2.2 Incertidumbre Operacional mina

Para el carguío el estudio se realiza por palas, mientras que, para el transporte es por flota de camiones. Los equipos considerados dentro de la base de datos corresponden a las palas o camiones que se siguen utilizando en la actualidad (2024), excepto por la flota de camiones Caterpillar 798AC, debido a que se incorporó este mismo año, por lo que no existen suficientes datos para el análisis y también representan una mínima cantidad de la flota total.

Tabla 5.2: Detalle Palas en DRT

Pala	Modelo	Tipo	Capacidad balde [yd ³]
P203	Komatsu 4100XPA	Eléctrica	56
P204	Komatsu 4100XPB	Eléctrica	73
P205	Komatsu 4100XPB	Eléctrica	73
P206	Komatsu 4100XPB	Eléctrica	73
P210	Komatsu 4100XPC	Eléctrica	73
P211	Komatsu 4100XPC	Eléctrica	73
P214	Komatsu 4100XPC	Eléctrica	73
P209	Komatsu PC8000	Hidráulica	44
P215	Komatsu PC8000	Hidráulica	44
PL002	Komatsu PC5500	Hidráulica	37

Tabla 5.3: Detalle CAEX en DRT

Flota camión	Cantidad nominal
Komatsu 930E	64
Komatsu 980E	12
Caterpillar 797F	24
Caterpillar 798AC	2

Los datos planificados se obtienen a partir de los planes semanales (escala diaria) realizados en cada año, los cuales se encuentran en formato Excel. Se identifica la fecha (día, mes, año) junto con los indicadores principales (disponibilidad, utilización y rendimiento efectivos) del equipo de carguío o flota del equipo de transporte.

Por otra parte, los datos reales se obtienen desde el sistema *JigSaw* de *MineOps* ingresando cada fecha y descargando el archivo en formato Excel o CSV (del inglés comma-separated values). Para llevar a cabo la comparación entre datos, se identifica igualmente la fecha (día, mes, año) junto con los mismos indicadores del equipo de carguío o flota de transporte correspondiente.

5.2.3 Incertidumbre en Secuencia Plan minero

Actualmente los valores de adherencia geométrica se calculan de manera semanal a través del software *Delta*, el cual entrega un archivo en formato Excel. Al intersectar las topografías planificadas y reales se obtiene la distribución que se observa en la Figura 5.1 con las siguientes categorías:

- Atraso pasado: materiales planificados para el periodo anterior, pero se extrajeron durante el periodo de estudio
- Adelanto pasado: materiales planificados para el periodo de estudio, pero se extrajeron previamente
- Dentro de plan: materiales planificados para el periodo de estudio y extraídos en el periodo de estudio
- Fuera de plan: materiales que no se planificaron para el periodo de estudio, pero se extrajeron durante este periodo, que no son Atraso pasado
- Atraso de plan: materiales planificados para el periodo de estudio y no extraídos durante este periodo, y que no corresponden a un Adelanto pasado.

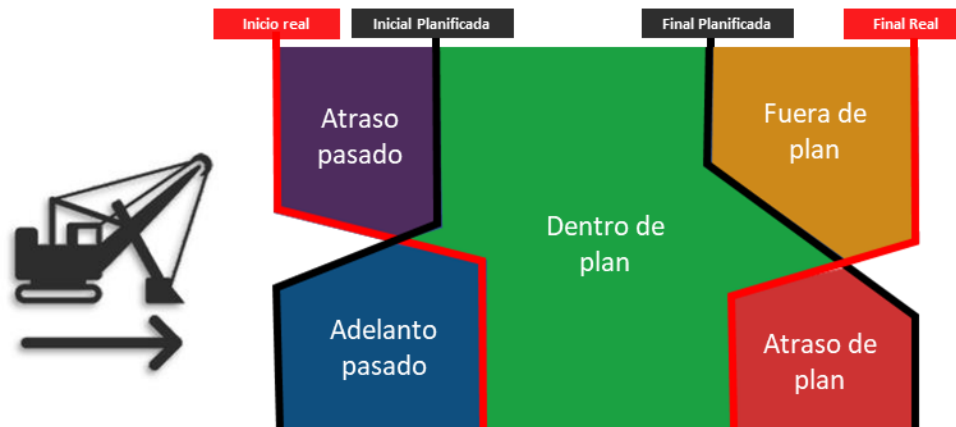


Figura 5.1: Método de categorización en software Delta (5 categorías) (TIMINING, 2020)

Para la información más antigua (2021 y parte de 2022) se utilizaba otro método de cálculo donde se consideraban áreas (2 dimensiones) en vez de volúmenes (3 dimensiones) y existían menos categorías (Figura 5.2):

- Dentro de plan: Minado dentro del área planificada y en el periodo planificado.
- Minado no planeado: Minado en el periodo, pero en un área fuera de la planificación del periodo
- Planeado no minado: Planeado en el periodo, pero no minado durante el periodo.



Figura 5.2: Método de categorización en software Delta (3 categorías) (TIMINING, 2020)

Las fórmulas con las cuales se configura el reporte de adherencia al plan son:

$$\text{Adherencia geométrica (5 categorías)} = \frac{(\text{Dentro de Plan})}{(\text{Dentro de plan} + \text{Atraso de plan} + \text{Adelanto pasado})} \quad \text{Ec. 12}$$

$$\text{Adherencia geométrica (3 categorías)} = \frac{(\text{Dentro de Plan})}{(\text{Dentro de plan} + \text{Planeado no minado})} \quad \text{Ec. 13}$$

En estas fórmulas no se consideran como contribución al plan los adelantos del periodo anterior, es decir, se compara lo correctamente ejecutado dentro del periodo contra lo planificado dentro del periodo.

5.3 Análisis Exploratorio de datos

Con la información recopilada en la sección anterior, se realiza un análisis exploratorio para describir en profundidad los datos asociados a las incertidumbres identificadas:

5.3.1 Geología

5.3.1.1 Base de datos inicial

En las siguientes tablas se resumen los datos de extracción diaria según los distintos modelos (se destaca en rojo el valor más alto de algunas medidas y en azul el más bajo):

5.3.1.1.1 Tonelaje

Tabla 5.4: Estadísticas de la base de datos Tonelaje - Modelo Corto Plazo (MCP)

Tonelaje (MCP) [t]	LST	OBL	OML	OAL	MML	MAL	SBL	SAA	SAS	SBC	SMC	SDF	SAC
Cuenta	1,071	1,064	1,071	1,066	812	863	841	669	1,035	1,052	344	788	1,061
Media	237,120	24,063	88,547	47,305	6,503	9,638	10,468	11,624	15,547	25,236	24,629	35,098	29,298
Desviación estándar	85,014	17,814	47,315	42,862	7,279	11,605	15,054	16,662	14,176	19,176	17,018	26,538	21,814
Mínimo	31,011	0,006	1,798	0,41	0,004	0,04	0,002	0,005	0,16	2,82	0,93	12,16	0,09
P25	173,217	11,360	52,300	16,115	830	1,558	195	650	4,763	9,915	12,157	14,774	13,038
Mediana	234,403	20,373	83,436	34,043	4,067	5,677	2,313	4,825	11,917	21,326	21,097	30,076	25,152
P75	292,022	33,175	116,058	66,239	9,774	13,766	16,038	15,361	22,446	36,127	32,782	49,655	41,582
Máximo	543,216	111,796	255,981	274,289	55,491	89,005	85,360	107,506	98,056	100,656	111,790	142,883	226,892

Tabla 5.5: Estadísticas de la base de datos Tonelaje - Modelo Mediano Plazo (MMP)

Tonelaje (MMP) [t]	LST	OBL	OML	OAL	MML	MAL	SBL	SAA	SAS	SBC	SMC	SDF	SAC
Cuenta	1,071	1,064	1,070	1,055	748	792	658	627	1,000	1,046	341	786	1,061
Media	256,023	19,747	82,616	40,466	7,176	8,013	15,169	8,793	12,420	26,768	27,993	38,304	29,815
Desviación estándar	87,691	15,290	43,487	40,941	8,287	9,682	17,219	12,183	12,514	20,929	18,504	28,467	22,914
Mínimo	17,150	0,004	1,082	4,37	0,18	0,003	0,008	0,005	0,08	5,46	20,17	8,66	0,09
P25	193,047	7,896	50,228	10,908	864	957	1,107	616	2,700	10,079	13,428	17,154	11,647
Mediana	254,323	17,360	77,022	26,974	4,313	4,277	9,270	3,647	8,895	22,512	25,186	33,487	26,290
P75	310,339	28,355	107,697	56,847	11,130	11,690	23,314	12,072	17,696	39,071	39,893	53,967	42,996
Máximo	600,564	97,087	252,062	270,822	52,441	73,325	92,024	87,668	80,936	148,796	93,591	184,563	172,557

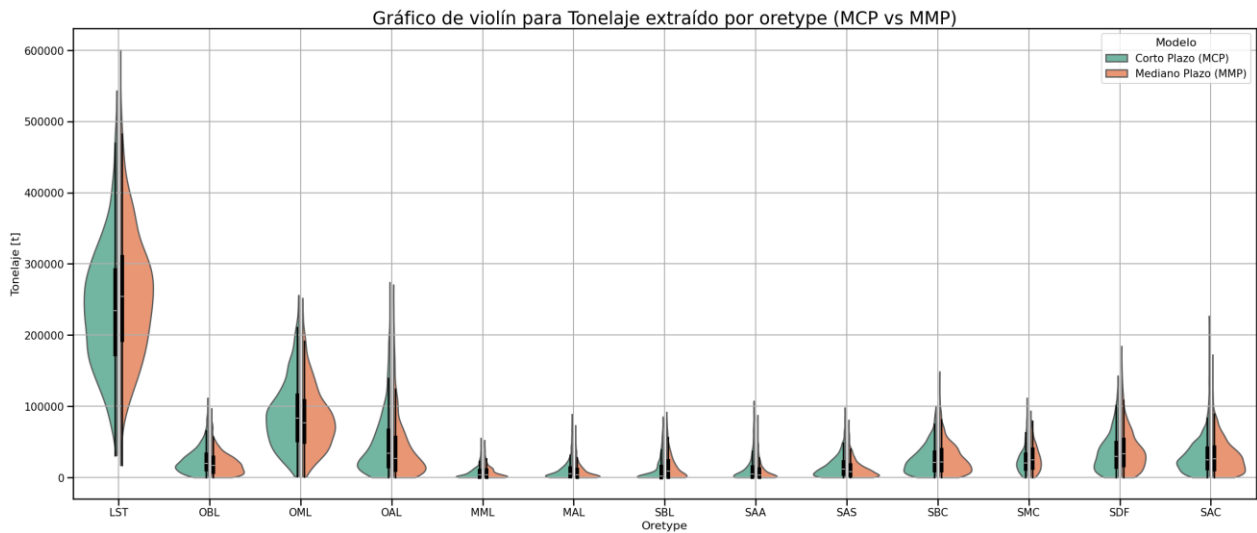


Figura 5.3: Gráfico de violín Tonelaje - MCP vs MMP

En general, las tablas y el gráfico muestran la gran variabilidad en la extracción diaria de tonelaje (según los distintos modelos) por cada oretype, yendo desde valores cercanos a cero hasta 540,000 toneladas aproximadamente para MCP y hasta 600,600 toneladas para MMP. En la

distribución de la extracción diaria se observa una clara asimetría (positiva) con mayor concentración en los valores bajo la media. Como es esperable por el tipo de operación, el oretrype con mayor extracción promedio de tonelaje real es el lastre (LST), mientras que en el resto las extracciones se concentran bajo las 50,000 toneladas, excepto por el oretrype OML (mayor densidad bajo 100,000 toneladas).

5.3.1.1.2 Ley de cobre total

Tabla 5.6: Estadísticas de la base de datos Ley CuT - Modelo Corto Plazo (MCP)

Ley CuT (MCP) [%]	LST	OBL	OML	OAL	MML	MAL	SBL	SAA	SAS	SBC	SMC	SDF	SAC
Cuenta	1,071	1,066	1,071	1,066	815	881	844	683	1,045	1,054	344	789	1,061
Media	0.06	0.16	0.27	0.71	0.31	0.63	0.23	0.55	0.51	0.37	0.46	0.67	0.62
Desviación estándar	0.04	0.005	0.02	0.29	0.05	0.20	0.03	0.15	0.19	0.03	0.03	0.19	0.15
Mínimo	0.001	0.15	0.20	0.41	0.18	0.40	0.15	0.31	0.30	0.31	0.40	0.31	0.45
P25	0.03	0.16	0.25	0.51	0.27	0.51	0.21	0.46	0.40	0.35	0.44	0.53	0.54
Mediana	0.06	0.16	0.27	0.61	0.31	0.59	0.23	0.52	0.46	0.37	0.45	0.64	0.57
P75	0.09	0.17	0.28	0.80	0.35	0.69	0.26	0.59	0.54	0.39	0.47	0.78	0.63
Máximo	0.23	0.18	0.36	1.92	0.40	1.86	0.30	1.28	2.13	0.45	0.78	1.48	1.62

Tabla 5.7: Estadísticas de la base de datos Ley CuT - Modelo Mediano Plazo (MMP)

Ley CuT (MMP) [%]	LST	OBL	OML	OAL	MML	MAL	SBL	SAA	SAS	SBC	SMC	SDF	SAC
Cuenta	1,071	1,066	1,070	1,055	751	810	661	641	1,010	1,048	341	787	1,061
Media	0.07	0.16	0.27	0.70	0.31	0.61	0.23	0.55	0.48	0.37	0.45	0.62	0.62
Desviación estándar	0.04	0.01	0.03	0.29	0.05	0.22	0.03	0.16	0.20	0.03	0.03	0.19	0.16
Mínimo	0.00	0.14	0.20	0.32	0.19	0.40	0.15	0.31	0.30	0.30	0.41	0.31	0.45
P25	0.04	0.16	0.25	0.50	0.27	0.48	0.21	0.45	0.37	0.35	0.43	0.49	0.53
Mediana	0.07	0.16	0.27	0.59	0.31	0.57	0.23	0.52	0.43	0.37	0.45	0.57	0.57
P75	0.09	0.17	0.28	0.78	0.35	0.66	0.25	0.59	0.52	0.39	0.46	0.72	0.63
Máximo	0.32	0.18	0.36	2.24	0.40	2.25	0.30	1.30	2.31	0.44	0.79	1.41	1.79

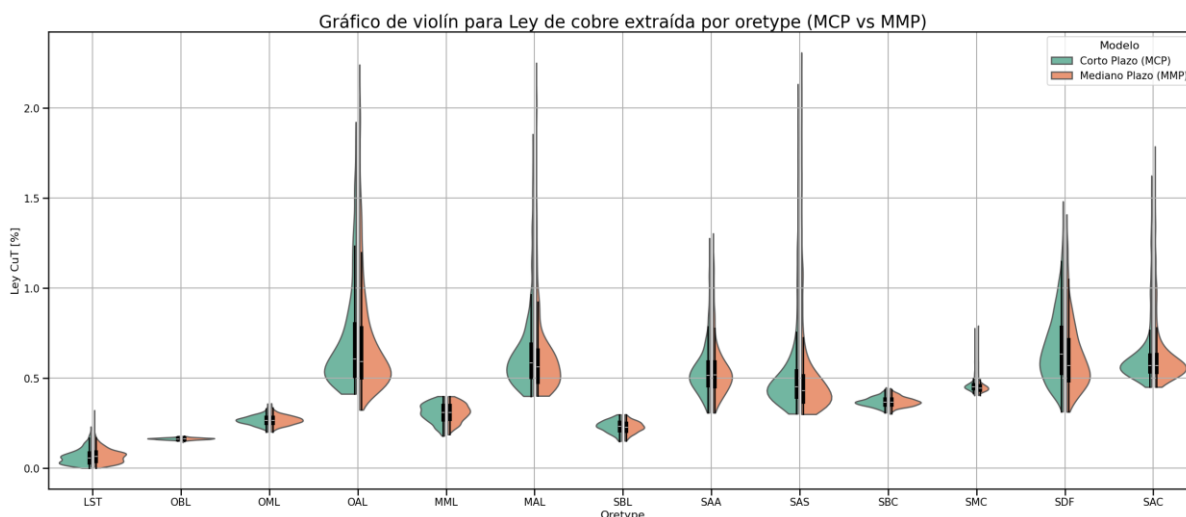


Figura 5.4: Gráfico de violín Ley CuT - MCP vs MMP

A partir de las tablas y el gráfico de violín, se logra apreciar que los rangos de leyes por cada oretipe se ajustan bien a las leyes de corte definidas en la clasificación de oretipe (Anexo A). Respecto a las distribuciones, son relativamente simétricas para OBL, OML, MML, SBL, SBC y para LST, OAL, MAL, SAA, SAS, SMC, SDF, SAC la distribución es más asimétrica con una cola más larga hacia la derecha (valores altos), lo cual coincide con que estos oretypes (excepto SMC) no tienen un límite superior definido para su clasificación.

5.3.1.2 Outliers

A continuación, se muestran algunas estadísticas básicas para los outliers detectados incluyendo la mediana del conjunto total de datos para comparar y tener una idea de la ubicación de estos outliers.

Tabla 5.8: Estadísticas de los outliers para Tonelaje - MCP

Tonelaje (MCP) [t]	LST	OBL	OML	OAL	MML	MAL	SBL	SAA	SAS	SBC	SMC	SDF	SAC
Cuenta	0	18	3	43	31	41	234	82	18	6	6	6	9
Mediana*	234,403	20,373	83,436	34,043	4,067	5,677	2,313	4,825	11,917	21,326	21,097	30,076	25,152
Mínimo		76,799	251,028	148,085	23,326	32,773	14,359	29,343	56,388	89,058	76,561	118,942	96,752
Máximo		111,796	255,981	274,289	55,491	89,005	85,360	107,506	98,056	100,656	111,790	142,883	226,892

Tabla 5.9: Estadísticas de los outliers para Tonelaje - MMP

Tonelaje (MMP) [t]	LST	OBL	OML	OAL	MML	MAL	SBL	SAA	SAS	SBC	SMC	SDF	SAC
Cuenta	2	11	4	48	31	48	25	76	24	6	1	9	4
Mediana*	254,323	17,360	77,022	26,974	4,313	4,277	9,270	3,647	8,895	22,512	25,186	33,487	26,290
Mínimo	565,044	71,605	227,703	128,406	25,141	25,194	56,058	22,061	44,410	94,803	93,591	124,282	110,671
Máximo	600,564	97,087	252,062	270,822	52,441	73,325	92,024	87,668	80,936	148,796	93,591	184,563	172,557

Luego del análisis de outliers para el tonelaje, se obtiene que la cantidad de candidatos a outliers es relativamente baja respecto a la cantidad total de datos, excepto para SBL en MCP con 28% de datos que son considerados candidatos, lo cual se debe a la presencia de tonelajes más bajos en comparación al MMP. Además, se observa que todos los outliers se ubican en el extremo derecho de las distribuciones (tonelajes más altos), ya que tanto el mínimo como el máximo de estos outliers se encuentran en este sector.

Tabla 5.10: Estadísticas de los outliers para Ley CuT - MCP

Ley CuT (MCP) [%]	LST	OBL	OML	OAL	MML	MAL	SBL	SAA	SAS	SBC	SMC	SDF	SAC
Cuenta	1	0	1	89	0	43	0	26	68	0	15	4	88
Mediana*	0.06	0.16	0.27	0.61	0.31	0.59	0.23	0.52	0.46	0.37	0.45	0.64	0.57
Mínimo	0.23		0.36	1.21		1.07		0.86	0.81		0.52	1.30	0.81
Máximo	0.23		0.36	1.92		1.86		1.28	2.13		0.78	1.48	1.62

Tabla 5.11: Estadísticas de los outliers para Ley CuT - MMP

Ley CuT (MMP) [%]	LST	OBL	OML	OAL	MML	MAL	SBL	SAA	SAS	SBC	SMC	SDF	SAC
Cuenta	3	1	1	87	0	35	0	35	69	0	6	19	93
Mediana*	0.07	0.16	0.27	0.59	0.31	0.57	0.23	0.52	0.43	0.37	0.45	0.57	0.57
Mínimo	0.27	0.14	0.36	1.18		1.03		0.87	0.78		0.52	1.13	0.82
Máximo	0.32	0.14	0.36	2.24		2.25		1.30	2.31		0.79	1.41	1.79

Para la ley de cobre total, se obtiene que los candidatos a outliers representan una cantidad muy baja dentro del total de datos y también se ubican principalmente en la cola derecha de la distribución (leyes más altas), a excepción del OBL donde existe 1 candidato en el lado izquierdo de la distribución (valor mínimo).

A pesar de que se identifican outliers tanto en tonelaje como en leyes, no existe evidencia suficiente para descartar estos datos, por lo que se seguirá trabajando con ellos.

5.3.1.3 Factor de ajuste

Para hacer la comparación entre lo real y planificado, se agregan valores de cero para el tonelaje y ley en los días en que no había información de extracción. Se descartan los datos donde el valor planificado (denominador del factor) sea nulo, a menos que el valor real también lo sea, resultando en un factor igual a la unidad.

5.3.1.3.1 Medidas estadísticas: Tonelaje

Tabla 5.12: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Tonelaje (FT)

FT	LST	OBL	OML	OAL	MML	MAL	SBL	SAA	SAS	SBC	SMC	SDF	SAC
Cuenta	1,071	1,064	1,070	1,055	748	792	658	627	1,000	1,046	341	786	1,061
Media	0.93	13.22	1.22	9.95	22.05	30.21	20.90	43.27	25.95	2.48	3.64	1.60	3.63
Desviación estándar	0.15	163.16	1.07	176.83	178.01	229.01	393.12	330.01	367.10	13.92	39.60	5.34	55.84
Mínimo	0.41	0	0.20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	0.86	0.73	0.85	0.91	0.23	0.49	0.36	0.16	0.72	0.68	0.53	0.65	0.77
Mediana	0.94	1.13	1.05	1.15	0.97	1.00	0.92	1.00	1.17	0.97	0.94	0.95	1.00
P75	1.00	2.10	1.31	1.82	1.79	2.23	1.25	1.73	2.57	1.33	1.45	1.24	1.38
Máximo	2.96	4,774	22.56	5,235	3,973	3,687	9,952	4,662	10,554	293	730	94.56	1,810

El Factor definido para el tonelaje (FT) posee máximo 1,071 datos en cada oreyte, con valores que oscilan entre 0 y 10,554, con una mediana cercana al 1. El valor de la media se ve influenciado por los valores extremos altos que se alejan mucho de la unidad, provocando que la media varíe entre 0.9 (LST) y 43.3 (SAA). Esta diferencia entre la mediana y la media sugiere que la distribución de los datos es asimétrica. La asimetría (positiva) y la presencia de valores atípicos altos también indican que hay una gran variabilidad. De esta forma, la desviación estándar toma valores entre 0.15 (LST) y 393.1 (SBL).

5.3.1.3.2 Medidas estadísticas: Ley de cobre total

Tabla 5.13: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Ley CuT (FL)

FL	LST	OBL	OML	OAL	MML	MAL	SBL	SAA	SAS	SBC	SMC	SDF	SAC
Cuenta	1,071	1,066	1,070	1,055	751	810	661	641	1,010	1,048	341	787	1,061
Media	0.93	1.00	1.00	1.05	0.90	0.98	0.95	0.91	1.07	1.00	1.02	1.10	1.01
Desviación estándar	0.31	0.07	0.10	0.24	0.37	0.40	0.31	0.40	0.30	0.10	0.08	0.25	0.17
Mínimo	0.05	0.00	0.64	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.65	0.00	0.00
P25	0.79	0.97	0.95	0.92	0.83	0.88	0.92	0.85	0.93	0.96	0.99	0.96	0.96
Mediana	0.94	1.00	1.00	1.02	0.99	1.00	1.00	1.00	1.03	1.00	1.01	1.06	1.00
P75	1.06	1.02	1.06	1.15	1.08	1.14	1.09	1.06	1.20	1.04	1.05	1.23	1.05
Máximo	2.73	1.17	1.53	2.85	1.99	2.67	1.63	2.21	2.82	1.35	1.68	2.81	2.93

El Factor definido para la ley de cobre total (FL) posee máximo 1,071 datos en cada oretipe y los valores varían desde 0 hasta 3, con una media y mediana cercanas al 1, lo que sugiere que las distribuciones de los datos para cada oretipe son relativamente simétricas sin grandes valores atípicos a diferencia del factor para el tonelaje. La desviación estándar toma valores entre 0.07 y 0.4, donde el oretipe OBL presenta la menor variabilidad (por su rango muy acotado de leyes), mientras que MAL y SAA la mayor (no tienen límite superior fijo en la ley).

5.3.1.3.3 Histogramas

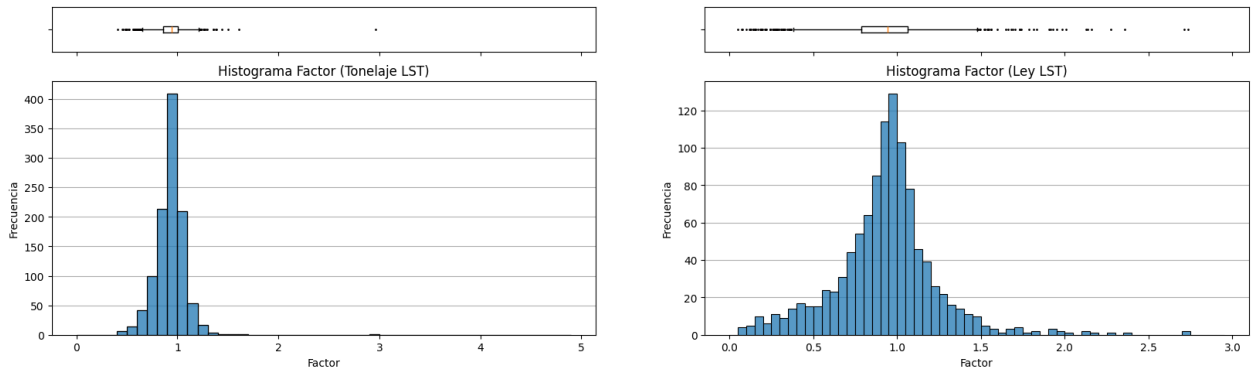


Figura 5.5: Histogramas para Factor de ajuste – LST

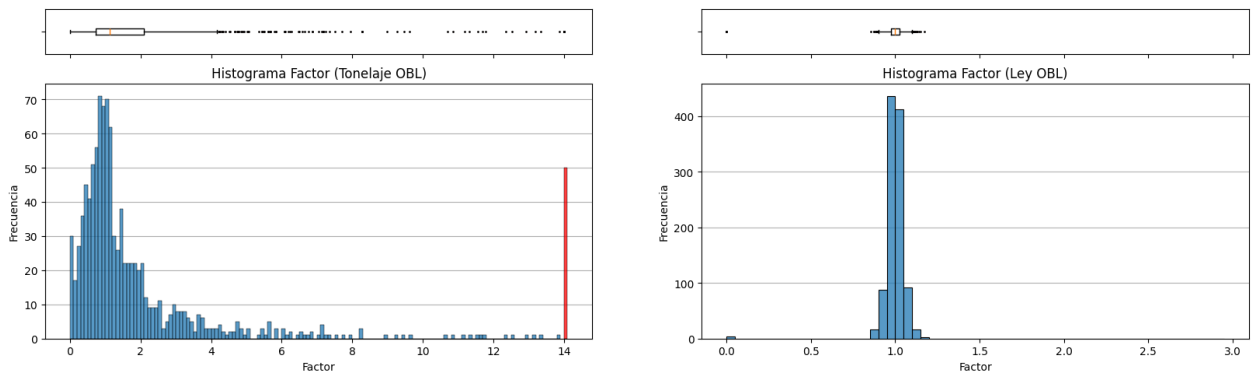


Figura 5.6: Histogramas para Factor de ajuste – OBL

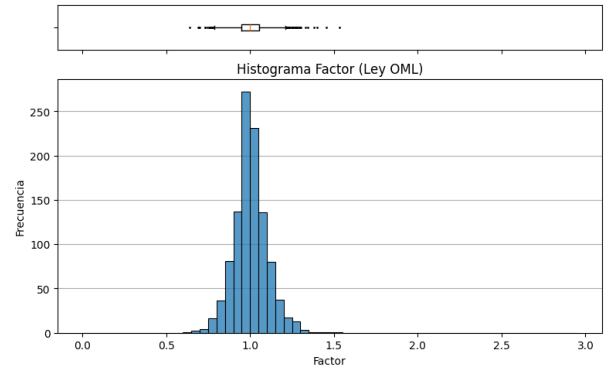
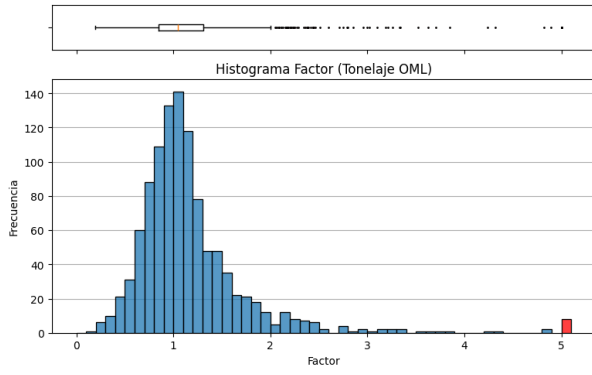


Figura 5.7: Histogramas para Factor de ajuste – OML

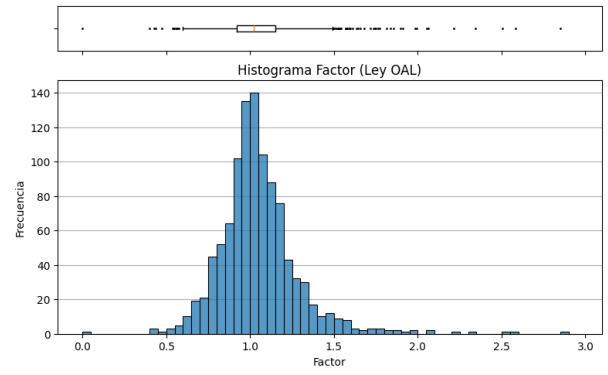
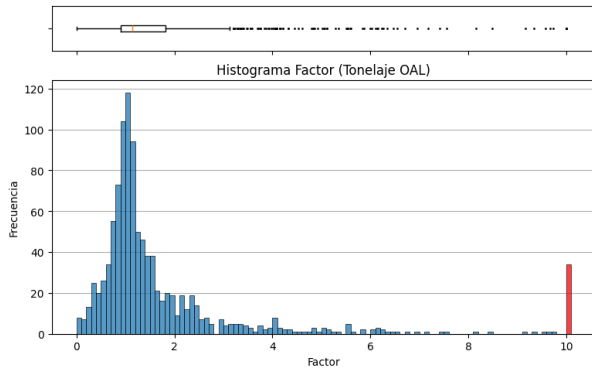


Figura 5.8: Histogramas para Factor de ajuste – OAL

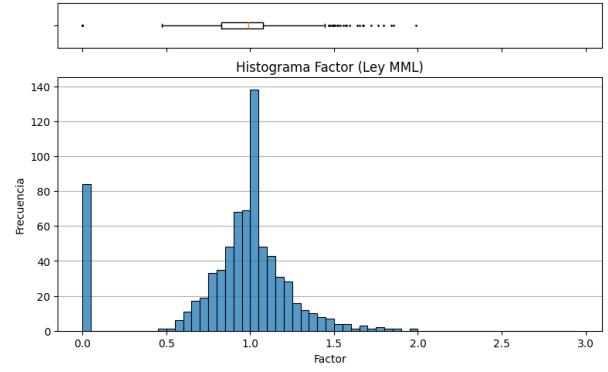
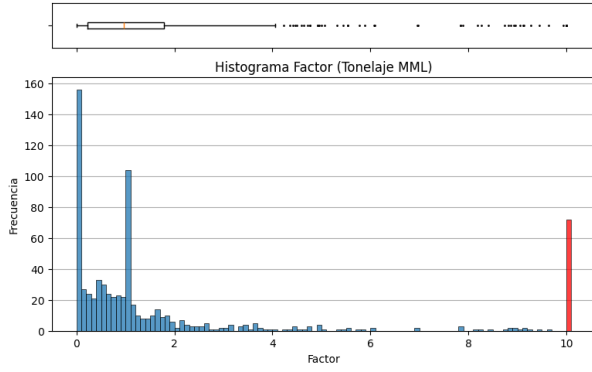


Figura 5.9: Histogramas para Factor de ajuste – MML

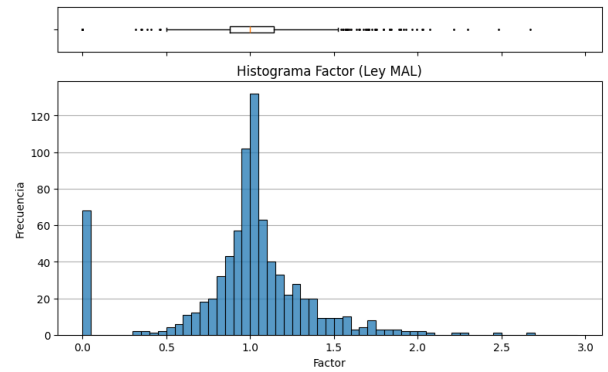
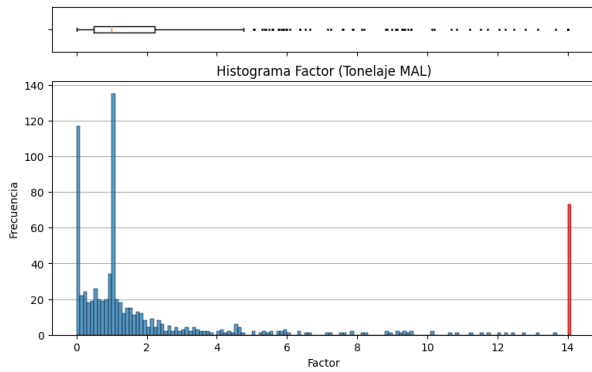


Figura 5.10: Histogramas para Factor de ajuste – MAL

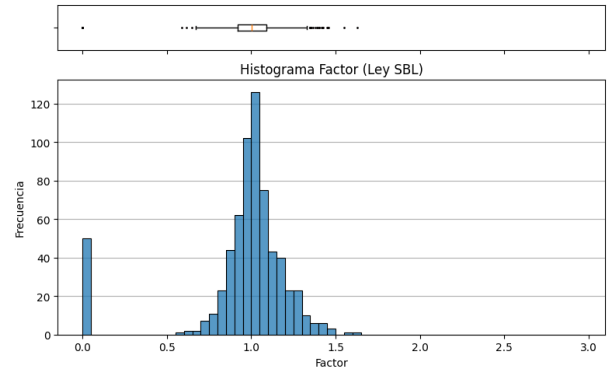
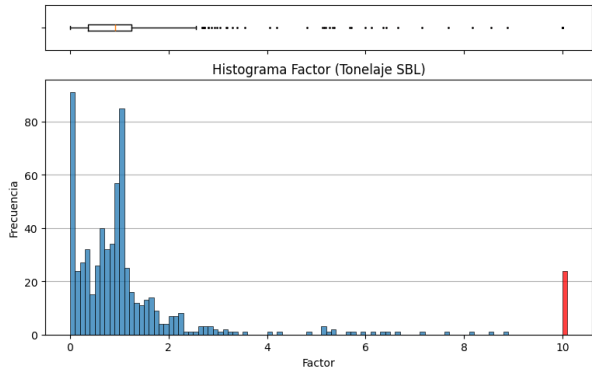


Figura 5.11: Histogramas para Factor de ajuste – SBL

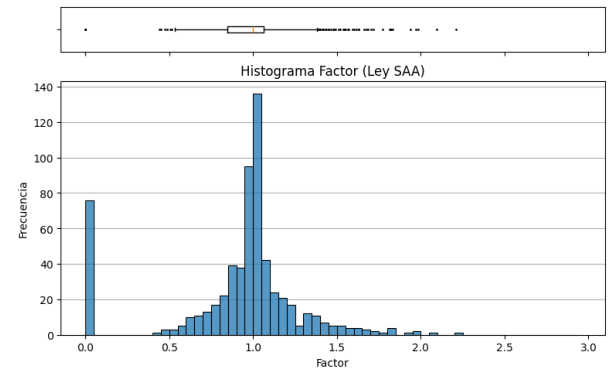
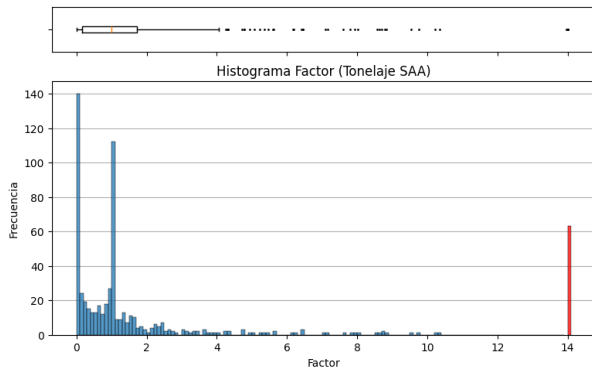


Figura 5.12: Histogramas para Factor de ajuste – SAA

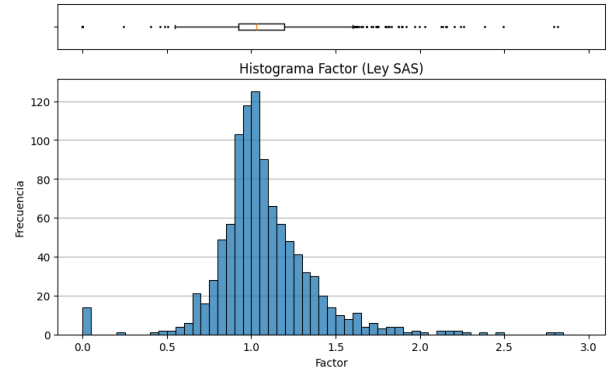
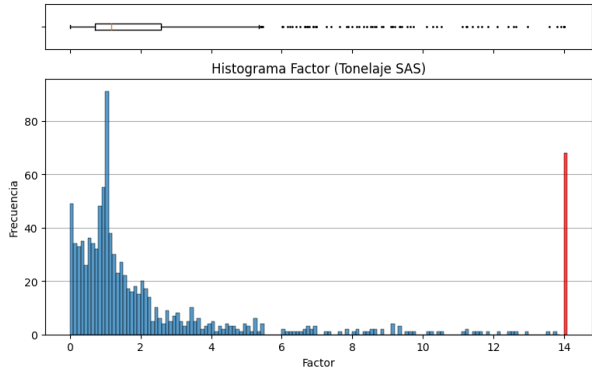


Figura 5.13: Histogramas para Factor de ajuste – SAS

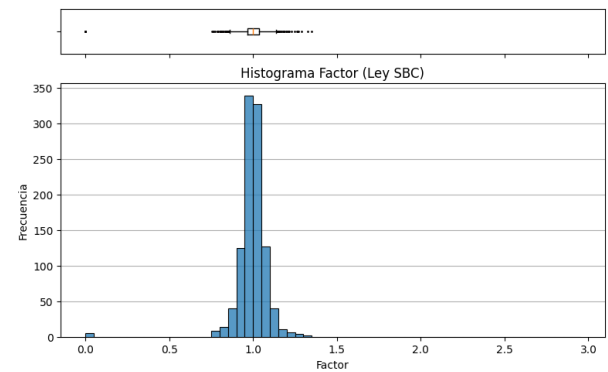
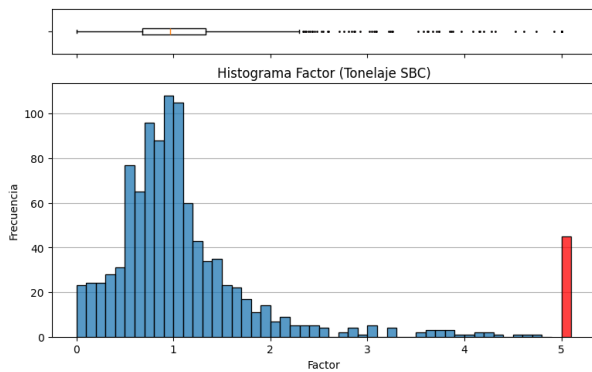


Figura 5.14: Histogramas para Factor de ajuste – SBC

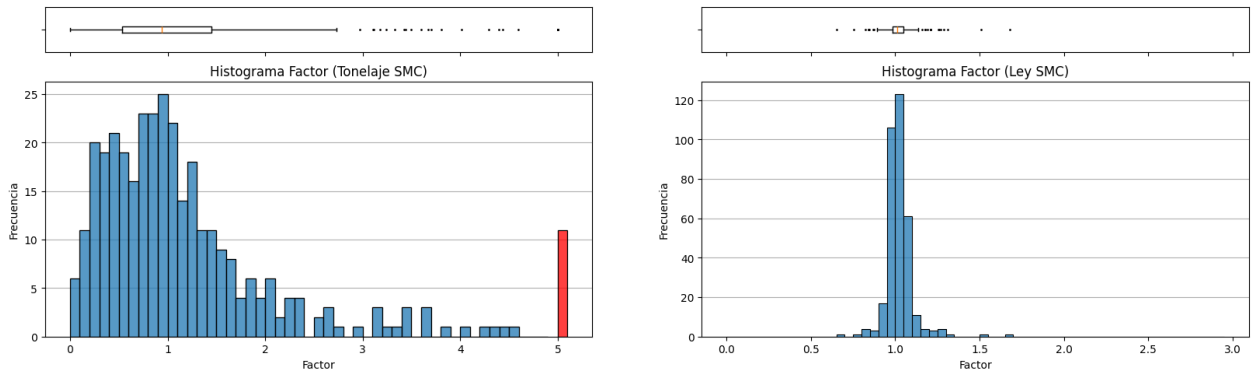


Figura 5.15: Histogramas para Factor de ajuste – SMC

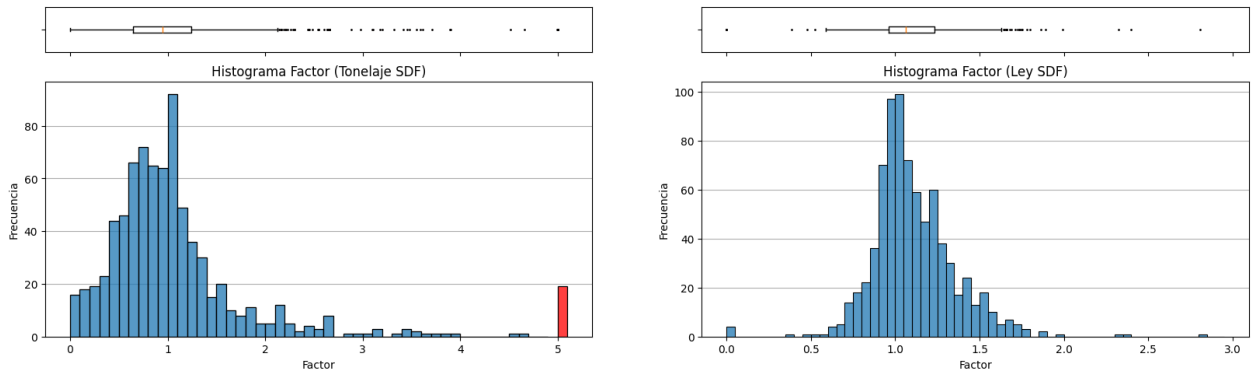


Figura 5.16: Histogramas para Factor de ajuste – SDF

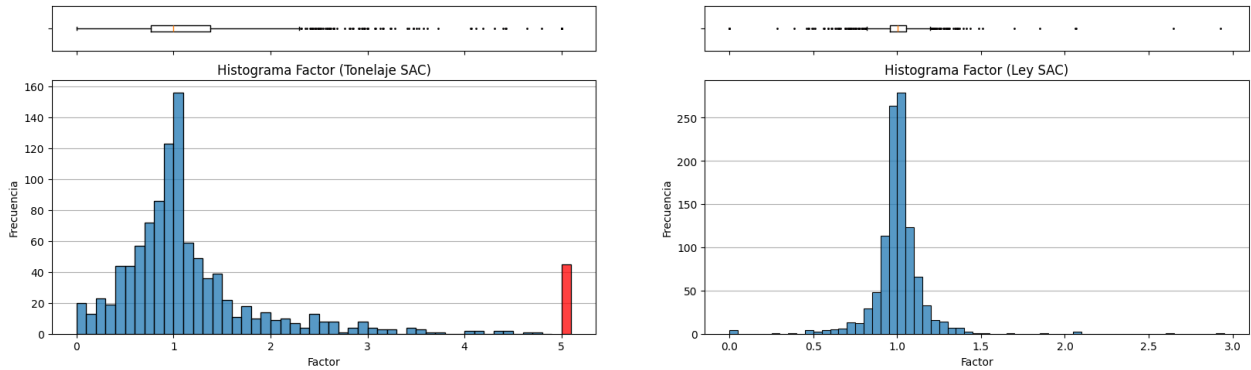


Figura 5.17: Histogramas para Factor de ajuste – SAC

A partir de los histogramas, en general, para FT se tienen histogramas con asimetría positiva o hacia la izquierda (sesgo positivo) con las mayores frecuencias alrededor del valor 1 (mediana) donde el cumplimiento es bueno. Hacia la derecha, la cola se extiende hasta valores muy altos (como indica el máximo), pero con frecuencias muy bajas. Para graficar estos valores elevados del factor, se agruparon en la columna roja asignando el valor máximo observado en los histogramas.

En ciertos orotypes (MML, MAL, SBL, SAA, SAS) se tiene una cantidad importante de datos con Factor cercano a 0 (entre 0 y 0.1), que incluso puede superar a la frecuencia asociada a valores cercanos a 1. Esto significa que, según el MCP, se extrae muy bajo tonelaje de este material, pero según el MMP sí existe un tonelaje relevante, por lo que el acierto o cumplimiento es casi nulo.

Por otra parte, con los histogramas para FL se confirma que las distribuciones de los datos para cada oretipe son relativamente simétricas en torno a 1, donde se concentran las mayores frecuencias (buen cumplimiento) y no se tienen valores atípicos evidentes. En los mismos oretypes (MML, MAL, SBL, SAA, SAS) existe una cantidad relevante de datos para el factor con valor cero, es decir, que el MCP no indicó presencia de este material con ley de cobre total, sin embargo, el MMP sí, lo que resulta en un cumplimiento nulo sin importar el valor de ley según MMP.

5.3.1.3.4 Diagramas de caja

Adicionalmente, el diagrama de cajas proporciona información valiosa sobre la distribución del factor de ajuste o cumplimiento de tonelaje y ley para cada oretipe.

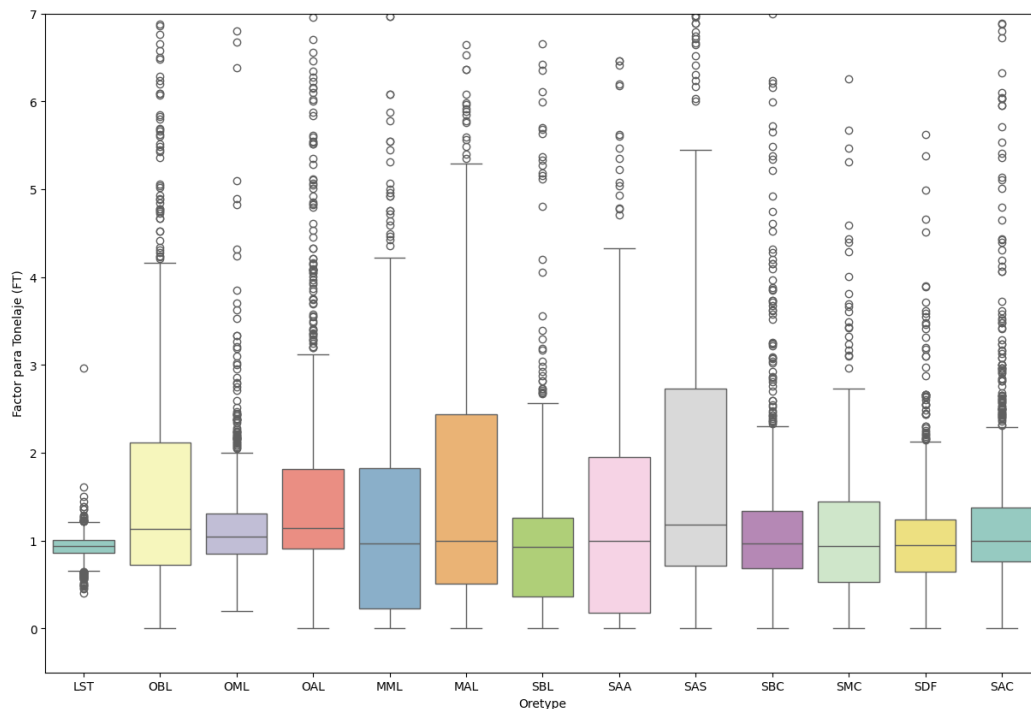


Figura 5.18: Diagramas de caja para Factor de ajuste en Tonelaje

Como ya pudo verse anteriormente, el diagrama muestra que la distribución y dispersión del factor de cumplimiento de tonelaje varía considerablemente entre los diferentes oretypes. En general, la mediana está desplazada hacia el borde inferior de la caja y el bigote superior es más largo que el inferior. Esto ocurre porque la distribución tiene la mayoría de los datos hacia la izquierda y una larga cola hacia la derecha, como pudo verse en los histogramas.

Al comparar, LST es el oretipe más simétrico y tiene una variabilidad considerablemente menor al resto. Luego, existen oretipe (OML, SBL, SBC, SMC, SDF y SAC) con mayor variabilidad (rango intercuartílico de tamaño superior) donde existe cierta similitud de la distribución entre OML-SBC-SDF-SAC y SBL-SMC. Por último, los oretypes restantes (OBL, OAL, MML, MAL, SAA, SAS) están más sesgados (la amplitud de la caja y de los bigotes es mucho mayor). Dentro de este grupo, MML-SAA, MAL-SAS presentan similitud en el cumplimiento del factor.

Adicionalmente, el diagrama de cajas permite evidenciar la gran presencia de valores atípicos para todos los oretypes (excepto LST), pues los valores altos de FT salen del rango esperado de varianza de datos. Como se mencionó en el análisis de outliers, no es conveniente eliminar estos datos, por lo que se consideran como válidos.

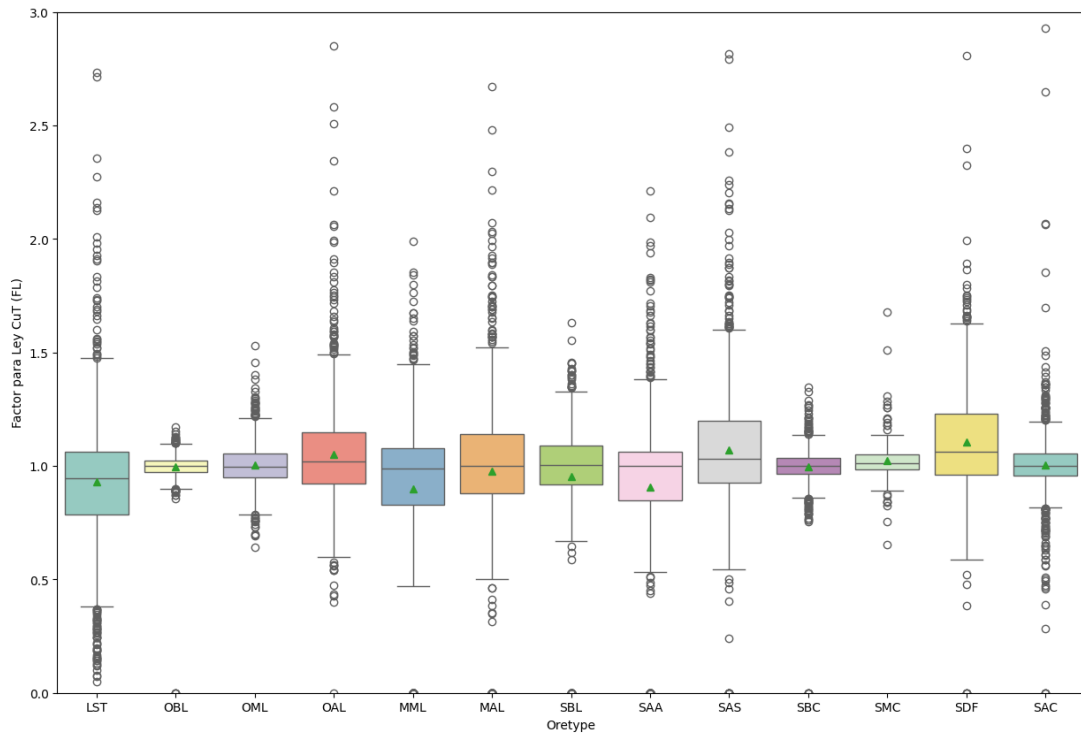


Figura 5.19: Diagramas de caja para Factor de ajuste en Ley CuT

A partir del diagrama, se desprende una situación similar a los histogramas. De forma general, se observa que la mediana está más o menos centrada en la caja y los dos bigotes son casi simétricos, por lo que se tienen distribuciones relativamente simétricas donde la mayoría de los valores se concentran alrededor del 1 para todos los oretypes. Al comparar, se aprecia que OBL, OML, SBC, SMC, SAC tienen rangos intercuartílicos (IQR) comparativamente pequeños, por lo que corresponden a oretypes con un factor de cumplimiento de ley más consistente o menos variable. Luego, LST, OAL, MML, MAL, SBL, SAA, SAS y SDF tienen una variabilidad más alta (rangos intercuartílicos más amplios) por la mayor presencia de factores altos, que afectan en la simetría.

5.3.2 Operaciones Mina: Palas

5.3.2.1 Base de datos inicial

Debido a que el estudio se realiza para 3 años de forma diaria, en teoría deberían existir 1,095 datos (365 días por año). Sin embargo, debido a que falta el registro de algunos planes semanales, la cantidad de datos disminuye a 1,042. Aparte de esto, la pala P215 tiene incluso menor cantidad de información, ya que comenzó a operar más tarde (agosto 2023).

Como posteriormente se requiere calcular el factor de ajuste, no se considera un dato planificado o real por sí solo, es decir, ambas cantidades de datos son iguales para relacionarlos.

En las siguientes tablas (se destaca en rojo el valor más alto de algunas medidas y en azul el más bajo para ambos tipos de palas) y gráficos se resumen las bases de datos:

5.3.2.1.1 Disponibilidad

Tabla 5.14: Medidas estadísticas para base de datos Disponibilidad Palas - Real

Disponibilidad (Real) [%]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	133	1,042
Media	73.03	77.26	76.16	80.22	78.97	82.76	86.14	68.40	83.20	72.01
Desviación estándar	33.11	31.92	34.17	29.96	33.49	28.23	24.57	38.13	26.21	36.78
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	64.55	75.90	74.11	80.20	79.65	83.55	86.26	42.48	80.28	50.28
Mediana	88.04	91.08	92.10	92.78	94.32	94.38	95.16	88.14	94.92	92.96
P75	96.81	97.96	99.05	99.14	99.99	99.73	100	97.65	100	100
Máximo	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tabla 5.15: Medidas estadísticas para base de datos Disponibilidad Palas - Plan

Disponibilidad (Plan) [%]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	133	1,042
Media	76.88	76.19	73.66	79.54	77.02	82.61	84.60	71.36	81.78	68.10
Desviación estándar	29.28	30.94	32.88	26.74	32.77	26.48	23.90	35.86	23.24	28.01
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	88	81.33	75.71	89	81.83	92.08	92.46	81.25	85.42	80
Mediana	88.20	89	89	89	92.46	92.48	92.79	89.58	89.58	80
P75	91.83	92.38	92.38	92.38	94.33	94.33	94.33	93.75	91.67	80
Máximo	93.75	95	95	95.42	95.46	95.46	95.83	95.83	95.83	80

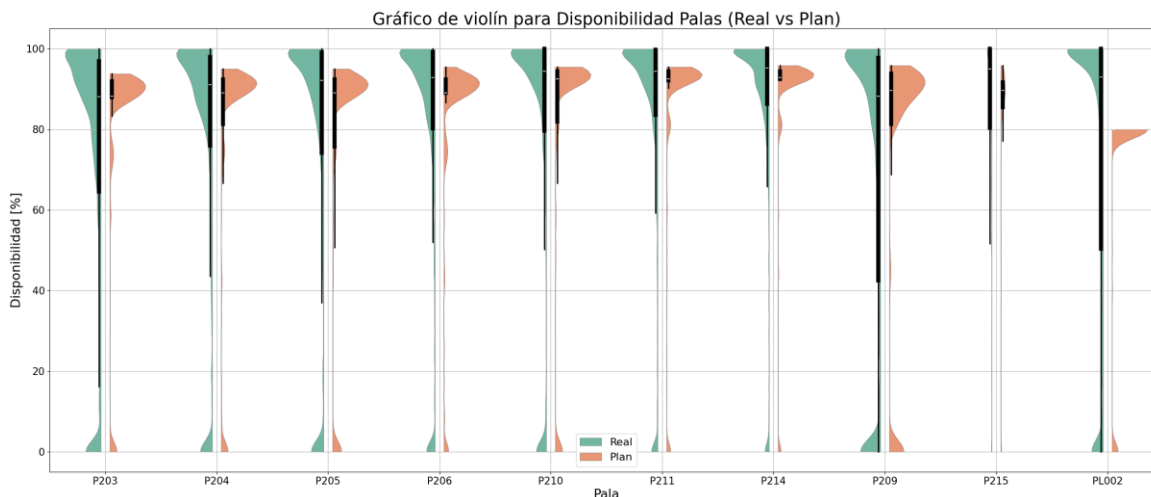


Figura 5.20: Gráfico de violín Disponibilidad Palas - Real vs Plan

Las tablas y el gráfico de violín permiten observar el comportamiento general de la disponibilidad diaria para las distintas palas según la realidad y lo planificado, la cual toma valores desde 0% (palas no disponibles en el día) hasta 96% en el plan y hasta 100% en la realidad (mayor rango). Respecto a la distribución de los datos, se observa una concentración importante en los valores altos (sobre 80% principalmente) para ambos orígenes (real y planificado) y también existe una cierta concentración en las disponibilidades cercanas a 0% (mayoritariamente en los datos reales).

Los datos reales tienen una mayor dispersión debido a su rango intercuartílico más amplio lo que genera una distribución más extendida y con colas más largas. En particular, la mayor diferencia entre real y planificado se presenta para la pala PL002, ya que la mayor cantidad de disponibilidades reales están por sobre lo planificado.

5.3.2.1.2 Utilización efectiva (UEBD)

Tabla 5.16: Medidas estadísticas para base de datos UEBD Palas - Real

UEBD (Real) [%]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	1,042	1,041	1,038	1,034	1,039	1,040	1,039	1,042	133	1,040
Media	48.46	50.19	52.94	44.33	56.38	58.66	54.32	34.00	33.19	34.56
Desviación estándar	23.40	22.07	23.88	20.34	24.09	20.10	18.59	21.90	15.85	20.48
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	39.22	42.42	48.73	34.03	51.56	53.24	46.65	18.14	26.35	20.97
Mediana	55.08	55.89	60.23	45.83	63.59	63.28	57.20	37.65	34.28	37.99
P75	65.60	65.19	68.43	58.78	71.65	71.06	66.84	50.26	44.09	50.40
Máximo	82.96	89.75	84.20	84.46	92.11	93.09	88.96	97.48	70.06	93.18

Tabla 5.17: Medidas estadísticas para base de datos UEBD Palas - Plan

UEBD (Plan) [%]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	1,042	1,041	1,038	1,034	1,039	1,040	1,039	1,042	133	1,040
Media	49.24	54.29	53.90	56.28	54.26	57.06	55.86	34.81	35.16	40.41
Desviación estándar	21.22	22.11	24.92	20.42	23.83	19.86	18.25	19.33	15.77	21.56
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	45.20	51.40	48.89	48.99	50.48	54.39	50.26	26.99	26.99	30.98
Mediana	54.24	61.59	61.96	59.83	61.58	63.74	59.00	42.62	35.99	48.01
P75	63.28	69.96	69.99	69.29	69.80	67.65	67.01	47.13	48.15	53.88
Máximo	95.61	87.90	99.92	94.68	90.52	99.14	95.13	76.92	55.43	86.21

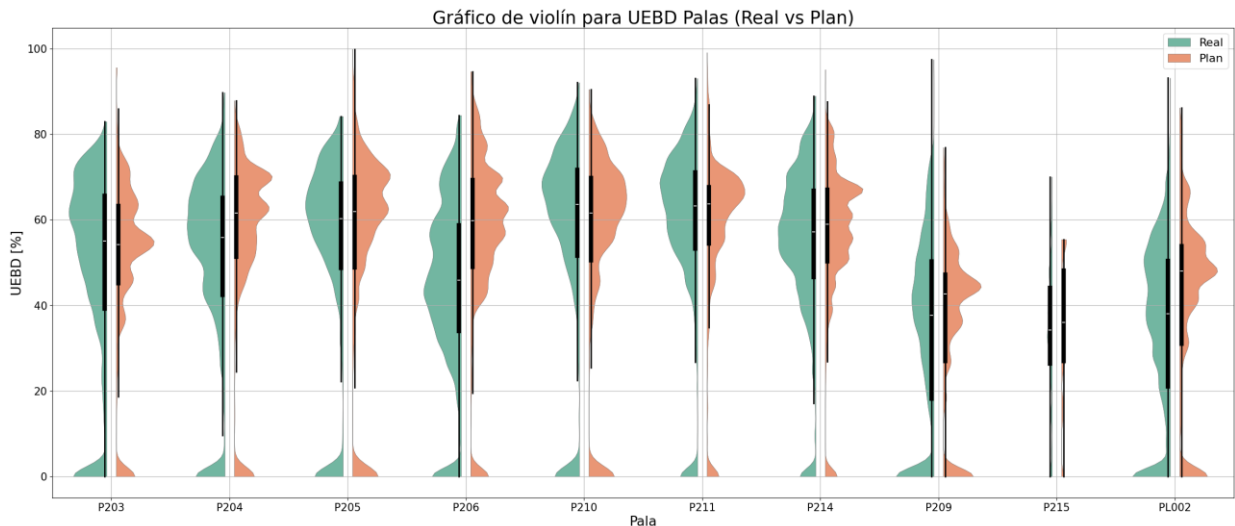


Figura 5.21: Gráfico de violín UEBD Palas - Real vs Plan

De la misma forma, se continúa revisando el comportamiento general de la UEBD para las distintas palas según la realidad y lo planificado. Los valores de UEBD van desde 0% (palas sin utilización en el día) alcanzando 99.9% en el plan y hasta 97.5% en la realidad (menor rango). Se observa una distribución de los datos más extendida (en comparación a la disponibilidad) con la mayor cantidad de datos alrededor de 55-65% para las palas eléctricas (excepto datos reales P206) y en torno a 45% para las palas hidráulicas y lo real de la pala P206. También existe una cierta densidad de datos para UEBD cercana a 0% (mayor frecuencia en los datos reales).

Analizando la dispersión, los datos reales y planificados presentan una similar, pero en general los datos reales tienen la distribución más ancha con colas más largas. Las mayores diferencias entre los conjuntos de datos se observan para las palas P206, P209 y PL002, ya que la UEBD incluye valores más bajos (cerca de 20%).

5.3.2.1.3 Rendimiento efectivo

Tabla 5.18: Medidas estadísticas para base de datos Rendimiento efectivo Palas - Real

Rendimiento efectivo (Real) [t/h]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	133	1,042
Media	4,306	5,829	5,572	6,036	6,469	7,268	7,093	3,867	4,698	3,111
Desviación estándar	1,868	2,274	2,449	2,140	2,552	2,197	1,931	2,312	1,843	1,528
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	3,976	5,702	5,097	5,818	6,529	7,156	6,824	3,455	4,183	2,835
Mediana	4,698	6,451	6,312	6,610	7,296	7,766	7,522	4,607	4,889	3,522
P75	5,357	7,144	7,189	7,209	7,771	8,311	8,074	5,213	5,544	4,075
Máximo	13,552	9,673	11,436	9,287	12,796	10,688	10,957	37,504	14,577	7,146

Tabla 5.19: Medidas estadísticas para base de datos Rendimiento efectivo Palas - Plan

Rendimiento efectivo (Plan) [t/h]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	1,042	133	1,042
Media	4,423	5,624	5,631	5,909	6,866	7,431	7,413	4,024	4,634	3,178
Desviación estándar	1,645	2,183	2,419	1,784	2,768	2,316	1,980	2,016	1,334	1,599
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	5,019	5,859	6,444	5,859	7,448	7,909	7,448	5,052	5,052	3,255
Mediana	5,028	6,480	6,754	6,444	7,909	8,286	7,909	5,052	5,052	3,580
P75	5,063	6,692	6,801	6,692	8,286	8,374	8,097	5,052	5,052	3,867
Máximo	5,168	6,960	7,250	7,200	8,700	8,700	8,700	5,052	5,052	5,069

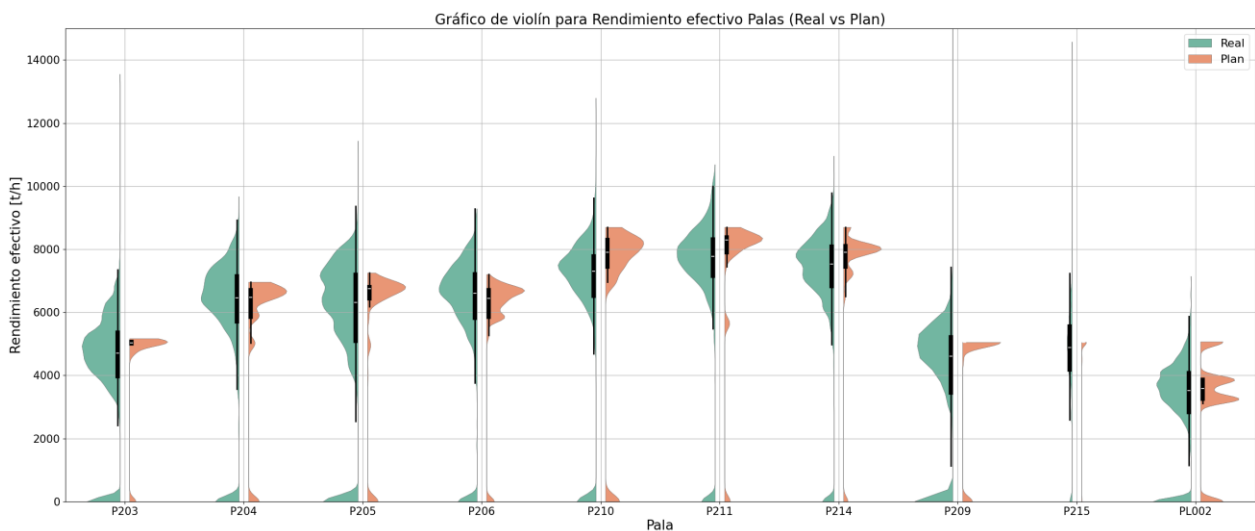


Figura 5.22: Gráfico de violín Rendimiento efectivo Palas - Real vs Plan

Para el rendimiento efectivo, los valores planificados pueden ir desde 0 [t/h] hasta 8,700 [t/h], mientras que los reales tienen mayor rango para todas las palas, pudiendo llegar hasta 37,505 [t/h]. En este indicador, las distribuciones de los datos reales son más simétricas y tienen una concentración significativa que varía entre los modelos de palas (alrededor de 5,000 [t/h] para XPA; 7,000[t/h] para XPB y 8,000 para XPC). Por otra parte, las palas hidráulicas tienen las frecuencias más altas en torno a 4,000-5,000 [t/h]. Nuevamente, al comparar, se repite la tendencia de una mayor densidad de datos reales cerca del valor nulo.

Al igual que la disponibilidad, los datos reales tienen una mayor variabilidad, como se puede notar por su rango intercuartílico más amplio, generando una distribución más ancha y más valores atípicos. Las mayores diferencias entre los conjuntos de datos se observan para las palas P203, P209, P215 ya que los rendimientos planificados solo abarcan una pequeña parte de los datos reales.

5.3.2.2 Outliers

A continuación, se muestran algunas estadísticas básicas para los outliers detectados incluyendo la mediana del conjunto total de datos para comparar y tener una idea de la ubicación de estos outliers.

Tabla 5.20: Estadísticas básicas de los outliers para Disponibilidad Palas - Real

Disponibilidad (Real) [%]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	164	164	191	157	188	160	119	228	25	284
Mediana*	88.04	91.08	92.10	92.78	94.32	94.38	95.16	88.14	94.92	92.96
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Máximo	27.89	44.61	50.66	55.24	64.37	65.05	69.69	26.39	66.73	56.33

Tabla 5.21: Estadísticas básicas de los outliers para Disponibilidad Palas - Plan

Disponibilidad (Plan) [%]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	164	175	210	138	277	226	204	231	14	166
Mediana*	88.20	89	89	89	92.46	92.48	92.79	89.58	89.58	80
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Máximo	66.83	67.38	70.83	67.38	82.54	82.54	83.33	58.33	52.50	70

Tabla 5.22: Estadísticas básicas de los outliers para UEBD Palas - Real

UEBD (Real) [%]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	0	0	147	0	129	77	57	0	0	0
Mediana*	55.08	55.89	60.23	45.83	63.59	63.28	57.20	37.65	34.28	37.99
Mínimo			0		0	0	0			
Máximo			8.80		6.84	6.39	0			

Tabla 5.23: Estadísticas básicas de los outliers para UEBD Palas - Plan

UEBD (Plan) [%]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	123	125	156	81	142	94	66	204	0	178
Mediana*	54.24	61.59	61.96	59.83	61.58	63.74	59.00	42.62	35.99	48.01
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0		0
Máximo	0	17.77	13.77	0	0	26.82	0	0		5.14

Según las tablas anteriores, los outliers para Disponibilidad y UEBD van desde 0% hasta valores menores a la mediana (dentro del 50% inferior de los datos), por lo que se concentran en la cola de la izquierda de la distribución. Comparando, existen menos candidatos en UEBD tanto para los datos reales como los planificados.

A pesar de que se identifican varios outliers, no existe evidencia suficiente para descartarlos, por lo que se mantienen dentro de la base de datos. Continuando con el rendimiento efectivo, se obtiene lo siguiente:

Tabla 5.24: Estadísticas básicas de los outliers para Rendimiento efectivo Palas - Real

Rendimiento efectivo (Real) [t/h]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	135	121	143	100	129	76	62	212	11	170
Mediana*	4,699	6,451	6,312	6,610	7,296	7,766	7,522	4,607	4,889	3,522
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P75	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Máximo	13,552	2,486	11,436	2,469	12,796	3,913	10,957	37,504	14,577	7,146

Tabla 5.25: Estadísticas básicas de los outliers para Rendimiento efectivo Palas - Plan

Rendimiento efectivo (Plan) [t/h]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	232	208	209	83	142	158	91	234	19	185
Mediana*	5,028	6,480	6,754	6,444	7,909	8,286	7,909	5,052	5,052	3,580
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P75	4,745	5,022	0	0	0	5,649	6,500	0	4,500	0
Máximo	4,745	5,022	4,957	0	0	5,649	6,500	4,592	4,500	0

En este indicador, la mayor cantidad de outliers corresponden a rendimiento nulos (alrededor del 75% de los outliers en datos reales) y se encuentran tanto en la cola izquierda como derecha (antes y después de la mediana). Analizando los valores altos, se nota que el valor real máximo de las palas P203, P205 y P210 se diferencia mucho del resto de los datos. De forma técnica no son posibles estos valores de rendimiento (sobre 11,000 aproximadamente), por lo que estos valores máximos corresponderían a datos inconsistentes que se debe eliminar de la base de datos

Por lo tanto, las medidas estadísticas para la base de datos luego de filtrar los datos erróneos resultan de la siguiente forma:

Tabla 5.26: Medidas estadísticas para base de datos filtrada Rendimiento efectivo Palas - Plan

Rendimiento efectivo (Real) [t/h]	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	1,041	1,042	1,041	1,042	1,041	1,042	1,042	1,041	132	1,042
Media	4,297	5,829	5,567	6,036	6,463	7,268	7,093	3,835	4,624	3,111
Desviación estándar	1,847	2,274	2,443	2,140	2,546	2,197	1,931	2,064	1,634	1,528
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	3,974	5,702	5,095	5,818	6,526	7,156	6,824	3,450	4,178	2,835
Mediana	4,698	6,451	6,306	6,610	7,294	7,766	7,522	4,606	4,886	3,522
P75	5,357	7,144	7,187	7,209	7,767	8,311	8,074	5,211	5,532	4,075
Máximo	8,304	9,673	9,356	9,287	10,576	10,688	10,957	7,435	7,973	7,146

5.3.2.3 Factor de ajuste

Por cada día dentro de la base de datos final, existe un dato real y otro planificado para cada KPI, por lo que se puede calcular el factor de ajuste para cada uno de estos días. Igualmente, se descartan los datos donde el valor planificado (denominador del factor) es nulo, a menos que el valor real también lo sea, resultando en un factor igual a la unidad.

5.3.2.3.1 Medidas estadísticas: Disponibilidad

Tabla 5.27: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Disponibilidad de Palas

Factor Disponibilidad	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	1,005	997	1,007	1,013	1,009	1,007	1,011	961	128	965
Media	0.97	1.04	1.07	1.31	1.15	1.00	1.05	0.91	1.01	0.98
Desviación estándar	0.74	0.82	1.11	5.82	3.92	0.52	1.08	0.39	0.24	0.42
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	0.88	0.94	0.97	0.94	0.98	0.96	0.96	0.87	0.99	0.90
Mediana	1.00	1.02	1.03	1.03	1.03	1.02	1.03	1.00	1.06	1.17
P75	1.09	1.08	1.08	1.08	1.07	1.07	1.07	1.08	1.12	1.25
Máximo	18.32	12.00	29.56	136.47	124.24	11.93	30.88	6.69	1.80	4.00

El cumplimiento de disponibilidad varía entre las palas desde 0 hasta valores altos, sobre todo para las palas eléctricas (máximo de 136.5). Los valores de la media oscilan entre 0.97 y 1.31 para las palas eléctricas y entre 0.91 y 1.01 para las palas hidráulicas.

En general, las palas eléctricas tienen una media de cumplimiento de disponibilidad (1.08) superior a las palas hidráulicas (0.95), lo cual indica que, en promedio, las palas eléctricas presentan un leve sobrecumplimiento respecto a lo planificado y las palas hidráulicas un pequeño subcumplimiento. Por otra parte, la mediana para todas las palas es bastante similar y prácticamente igual a 1.

La desviación estándar del cumplimiento de disponibilidad también varía entre 0.52 y 5.82 para las palas eléctricas y entre 0.24 y 0.42 para las palas hidráulicas. Las palas eléctricas P206 y P210 presentan las mayores dispersiones en el cumplimiento de disponibilidad, en cambio, las dispersiones de todas las palas hidráulicas son inferiores a las de cualquier pala eléctrica, es decir, que las hidráulicas tienen menor variación alrededor de la media.

La tabla también muestra la existencia de valores máximos anómalos para las palas eléctricas. Estos valores indicarían situaciones excepcionales donde la disponibilidad diaria planificada es muy baja debido a que las horas de mantención pueden ocupar solo una parte del día/turno, restando pocas horas disponibles, mientras que el KPI real se mantiene alto.

5.3.2.3.2 Medidas estadísticas: Utilización efectiva (UEBD)

Tabla 5.28: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en UEBD de Palas

Factor UEBD	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	1,014	999	1,004	1,001	1,009	1,005	1,011	966	129	946
Media	0.98	0.90	0.98	0.79	1.03	1.04	0.97	0.92	1.05	0.86
Desviación estándar	0.34	0.29	0.32	0.31	0.27	0.50	0.28	0.43	0.60	0.66
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	0.84	0.78	0.85	0.63	0.92	0.90	0.84	0.73	0.68	0.57
Mediana	1.00	0.94	1.00	0.81	1.00	1.01	0.97	1.00	0.92	0.83
P75	1.14	1.05	1.09	0.99	1.15	1.14	1.10	1.15	1.30	1.03
Máximo	2.96	2.87	4.49	3.72	2.68	9.61	2.83	2.80	2.75	9.55

Por otro lado, el cumplimiento de utilización efectiva varía entre 0 y 9.61, con una media que toma valores entre 0.79 y 1.04 para las palas eléctricas y entre 0.86 y 1.05 para las palas hidráulicas. En general, el factor promedio de las palas eléctricas (0.96) es mayor al de las palas hidráulicas (0.9), pero ambos corresponden a un subcumplimiento.

La desviación estándar del cumplimiento de utilización efectiva también varía entre las palas, con valores que oscilan entre 0.28 y 0.5 para las palas eléctricas y entre 0.43 y 0.66 para las palas hidráulicas. La pala hidráulica PL002 presentan una mayor dispersión en el cumplimiento de utilización efectiva, mientras que las palas eléctricas P210 y P214 muestran una menor dispersión, por lo que tienen un comportamiento más consistente.

La tabla muestra la existencia de valores máximos anómalos tanto para palas eléctricas (en P211) como para palas hidráulicas (en PL002). Estos valores podrían indicar situaciones excepcionales como por ejemplo el desfase de traslado de palas eléctricas donde la planificación subestima el tiempo de este traslado, mientras que los valores bajos de UEBD planificada en palas hidráulicas se debería a que se encuentran en stock y la cuota de remanejo era baja, a diferencia de lo que ocurrió en la realidad con mayor UEBD.

5.3.2.3.3 Medidas estadísticas: Rendimiento efectivo

Tabla 5.29: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Rendimiento efectivo de Palas

Factor Rendimiento efectivo	Palas Eléctricas							Palas Hidráulicas		
	P203	P204	P205	P206	P210	P211	P214	P209	P215	PL002
Cuenta	1,010	999	1,004	1,008	1,011	1,005	1,014	963	128	942
Media	0.94	1.00	0.96	0.99	0.93	0.96	0.94	0.88	0.96	0.90
Desviación estándar	0.25	0.25	0.24	0.27	0.16	0.24	0.18	0.30	0.25	0.36
Mínimo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P25	0.85	0.91	0.86	0.93	0.86	0.88	0.87	0.85	0.85	0.76
Mediana	0.99	1.00	1.00	1.02	0.94	0.95	0.96	0.98	1.00	0.97
P75	1.06	1.13	1.08	1.13	1.00	1.03	1.03	1.03	1.11	1.10
Máximo	1.48	1.66	1.84	1.53	1.37	1.79	1.63	2.01	1.43	2.04

La media del cumplimiento de rendimiento efectivo varía entre las palas, con valores que oscilan entre 0.93 y 1 para las palas eléctricas y entre 0.89 y 0.97 para las palas hidráulicas. Así, al igual que en los anteriores KPI, las palas eléctricas tienen una media de cumplimiento de rendimiento efectivo (0.96) superior a las palas hidráulicas (0.9).

La desviación estándar del cumplimiento de rendimiento efectivo también varía entre las palas, con valores que oscilan entre 0.16 y 0.27 para las palas eléctricas y entre 0.30 y 0.37 para las palas hidráulicas. Entonces se tiene que las palas eléctricas presentan una menor dispersión en el cumplimiento de rendimiento efectivo en comparación con las palas hidráulicas. Esto indica que hay una menor variabilidad en el rendimiento de las palas eléctricas alrededor de la media.

Luego de descartar los valores erróneos de la base de datos original, la tabla no muestra evidentes valores anómalos para ninguna pala.

5.3.2.3.4 Histogramas

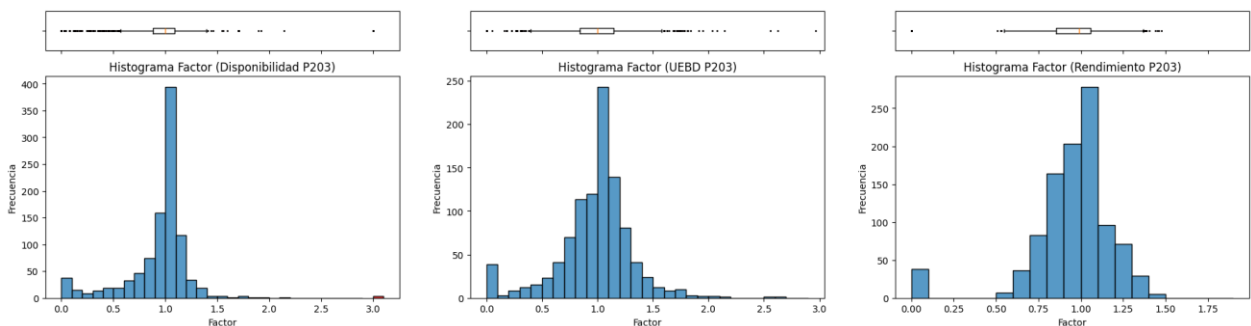


Figura 5.23: Histogramas para Factor de ajuste – P203

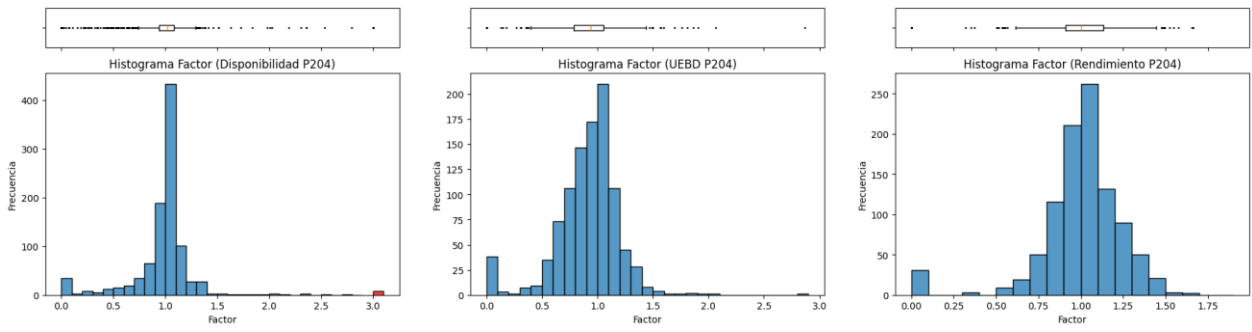


Figura 5.24: Histogramas para Factor de ajuste – P204

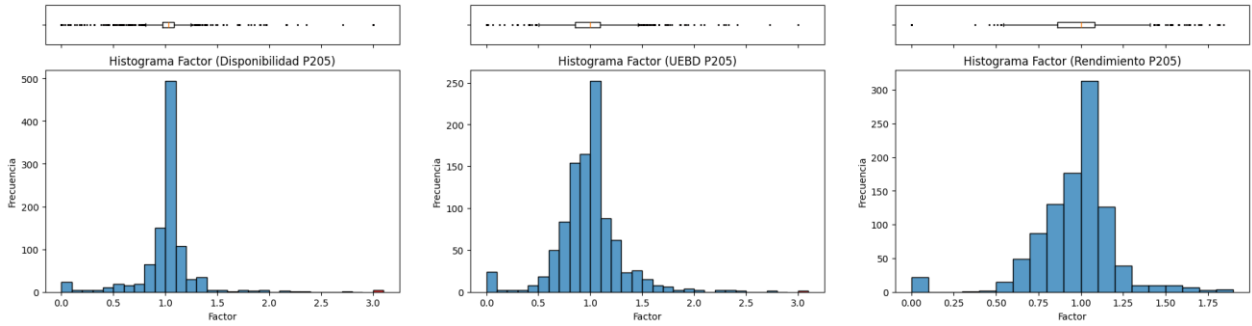


Figura 5.25: Histogramas para Factor de ajuste – P205

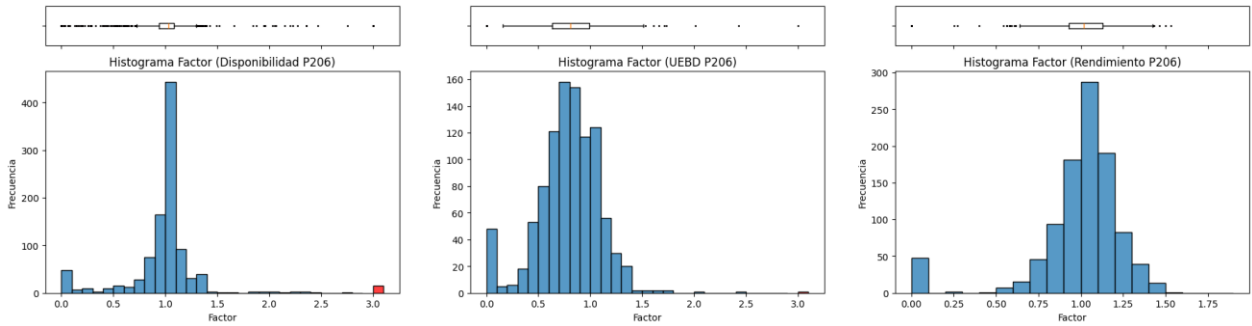


Figura 5.26: Histogramas para Factor de ajuste – P206

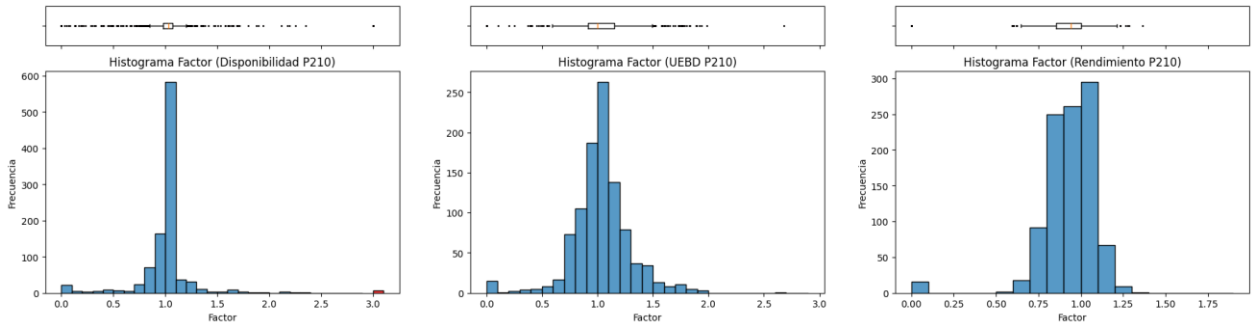


Figura 5.27: Histogramas para Factor de ajuste – P210

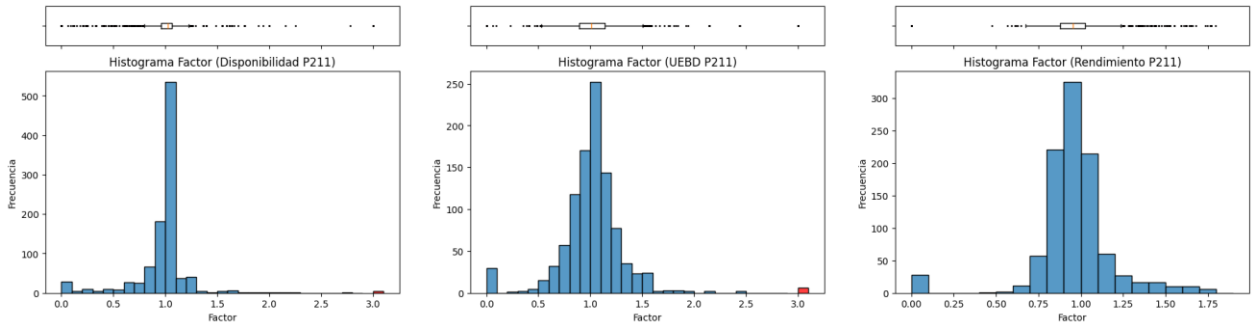


Figura 5.28: Histogramas para Factor de ajuste – P211

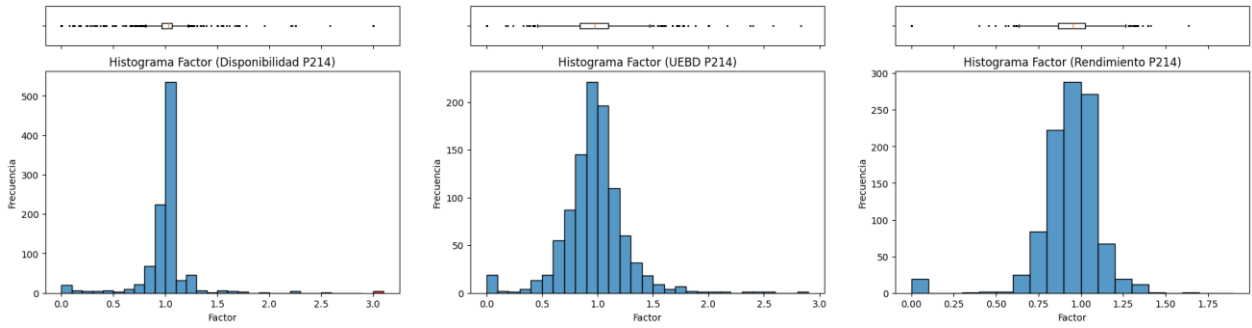


Figura 5.29: Histogramas para Factor de ajuste – P214

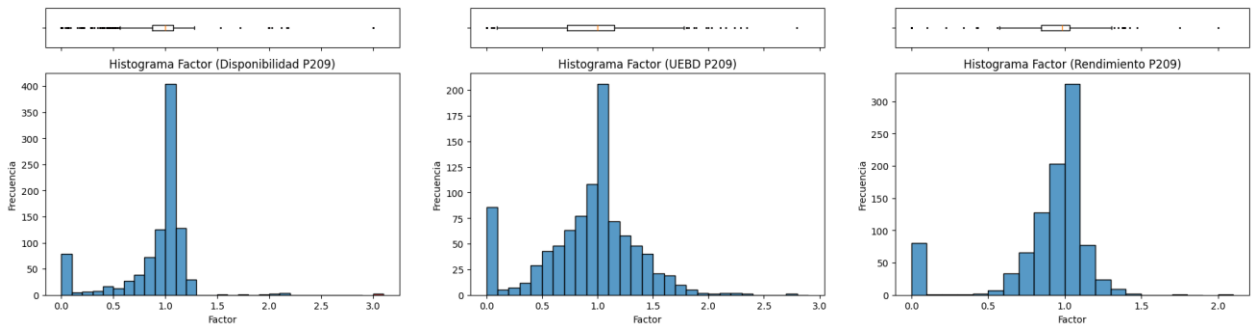


Figura 5.30: Histogramas para Factor de ajuste – P209

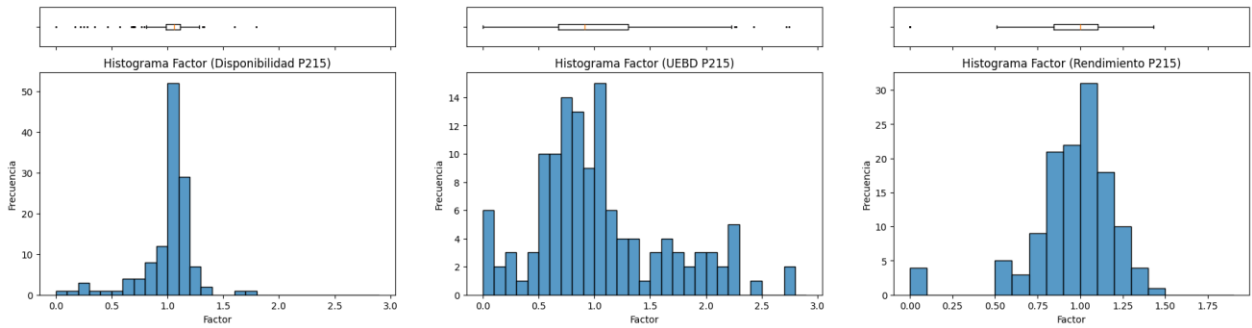


Figura 5.31: Histogramas para Factor de ajuste – P215

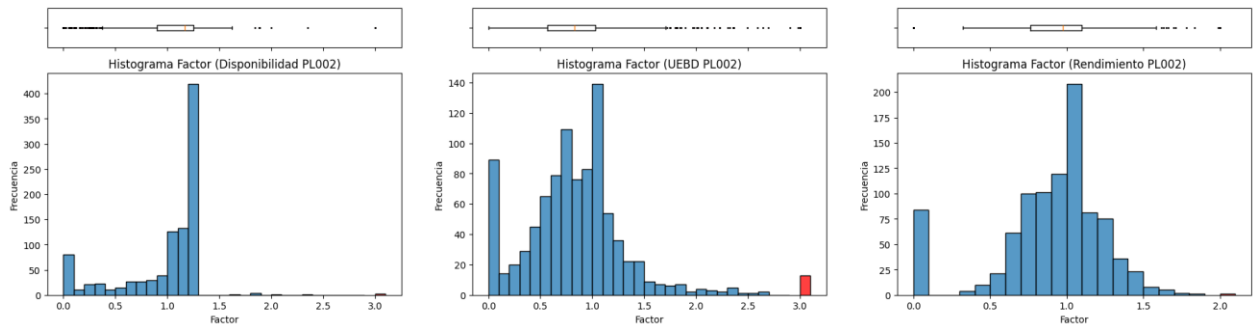


Figura 5.32: Histogramas para Factor de ajuste – PL002

En general, para todos los histogramas de las palas e indicadores de desempeño, se tiene que las mayores frecuencias del factor o cumplimiento se concentran alrededor del 1 (principalmente entre 1 y 1.1). En la disponibilidad se muestra una distribución de cumplimiento asimétrica (relativamente negativa), es decir, se distinguen muchos más eventos con menor cumplimiento que con sobrecumplimiento, lo que indica que hubo más detenciones no programadas de las que se esperaban. Después, para la UEBD, las altas frecuencias (menores que en la disponibilidad) ya no se concentran en un rango tan estrecho y existe una menor dispersión. Por otra parte, el rendimiento efectivo tiene la distribución más simétrica y la menor dispersión de los tres indicadores en general.

Dentro de las detenciones no programadas, en todos los gráficos existe una cantidad perceptible de datos (hasta 9% del total) donde los cumplimientos son muy bajos (entre 0 y 0.1), es decir, que el indicador real es pequeño o nulo (equipo no disponible), mientras que, según la planificación, este valor es bastante superior.

5.3.3 Operaciones Mina: Camiones (CAEX)

5.3.3.1 Base de datos inicial

Como el estudio se realiza para 3 años de forma diaria, en teoría deberían existir 1,095 datos (365 días por año). Sin embargo, debido a que falta el registro de algunos planes semanales, la cantidad de datos disminuye a 1,042. Aparte de esto, la flota CAT 797F tiene menor cantidad de información, pues comienza a operar más tarde (julio 2021).

Como posteriormente se requiere calcular el factor de ajuste, no se considera un dato planificado o real por sí solo, es decir, ambas cantidades de datos son iguales para relacionarlos.

En las siguientes tablas (se destaca en rojo el valor más alto de algunas medidas y en azul el más bajo) y gráficos se resumen las bases de datos creadas:

5.3.3.1.1 Disponibilidad

Tabla 5.30: Medidas estadísticas para base de datos Disponibilidad CAEX - Real

Disponibilidad (Real) [%]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	1,042	1,042	879
Media	76.81	83.33	79.09
Desviación estándar	4.74	8.42	9.31
Mínimo	61.83	38.69	5.43
P25	73.90	78.48	74.49
Mediana	76.97	83.88	79.94
P75	80.33	89.34	85.08
Máximo	92.11	99.82	100

Tabla 5.31: Medidas estadísticas para base de datos Disponibilidad CAEX - Plan

Disponibilidad (Plan) [%]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	1,042	1,042	879
Media	80.35	83.36	82.53
Desviación estándar	2.99	4.56	4.48
Mínimo	68.85	53.57	40.30
P25	79.50	81.12	81.31
Mediana	81.03	84.31	83.33
P75	82.28	86.19	84.84
Máximo	86.50	96.25	88.30

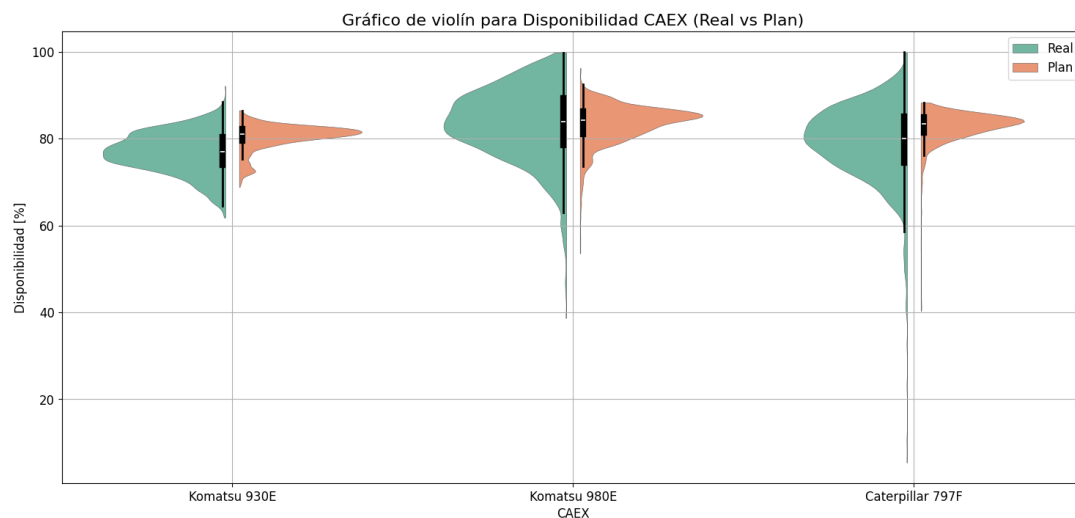


Figura 5.33: Gráfico de violín Disponibilidad CAEX - Real vs Plan

A partir de las tablas y el gráfico de violín realizados, se observa el comportamiento general de la disponibilidad diaria (real y planificada) para las flotas de camiones. Los valores van desde

5% hasta 100% en la realidad y desde 40% hasta 96% en lo planificado (menor rango). Respecto a la distribución de los datos, se distingue una concentración relevante alrededor de la media de cada flota (cerca de 80%) para ambos orígenes (real y planificado). En promedio, comparando las flotas, los camiones Komatsu 980E tiene las disponibilidades más altas (83% real y planificada), mientras que la flota Komatsu 930E las más bajas (77% real y 80% planificada).

Comparando la desviación estándar, los datos reales tienen una mayor dispersión, lo que genera una distribución más ancha (datos más dispersos en un rango mayor de valores). En particular, la mayor diferencia entre real y planificado está en los camiones Caterpillar 797F, ya que las disponibilidades reales alcanzaron valores más bajos.

5.3.3.1.2 Utilización efectiva (UEBD)

Tabla 5.32: Medidas estadísticas para base de datos UEBD CAEX - Real

UEBD (Real) [%]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	1,042	1,042	879
Media	77.63	82.01	81.62
Desviación estándar	6.70	6.21	6.99
Mínimo	21.02	33.76	29.79
P25	74.67	78.87	78.53
Mediana	78.22	83.11	82.68
P75	81.92	86.18	86.54
Máximo	89.50	91.23	91.62

Tabla 5.33: Medidas estadísticas para base de datos UEBD CAEX - Plan

UEBD (Plan) [%]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	1,042	1,042	879
Media	80.20	80.20	80.47
Desviación estándar	1.74	1.74	1.65
Mínimo	74.91	74.91	78.20
P25	79.51	79.51	79.51
Mediana	80	80	80
P75	80	80	80
Máximo	84	84	84

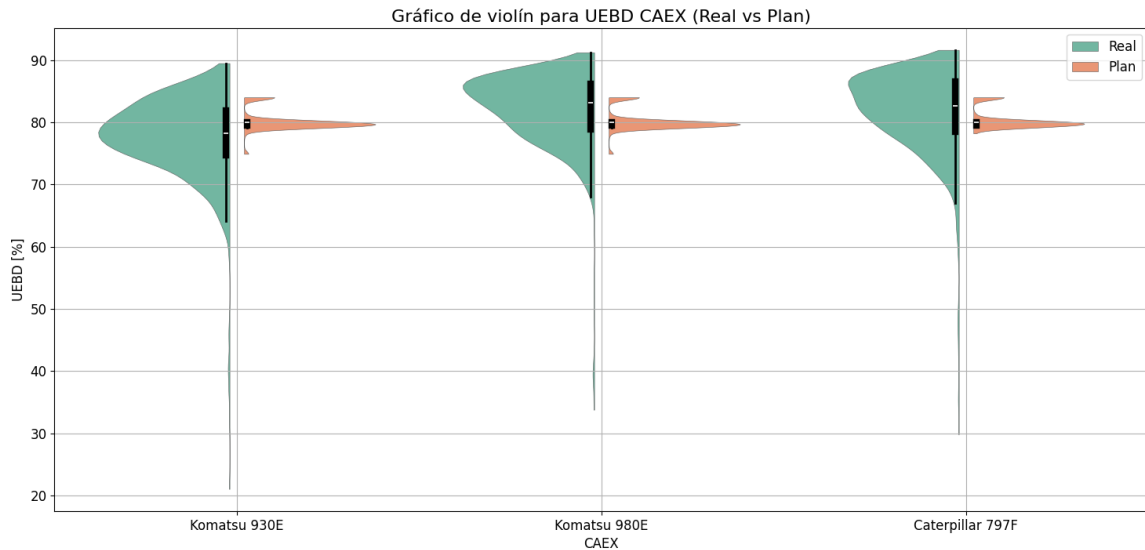


Figura 5.34: Gráfico de violín UEBD CAEX - Real vs Plan

Analizando el comportamiento general de la UEBD real y planificada de las flotas, los valores de utilización van desde 21% hasta 92% (base de datos reales) y desde 75% hasta 84% (base de datos planificados). Se observa una distribución de los datos reales con asimetría negativa donde las mayores frecuencias están en torno a 80% (Komatsu 930E) y 85% (Komatsu 980E y Caterpillar 797F). Por otra parte, para los datos planificados, la concentración más alta corresponde específicamente a 80% de UEBD.

Claramente los datos planificados tienen la menor dispersión ya que la densidad alrededor de la media es muy alta, generando una distribución más apuntada o esbelta, lo cual difiere bastante del conjunto de datos reales.

5.3.3.1.3 Rendimiento efectivo

Tabla 5.34: Medidas estadísticas para base de datos Rendimiento efectivo CAEX - Real

Rendimiento efectivo (Real) [t/h]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	1,042	1,042	879
Media	461.1	525.2	561.0
Desviación estándar	49.4	78.9	62.0
Mínimo	329.2	363.2	253.9
P25	424.3	464.7	516.8
Mediana	461.9	519.9	560.9
P75	496.9	582.7	599.0
Máximo	664.1	963.7	835.3

Tabla 5.35: Medidas estadísticas para base de datos Rendimiento efectivo CAEX - Plan

Rendimiento efectivo (Plan) [t/h]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	1,042	1,042	879
Media	444.5	542.6	530.7
Desviación estándar	44.1	53.9	47.1
Mínimo	341	416.3	416.3
P25	410.8	501.5	497
Mediana	438.8	535.6	524.7
P75	478.3	583.9	562.9
Máximo	625.5	763.5	705.7

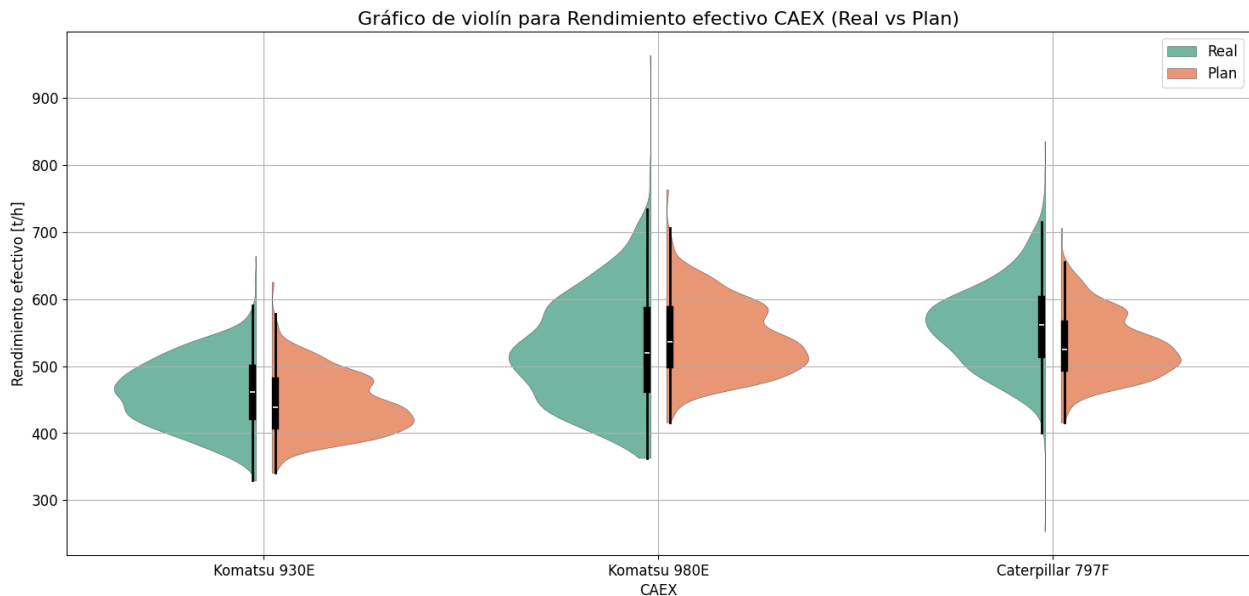


Figura 5.35: Gráfico de violín Rendimiento efectivo CAEX - Real vs Plan

Para este indicador, los valores planificados pueden ir desde 341 [t/h] hasta 764 [t/h], en cambio, los valores reales tienen rangos superiores para todas las flotas a partir de 254 [t/h] hasta 964 [t/h]. En cuanto a la distribución de los datos reales, las mayores concentraciones varían entre las flotas (alrededor de 460 [t/h] para Komatsu 930E, 520 [t/h] para Komatsu 980E y 580 [t/h] para Caterpillar797F). Por otro lado, los datos planificados están más agrupados en torno a valores inferiores (420 [t/h] para Komatsu 930E y 520 [t/h] para Komatsu 980E, Caterpillar 797F).

Analizando la dispersión, nuevamente los datos reales presentan las mayores desviaciones estándar y sus distribuciones son más anchas con colas largas, generando diferencias notables en el rango y frecuencia en todas las flotas (en menor medida para Komatsu 930E).

5.3.3.2 Outliers

A continuación, se muestran algunas estadísticas básicas para los outliers detectados incluyendo la mediana del conjunto total de datos para comparar y tener una noción de la ubicación de estos outliers.

Tabla 5.36: Estadísticas básicas de los outliers para Disponibilidad CAEX - Real

Disponibilidad (Real) [%]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	0	7	15
Mediana*	76.97	83.88	79.94
Mínimo		38.69	5.43
Máximo		55.13	52.44

Tabla 5.37: Estadísticas básicas de los outliers para Disponibilidad CAEX - Plan

Disponibilidad (Plan) [%]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	68	26	27
Mediana*	81.03	84.31	83.33
Mínimo	68.85	53.57	40.30
Máximo	73.89	72.00	74.38

A partir de las tablas (Tabla 5.36 y Tabla 5.37) los candidatos a outliers identificados para la disponibilidad son inferiores a la mediana y se concentran en la cola de la izquierda de la distribución.

Tabla 5.38: Estadísticas básicas de los outliers para UEBD Palas - Real

UEBD (Real) [%]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	13	11	13
Mediana*	78.22	83.11	82.68
Mínimo	21.02	33.76	29.79
Máximo	58.93	63.07	61.51

Tabla 5.39: Estadísticas básicas de los outliers para UEBD Palas - Plan

UEBD (Plan) [%]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	172	172	151
Mediana*	80	80	80
Mínimo	74.91	74.91	84
P25	84	84	84
Máximo	84	84	84

En este indicador, la Tabla 5.38 y Tabla 5.39 indican que los outliers para la UEBD planificada se concentran en el extremo izquierdo, mientras que los outliers de los datos reales se pueden ubicar en ambos extremos, pero principalmente corresponden al valor máximo de 84% (como indica el P25 de los outliers).

Tabla 5.40: Estadísticas básicas de los outliers para Rendimiento efectivo CAEX - Real

Rendimiento efectivo (Real) [t/h]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	1	1	3
Mediana*	461.9	519.9	560.9
Mínimo	664.1	963.7	253.9
Máximo	664.1	963.7	835.3

Tabla 5.41: Estadísticas básicas de los outliers para Rendimiento efectivo CAEX - Plan

Rendimiento efectivo (Plan) [t/h]	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	3	3	2
Mediana*	438.8	535.6	524.7
Mínimo	621.8	759	705.7
Máximo	625.5	763.5	705.7

Analizando los candidatos a outliers de rendimientos efectivos (Tabla 5.40 y Tabla 5.41) se aprecia que la cantidad (máximo 3) es muy inferior al resto de indicadores. Respecto a la ubicación, se encuentran principalmente en el extremo derecho de las distribuciones, pero la flota Caterpillar 797F tiene un rendimiento real mínimo de 254 [t/h], el cual corresponde al valor mínimo del conjunto de datos.

Al final los outliers identificados para los distintos indicadores se mantienen dentro de la base de datos, debido a que no existe evidencia de que provienen de un error.

5.3.3.3 Factor de ajuste

De igual forma que en las palas, por cada día dentro de la base de datos final, existe un dato real y otro planificado para cada KPI, por lo que se puede obtener el factor de ajuste para cada uno de estos días. También se descartan los datos donde el valor planificado (denominador del factor) es nulo, a menos que el valor real también lo sea, resultando en un factor igual a la unidad.

5.3.3.3.1 Medidas estadísticas: Disponibilidad

Tabla 5.42: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Disponibilidad de CAEX

Factor Disponibilidad	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	1,042	1,042	879
Media	0.96	1.00	0.96
Desviación estándar	0.05	0.11	0.12
Mínimo	0.78	0.52	0.07
P25	0.92	0.94	0.90
Mediana	0.96	1.01	0.97
P75	1.00	1.07	1.02
Máximo	1.15	1.51	1.63

La media del factor o cumplimiento de disponibilidad varía levemente entre las flotas de camiones con valores correspondientes a 0.96 (Komatsu 930E, Caterpillar 797F) y 1 (Komatsu 980E), mientras que la mediana toma valores entre 0.96 y 1.01, los cuales son muy cercanos a la media, sugiriendo cierta simetría en la distribución.

La desviación estándar varía entre 0.05 (Komatsu 930E) y 0.12 (Caterpillar 797F), los cuales son valores pequeños, es decir, existe baja variabilidad en el cumplimiento de disponibilidad (comportamiento más consistente). Además, no se observan valores anómalos evidentes en el factor, excepto por el cumplimiento mínimo de 0.07, lo cual se debe a que la disponibilidad real fue de 5% (valor mínimo para flota Caterpillar 797F), mientras que la planificada fue mucho mayor (79% aproximadamente).

Por otro lado, la flota Komatsu 930E tiene la menor media y desviación estándar en cumplimiento de disponibilidad.

5.3.3.3.2 Medidas estadísticas: Utilización efectiva (UEBD)

Tabla 5.43: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en UEBD de CAEX

Cumplimiento UEBD	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	1,042	1,042	879
Media	0.97	1.02	1.01
Desviación estándar	0.08	0.08	0.09
Mínimo	0.26	0.42	0.37
P25	0.93	0.99	0.98
Mediana	0.97	1.03	1.03
P75	1.02	1.07	1.06
Máximo	1.13	1.16	1.17

Respecto al factor o cumplimiento de utilización efectiva, los valores de media oscilan entre 0.97 (Komatsu 930E) y 1.02 (Komatsu 980E). El valor de la mediana va desde 0.97 para la flota Komatsu 930E hasta 1.03 para el resto de los camiones. Se puede notar que nuevamente esta media y mediana son muy similares entre sí, lo que indicaría simetría en la distribución de los datos.

Todas flotas de camiones presentan una variabilidad muy similar en el factor de ajuste, debido a que la desviación estándar es 0.08 o 0.09. A partir de los valores extremos (mínimos y máximos), no se aprecian valores anómalos para el cumplimiento de UEBD.

5.3.3.3.3 Medidas estadísticas: Rendimiento efectivo

Tabla 5.44: Medidas estadísticas para Factor de ajuste en Rendimiento efectivo de CAEX

Factor Rendimiento efectivo	Komatsu 930E	Komatsu 980E	Caterpillar 797F
Cuenta	1,042	1,042	879
Media	1.04	0.97	1.06
Desviación estándar	0.10	0.12	0.13
Mínimo	0.79	0.55	0.45
P25	0.97	0.89	0.98
Mediana	1.04	0.97	1.06
P75	1.10	1.04	1.14
Máximo	1.59	1.68	1.67

Los valores de media del factor o cumplimiento de rendimiento efectivo van desde 0.97 (Komatsu 980E) hasta 1.06 (Caterpillar 797F). En este caso, el valor de la media y mediana coinciden, lo que sugiere una simetría más alta.

La desviación estándar del cumplimiento de rendimiento efectivo varía ligeramente entre las flotas de camiones (valores entre 0.1 y 0.13), lo cual también ocurría con el cumplimiento de los otros indicadores. Respecto a valores anómalos para el cumplimiento de rendimiento efectivo, no se identifica ninguno según los rangos.

5.3.3.3.4 Histogramas

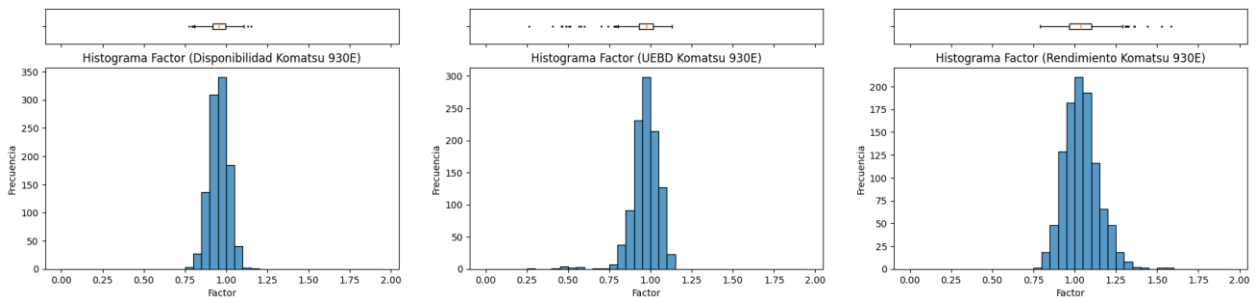


Figura 5.36: Histogramas para Factor de ajuste – Komatsu 930E

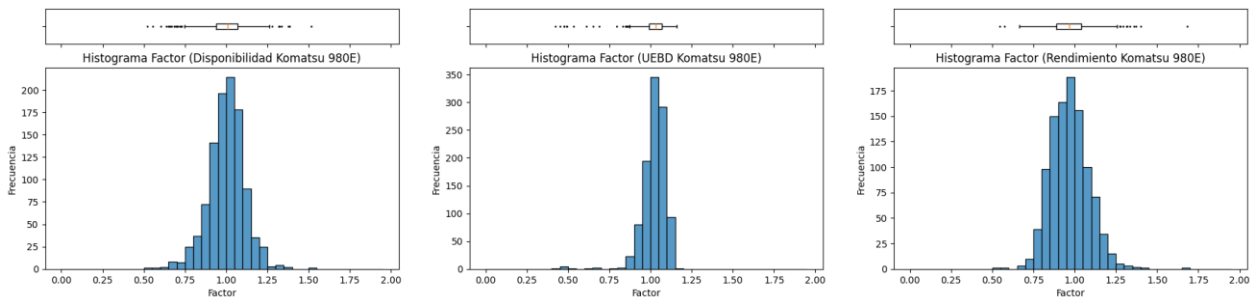


Figura 5.37: Histogramas para Factor de ajuste – Komatsu 980E

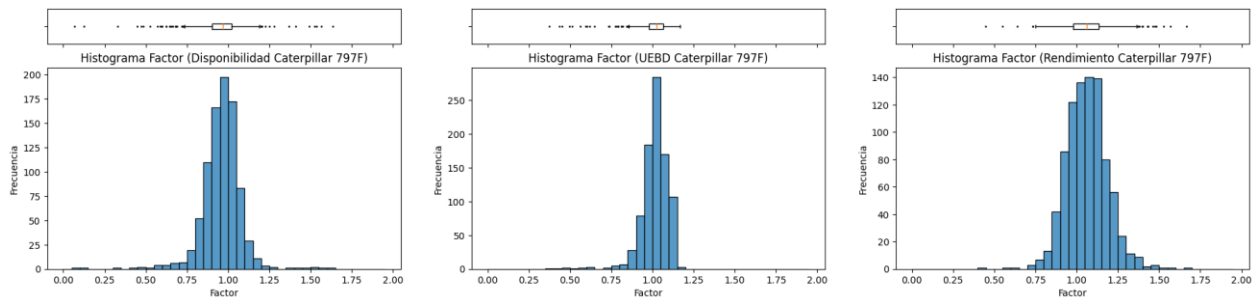


Figura 5.38: Histogramas para Factor de ajuste – Caterpillar 797F

En general, para todas flotas y todos los indicadores se muestra una distribución relativamente simétrica, donde casi todos los factores o cumplimientos se encuentran entre 0.75 y 1.25 con mayores frecuencias cercanas al valor 1. Esto significa que los camiones están disponibles y se están utilizando de manera efectiva la mayor parte del tiempo. Al comparar los 3 indicadores, se observa que la distribución de la UEBD es la menos simétrica (presenta cierta asimetría negativa), es decir, que existen más datos separados de la media en la izquierda y se alcanzan cumplimientos más bajos en comparación con los más altos.

5.3.4 Secuencia del Plan minero

5.3.4.1 Base de datos inicial

Este análisis se realiza para 3 años de forma semanal, por lo que existen 52 o 53 semanas por año. Adicionalmente, cada semana corresponde de jueves a miércoles debido a que así se estructuran los planes semanales y el funcionamiento de turnos en la operación. Por definición, el factor de ajuste o comparación entre lo real/planificado es igual a la adherencia geométrica.

En general, para las adherencias geométricas existe un límite inferior correspondiente a 0.7 y un valor de 0.8 de adherencia que representa la meta u objetivo a alcanzar.

Tabla 5.45: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica

Adherencia Geométrica	2021	2022	2023	Total
Cuenta	52	52	53	157
Media	0.74	0.70	0.66	0.70
Desviación estándar	0.05	0.05	0.08	0.07
Mínimo	0.60	0.58	0.46	0.46
P25	0.71	0.65	0.62	0.65
Mediana	0.75	0.71	0.66	0.71
P75	0.78	0.73	0.70	0.74
Máximo	0.85	0.79	0.85	0.85

Para todos los años, se observa que el factor o cumplimiento de la secuencia del plan minero ha variado desde 0.46 hasta 0.85. La media de la adherencia geométrica ha disminuido de 2021 a 2023, pasando de 0.74 a 0.66. Esto significa que, en promedio, los registros de buen cumplimiento han sido menos frecuentes durante 2023 en comparación con 2022 y 2021.

Por otro lado, la desviación estándar es relativamente baja para todos los años y ha aumentado de 0.05 a 0.08, es decir, los valores de adherencia geométrica han sido más dispersos en 2023.

A partir de los valores mínimos y máximos, no se aprecian datos fuera de lo normal para la adherencia geométrica. Usando el mismo test de outliers para todo el conjunto de datos (todos los años), solo se identifica el valor mínimo de 0.46 como candidato. Como este valor de adherencia o factor no es erróneo, la base de datos inicial se mantiene igual.

5.3.4.2 Histograma

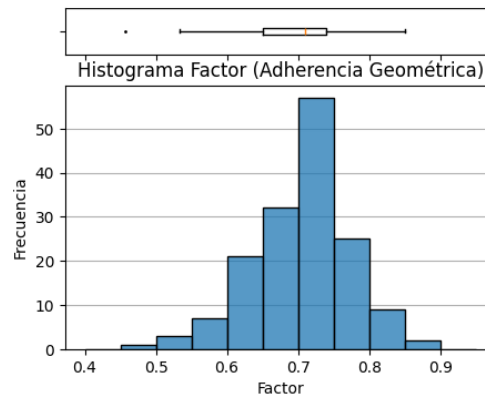


Figura 5.39: Histograma para Adherencia Geométrica (total)

Del histograma se aprecia que la mayor cantidad de datos se concentran en el rango 0.7-0.75. Además, se tiene una distribución ligeramente asimétrica hacia la izquierda, debido a que hay más datos con un cumplimiento de secuencia bajo (según límite inferior de 0.7) en comparación con uno alto.

Las razones de una baja adherencia geométrica en algunas semanas pueden ser diversas, pero principalmente se debería a la baja disponibilidad de equipos (pilas y camiones) o demoras en las tronaduras programadas. También pueden ocurrir situaciones extraordinarias como que operadores no siguen el plan establecido o que exista alguna complicación imprevista que impida avanzar en la frente, como por ejemplo si una pala o camión queda fuera de servicio en zonas críticas, bloqueando caminos o rampas y retrasando lo planificado. Por el contrario, una alta disponibilidad y mantenimiento eficiente de equipos clave contribuyen a una mejor adherencia geométrica.

5.3.4.3 Análisis por año

A continuación, se puede ver el detalle de la adherencia geométrica por cada semana en los años de estudio.

5.3.4.3.1 Año 2021

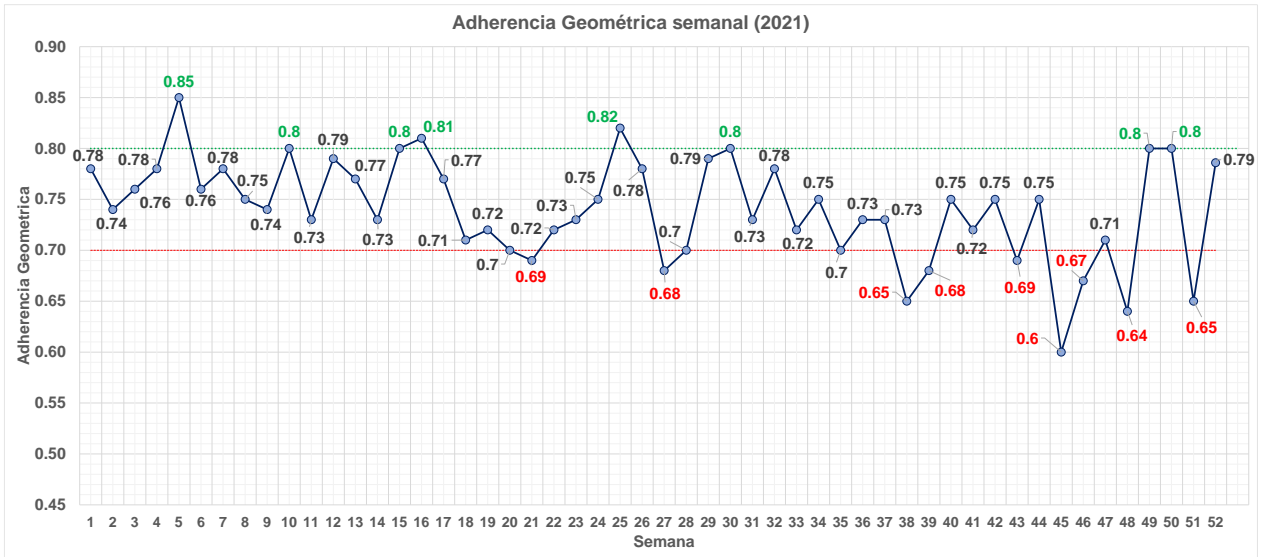


Figura 5.40: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal - Año 2021

En la Figura 5.40, la mayoría de las adherencias geométricas se encuentran sobre el límite inferior, pero bajo la meta (entre 0.7 y 0.8). En el 17% de los datos (9 semanas) la adherencia geométrica está bajo este límite inferior con valores entre 0.6 y 0.69, mientras que el 15% del total (8 semanas) corresponden a adherencias geométricas sobre la meta establecida (máximo de 0.85).

De forma general se observa una tendencia relativamente oscilante (subidas y bajadas notorias entre semanas) donde los menores valores se concentran en las últimas semanas del año.

5.3.4.3.2 Año 2022

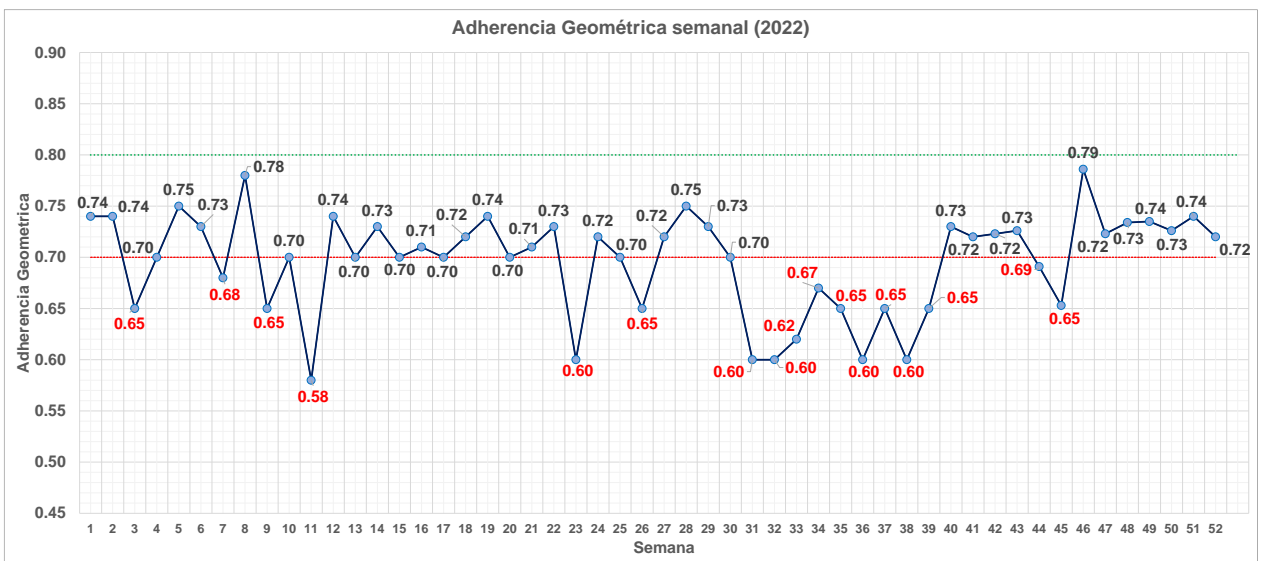


Figura 5.41: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal - Año 2022

La mayoría de los datos se encuentran entre los límites establecidos, principalmente entre 0.7 y 0.75. Existen 17 semanas donde la adherencia geométrica está bajo el límite inferior con valores entre 0.58 y 0.69 (33% del total), pero existe registro de valores sobre la meta. Nuevamente se

observa una tendencia oscilante donde los menores valores se distribuyen en el primer y tercer trimestre del año.

5.3.4.3.3 Año 2023

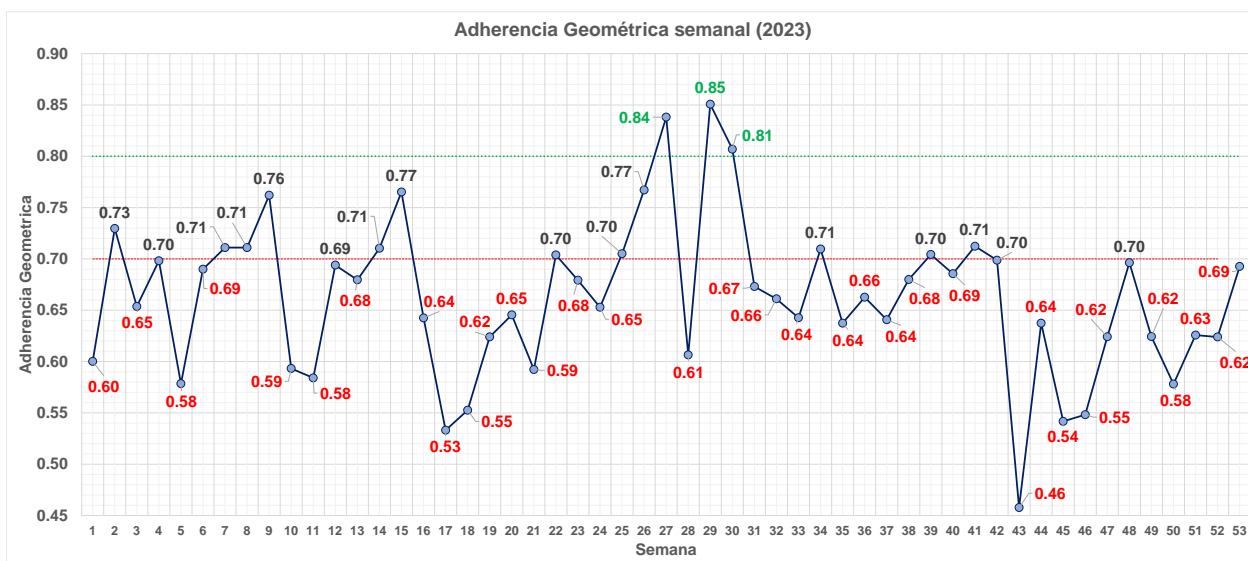


Figura 5.42: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal - Año 2023

En este año (Figura 5.42), la mayoría de los datos no se encuentran entre los límites establecidos, sino que, bajo el límite inferior, principalmente entre 0.6 y 0.7. En total se tienen 33 semanas donde la adherencia geométrica está bajo el límite inferior variando entre 0.46 y 0.69 (63% del total). Además, se observa una tendencia más oscilante (subidas y bajadas más bruscas entre semanas), donde los valores bajos de cumplimiento se distribuyen a lo largo de todo el año.

5.3.4.4 Análisis por Fase de extracción

En particular, también se puede estudiar la adherencia geométrica semanal por cada fase de extracción (activa actualmente) registrada durante el año 2023, debido a que solo existe esta información detallada para algunas semanas, para el resto de los años solo se tiene la adherencia geométrica global presentada anteriormente.

5.3.4.4.1 Fase 35

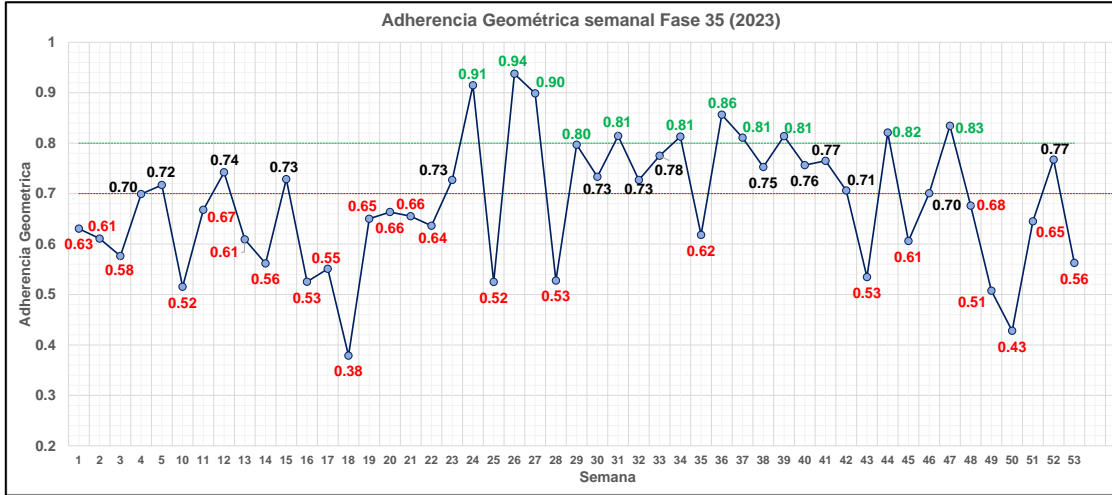


Figura 5.43: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal de Fase 35 - Año 2023

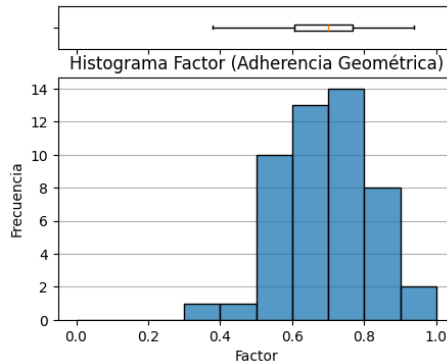


Figura 5.44: Histograma para Adherencia Geométrica semanal de Fase 35 - Año 2023

Tabla 5.46: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica de Fase 35 – Trimestres año 2023

Fase	Trimestre	Media	Desviación estándar
35	1	0.64	0.07
	2	0.67	0.16
	3	0.75	0.09
	4	0.66	0.13

De los gráficos (Figura 5.43 y Figura 5.44), la mayor cantidad de valores (49% del total) se ubican bajo 0.7 (principalmente entre 0.5 y 0.7), mientras que la menor cantidad de datos se encuentra sobre 0.8 (22% del total aproximadamente).

Al agrupar los datos y analizar la adherencia geométrica de forma trimestral (Tabla 5.46), se puede observar que la adherencia geométrica semanal promedio inicia con valores bajos (menores a 0.7), solo en el tercer trimestre existe un aumento a un valor intermedio debido a que se alcanzan los cumplimientos más altos (sobre 0.8) para luego disminuir en el último trimestre a valores similares al segundo. Además, la dispersión es menor en el primer y tercer trimestre donde las caídas y

subidas son más pequeñas. En estos trimestres predominan los valores bajos e intermedios respectivamente.

Durante este año, la fase 35 presentó la particularidad de que aportaba materiales tanto óxidos como sulfuros, por lo que fue priorizada en el segundo semestre, mejorando significativamente su adherencia geométrica en este periodo.

5.3.4.4.2 Fase 36

Esta Fase se subdivide en otras 3 fases: 36.1, 36.2 y 36.3.

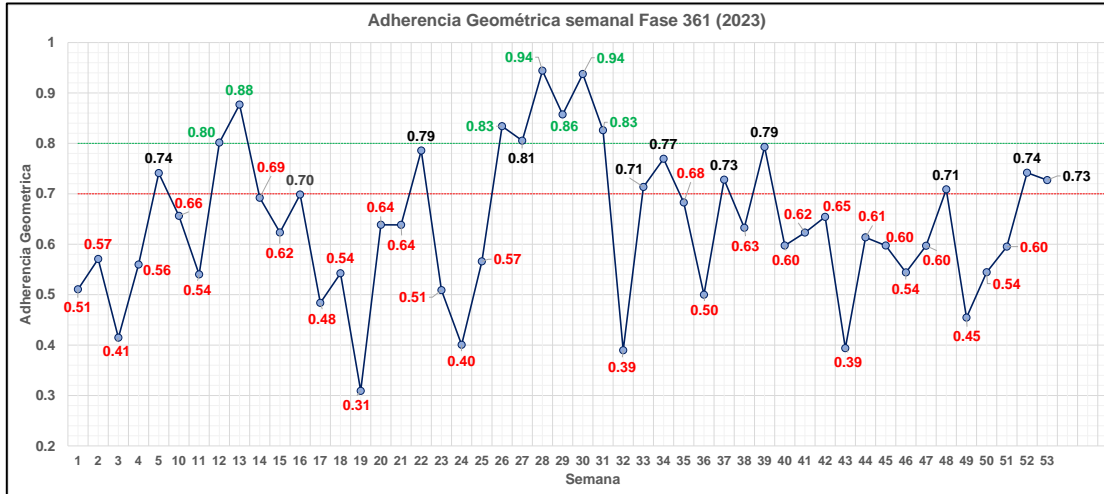


Figura 5.45: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.1 - Año 2023

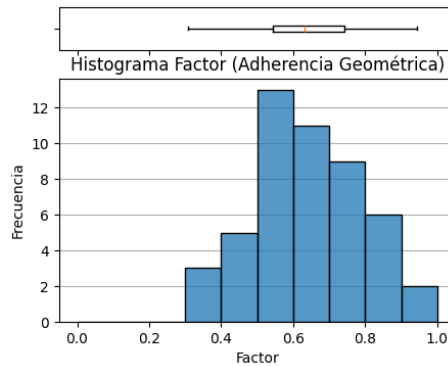


Figura 5.46: Histograma para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.1 - Año 2023

Tabla 5.47: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica de Fase 36.1 – Trimestres año 2023

Fase	Trimestre	Media	Desviación estándar
361	1	0.63	0.15
	2	0.61	0.15
	3	0.72	0.16
	4	0.60	0.10

En base a los gráficos (Figura 5.45 y Figura 5.46) la menor cantidad de datos se encuentra sobre 0.8 (14% del total aproximadamente), en cambio, la mayor cantidad de valores (63% del total) se ubican bajo 0.7 (principalmente entre 0.5 y 0.7),

Luego de agrupar los datos y analizar la adherencia geométrica de forma trimestral (Tabla 5.47), se puede observar que la adherencia geométrica semanal promedio disminuye a lo largo del año, solo en el tercer trimestre existe un gran aumento debido a que se incluyen los valores más altos del año. Además, la variabilidad o dispersión se mantiene en 0.15 o 0.16 y disminuye en el último trimestre.

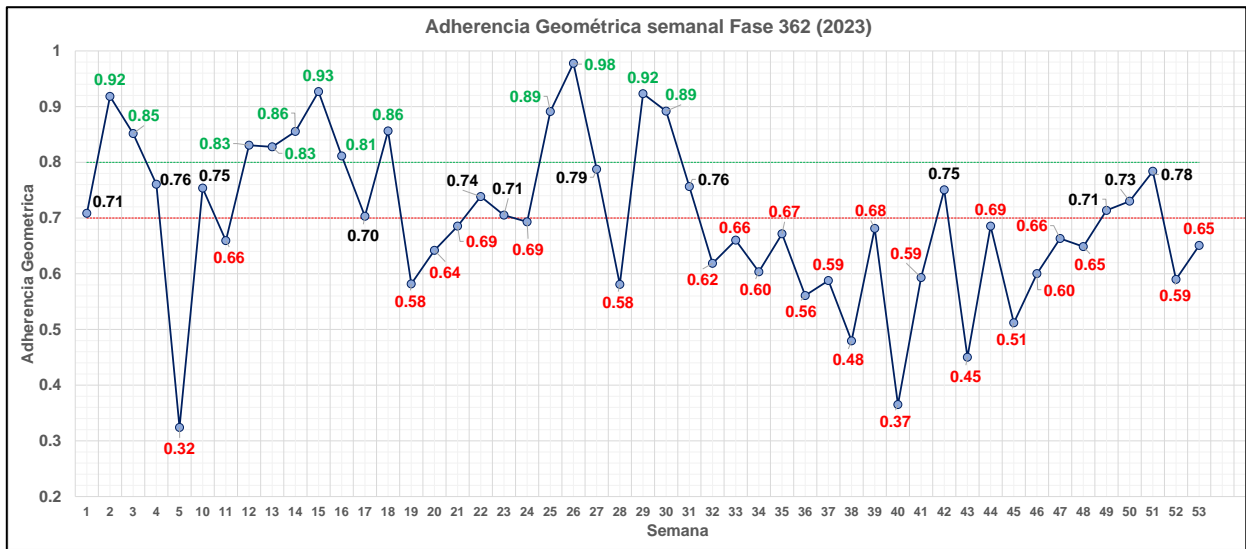


Figura 5.47: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.2 - Año 2023

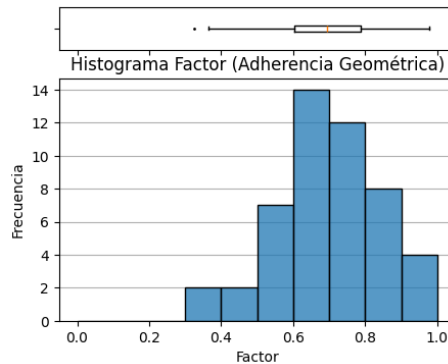


Figura 5.48: Histograma para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.2 - Año 2023

Tabla 5.48: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica de Fase 36.2 – Trimestres año 2023

Fase	Trimestre	Media	Desviación estándar
362	1	0.74	0.17
	2	0.78	0.12
	3	0.64	0.15
	4	0.64	0.09

Los gráficos (Figura 5.47 y Figura 5.48) muestran que la mayor cantidad de valores (51% del total) se ubican bajo 0.7 (principalmente entre 0.6 y 0.7), mientras que los valores intermedios y altos (sobre 0.8) tienen la misma cantidad (24.5% del total cada grupo).

Al juntar los datos de forma trimestral y analizar la adherencia geométrica (Tabla 5.48), se puede observar que el promedio inicia con valores intermedios, aumentando en el segundo trimestre donde se alcanzan varios valores altos (mayores que 0.8) para luego disminuir a un promedio bajo de 0.64. Respecto a dispersión, esta es más grande al inicio del año a diferencia del último trimestre donde predominan los valores de cumplimiento menores al límite inferior.

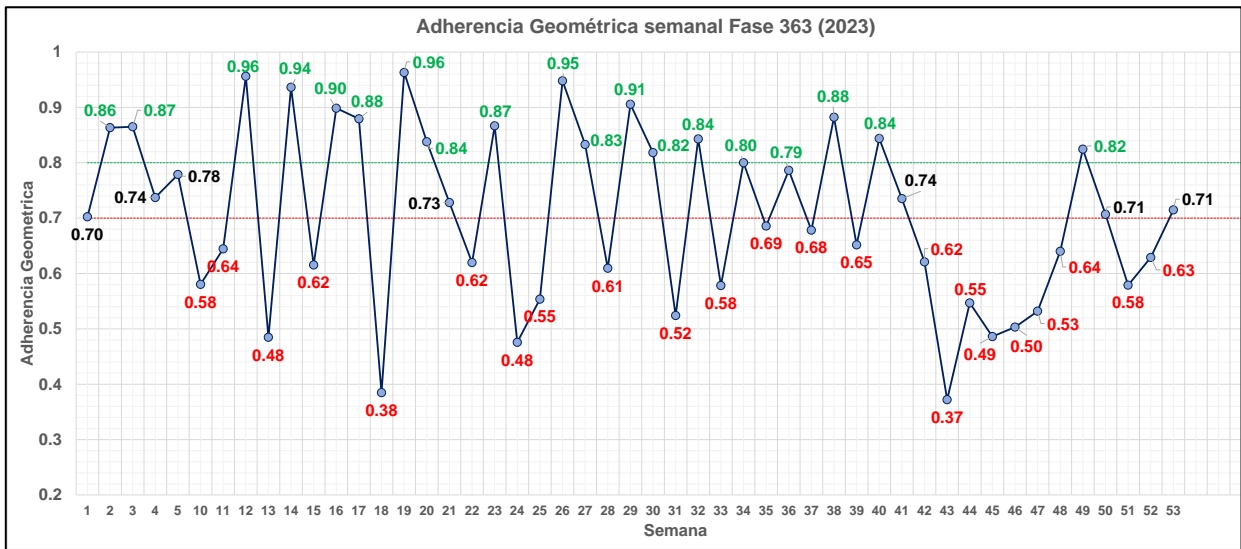


Figura 5.49: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.3 - Año 2023

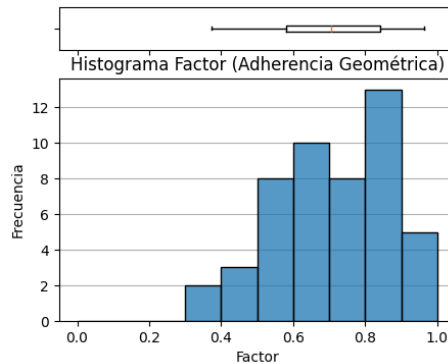


Figura 5.50: Histograma para Adherencia Geométrica semanal de Fase 36.3 - Año 2023

Tabla 5.49: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica de Fase 36.3 – Trimestres año 2023

Fase	Trimestre	Media	Desviación estándar
363	1	0.73	0.15
	2	0.75	0.19
	3	0.74	0.12
	4	0.61	0.12

A partir de los gráficos (Figura 5.49 y Figura 5.50), la gran mayoría de valores (47% del total) se ubican bajo 0.7 (principalmente entre 0.6 y 0.7), seguido por los datos con adherencias geométricas altas (39% del total) que tienen las mayores frecuencias entre 0.8 y 0.9.

De la Tabla 5.49 se puede observar que la adherencia geométrica promedio es similar en los primeros tres trimestres (0.73 a 0.75), siendo máximo en el segundo. En este periodo se observa ese comportamiento debido a la gran presencia de valores altos (mayores a 0.8) que disminuyen el efecto de los valores bajos (menores a 0.7). Posteriormente la media decrece a 0.61 por la mayor presencia de adherencias bajo el límite inferior. Por otra parte, la dispersión es mayor en el segundo trimestre (subidas y caídas más amplias) y menor en el cuarto trimestre donde se mantienen las adherencias bajas.

Esta fase tiene la característica particular de que es la más superficial, facilitando su desarrollo y contribuyendo a una mejor adherencia geométrica en comparación al resto de fases.

5.3.4.4.3 Fase 71

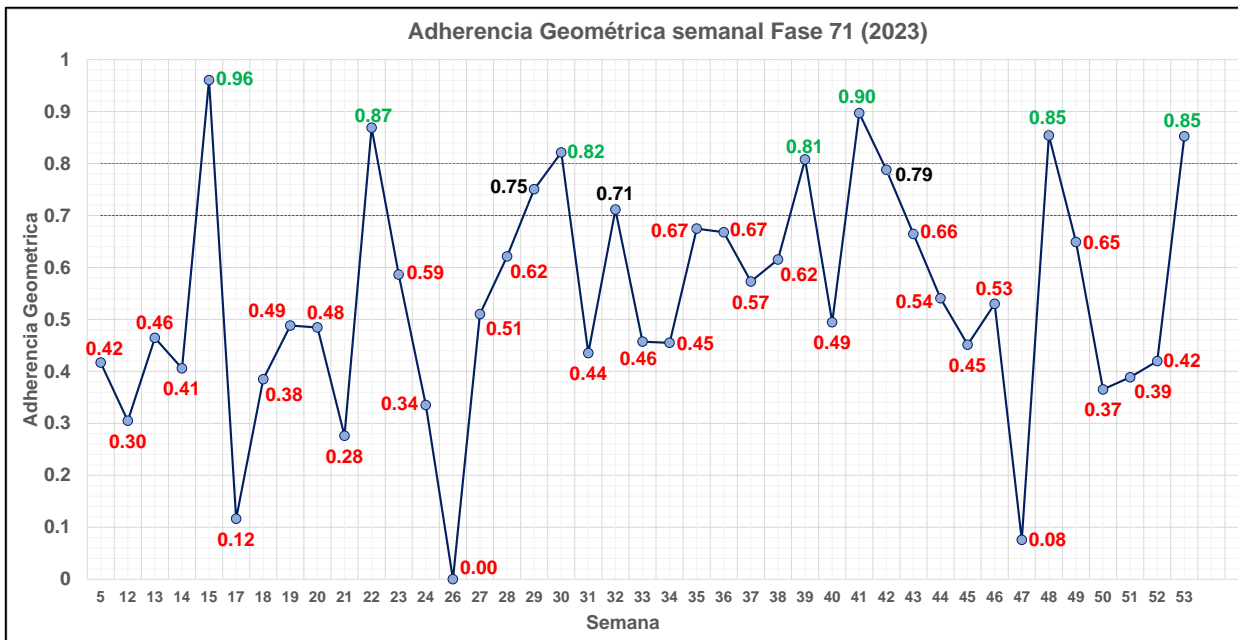


Figura 5.51: Gráfico para Adherencia Geométrica semanal de Fase 71 - Año 2023

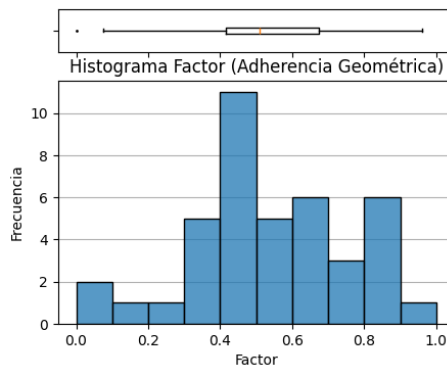


Figura 5.52: Histograma para Adherencia Geométrica semanal de Fase 71 - Año 2023

Tabla 5.50: Medidas estadísticas para Adherencia geométrica de Fase 71 – Trimestres año 2023

Fase	Trimestre	Media	Desviación estándar
71	1	0.40	0.08
	2	0.45	0.27
	3	0.62	0.13
	4	0.58	0.24

Según la Figura 5.51 y Figura 5.52, la gran mayoría de valores (76% del total) se ubican bajo el límite inferior (principalmente entre 0.4 y 0.5), seguido por el conjunto de adherencias geométricas sobre la meta (17% del total).

Al analizar de forma trimestral (Tabla 5.50), se puede observar que la adherencia geométrica promedio es bastante baja en los primeros dos periodos donde casi todos los datos son menores a 0.5, pero hay mayor dispersión en el segundo trimestre. Luego, se tiene un gran aumento en la media, pero se sigue manteniendo en valores bajos con una menor dispersión. Finalmente, el promedio del factor o cumplimiento disminuye levemente en el último trimestre donde vuelven a tener gran presencia los valores bajos y la alta dispersión.

Esta fase tiene la característica de ser la más lejana y difícil de desarrollar, lo que hace que los operadores tiendan a evitarla o tenga menor prioridad, resultando en una adherencia geométrica más baja en comparación al resto de fases.

5.4 Cuantificación de incertidumbres

5.4.1 Ajuste de distribuciones

De acuerdo con la naturaleza de las variables de incertidumbre identificadas, las que están relacionadas a la operación mina para palas y camiones son más consistentes y comparables entre sí para el ajuste de distribuciones de probabilidad, ya que son obtenidas bajo condiciones operativas similares y tienen un carácter más uniforme. En contraste, la variabilidad y comportamiento de los factores de geología y adherencia geométrica pueden estar influenciados por factores más complejos y específicos (como ubicación espacial), lo que dificulta el ajuste a distribuciones probabilísticas simples para la cuantificación.

5.4.1.1 Operaciones Mina: Palas

Para definir la probabilidad de ocurrencia asociada a cada incertidumbre identificada, se determinan y ajustan las siguientes distribuciones de probabilidades para las palas (gráficas en Anexo B):

5.4.1.1.1 Disponibilidad

Tabla 5.51: Distribuciones y sus parámetros ajustados para Disponibilidad Palas

Pala	Distribución	Parámetros		
		loc	scale	arg
P203	Johnson SU	1.0743	0.0682	(0.5903, 0.7217)
P204	Johnson SU	1.0631	0.0549	(0.4269, 0.6788)
P205	Double Gamma	1.0825	0.2153	(0.66,)
P206	Johnson SU	1.0704	0.0428	(0.4123, 0.5819)
P210	Johnson SU	1.0558	0.0292	(0.377, 0.5819)
P211	Johnson SU	1.0580	0.0274	(0.4682, 0.5574)
P214	Johnson SU	1.0601	0.0239	(0.4418, 0.552)
P209	Folded Cauchy	0.0000	0.0741	(13.828,)
P215	Johnson SU	1.1009	0.0536	(0.4712, 0.7035)
PL002	Generalized Normal	1.2501	1.6920E-11	(0.1052,)

5.4.1.1.2 UEBD

Tabla 5.52: Distribuciones y sus parámetros ajustados para UEBD Palas

Pala	Distribución	Parámetros		
		loc	scale	arg
P203	Double Weibull	1	0.2395	(0.8491,)
P204	Johnson SU	1.0075	0.2021	(0.3869, 1.1297)
P205	Double gamma	1	0.2432	(0.8293,)
P206	Johnson SU	0.8994	0.3371	(0.3707, 1.4561)
P210	Double gamma	1	0.1989	(0.8394,)
P211	Johnson SU	1.0163	0.1264	(-0.0135, 0.8196)
P214	Double gamma	0.9765	0.2013	(0.933,)
P209	Generalized Normal	1	4.9475E-11	(0.1058,)
P215	Folded Cauchy	-3.1470E-09	0.2961	(2.9538,)
PL002	Folded Cauchy	-5.6802E-10	0.2562	(3.2386,)

5.4.1.1.3 Rendimiento efectivo

Tabla 5.53: Distribuciones y sus parámetros ajustados para Rendimiento efectivo Palas

Pala	Distribución	Parámetros		
		loc	scale	arg
P203	Laplace	0.9893	0.1589	()
P204	Double gamma	1	0.1883	(0.8045,)
P205	Double Weibull	1	0.1532	(0.7892,)
P206	Student's t	1.0347	0.1208	(1.9493,)
P210	Burr (Type III)	-34,238,125.9465	34,238,126.9628	(695744251.1755, 0.418)
P211	Student's t	0.9499	0.0889	(1.6721,)
P214	Johnson SU	0.9918	0.1232	(0.3403, 1.1556)
P209	Johnson SU	1.0245	0.0678	(0.5363, 0.7148)
P215	Hyperbolic Secant	0.9864	0.1566	()
PL002	Double gamma	1	0.2913	(0.8171,)

5.4.1.2 Operaciones Mina: Camiones (CAEX)

De la misma forma, para definir la probabilidad de ocurrencia asociada a cada incertidumbre identificada, se determinan y ajustan las siguientes distribuciones de probabilidades para las flotas de camiones (gráficas en Anexo C):

5.4.1.2.1 Disponibilidad

Tabla 5.54: Distribuciones y sus parámetros ajustados para Disponibilidad CAEX

CAEX	Distribución	Parámetros		
		loc	scale	arg
Komatsu 930E	Generalized Normal	0.9563	0.0790	(2.0757,)
Komatsu 980E	Johnson SU	1.0308	0.1767	(0.2656, 1.8788)
Caterpillar 797F	Generalized Logistic	0.9937	0.0498	(0.6835,)

5.4.1.2.2 UEBD

Tabla 5.55: Distribuciones y sus parámetros ajustados para UEBD CAEX

CAEX	Distribución	Parámetros		
		loc	scale	arg
Komatsu 930E	Hyperbolic Secant	0.974	0.050	()
Komatsu 980E	Power Normal	2.061	0.239	(86,240.2417,)
Caterpillar 797F	Hyperbolic Secant	1.023	0.049	()

5.4.1.2.3 Rendimiento efectivo

Tabla 5.56: Distribuciones y sus parámetros ajustados para Rendimiento efectivo CAEX

CAEX	Distribución	Parámetros		
		loc	scale	arg
Komatsu 930E	Exponentially Modified Normal	0.9734	0.0769	(0.8834,)
Komatsu 980E	Alpha	-1.2132	41.7815	(19.2022,)
Caterpillar 797F	Exponentially Modified Normal	0.9968	0.1070	(0.613,)

5.4.2 Impacto potencial de las incertidumbres

Por otro lado, se puede analizar el impacto (de forma cualitativa) de las incertidumbres en el cumplimiento del plan de producción de cobre fino.



Figura 5.53: Escala utilizada para categorizar el impacto

- **Geología: Tonelaje – Ley CuT**

Impacto: Muy alto.

El modelo geológico es la base de la planificación. Si este modelo no se condice con la realidad, es más difícil cumplir con la producción de fino y mitigar esta situación. Las

variaciones en tonelaje y ley afectan directamente la planificación y el cumplimiento de los objetivos.

- **Operaciones Mina: Palas**

Impacto: Alto (Palas Eléctricas), Significativo (Palas Hidráulicas).

Las palas son esenciales para extraer el material. La baja disponibilidad de palas, especialmente las que trabajan en zonas de mineral, impacta significativamente la producción. La flexibilidad es limitada comparada con los CAEX. Como distinción, las palas eléctricas son más críticas que las hidráulicas debido a su mayor capacidad de carga, además de que las palas hidráulicas no se utilizan generalmente para producción, pero tienen mayor flexibilidad de movimiento y pueden suplir alguna pala eléctrica.

- **Secuencia del Plan minero (Adherencia Geométrica)**

Impacto: Significativo (escala semanal).

La adherencia geométrica en la planificación es importante, porque no seguir la secuencia minera podría significar perder los minerales expuestos. Sin embargo, su impacto varía según la escala temporal del análisis. Mientras mayor sea la escala, también es mayor la relevancia en los planes debido a la posibilidad de ajustes en plazos más largos.

- **Operaciones Mina: Camiones (CAEX)**

Impacto: Medio.

La gran cantidad de CAEX existentes permite una mayor flexibilidad y mitigar problemas de disponibilidad priorizando el transporte desde ciertas fases que tienen palas disponibles con mineral o desde el stock. Estas características hacen que su impacto sea menos crítico que el de las palas.

En particular, para los equipos de carguío y transporte, todos los KPI (Disponibilidad, UEED, Rendimiento efectivo) se van a traducir en tonelaje, pero se puede establecer que la disponibilidad tiene mayor prioridad o relevancia, ya que determina si los equipos están operativos y listos para su uso. Sin equipos disponibles, no puede haber un uso ni rendimiento efectivo. Por lo tanto, la disponibilidad tiene el mayor impacto en el cumplimiento del plan de producción, seguido por la UEED y después el rendimiento, el cual está condicionado por los otros indicadores básicamente.

5.5 Comparación de variabilidad

Complementando la cuantificación de incertidumbres, se mide la variabilidad relativa entre los datos para tener una mejor comprensión de la naturaleza de estas incertidumbres.

5.5.1 Geología

La Tabla 5.57 y Tabla 5.58 muestran el coeficiente de variación basado en la mediana (CV_m) para el factor de ajuste en las variables de incertidumbre geológica.

Tabla 5.57: Coeficiente de variación basado en la mediana para Factor de ajuste en Tonelaje

Oretype	MAD	Mediana	Coeficiente de variación [%]
LST	0.068	0.943	7.24
OML	0.223	1.045	21.32
SAC	0.287	1.000	28.67
OAL	0.352	1.145	30.73
SDF	0.296	0.947	31.23
SBC	0.313	0.967	32.34
SMC	0.444	0.939	47.32
SBL	0.451	0.921	48.94
OBL	0.570	1.133	50.34
SAS	0.740	1.167	63.41
MAL	0.738	1.000	73.79
MML	0.760	0.969	78.40
SAA	0.820	1.000	81.99

Existe una variabilidad considerable en el factor o cumplimiento de la estimación de tonelaje extraído entre los diferentes oretypes con una mayor concentración de valores en el rango de 30% a 55%. Los oretypes SAA, MML y MAL presentan las mayores variabilidades (hasta 82%), es decir, estos riesgos son más impredecibles, mientras que la variabilidad para el lastre es bastante menor al resto (7%). En general se observa la tendencia de que mientras mayor sea el coeficiente de variación del oretype, también es mayor el valor de MAD, lo cual se debe que las medianas varían entre 0.9 y 1.2, que son valores cercanos a 1, por lo que el coeficiente depende principalmente de esta desviación respecto a la mediana.

Como es esperable, al comparar con los histogramas se puede ver que el coeficiente de variación aumenta a medida que también lo hacen los valores extremos, como por ejemplo los oretypes MAL, MML y SAA que presentan una cantidad importante de factores cercanos a cero y factores altos.

Tabla 5.58: Coeficiente de variación basado en la mediana para Factor de ajuste en Ley CuT

Oretype	MAD	Mediana	Coeficiente de variación [%]
OBL	0.025	0.999	2.50
SMC	0.030	1.013	3.01
SBC	0.035	1.000	3.52
SAC	0.048	1.001	4.79
OML	0.054	0.997	5.45
SBL	0.086	1.003	8.55
SAA	0.107	1.000	10.66
OAL	0.113	1.020	11.12
SAS	0.128	1.030	12.42
SDF	0.132	1.062	12.43
MML	0.127	0.990	12.80
MAL	0.129	1.000	12.85
LST	0.135	0.944	14.27

Por otra parte, para la estimación de ley de cobre extraída, los valores de coeficiente de variación son relativamente bajos (comparado con los del tonelaje) y van desde 2.5% hasta 14%. Para esta variable, los oretypes OBL, SMC tienen los menores coeficientes, lo que indica que la estimación de ley de cobre extraída es más precisa o predecible en estos casos, mientras que para los

oretips MML, MAL y LST la estimación es menos precisa por la mayor variabilidad relativa en el cumplimiento. De igual forma, está presente la tendencia de mayor MAD con mayor coeficiente de variación, debido a que la mediana varía entre 0.94 y 1.06.

Comparando con los histogramas, los cuales tenían una distribución relativamente simétrica, se aprecia que el coeficiente de variación disminuye a medida que aumenta la concentración alrededor de la media-mediana (cercana a 1) y con ello disminuye la extensión o rango de la distribución a lo largo del eje horizontal.

5.5.2 Operaciones Mina: Palas

A continuación, la Tabla 5.59 presenta los coeficientes de variación (basados en la mediana) para los factores de ajuste en las variables asociadas a la incertidumbre operacional mina:

Tabla 5.59: Coeficiente de variación basado en la mediana para Factor de ajuste en KPI Palas

Pala	KPI	MAD	Mediana	Coeficiente de variación [%]
P210	Disponibilidad	0.046	1.030	4.44
P214	Disponibilidad	0.047	1.034	4.59
P205	Disponibilidad	0.052	1.031	5.00
P211	Disponibilidad	0.052	1.025	5.04
P215	Disponibilidad	0.063	1.063	5.89
P206	Disponibilidad	0.064	1.031	6.22
P204	Disponibilidad	0.066	1.017	6.44
PL002	Disponibilidad	0.080	1.170	6.86
P203	Disponibilidad	0.089	1.000	8.89
P209	Disponibilidad	0.091	1.000	9.09
P210	UEBD	0.119	1.000	11.86
P211	UEBD	0.123	1.009	12.18
P205	UEBD	0.128	0.997	12.87
P214	UEBD	0.128	0.974	13.13
P204	UEBD	0.136	0.939	14.52
P203	UEBD	0.150	1.000	15.00
P209	UEBD	0.213	1.000	21.26
P206	UEBD	0.180	0.807	22.30
PL002	UEBD	0.234	0.828	28.29
P215	UEBD	0.263	0.916	28.67
P211	Rendimiento efectivo	0.075	0.955	7.82
P210	Rendimiento efectivo	0.074	0.943	7.90
P214	Rendimiento efectivo	0.082	0.956	8.53
P209	Rendimiento efectivo	0.088	0.982	8.98
P206	Rendimiento efectivo	0.104	1.020	10.21
P205	Rendimiento efectivo	0.103	1.000	10.25
P203	Rendimiento efectivo	0.105	0.989	10.59
P204	Rendimiento efectivo	0.110	1.000	11.01
P215	Rendimiento efectivo	0.135	1.000	13.52
PL002	Rendimiento efectivo	0.174	0.973	17.87

La distribución de los valores de CV_m varía según el KPI. Para la Disponibilidad, este coeficiente está entre 4% (P210) y 9% (P203 y P209), con una media de 6.3% aproximadamente. Para la UEBD, la variación se encuentra entre 12% (P210) y 29% (P215), con un promedio de 18% aproximadamente, mientras que, para el Rendimiento efectivo, los valores van desde 8% (P210 y

P211) hasta 18% (PL002), con una media de alrededor de 10.7%. Por lo tanto, de forma general, se obtiene que el factor o cumplimiento de la disponibilidad es relativamente preciso, en cambio, la variabilidad en el cumplimiento del objetivo de UEBD es la más alta.

Respecto a las tendencias, las palas PL002 y P215 presentan un coeficiente de variación consistentemente alto para UEBD y rendimiento. Por el contrario, las palas P210, P211 y P214 un coeficiente bajo para los tres KPI. Además, como la mediana varía entre 0.8 y 1.2, el coeficiente definido depende principalmente del valor de MAD para todos los KPI.

Contrastando estos resultados con los histogramas asociados, se comprueba gráficamente que, a menor coeficiente de variación, las colas de las distribuciones son más pesadas, es decir, hay una mayor concentración de datos en un rango estrecho (alrededor de la media).

Con el fin de simplificar la cantidad de variables a comparar, las variables operacionales de mina se pueden agrupar según el tipo de pala de la siguiente forma:

Tabla 5.60: Coeficiente de variación basado en la mediana para Factor de ajuste en KPI Palas (Eléctricas e Hidráulicas)

Tipo Pala	KPI	MAD	Mediana	Coeficiente de variación [%]
Eléctrica	Disponibilidad	0.058	1.025	5.65
Hidráulica	Disponibilidad	0.144	1.043	13.79
Eléctrica	UEBD	0.142	0.983	14.41
Hidráulica	UEBD	0.239	0.934	25.56
Eléctrica	Rendimiento efectivo	0.096	0.985	9.73
Hidráulica	Rendimiento efectivo	0.119	0.979	12.20

Al agrupar, ahora se tiene que para la disponibilidad el coeficiente de variación presenta una media de 9.7%, para la UEBD un promedio de alrededor de 20% y para el rendimiento efectivo, la media de los coeficientes es de 11% aproximadamente. Con esto, el comportamiento obtenido anteriormente se mantiene, es decir, la variabilidad en el cumplimiento de disponibilidad es la más baja, en cambio, el cumplimiento del objetivo de UEBD es el menos preciso.

Comparando entre palas, las de tipo hidráulico tienen los coeficientes de variación más alto para los tres KPI, lo cual se condice con el patrón identificado para las palas PL002/P215 y P210/P211/P214, las cuales son hidráulicas y eléctricas respectivamente.

5.5.3 Operaciones Mina: Camiones (CAEX)

Continuando con las variables asociadas a la incertidumbre operacional mina, en la Tabla 5.61 se obtiene el mismo tipo de coeficiente desglosado por flota de camión y KPI.

Tabla 5.61: Coeficiente de variación basado en la mediana para Factor de ajuste en KPI CAEX

CAEX	KPI	MAD	Mediana	Coeficiente de variación [%]
Komatsu 930E	Disponibilidad	0.038	0.956	4.02
Caterpillar 797F	Disponibilidad	0.059	0.968	6.10
Komatsu 980E	Disponibilidad	0.066	1.008	6.57
Komatsu 980E	UEBD	0.040	1.033	3.89
Caterpillar 797F	UEBD	0.042	1.025	4.09
Komatsu 930E	UEBD	0.043	0.974	4.45
Komatsu 930E	Rendimiento efectivo	0.068	1.036	6.55
Caterpillar 797F	Rendimiento efectivo	0.079	1.062	7.40
Komatsu 980E	Rendimiento efectivo	0.076	0.965	7.86

La distribución del CV_m por KPI también es variable. El KPI con mayor coeficiente promedio es el rendimiento efectivo con 7.3% (valores entre 6.6% y 7.9%), seguido por la disponibilidad con 5.6% (valores entre 4% y 6.6%) y finalmente UEBD con 4.1% (variación entre 3.9% y 4.5%).

Observando las tendencias por tipo de camión, la flota Komatsu 980E presenta un coeficiente consistentemente alto para Disponibilidad y Rendimiento. Por otro lado, la flota Komatsu 930E uno bajo para los mismos indicadores. Además, de forma general, como la mediana varía entre 0.96 y 1.06, el valor de MAD influye más que todo en el valor del coeficiente definido para todos los KPI.

Como todos los coeficientes son bajos y cercanos entre sí, al examinar los histogramas asociados de los camiones, no se notan grandes diferencias entre las distribuciones para un mismo KPI. Sin embargo, para una misma flota, al comparar las distribuciones por KPI se puede apreciar mejor que, a mayor coeficiente de variación, la concentración de datos alrededor de la media-mediana disminuye al aumentar la cantidad de valores en los extremos.

5.5.4 Secuencia del Plan minero

Por último, se presenta la Tabla 5.62 con los coeficientes de variación basados en la mediana para la adherencia geométrica, desglosado por año y con un valor total considerando todos los datos.

Tabla 5.62: Coeficiente de variación basado en la mediana para Adherencia geométrica

Año	MAD	Mediana	Coeficiente de variación [%]
2021	0.035	0.745	4.70
2022	0.025	0.710	3.45
2023	0.041	0.663	6.22
Total	0.040	0.710	5.69

La distribución del coeficiente por año es variable. El año con mayor CV_m es 2023 (6.2%), seguido de 2021 (4.7%) y 2022 (3.5%). Todos los coeficientes se encuentran por debajo del 10%, lo que indica que el cumplimiento de la secuencia del plan minero es relativamente alto en comparación al resto de variables asociadas a las otras fuentes de incertidumbre analizadas.

Considerando todos los valores de coeficientes en todas las variables de estudio, se puede definir la siguiente escala de variabilidad:

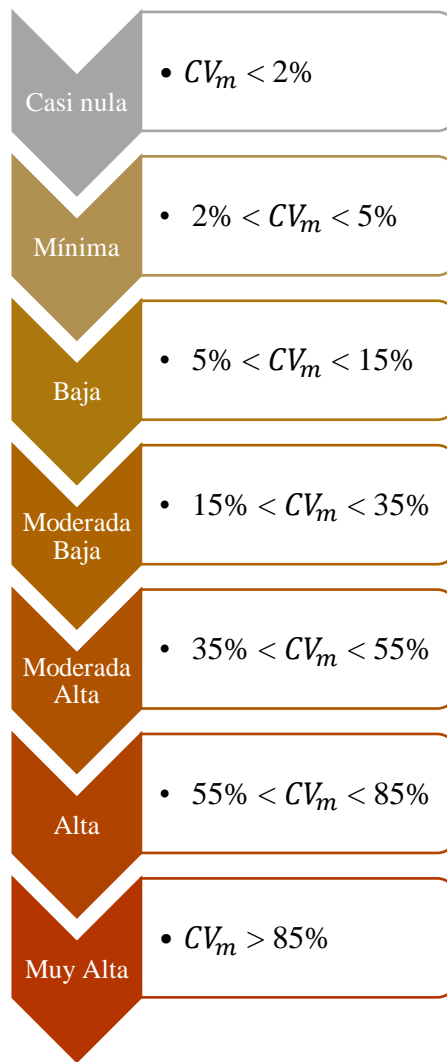


Figura 5.54: Escala utilizada para categorizar la variabilidad relativa

Los coeficientes de variación observados se distribuyen entre 2.5% y 82%, con una mayor concentración bajo el 15%, lo que justifica la definición de rangos más cortos en los niveles bajos de variabilidad. De esta forma, los valores de corte permiten agrupar los datos en categorías significativas que reflejen diferentes niveles de variabilidad relativa. Los rangos extremos (debajo de 2% y sobre 85%) se utilizan para cubrir todo el espectro posible de variabilidad, asegurando que cualquier caso futuro pueda ser adecuadamente categorizado y comparado con los datos actuales.

5.6 Ranking fuentes de incertidumbre

Para establecer el ranking se utiliza una matriz de evaluación de riesgo (escala del 1 al 19), donde se ubica cada variable en base a su variabilidad y su impacto en el cumplimiento del plan de producción de cobre fino:

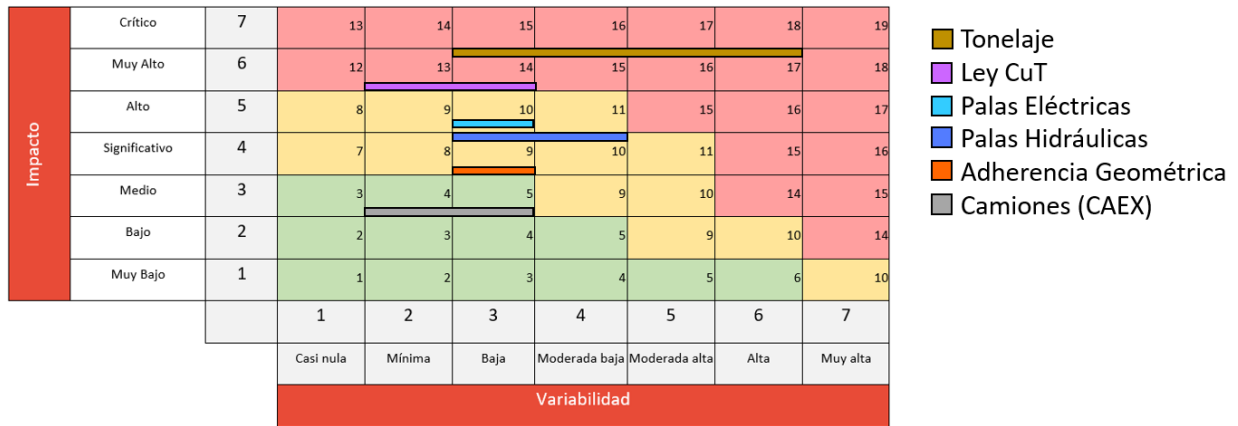


Figura 5.55: Matriz de evaluación de riesgo (Variabilidad e Impacto)

Tabla 5.63: Detalle matriz de evaluación de riesgos

Variable	Variabilidad	Impacto	Magnitud Riesgo	Nivel de Riesgo
Tonelaje - SAA	6	6	17	Alto
Tonelaje - MML	6	6	17	Alto
Tonelaje - MAL	6	6	17	Alto
Tonelaje - SAS	6	6	17	Alto
Tonelaje - OBL	5	6	16	Alto
Tonelaje - SBL	5	6	16	Alto
Tonelaje - SMC	5	6	16	Alto
Tonelaje - SBC	4	6	15	Alto
Tonelaje - SDF	4	6	15	Alto
Tonelaje - OAL	4	6	15	Alto
Tonelaje - SAC	4	6	15	Alto
Tonelaje - OML	4	6	15	Alto
Tonelaje - LST	3	6	14	Alto
Ley CuT- LST	3	6	14	Alto
Ley CuT- MAL	3	6	14	Alto
Ley CuT- MML	3	6	14	Alto
Ley CuT- SDF	3	6	14	Alto
Ley CuT- SAS	3	6	14	Alto
Ley CuT- OAL	3	6	14	Alto
Ley CuT- SAA	3	6	14	Alto
Ley CuT- SBL	3	6	14	Alto
Ley CuT- OML	3	6	14	Alto
Ley CuT- SAC	2	6	13	Alto
Ley CuT- SBC	2	6	13	Alto
Ley CuT- SMC	2	6	13	Alto
Ley CuT- OBL	2	6	13	Alto
UEBD - Pala Eléctrica	3	5	10	Medio
Rendimiento efectivo - Pala Eléctrica	3	5	10	Medio
Disponibilidad - Pala Eléctrica	3	5	10	Medio

UEBD - Pala Hidráulica	4	4	10	Medio
Disponibilidad - Pala Hidráulica	3	4	9	Medio
Rendimiento efectivo - Pala Hidráulica	3	4	9	Medio
Adherencia geométrica	3	4	9	Medio
Rendimiento efectivo - Komatsu 980E	3	3	5	Bajo
Rendimiento efectivo - Caterpillar 797F	3	3	5	Bajo
Disponibilidad - Komatsu 980E	3	3	5	Bajo
Rendimiento efectivo - Komatsu 930E	3	3	5	Bajo
Disponibilidad - Caterpillar 797F	3	3	5	Bajo
UEBD - Komatsu 930E	3	3	5	Bajo
UEBD - Caterpillar 797F	2	3	4	Bajo
Disponibilidad - Komatsu 930E	2	3	4	Bajo
UEBD - Komatsu 980E	2	3	4	Bajo

Finalmente, el posicionamiento o ranking resulta de la siguiente forma:

1. Geología – Tonelaje: 14, 15, 16 o 17 puntos dependiendo del oretipe.
2. Geología – Ley CuT: 13 o 14 puntos dependiendo del oretipe.
3. Operaciones Mina - Palas eléctricas: 10 puntos para todos los KPI.
4. Operaciones Mina - Palas hidráulicas: 9 o 10 puntos dependiendo del KPI (UEBD con mayor variabilidad).
5. Secuencia del Plan minero - Adherencia geométrica (escala semanal): 9 puntos.
6. Operaciones Mina - Camiones (CAEX): 4 o 5 puntos dependiendo del KPI (UEBD con menor variabilidad).

A partir de la matriz (Figura 5.55 y Tabla 5.63), se obtiene que las variables geológicas presentan un nivel de riesgo alto, es decir, no es aceptable y se deben tomar medidas para reducirlo. Por otro lado, está el nivel de riesgo medio asociado a los indicadores de equipos de carguío (palas) y la adherencia geométrica. Este riesgo es indeseable y únicamente tolerable si la reducción de riesgo no es practicable o si los costos son desproporcionados respecto a la mejora conseguida. Al final del ranking están las variables de los camiones con un nivel de riesgo bajo, por lo que son aceptables, pero igual se puede buscar la mejora y definir medidas adicionales para reducir el riesgo.

6 Conclusiones y Recomendaciones

El análisis exploratorio de los datos asociados a diversas fuentes de incertidumbre en la minería junto con el posterior análisis del coeficiente de variación y su impacto potencial han proporcionado una comprensión significativa de la variabilidad inherente en distintos aspectos del proceso minero. Estos resultados destacan áreas críticas que requieren atención para optimizar la eficiencia operativa y mejorar la predictibilidad de la producción de cobre fino.

La variabilidad geológica, tanto en el tonelaje como en la ley de cobre, corresponde una de las mayores fuentes de incertidumbre en el proceso minero. Las discrepancias observadas en la estimación del tonelaje y ley extraída indican que el modelo geológico puede diferir considerablemente de la realidad, impactando directamente en la planificación, la ejecución de las operaciones mineras y la calidad del mineral procesado. La mayor variabilidad de ciertos oretypes resalta la importancia de modelos geológicos precisos y la incorporación de nuevas técnicas de modelización para reducir la incertidumbre, lo que puede contribuir significativamente a la estabilidad y predictibilidad de la producción.

Las palas, particularmente las eléctricas, son cruciales para la operación minera debido a su alta capacidad de carga. La baja disponibilidad y alta variabilidad en indicadores como UEBD y rendimiento efectivo para las palas eléctricas tienen un impacto considerable en la producción. Las palas hidráulicas, aunque menos críticas en términos de capacidad de carga, presentan mayor flexibilidad operativa, lo cual puede ser beneficioso en situaciones donde se requiere adaptabilidad. El análisis realizado indica que la disponibilidad de las palas tiene una variabilidad relativamente baja, lo cual es positivo, pero la mayor variabilidad en UEBD señala áreas de mejora en la eficiencia operativa.

Los camiones mineros presentan una menor variabilidad comparada con las palas, lo cual sugiere una mayor estabilidad operativa. Sin embargo, la flota Komatsu 980E muestra una mayor variabilidad en disponibilidad y rendimiento, lo que podría indicar la necesidad de mejorar los procedimientos de mantenimiento o la gestión operativa de esta flota en particular. El menor impacto de los camiones se debe a la gran cantidad existente en la operación permitiendo mitigar problemas de disponibilidad y mantener la continuidad operativa.

La adherencia geométrica en la planificación minera muestra una variabilidad baja respecto al resto de variables. Esta adherencia es crucial para garantizar que los minerales expuestos sean extraídos de manera eficiente, minimizando pérdidas y optimizando la secuencia de extracción. Se destaca la capacidad de ajuste en plazos más largos que permite mitigar desviaciones y mantener el cumplimiento de objetivos.

En resumen, el análisis de la variabilidad y el impacto asociado permitieron establecer un ranking de fuentes de incertidumbre donde la geología (tonelaje y ley) ocupa los primeros lugares debido a su alta variabilidad e impacto. Le siguen las palas eléctricas e hidráulicas, cuya disponibilidad y eficiencia son críticas para la operación. Por último, la adherencia geométrica y camiones tienen un menor impacto en ese orden, pero no deben ser desestimados en los planes de mejora.

Como recomendación, se pueden llevar a cabo nuevos estudios que profundicen en la variabilidad geológica y operacional. En el primer ámbito, para tener una mejor comprensión de las características geológicas, sería de ayuda realizar un análisis más detallado de la variación en el cumplimiento de tonelaje y ley considerando la ubicación espacial dentro de la mina. Por otro lado, en cuanto a las incertidumbres operacionales, se sugiere realizar un análisis exhaustivo de la variabilidad en los tiempos efectivo o tiempos de ciclo de trabajo, tanto para palas como para camiones, lo cual proporcionaría una visión más clara de la variación en utilización efectiva (UEBD) y el rendimiento efectivo. Además, la construcción de un modelo de velocidades para los camiones, basado en el porcentaje de tramos con pendiente, permitirá representar con mayor fidelidad la realidad operativa.

Adicionalmente, debido a que el trabajo realizado se centró en algunas incertidumbres, para trabajos posteriores se puede considerar el análisis de otras fuentes de incertidumbre, por ejemplo, geometalúrgicas (variabilidad de recuperación metalúrgica) o de planta (variabilidad en las toneladas tratadas y en indicadores desempeño para equipos de la planta), las cuales también tendrían un gran impacto en el plan de producción de cobre fino.

Por último, el siguiente paso de esta investigación consiste en el desarrollo de un modelo predictivo y prescriptivo, que permitirá realizar una evaluación del riesgo asociado con el plan de producción. Este modelo integrará las incertidumbres identificadas y cuantificadas en el presente estudio, proporcionando una herramienta robusta para anticipar y gestionar las variaciones en la producción, apoyando en el alcance de los objetivos planificados.

7 Bibliografía

- Abdel, S. & Dimitrakopoulos, R. (2010). Mine Design under Geologic and Market Uncertainties. *4th International Conference on Mining Innovation*. Santiago, Chile.
- Academia Balderix. (2024). Obtenido de Probabilidad y Estadística: <https://www.probabilidadyestadistica.net/dispersion-relativa/>
- Amat, J. (2021). *Ajuste y selección de distribuciones con Python*. Obtenido de <https://cienciadedatos.net/documentos/pystats01-ajuste-distribuciones-python.html>
- Castrillo, M. (2023). *Cómo identificar y tratar outliers con Python*. Obtenido de Medium: <https://medium.com/@martacasdelg/c%C3%B3mo-identificar-y-tratar-outliers-con-python-bf7dd530fc3>
- CODELCO. (2022). *Full Potential: Indicadores y metas*.
- CODELCO. (2024). *Material de apoyo. Actualización del modelo de clasificación de tiempos*. Santiago, Chile.
- Damghani, K. et al. (2009). *Decision Making Under Uncertain and Risky Situations*. Illinois: Enterprise Risk Management Symposium Monograph Society of Actuaries-Schaumburg.
- Dimitrakopoulos, R. (2011). *Stochastic optimization for strategic mine planning: A decade of developments*. Journal of Mining Science.
- Guzmán, J. et al. (2013). *Perspectiva GEM: Planificación Minera en Tiempos Inciertos*. GEM.
- Iglewicz, B. & Hoaglin, D. (1993). *How to Detect and Handle Outliers*.
- Kazakidis, V. (2001). *Operating risk : planning for flexible mining systems*. Columbia: University of British.
- Kazmier, L. (2004). *Schaum's Outline of Business Statistics*. McGraw Hill.
- Lichtin, C. (2022). *Gestión de Riesgos y valorización de medidas de gestión en la planificación minera*. GEM.
- Mayer, Z. & Kazakidis, V. (2007). *Decision Making in Flexible Mine Production System Design using Real Options*. Journal of Construction Engineering and Management Vol 133.
- Mun, J. (2006). *Modelling risk, applying monte carlo simulation, real options analysis, forecasting, and optimization techniques*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Newman, A. et al. (2007). *A review of operations research in mine planning*. *Workshop on Operations Research in Mining*.
- Osanloo, M. et al. (2008). *Long-term open pit mine production planning: a review of models and algorithms*. International Journal of Mining.
- Paredes, I. et al. (2023). *PERSPECTIVA GEM: Análisis de Riesgos en la Industria Minera*. GEM.

- Rubio, E. (2007). *Tópicos Avanzados en Planificación Minera*. Santiago, Chile.
- Sepúlveda, G. et al. (2012). *Planeamiento de minas a cielo abierto mediante optimización estocástica*. *Boletín de Ciencias de la Tierra*. Medellín.
- Tabesh, M. & Askari-Nasab. (2011). *Two-stage clustering algorithm for block aggregation in open pit mines*. *Mining Technology*.
- Taskesen, E. (2020). Obtenido de Parametric - Distfit documentation: <https://erdogant.github.io/distfit/pages/html/Parametric.html#residual-sum-of-squares-rss>
- TIMINING. (2020). *Capacitación Delta: Software de conciliación automática y análisis de planes mineros*.
- Yarmuch, J. & Ortiz, J. (2011). *A Novel Approach to Estimate the Gap Between the Middle and Short-Term Plans*. NSW: 35th APCOM Symposium.

Anexo A: Geología

Nombre oretype	Sigla	Código	%CuT	ZMIN	Razón de Solubilidad	Observaciones	Restricciones	Destino 1	Destino 2
SECUNDARIOS DÉBILES-FUERTES	SDF	46	≥ 0.30	Sólo SSF y SSD	≤ 12%	Puede ir a Chancado de Óxido. A Chancado de Sulfuro puede ir SDF de la Fase 33.	No se debe enviar solo a ningún proceso, siempre debe ir en mezcla.	Chancado Óxidos/Chancado Sulfuro	Stock Óxidos / Stock Sulfuro
SULFUROS CHUQUI ALTA LEY	SAC	47	≥ 0.50	BO, CPY, PY	≤ 12%	Puede ir a Chancado de Sulfuros directo.	No puede ir a ningún proceso de Óxido.	Chancado Sulfuros	Stock Tránsito
SULFUROS BORNITICOS MEDIA LEY	SMB	48	0.40 - 0.50	BO	≤ 12%	Como primera opción puede ir a Chancado de Sulfuros directo o a proyecto de biolixiviación.	No puede ir a ningún proceso de Óxido.	Chancado Sulfuros/Biolixiviación	Consultar a GRMD
SULFUROS CHUQUI MEDIA LEY	SMC	45	0.40 - 0.50	CPY, PY	≤ 12%	De preferencia debe ir a Stock Sulfuros, a menos que GRMD lo incluya en la mezcla a Chancado de sulfuros.	No puede ir a ningún proceso de Óxido.	Stock Tránsito	Chancado de Sulfuro
SULFUROS CHUQUI BAJA LEY	SBC	44	0.30-0.40	BO, CPY, PY	≤ 12%	Debe ir a Stock SBC, a menos que GRMD lo incluya en la mezcla a chancado de sulfuros (solo enviar lo indicado en el plan)	No puede ir a ningún proceso de Óxido.	Stock SBC	Consultar a GRMD
SULFUROS ALTA SOLUBILIDAD	SAS	43	≥ 0.30	BO, CPY, PY	> 12%	Puede ir a Chancado en mezcla con SAC o SMC según proporciones entregadas por GRMD. Si no se envía en mezcla, no existe recuperación de cobre.	No puede ir a ningún proceso de Óxido.	Stock Sulfuro Arcilla	Consultar a GRMD
SULFUROS ALTA ARCILLA	SAA	42	≥ 0.30	BO, CPY, PY	≤ 12%	Puede ir a Chancado en mezcla con SAC o SMC según proporciones entregadas por GRMD. Si no se envía en mezcla, no existe recuperación de cobre.	No puede ir a ningún proceso de Óxido.	Stock Sulfuro Arcilla	Consultar a GRMD
MIXTO ALTA	MAL	33	≥ 0.40	Mixto	25% - 60%	Puede ir a Chancado de Óxidos o a los stocks definidos por GRMD (Consultar plan diario)	Evitar el remanejo de este material.	Chancado Óxido	Stocks Óxidos
MIXTO MEDIA	MML	32	0.18-0.40	Mixto	25% - 60%	Puede ir a Chancado de Óxidos o a los stocks definidos por GRMD (Consultar plan diario)		Chancado Óxido	Stocks Óxidos
OXIDOS ALTA LEY	OAL	23	≥ 0.40	Oxidos, Grava exotica, Lixiviado	> 60%	Siempre a Chancado de Óxidos y a Stock de alta. En caso de que el Chancado este fuera, consultar a GRMD por destinos.	Siempre a Chancado de Óxidos y a Stock de alta. En caso de que el Chancado este fuera, consultar a GRMD por destinos.	Chancado Óxido	Stocks Óxidos
OXIDOS MEDIA LEY	OML	22	0.18-0.40	Oxidos, Grava exotica, Lixiviado	> 60%	Siempre a Chancado de Óxidos y a Stock de alta. En caso de que el Chancado este fuera, consultar a GRMD por destinos.	Siempre a Chancado de Óxidos y a Stock de alta. En caso de que el Chancado este fuera, consultar a GRMD por destinos.	Chancado Óxido	Stock Óxidos
OXIDOS BAJA LEY	OBL	12	0.15 - 0.18	Oxidos, Grava exotica, Lixiviado, Mixtos	> 60%	Debe ir a Pila OBL. Si es material de mala calidad (Aspecto arenoso), consultar a GRMD	Nunca enviar Chancado de Óxidos o a Stocks de Óxidos	Pila OBL	Consultar a GRMD
LASTRE	LST	11	0.15 - 0.30	SSF, SSD, BO, CPY, PY	---	Siempre a botadero.		Botadero	Botadero
			< 0.15	Todos	---	Siempre a botadero.		Botadero	Botadero

Figura A.1: Definición de calidades de materiales y sus destinos

Anexo B: Operaciones Mina - Palas

B.1 Palas Eléctricas

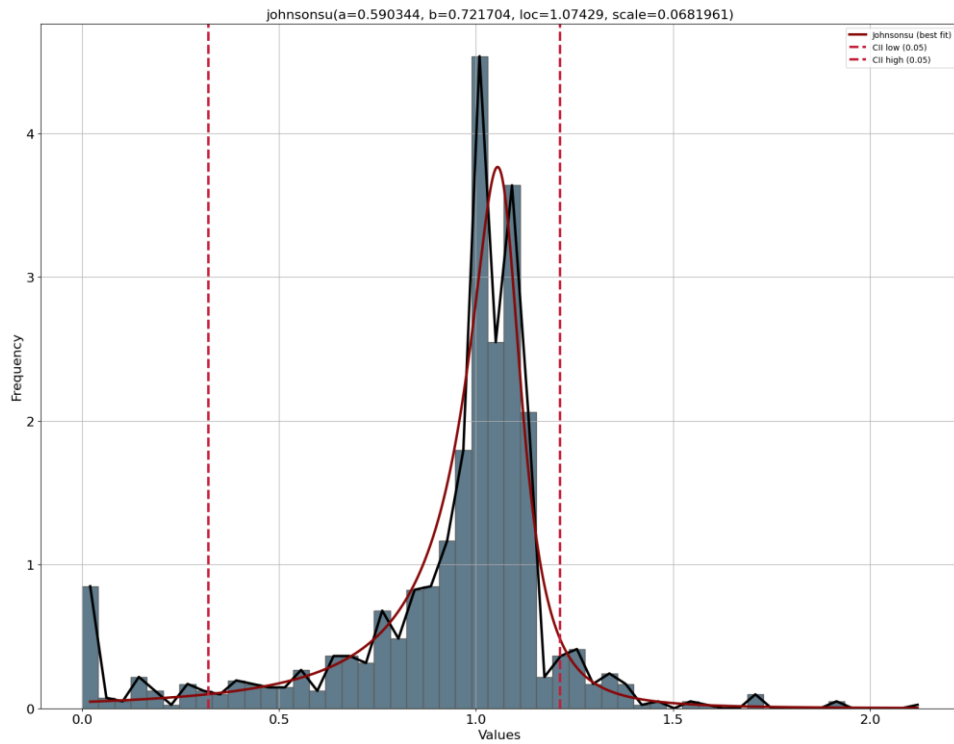


Figura B.1: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P203

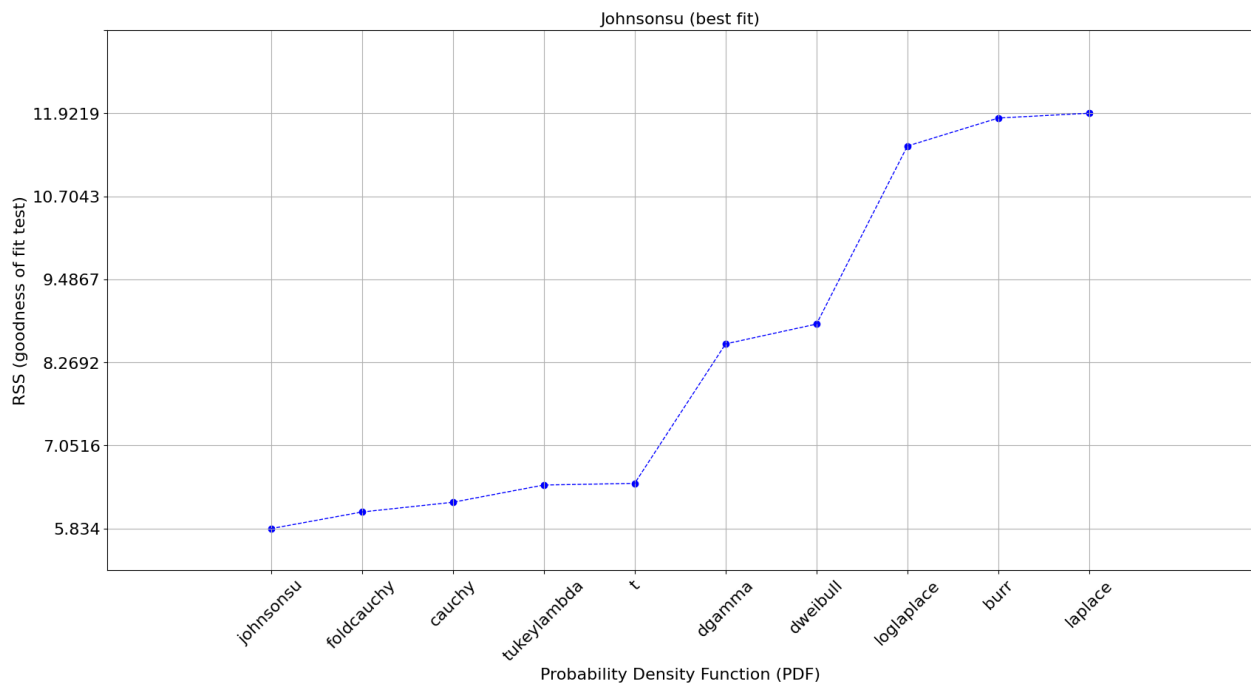


Figura B.2: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P203

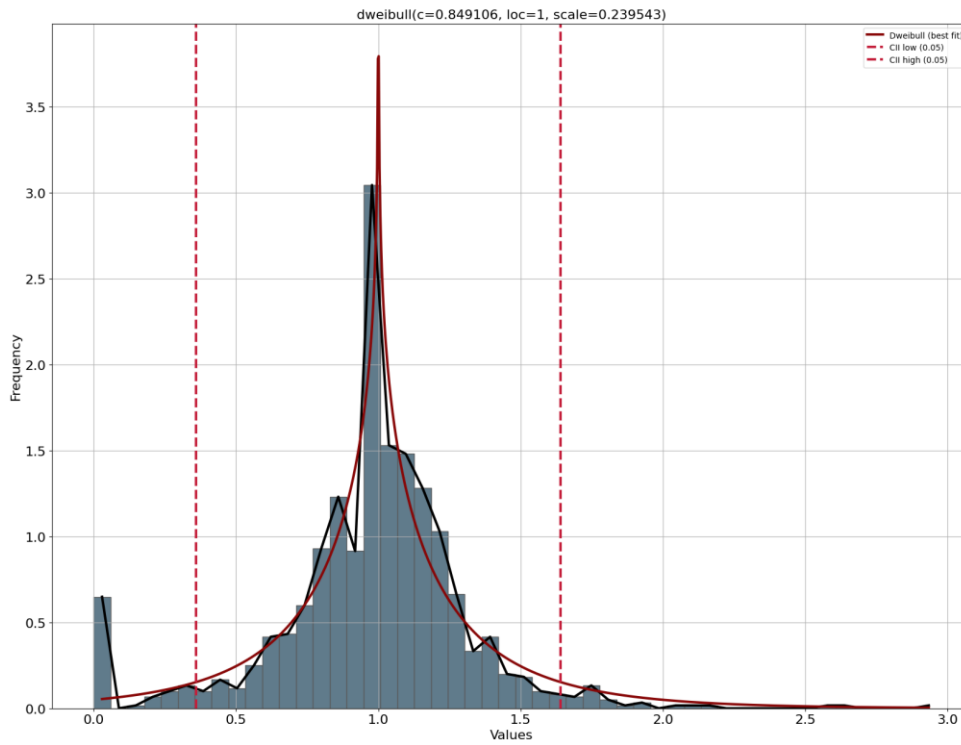


Figura B.3: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P203

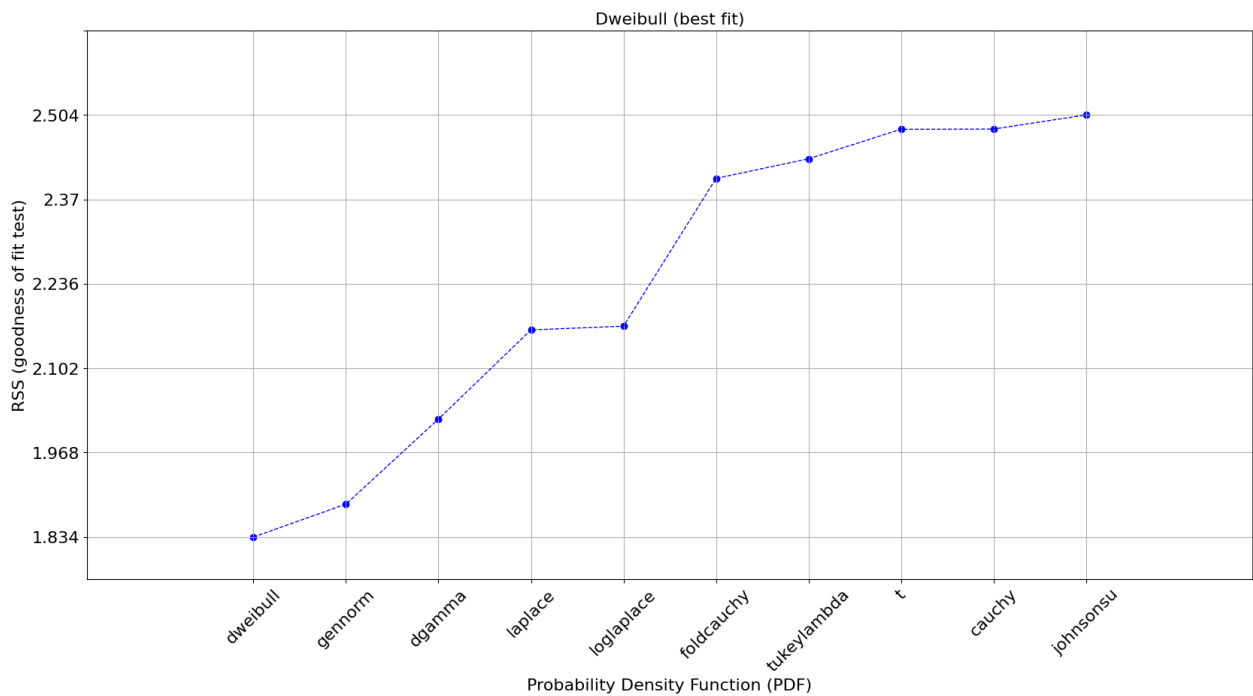


Figura B.4: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P203

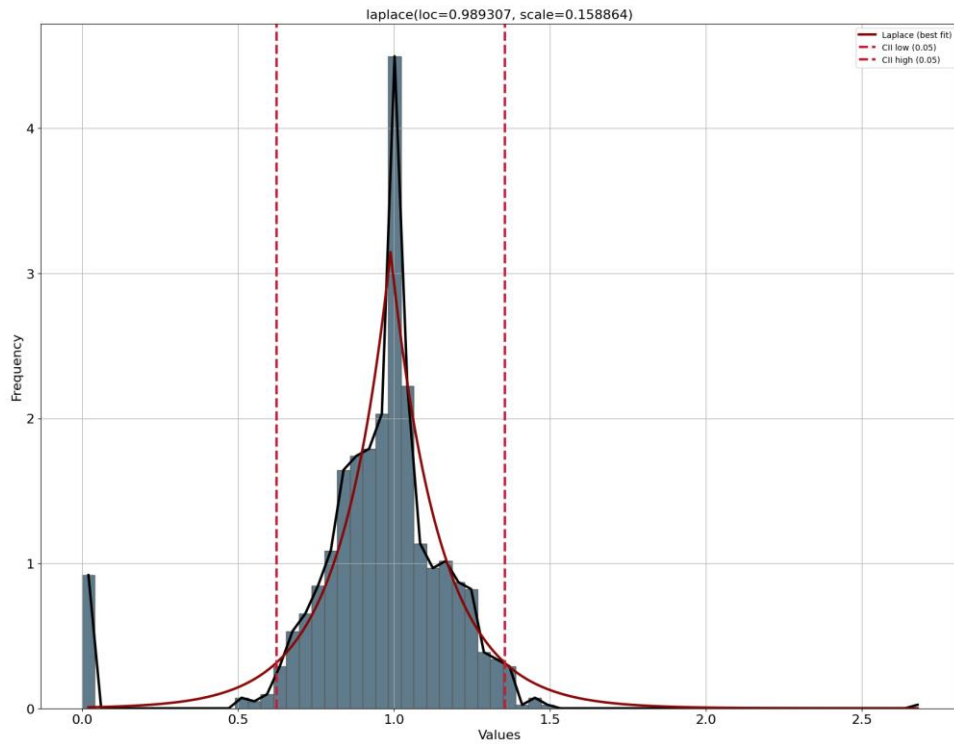


Figura B.5: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P203

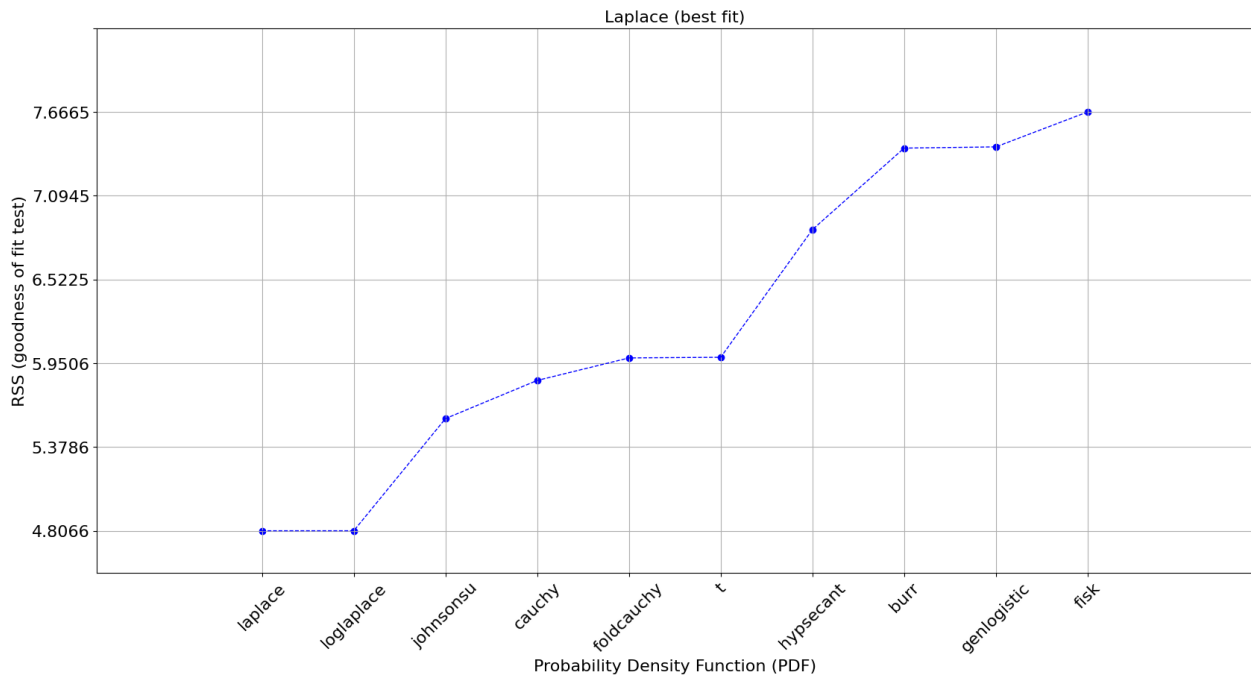


Figura B.6: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P203

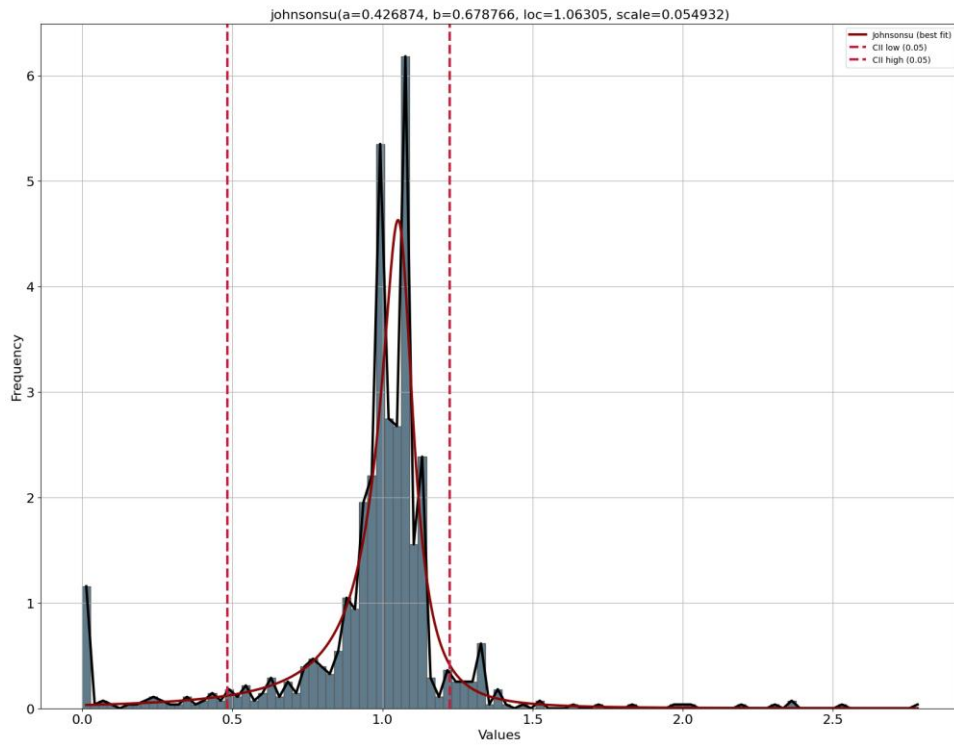


Figura B.7: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P204

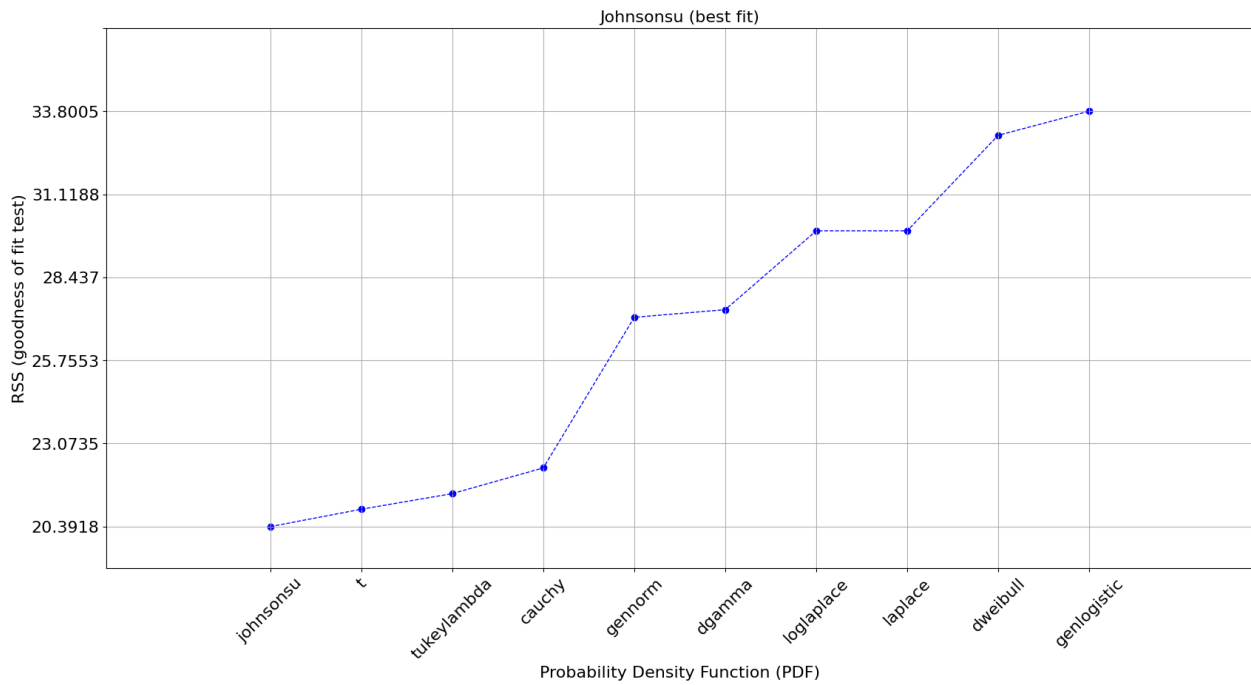


Figura B.8: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P204

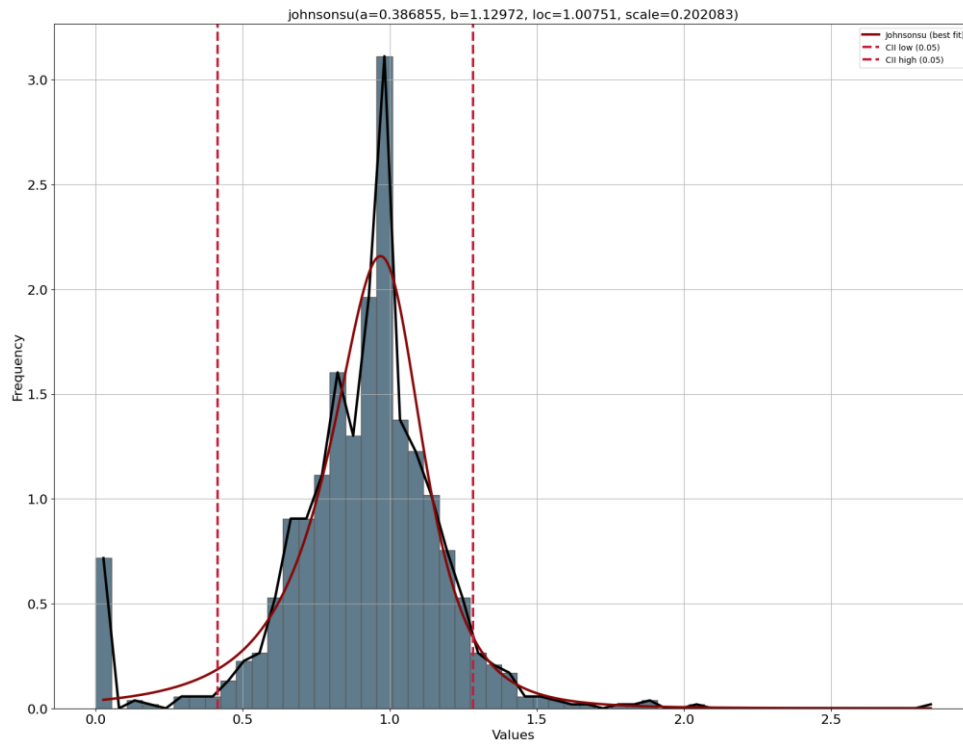


Figura B.9: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P204

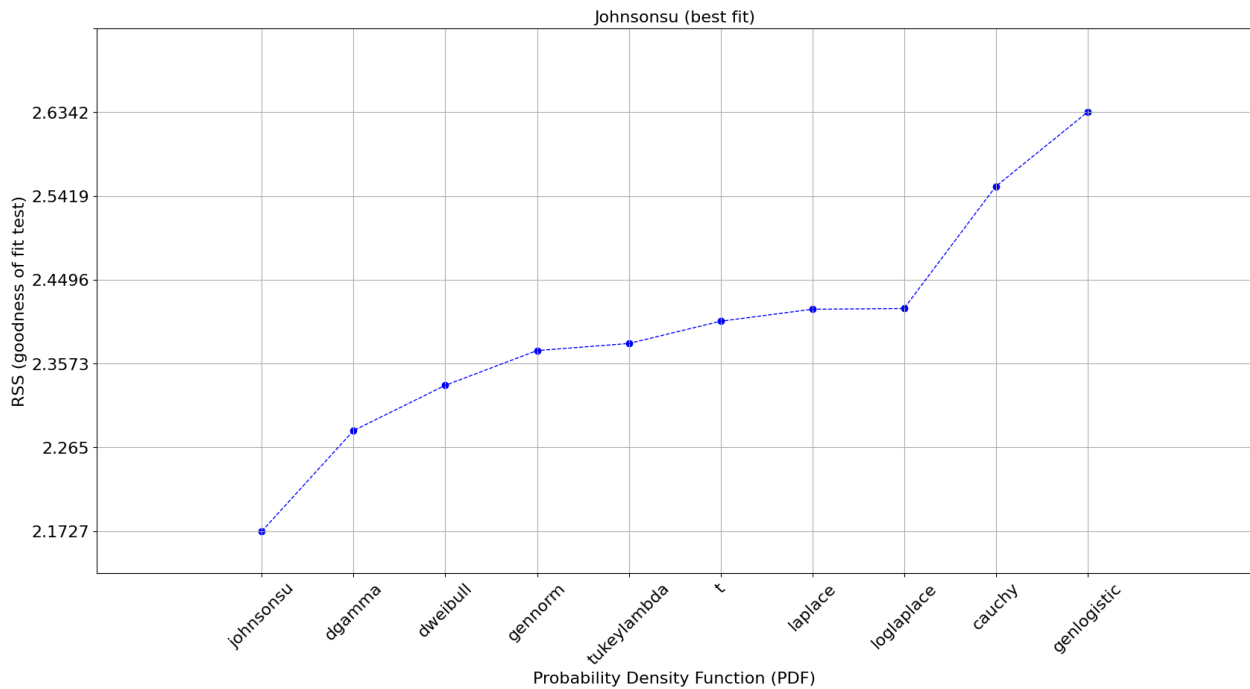


Figura B.10: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P204

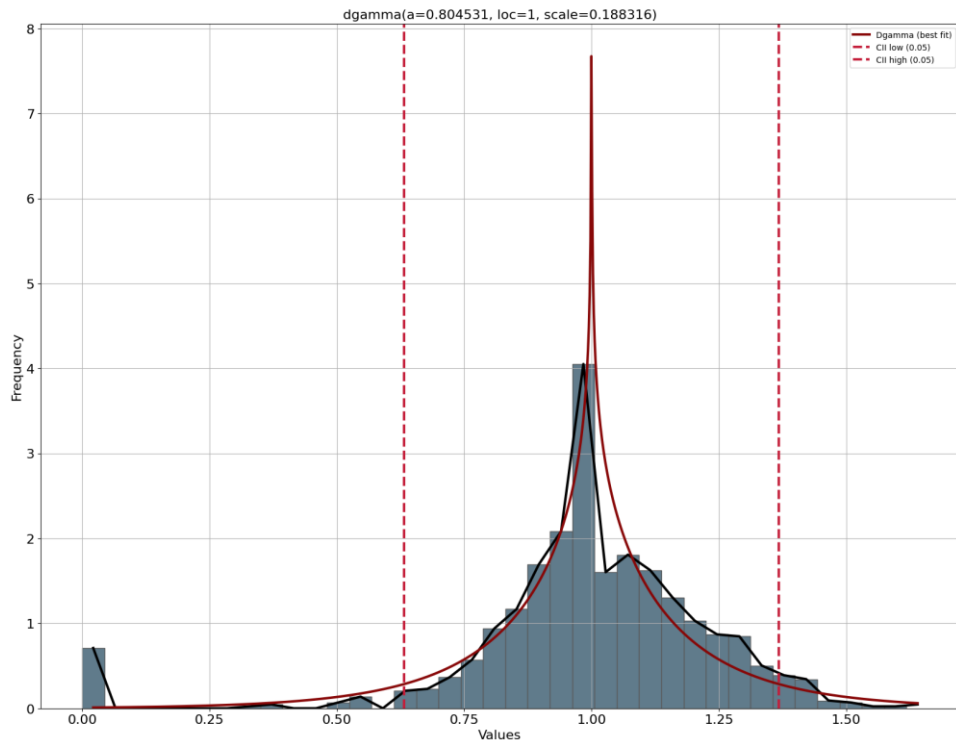


Figura B.11: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P204

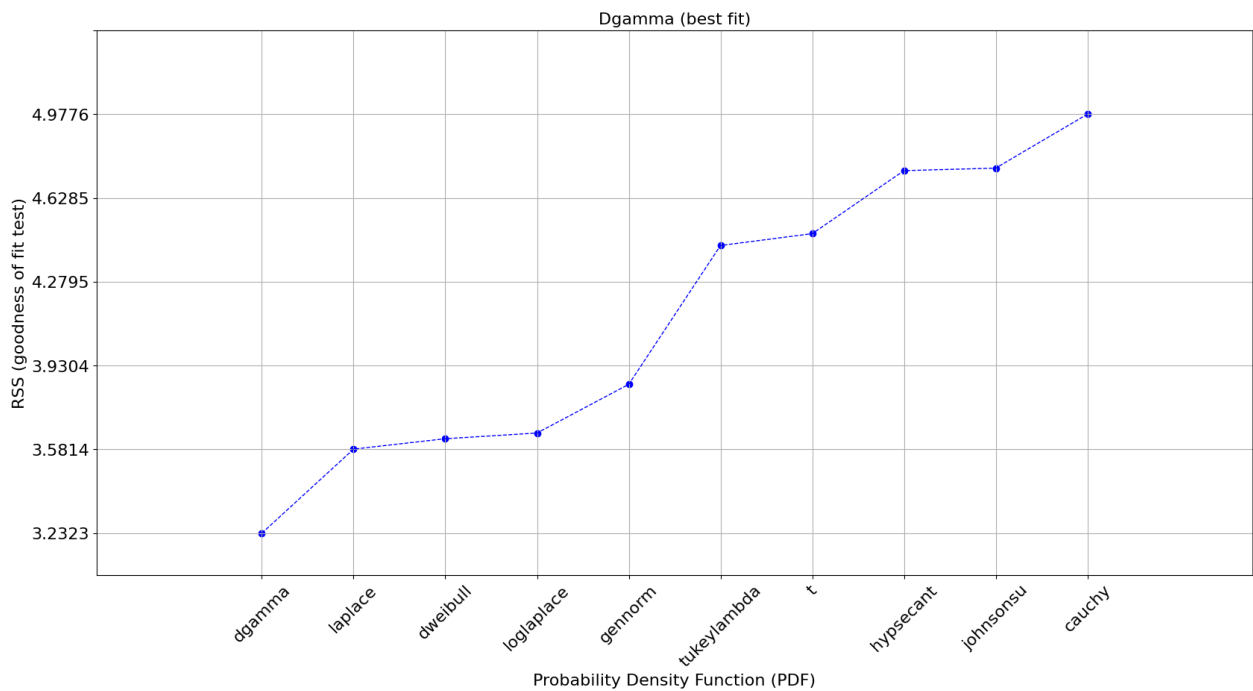


Figura B.12: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P204

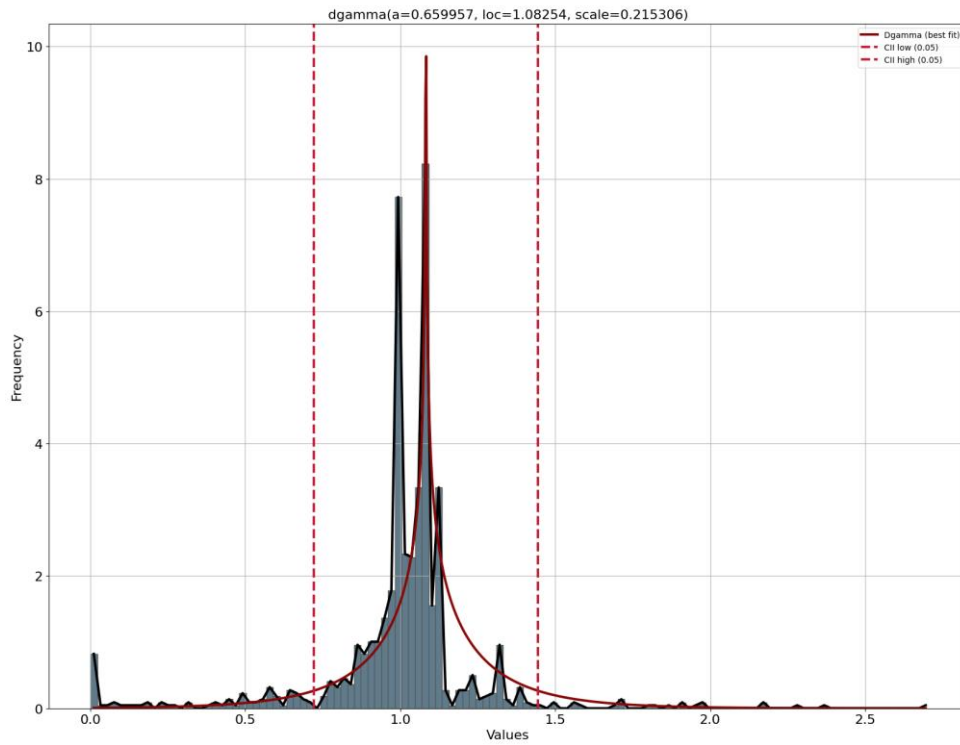


Figura B.13: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P205

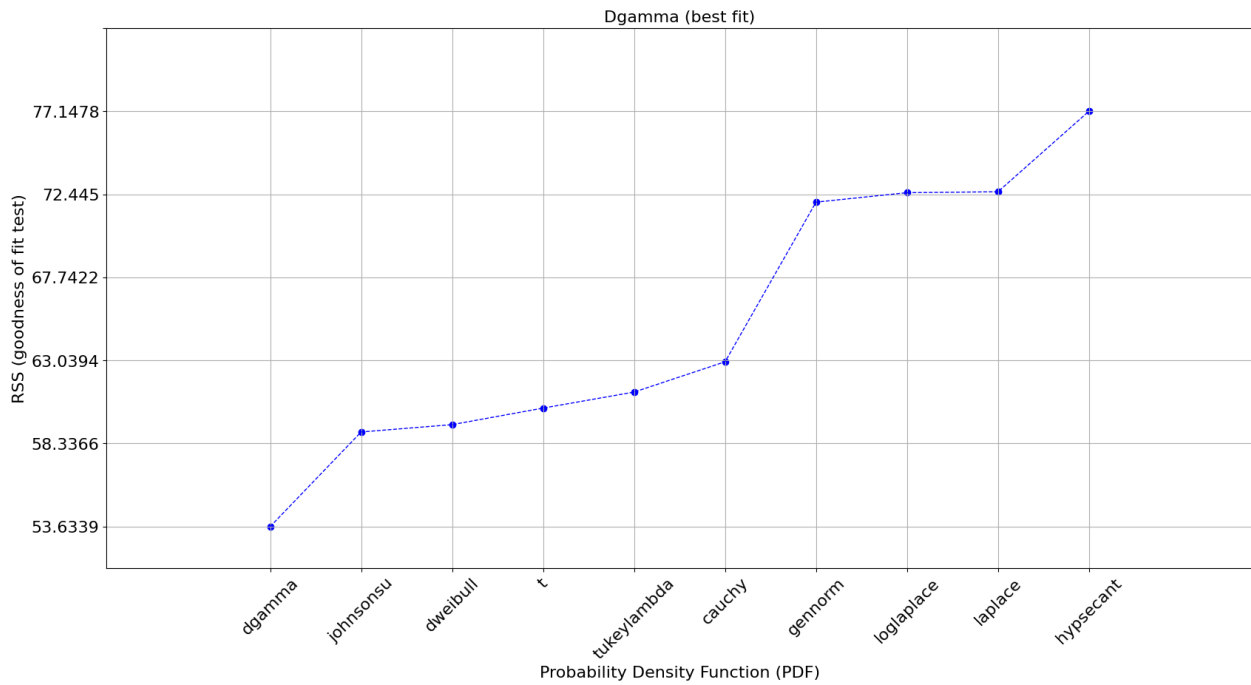


Figura B.14: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P205

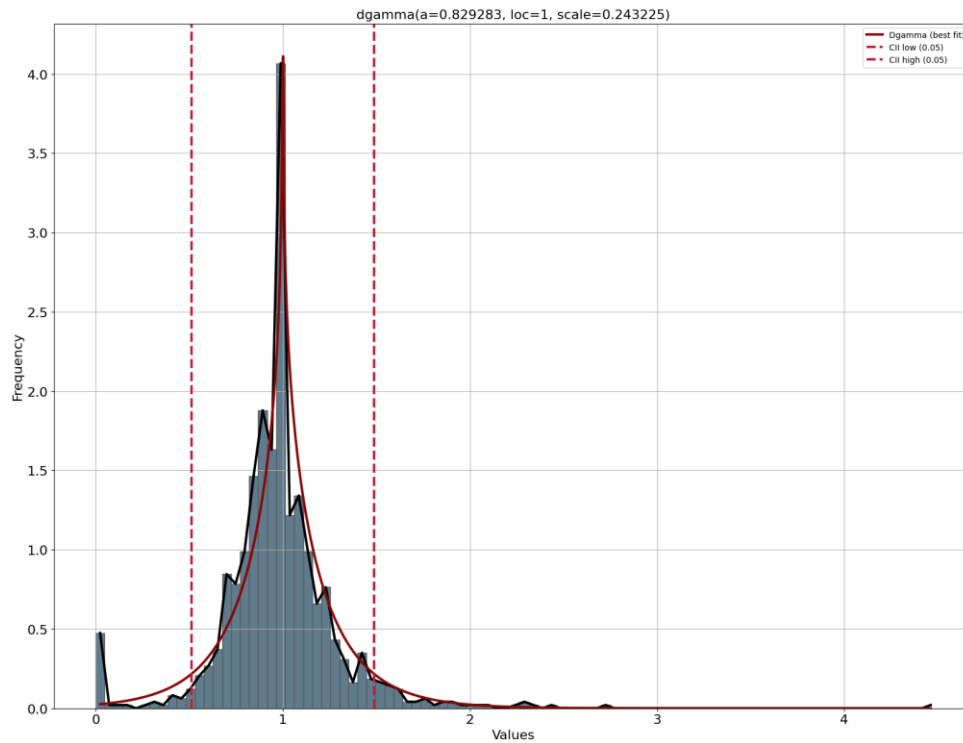


Figura B.15: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P205

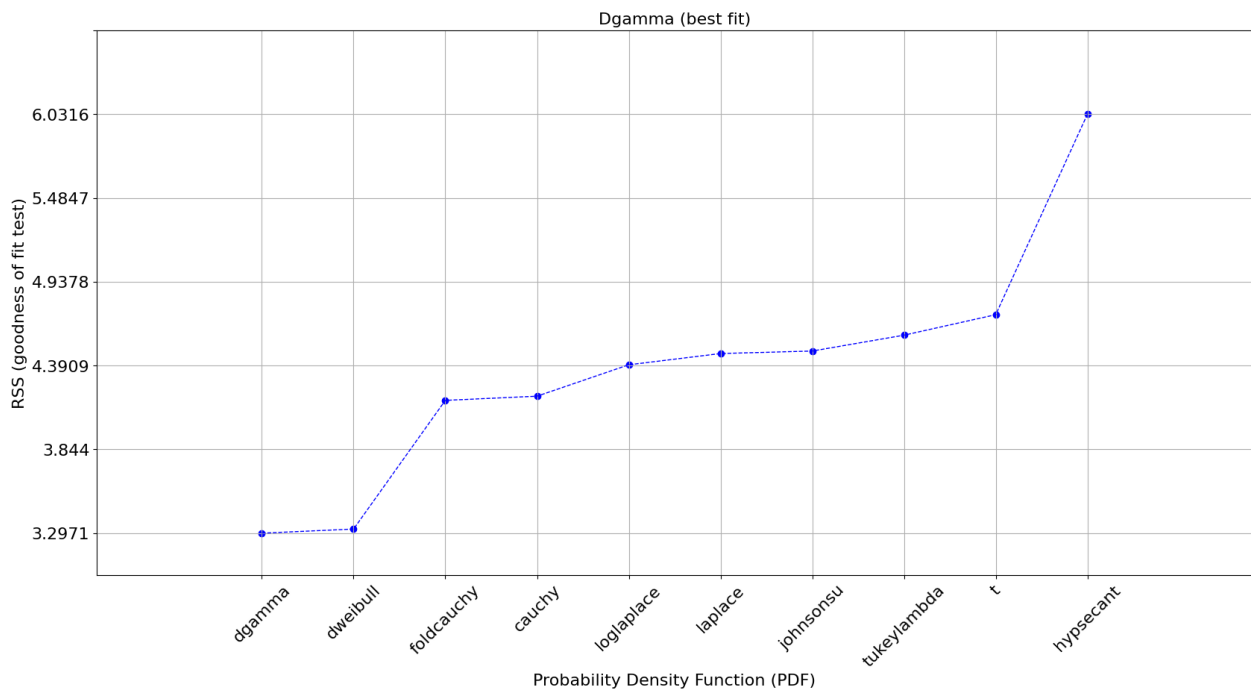


Figura B.16: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P205

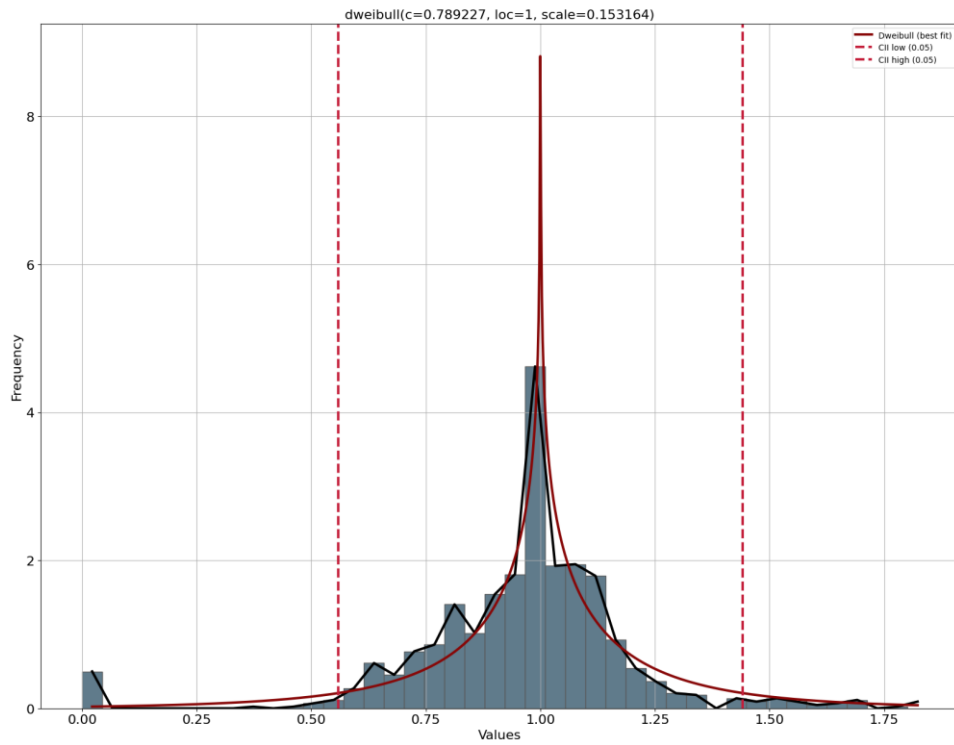


Figura B.17: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P205

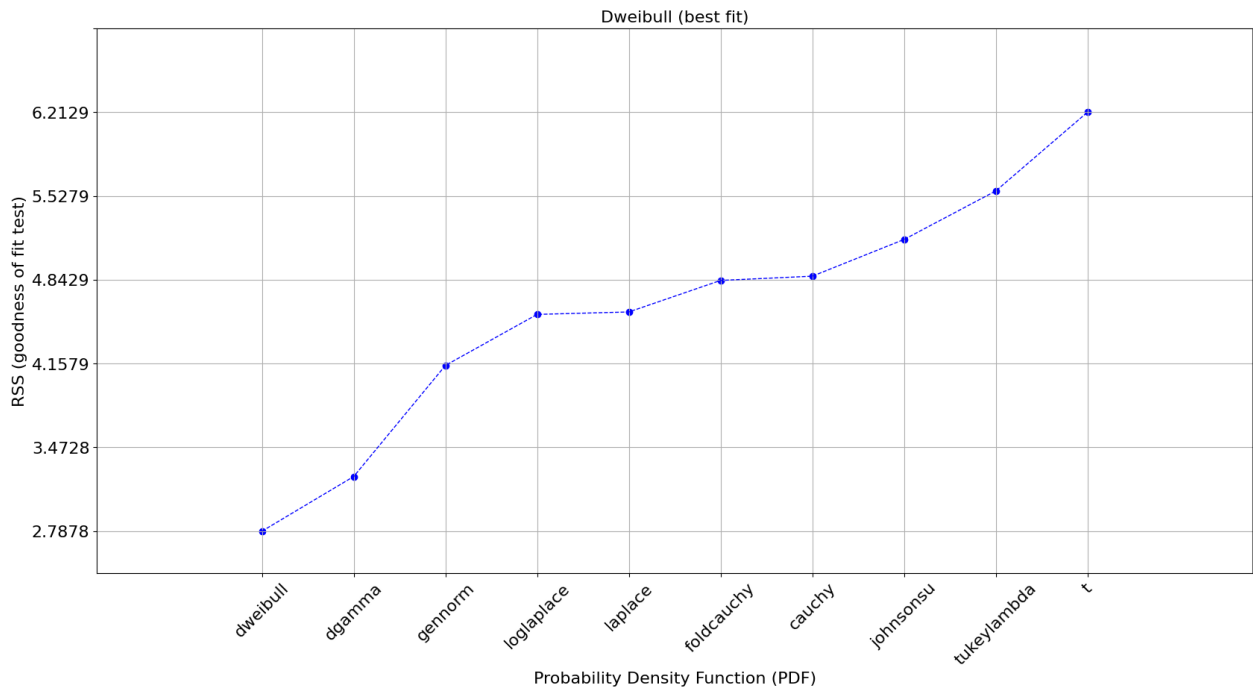


Figura B.18: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P205

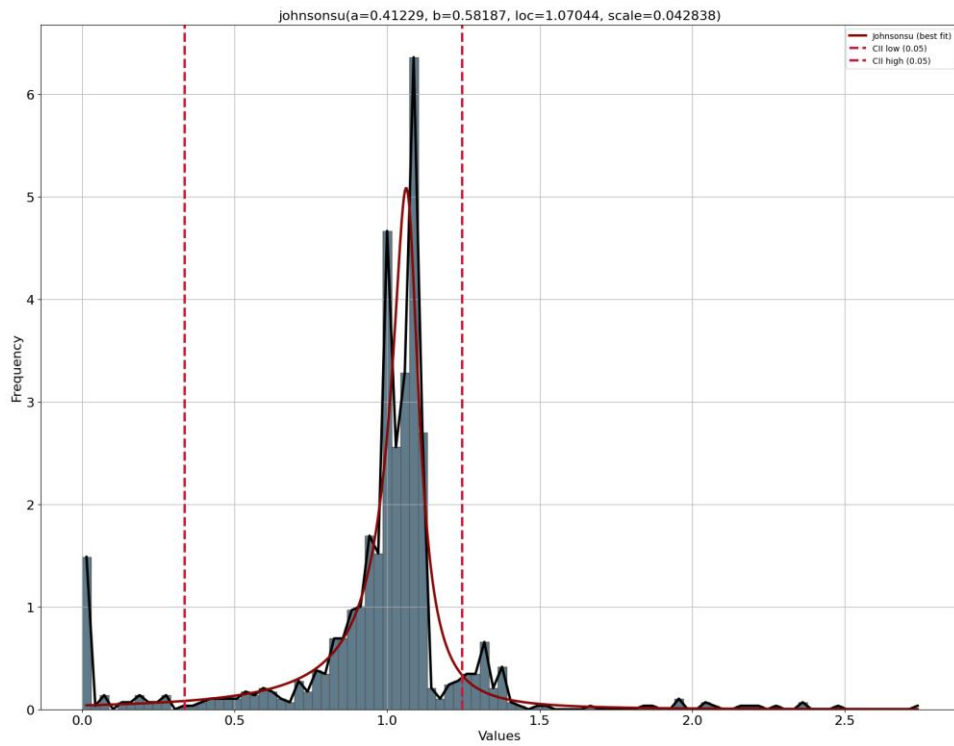


Figura B.19: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P206

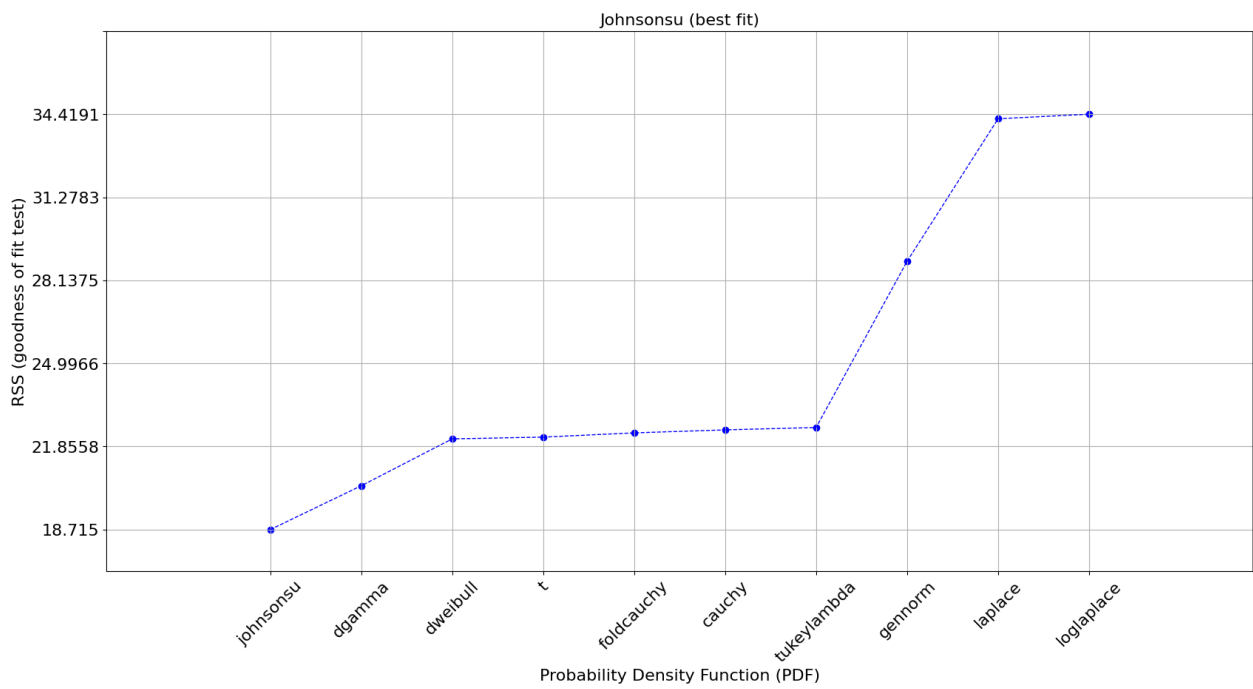


Figura B.20: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P206

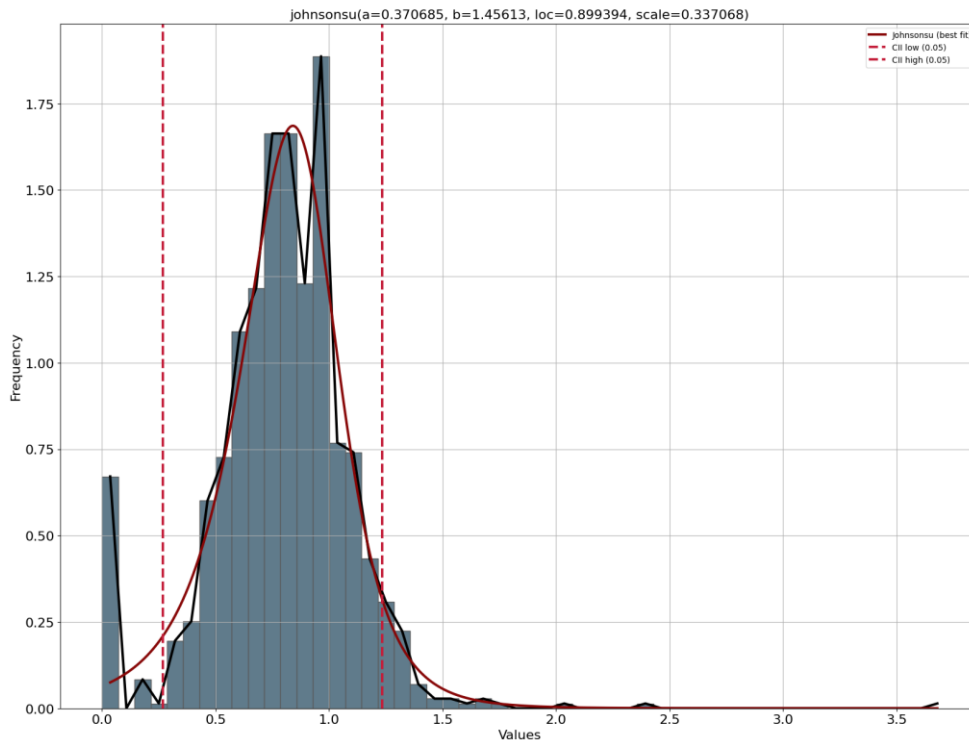


Figura B.21: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P206

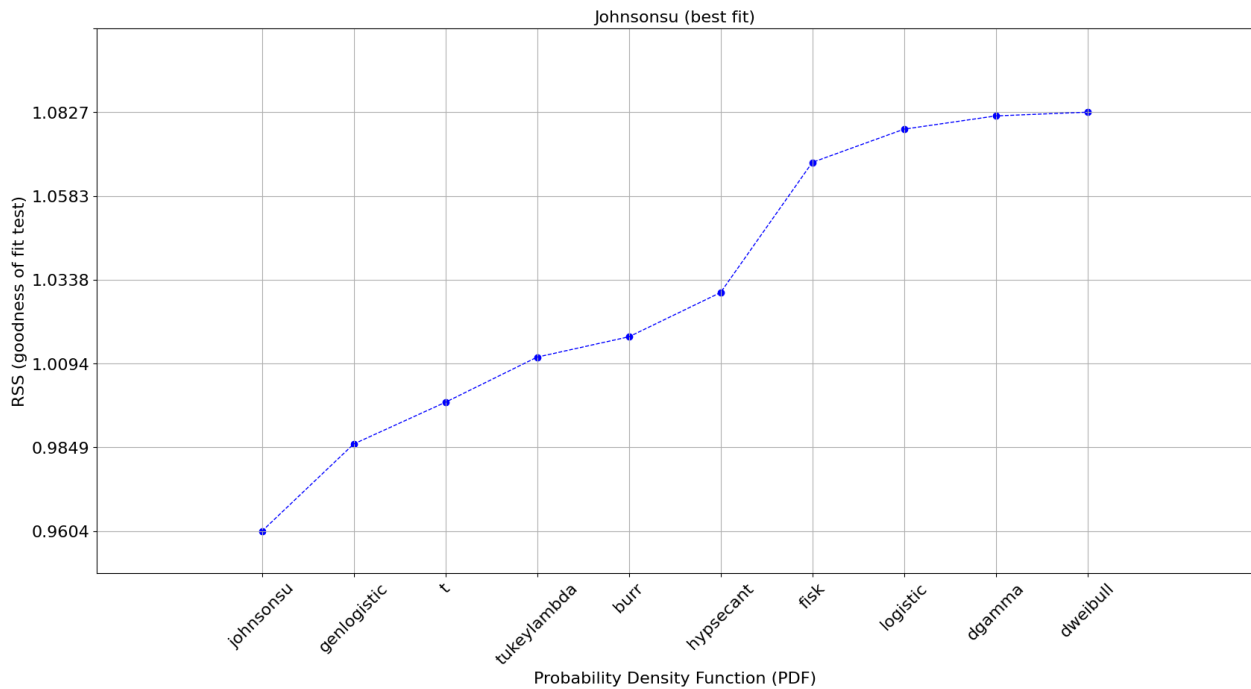


Figura B.22: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P206

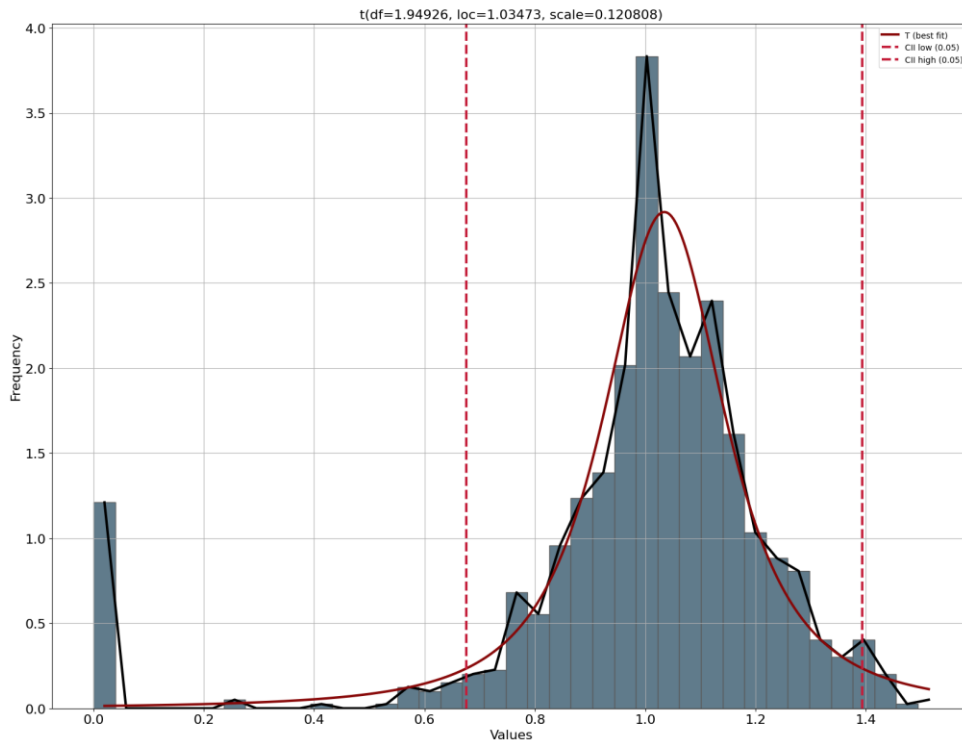


Figura B.23: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P206

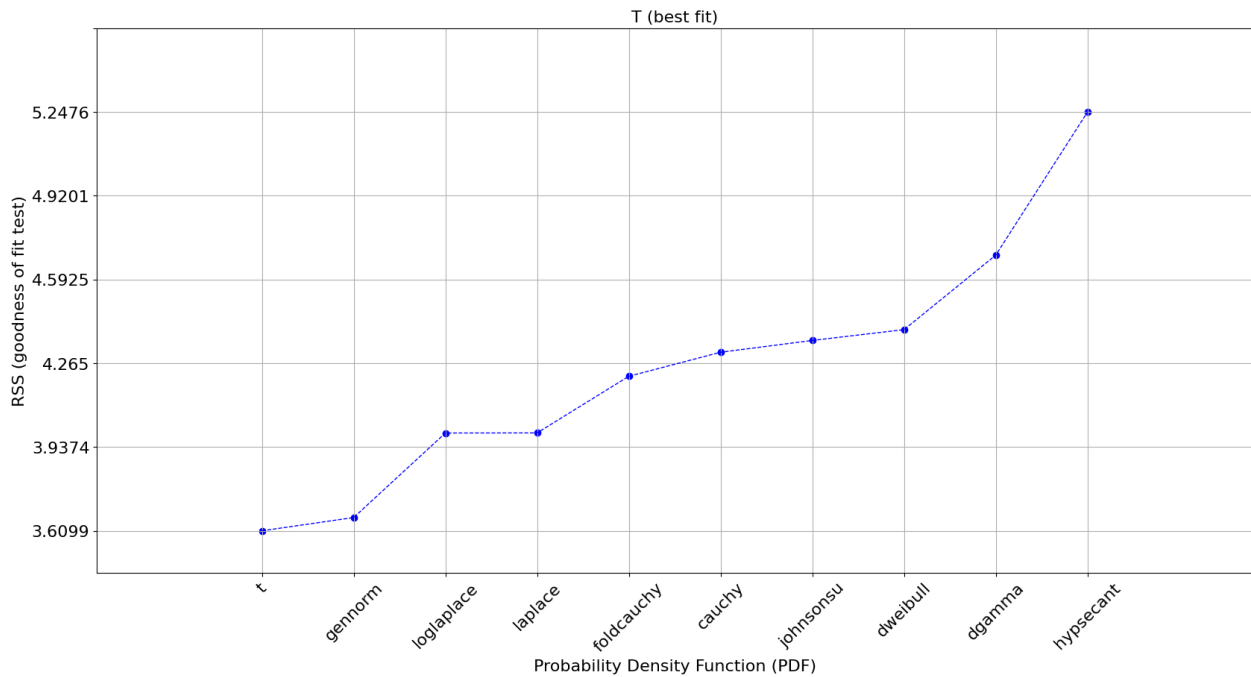


Figura B.24: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P206

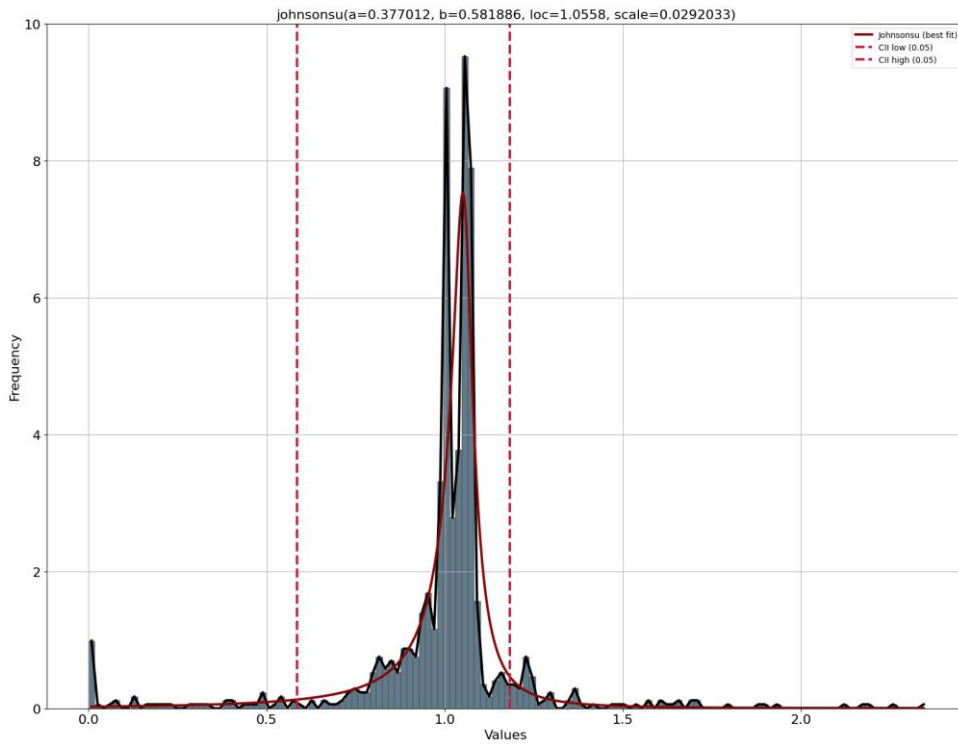


Figura B.25: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P210

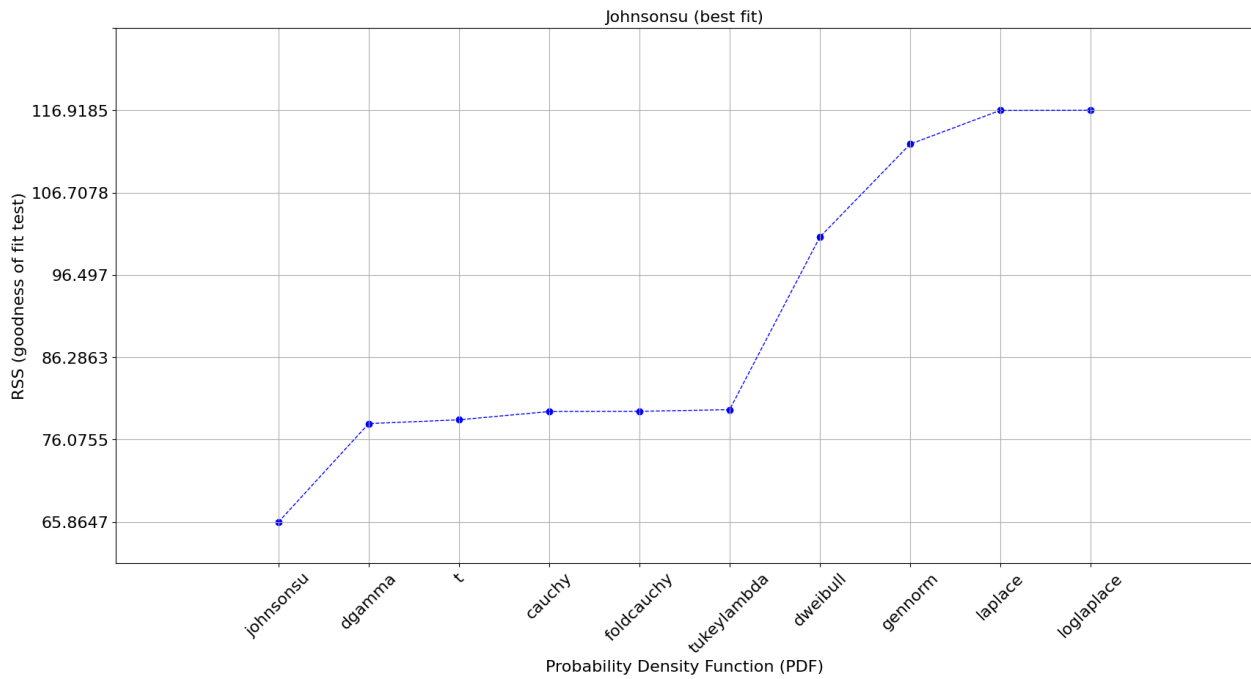


Figura B.26: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P210

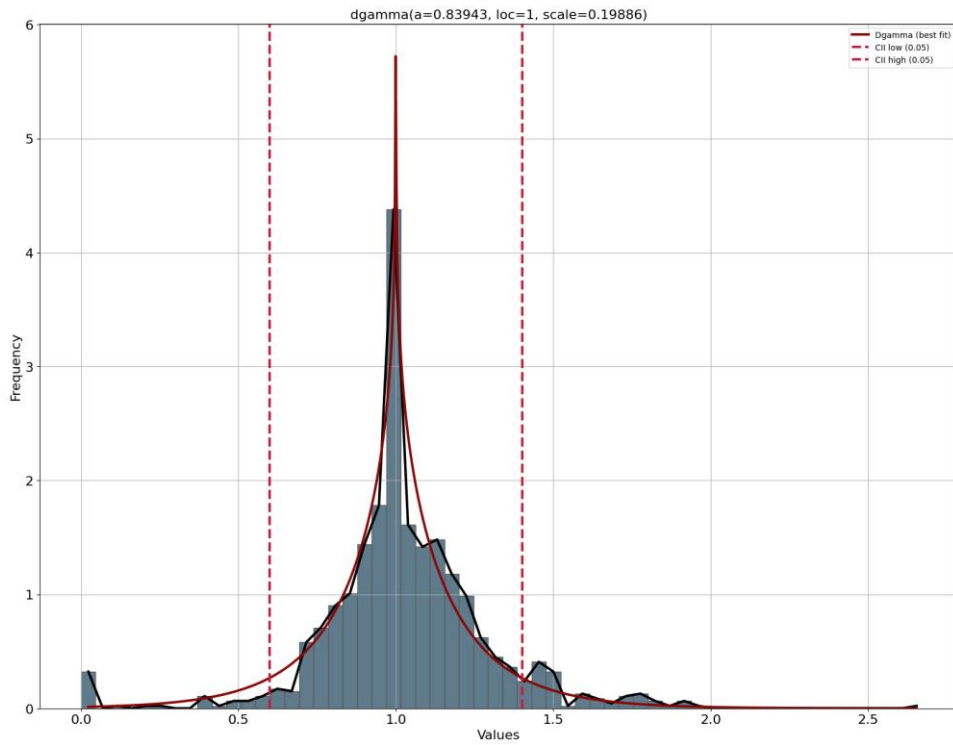


Figura B.27: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P210

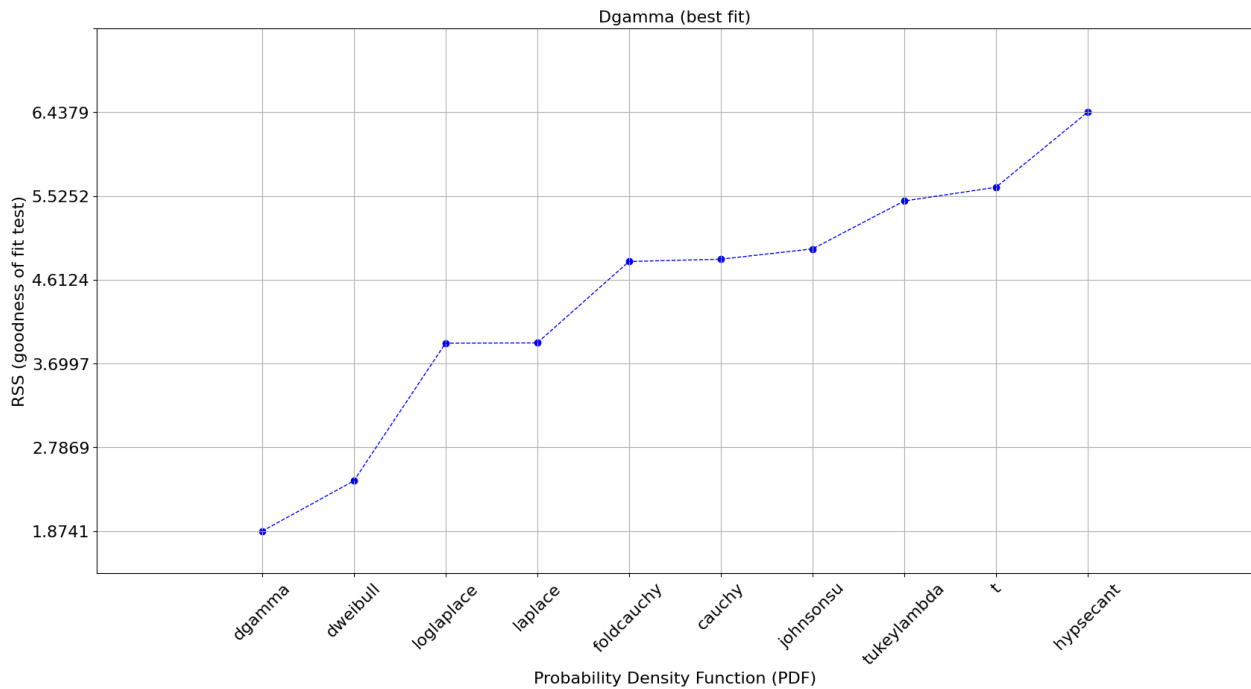


Figura B.28: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P210

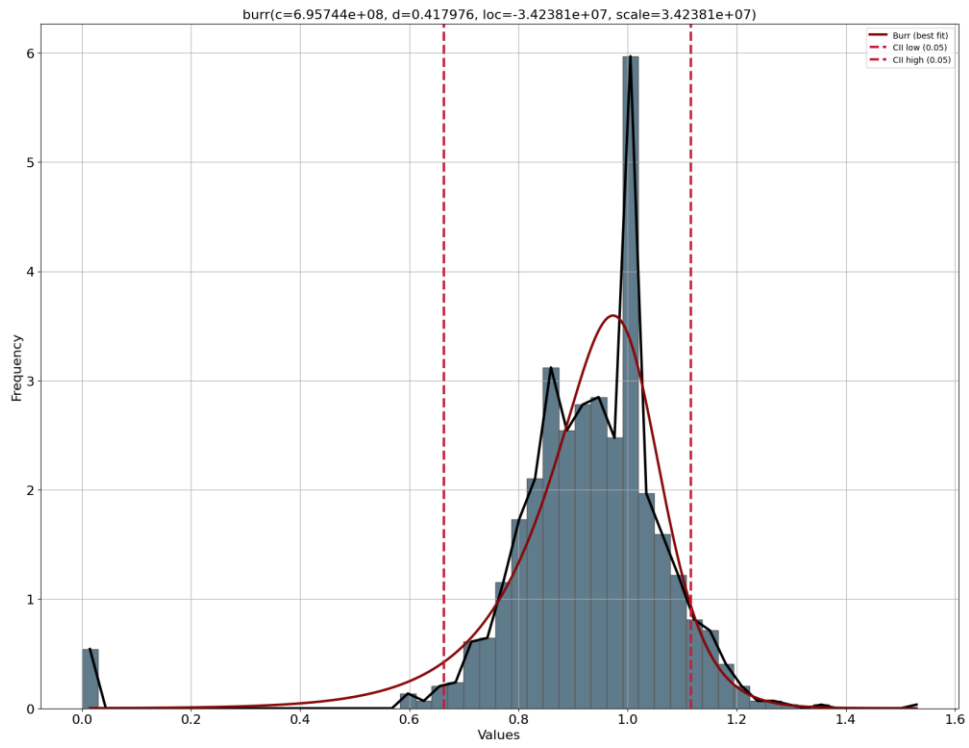


Figura B.29: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P210

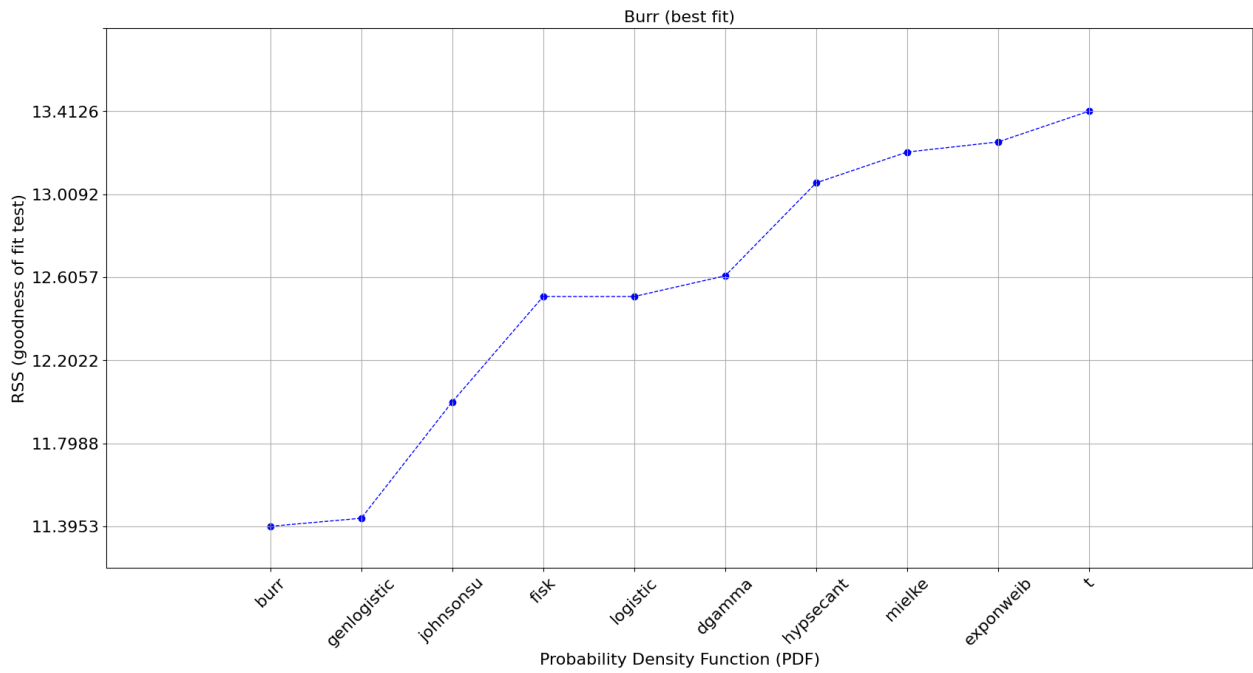


Figura B.30: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P210

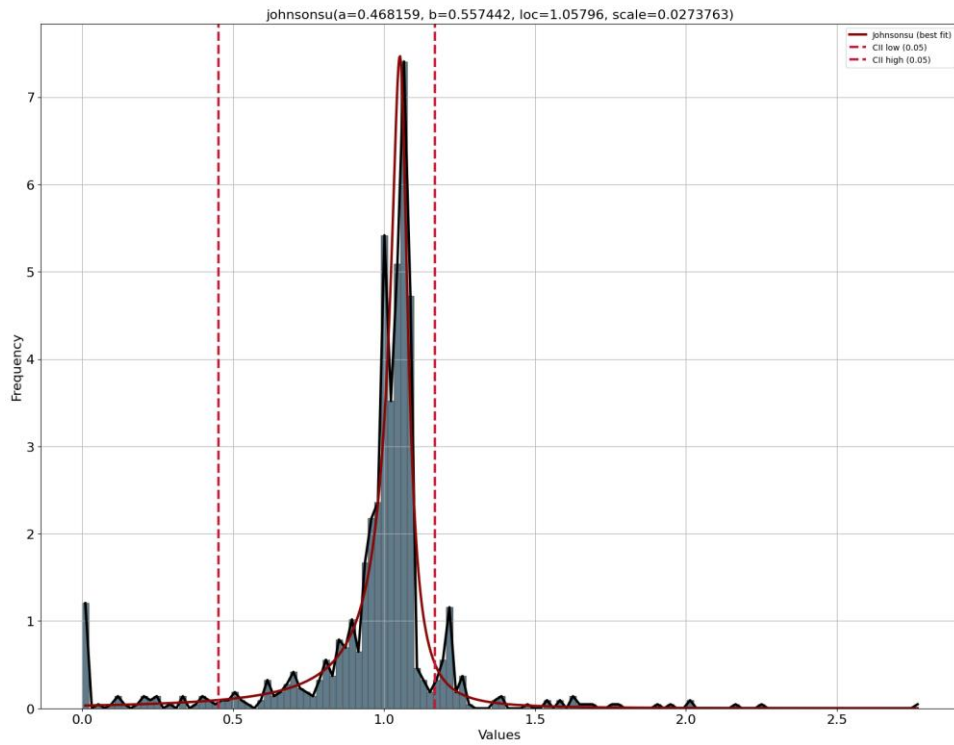


Figura B.31: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P211

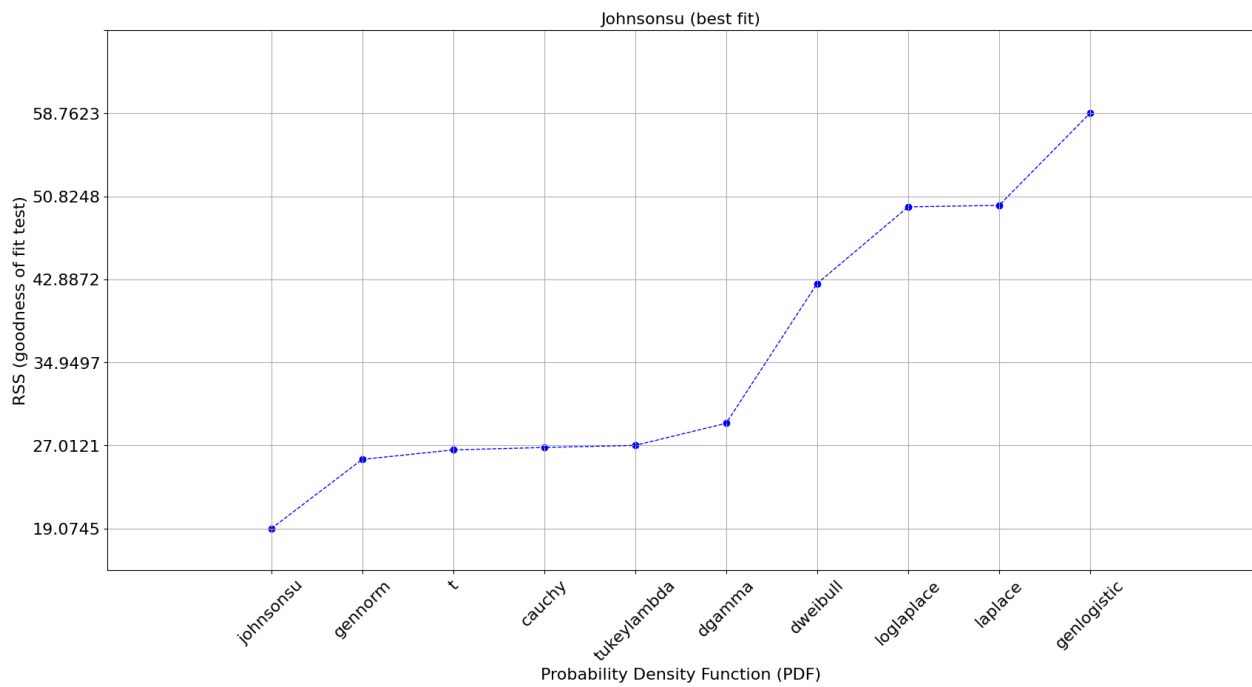


Figura B.32: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P211

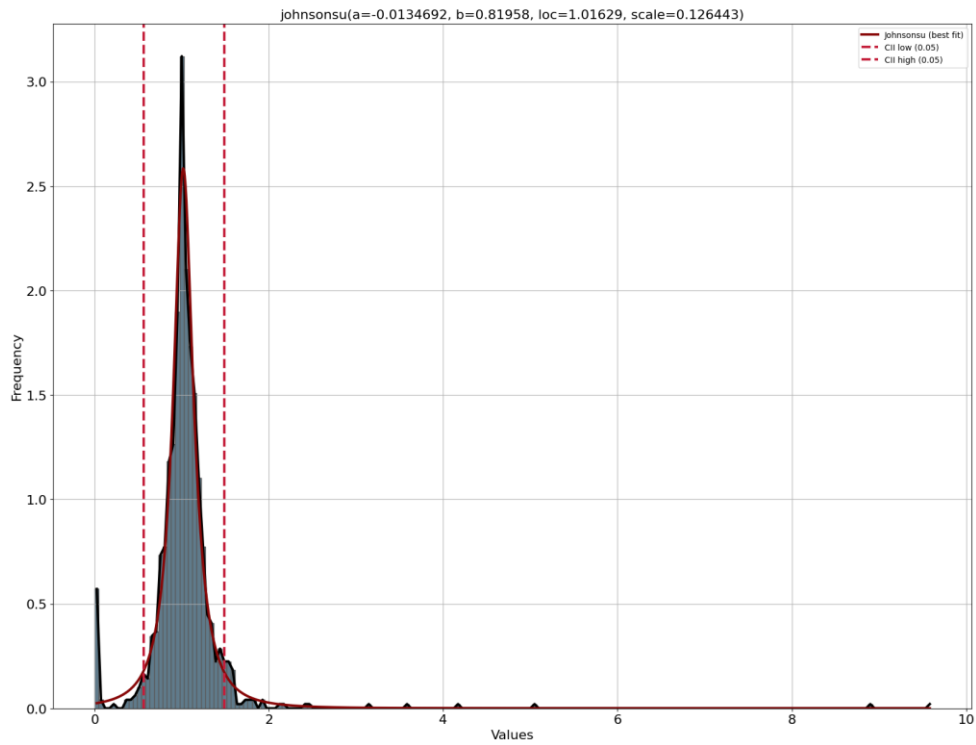


Figura B.33: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P211

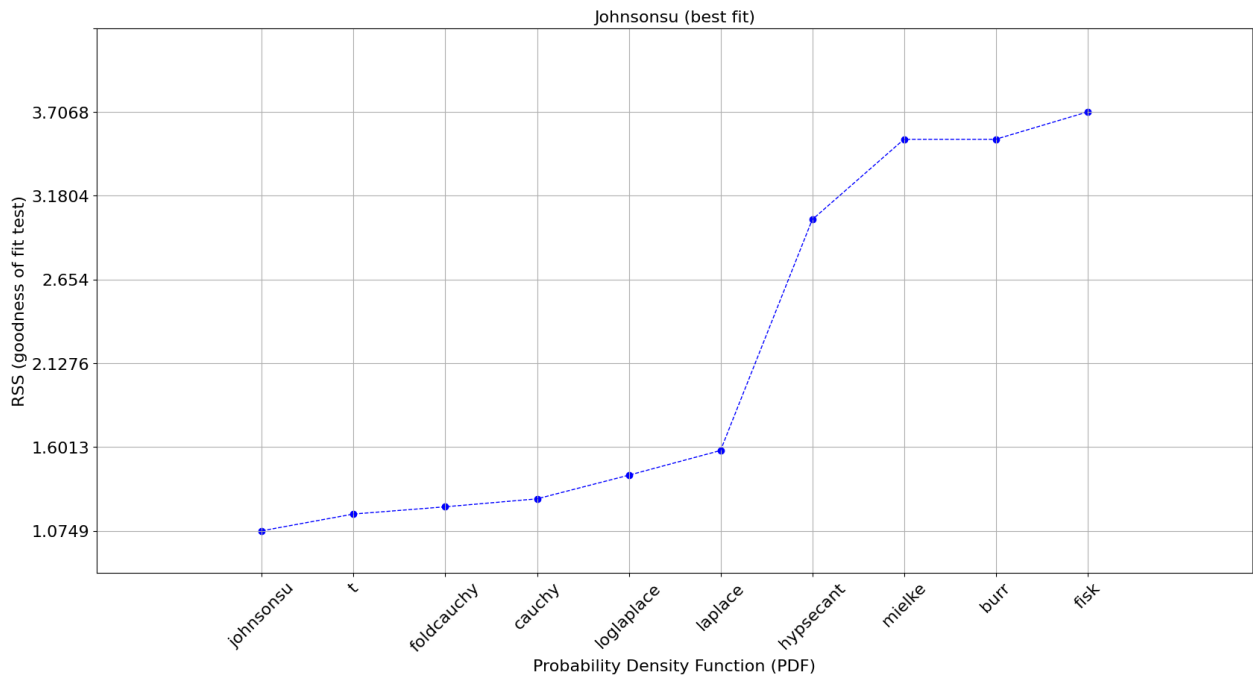


Figura B.34: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P211

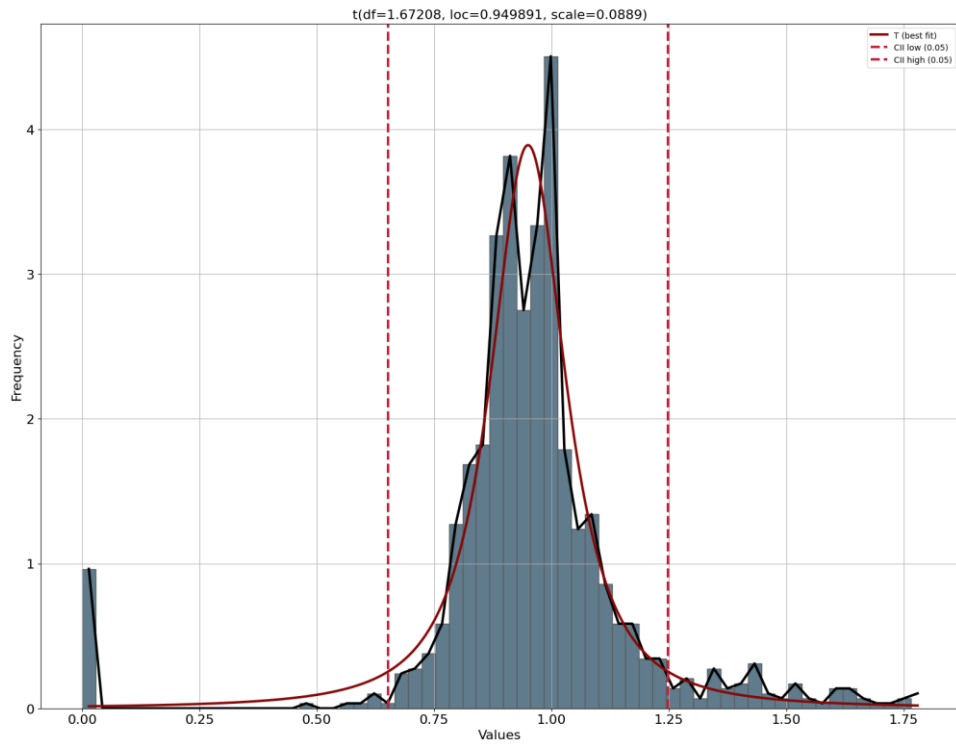


Figura B.35: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P211

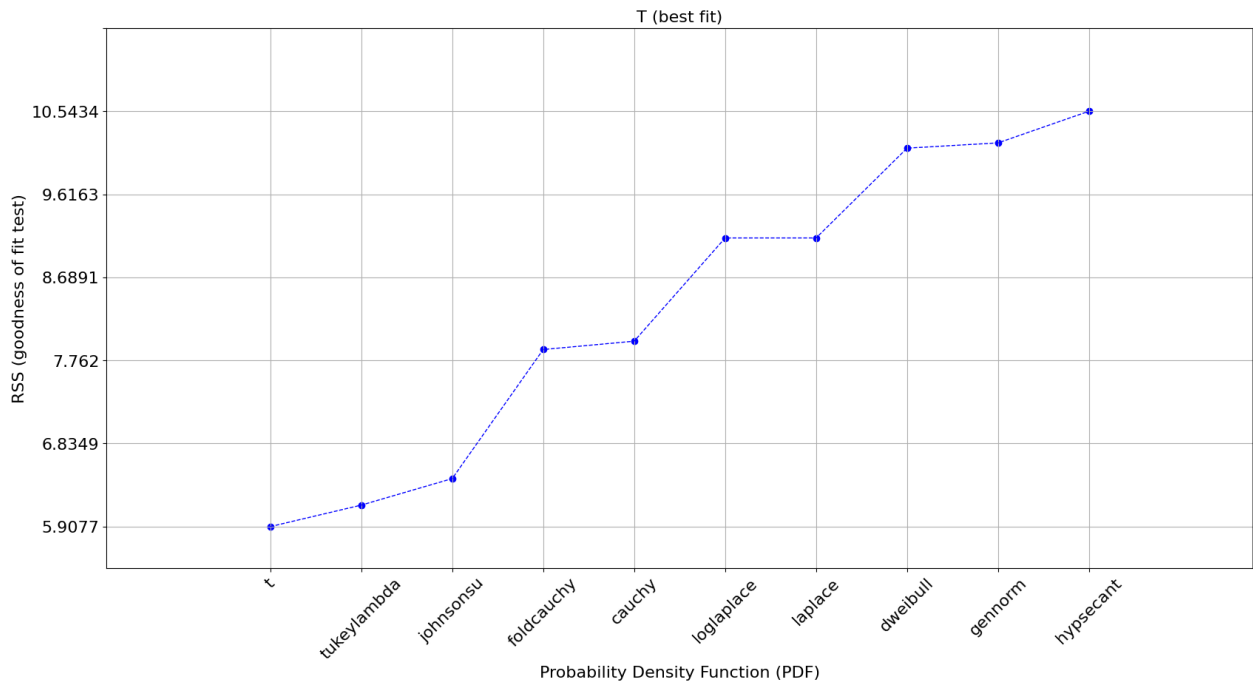


Figura B.36: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P211

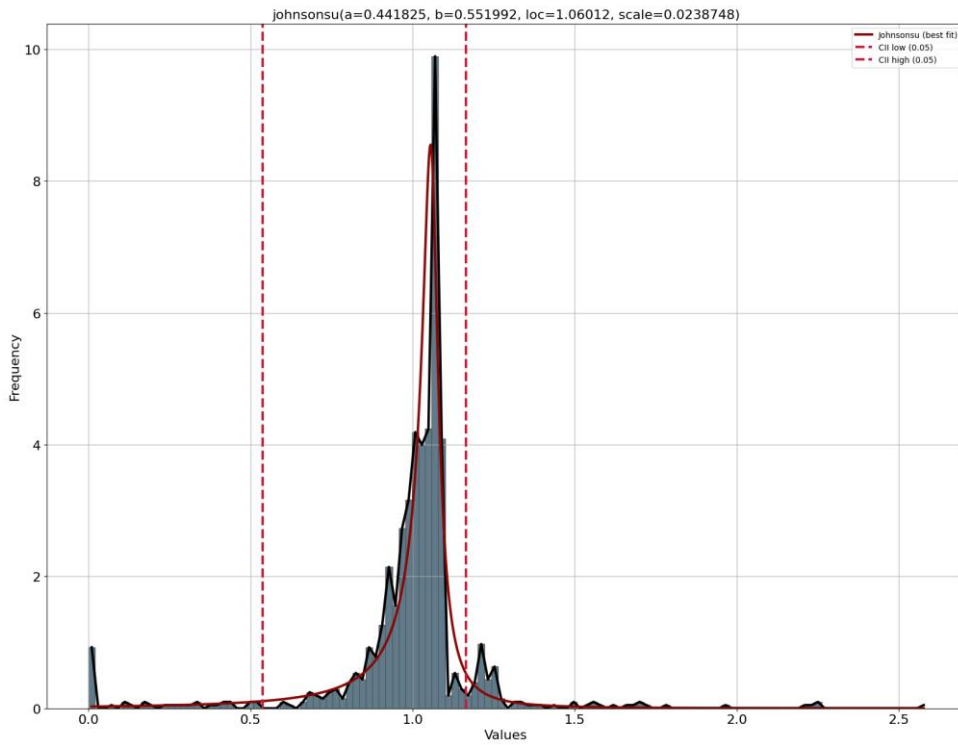


Figura B.37: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P214

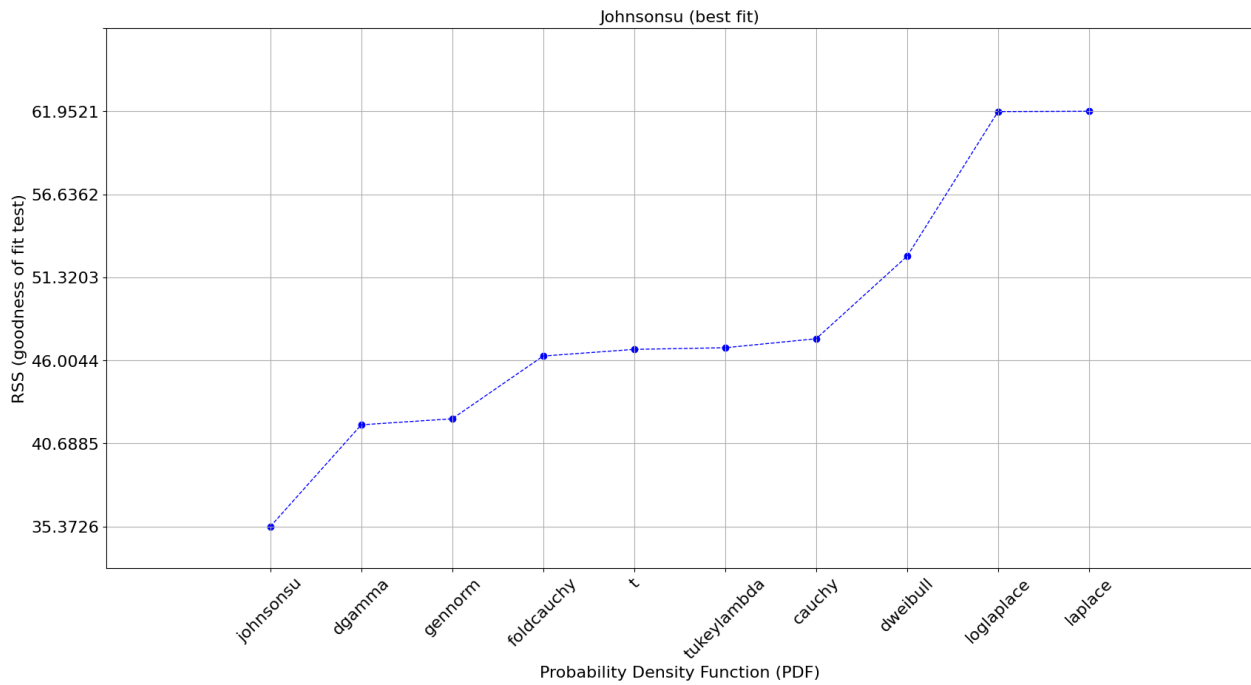


Figura B.38: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P214

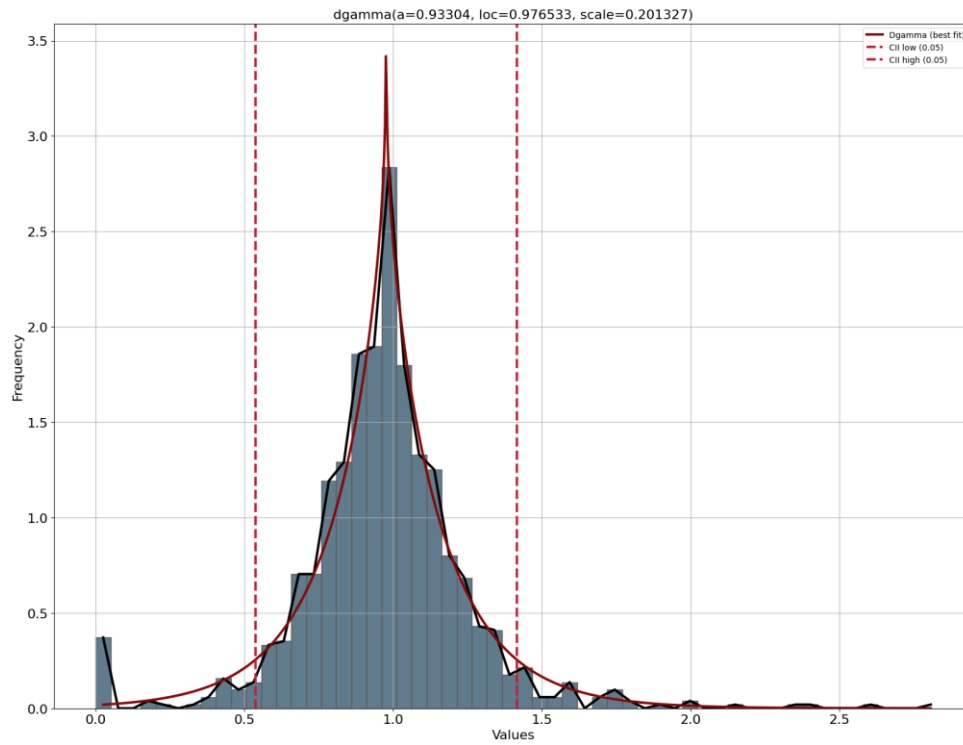


Figura B.39: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P214

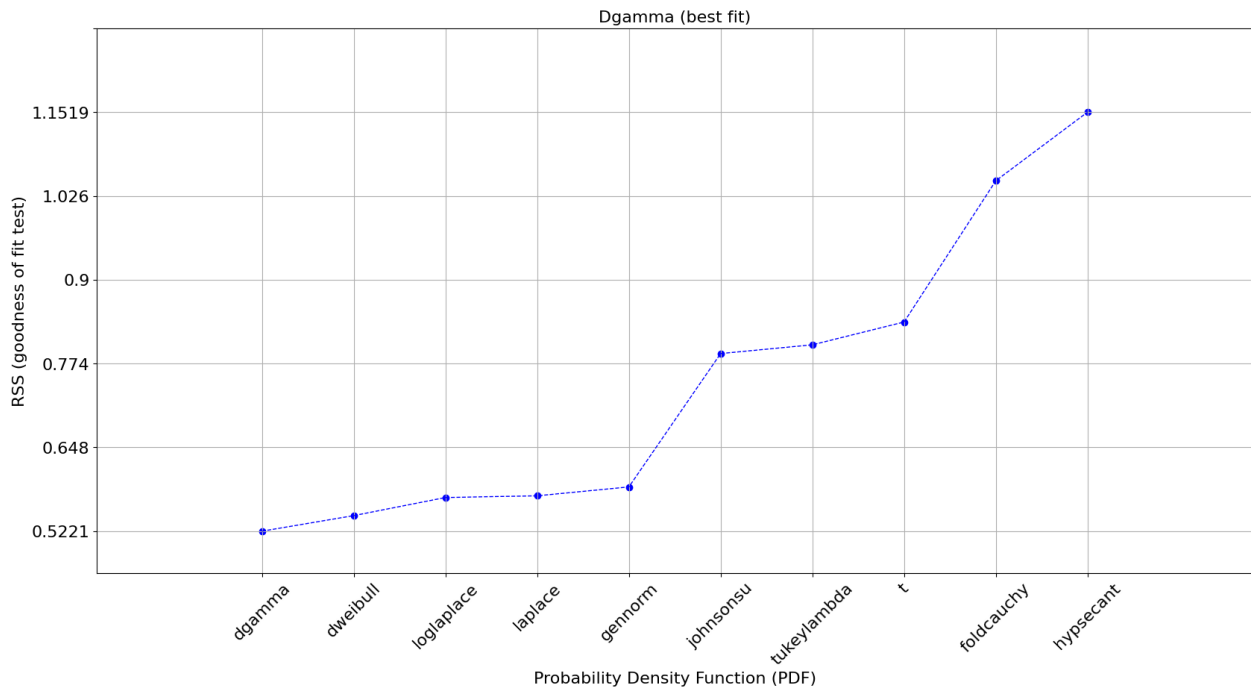


Figura B.40: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P214

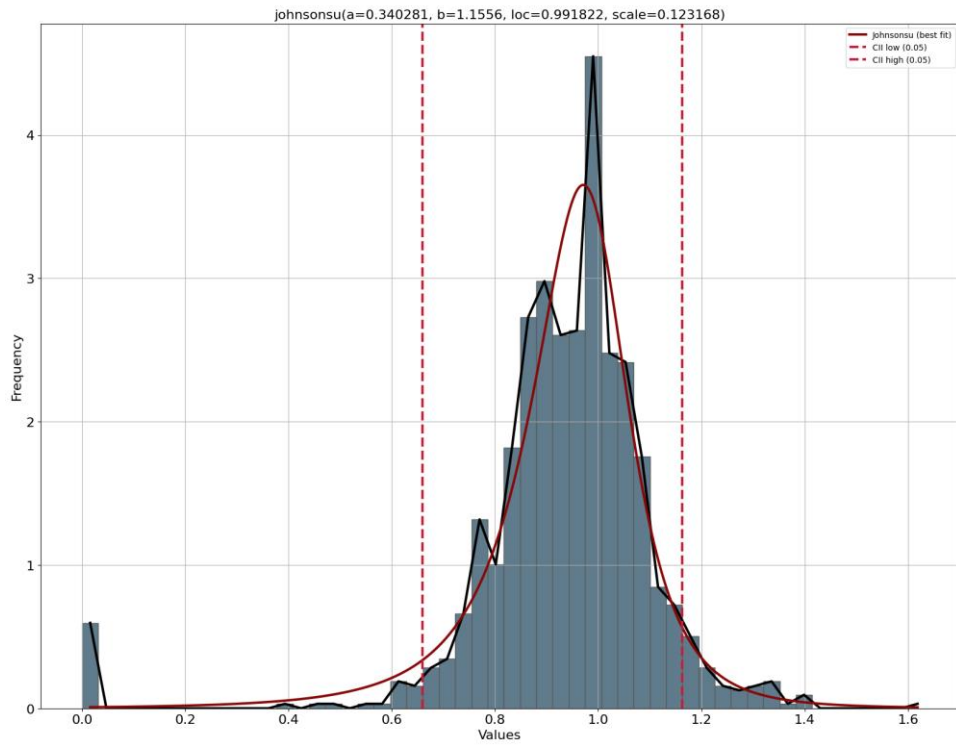


Figura B.41: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P214

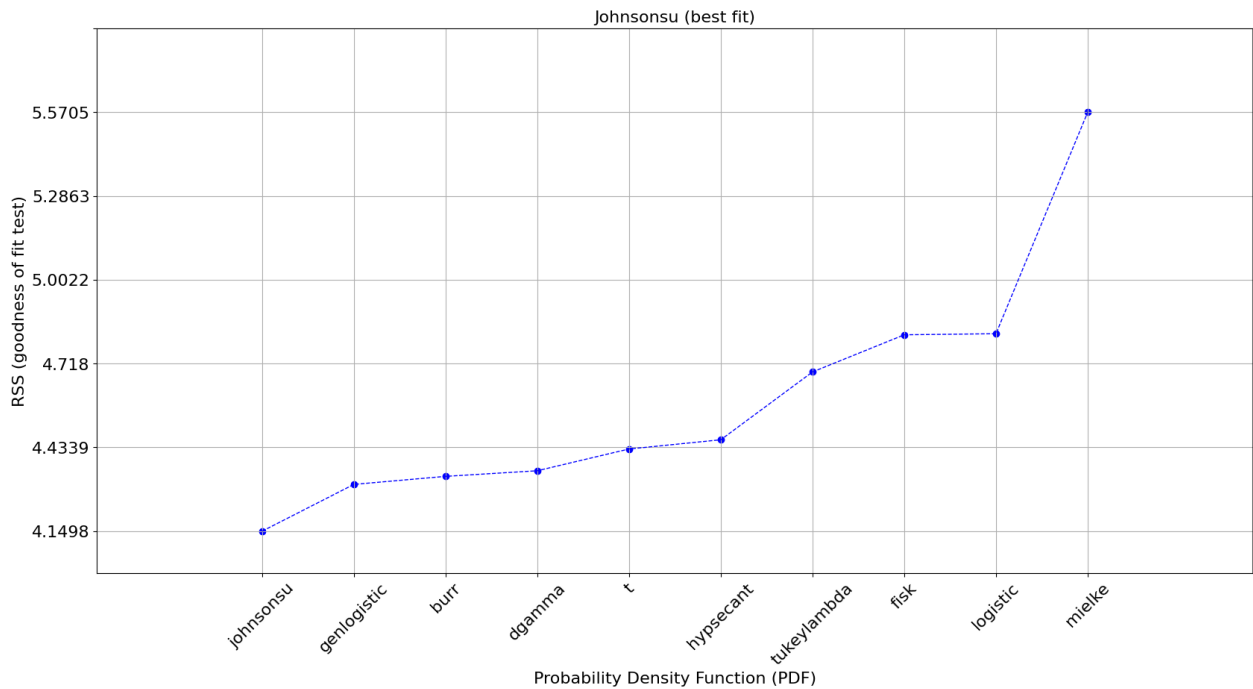


Figura B.42: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P214

B.2 Palas Hidráulicas

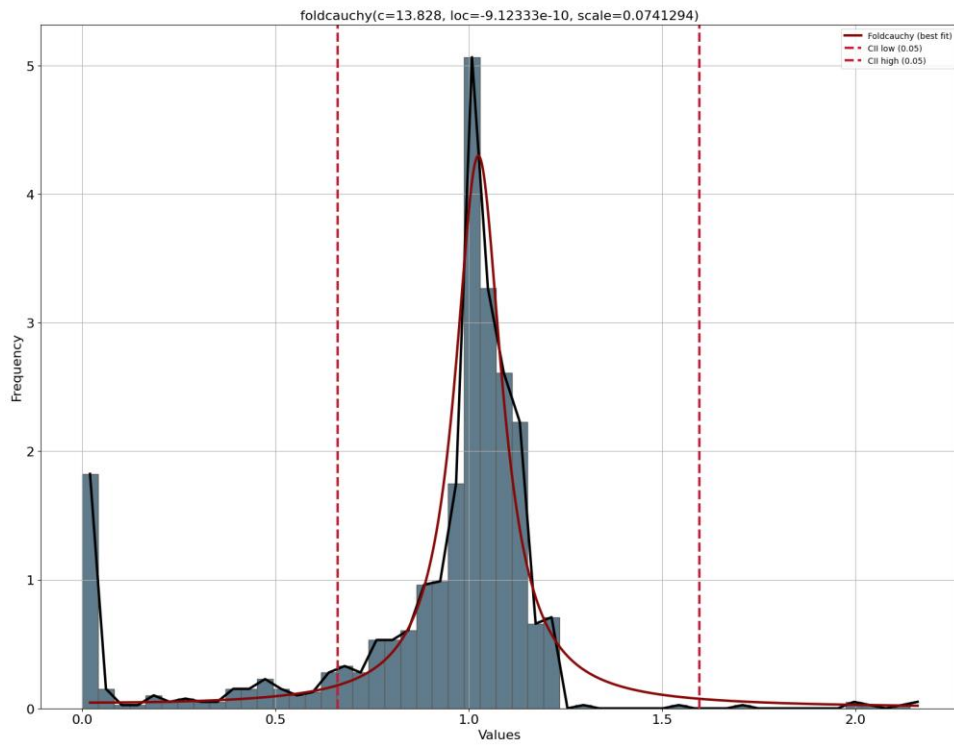


Figura B.43: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P209

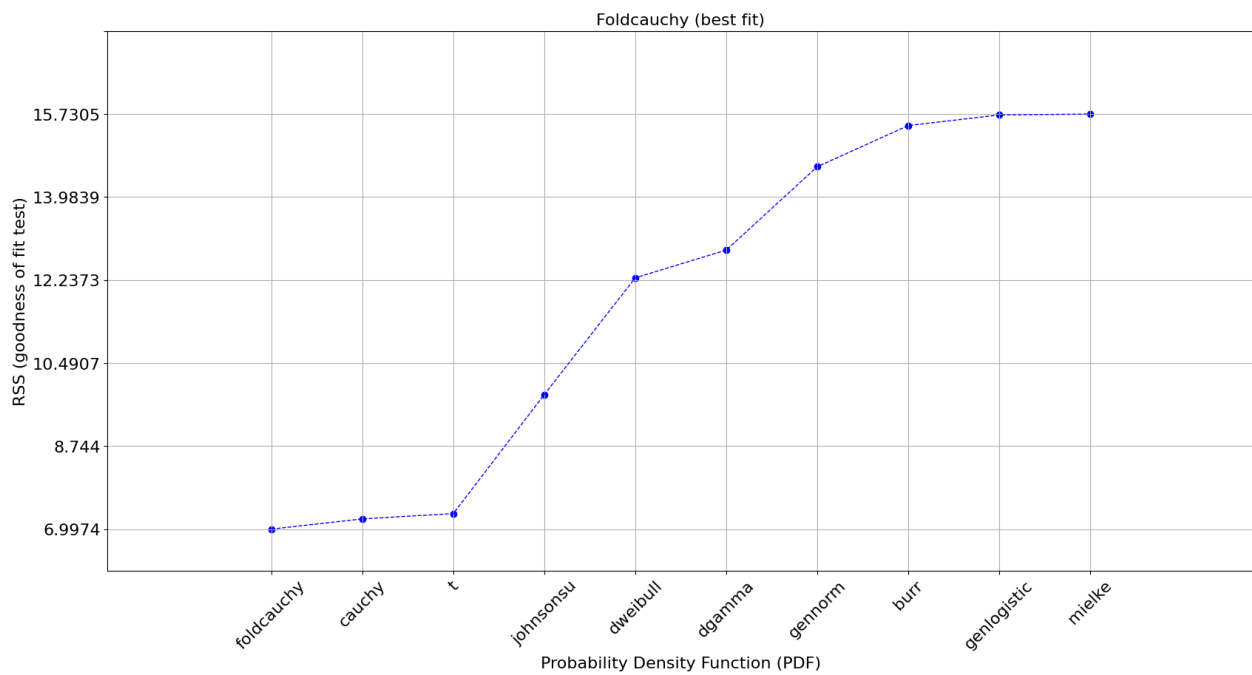


Figura B.44: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P209

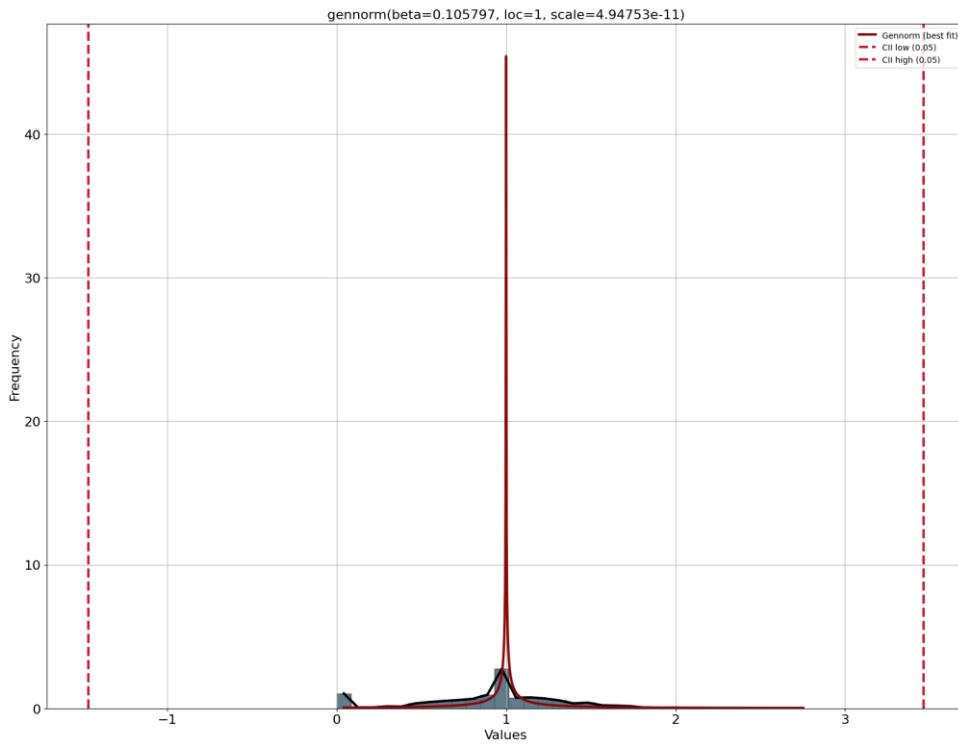


Figura B.45: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P209

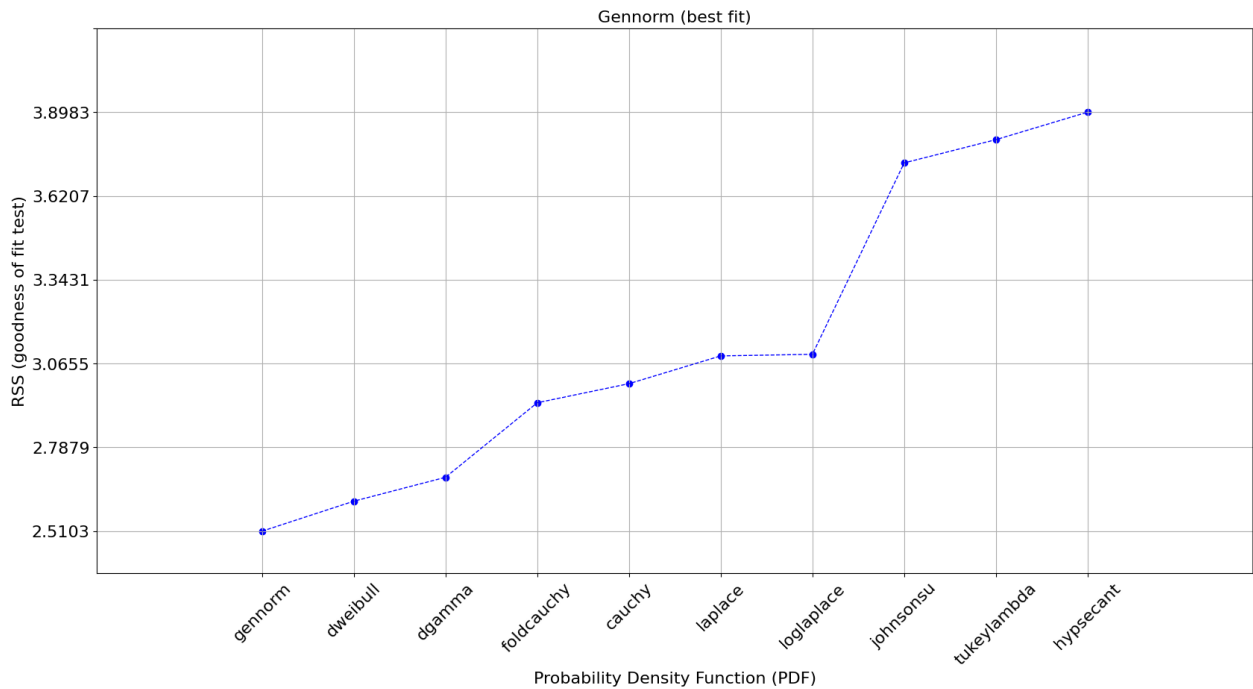


Figura B.46: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P209

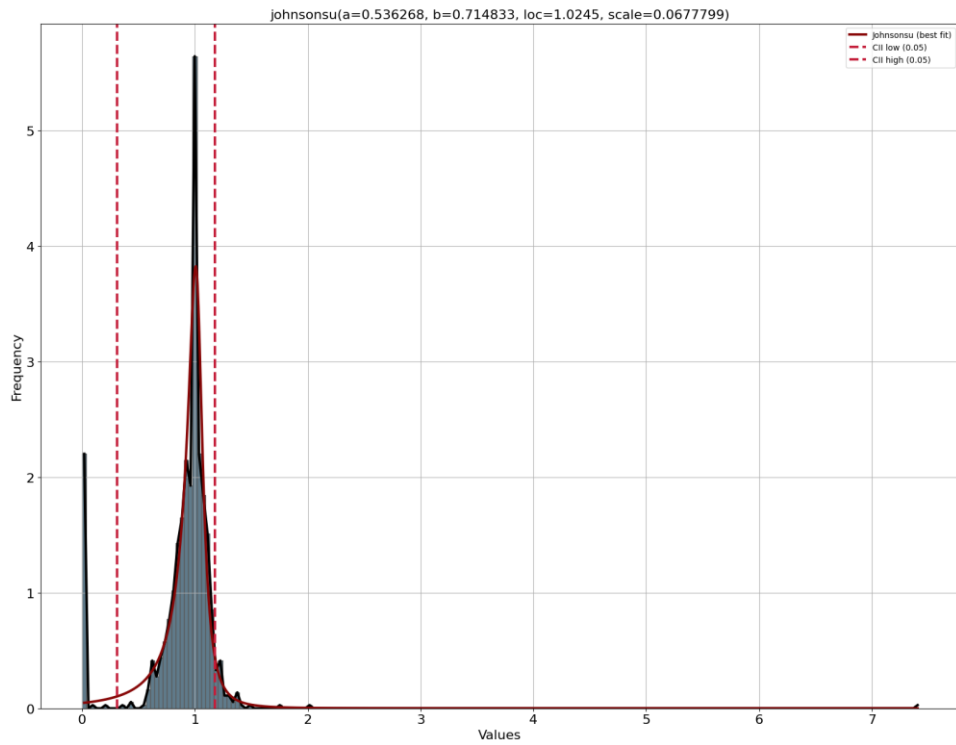


Figura B.47: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P209

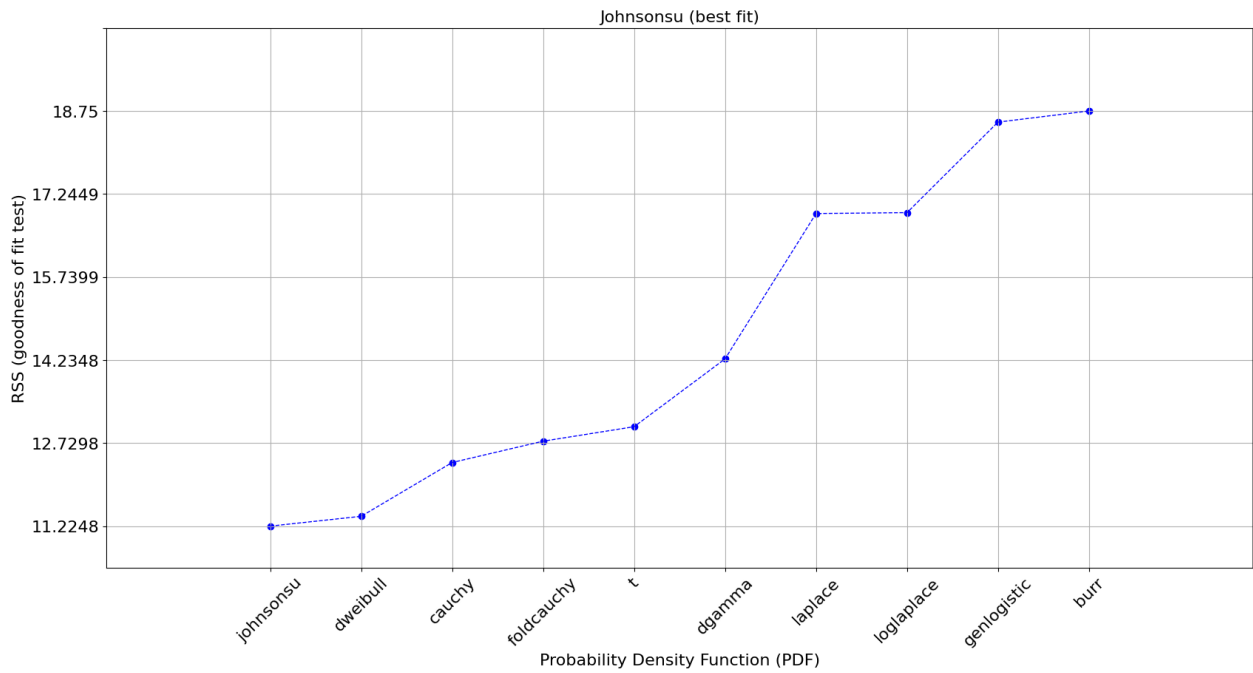


Figura B.48: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P209

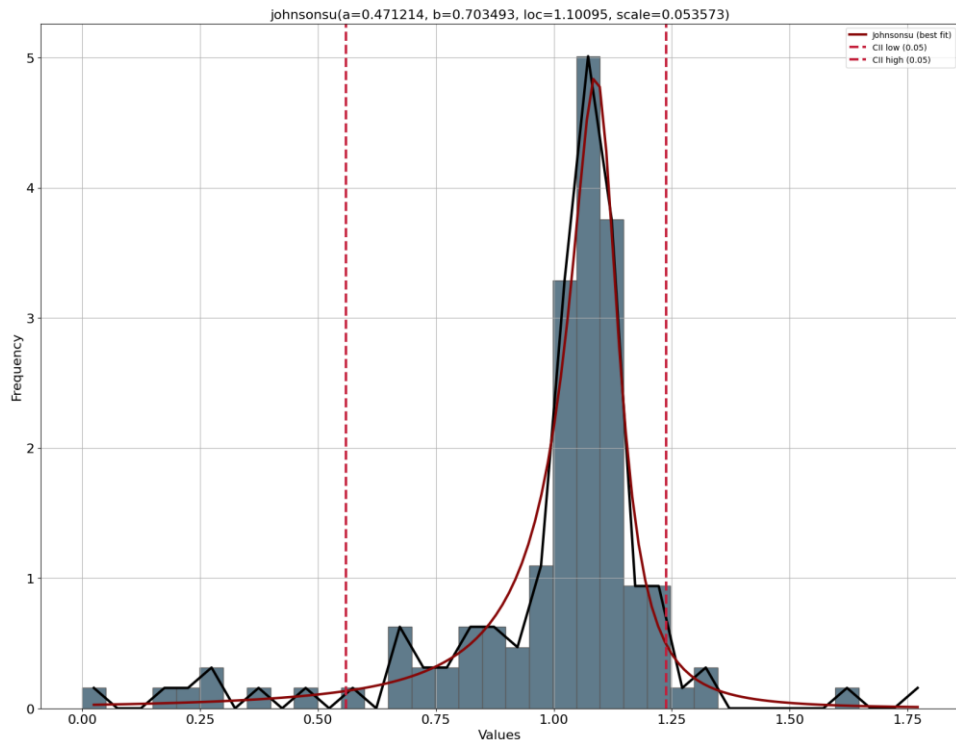


Figura B.49: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad P215

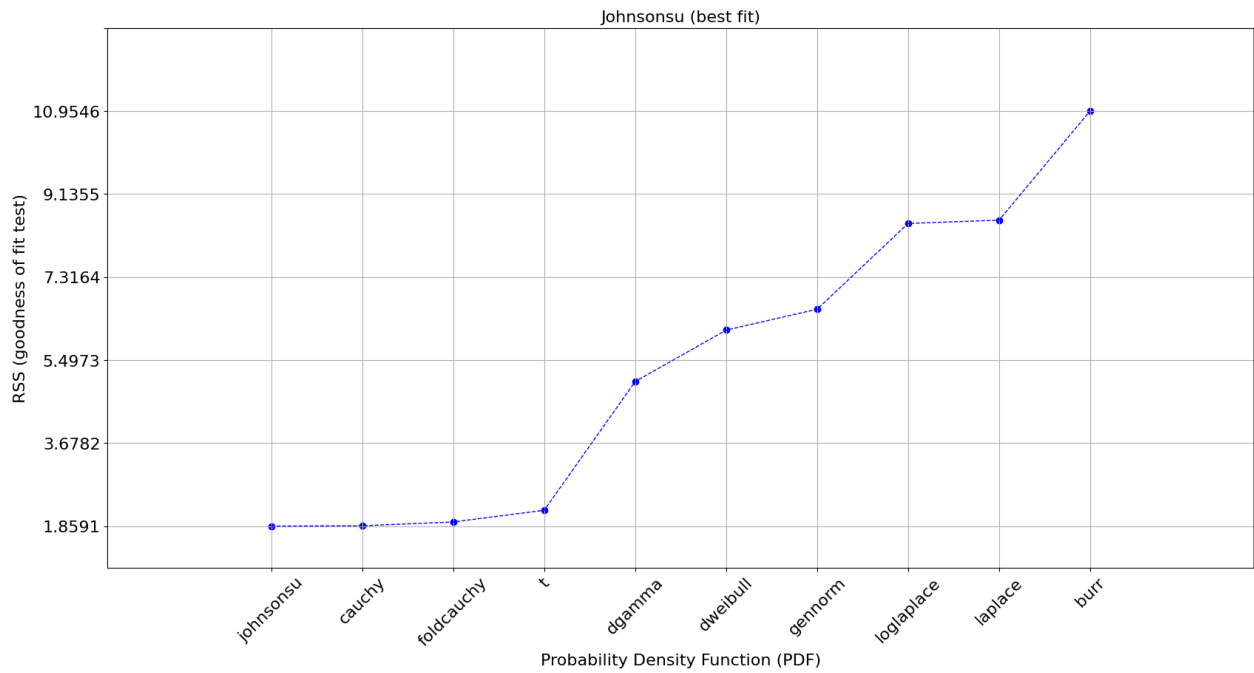


Figura B.50: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad P215

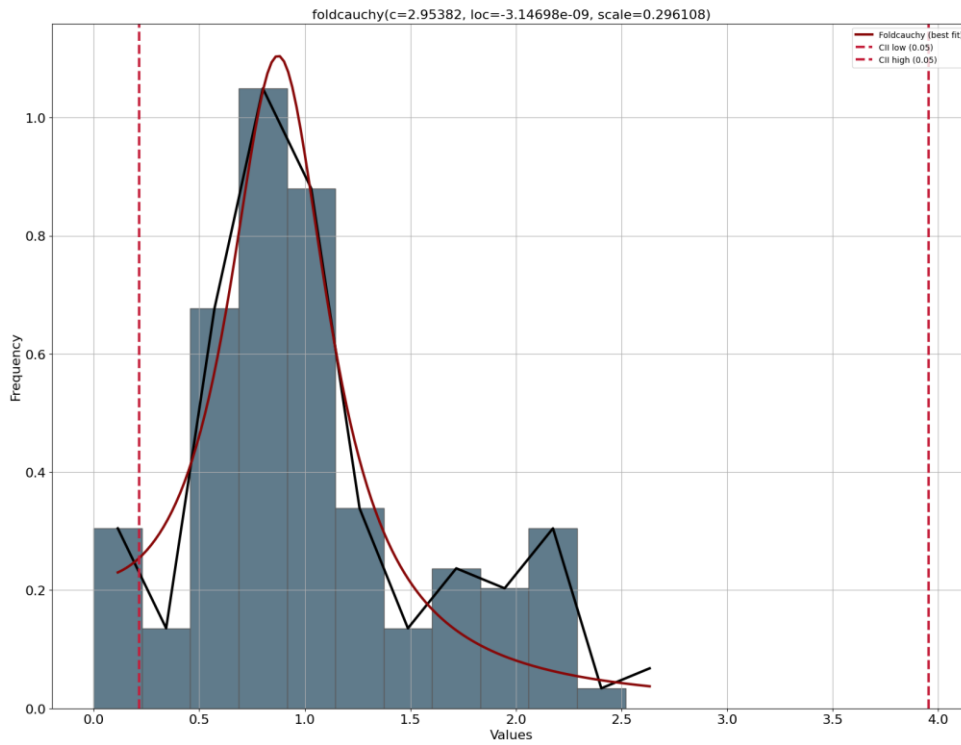


Figura B.51: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD P215

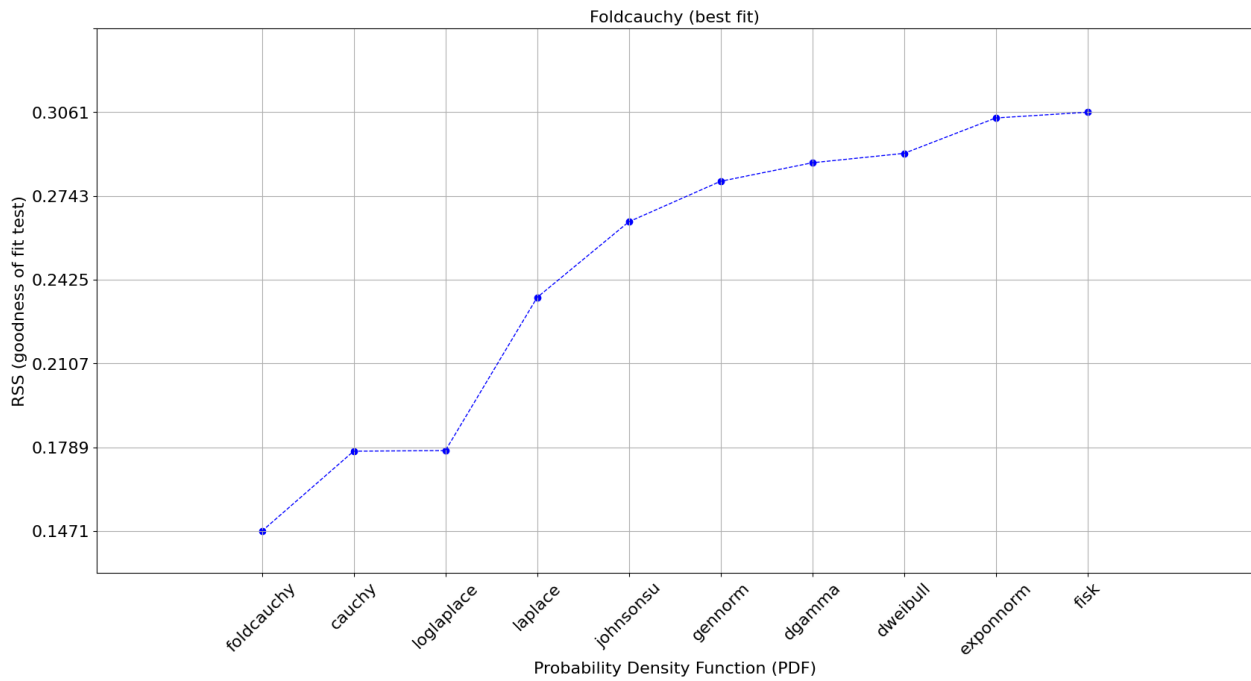


Figura B.52: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD P215

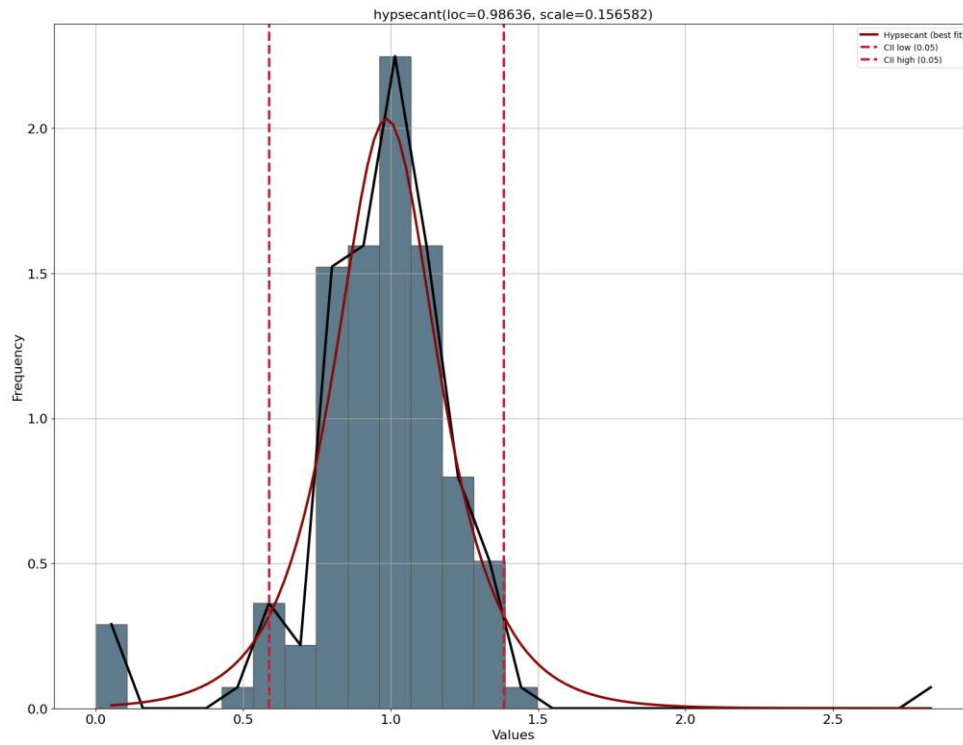


Figura B.53: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo P215

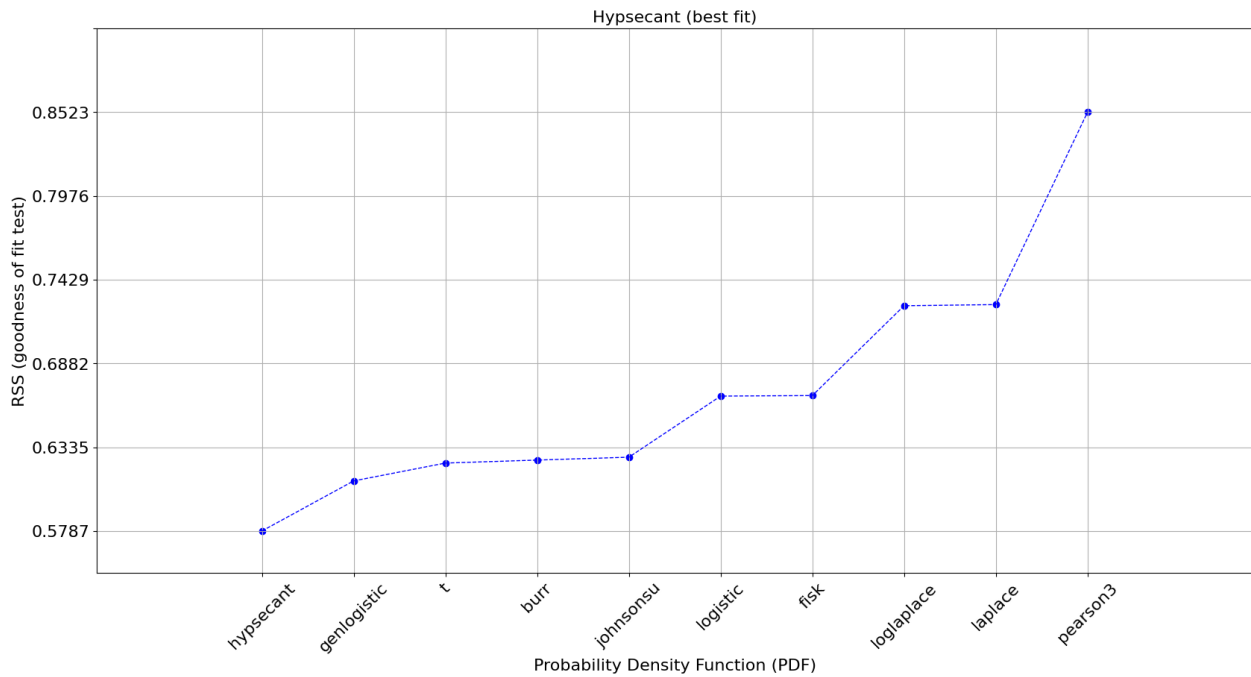


Figura B.54: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo P215

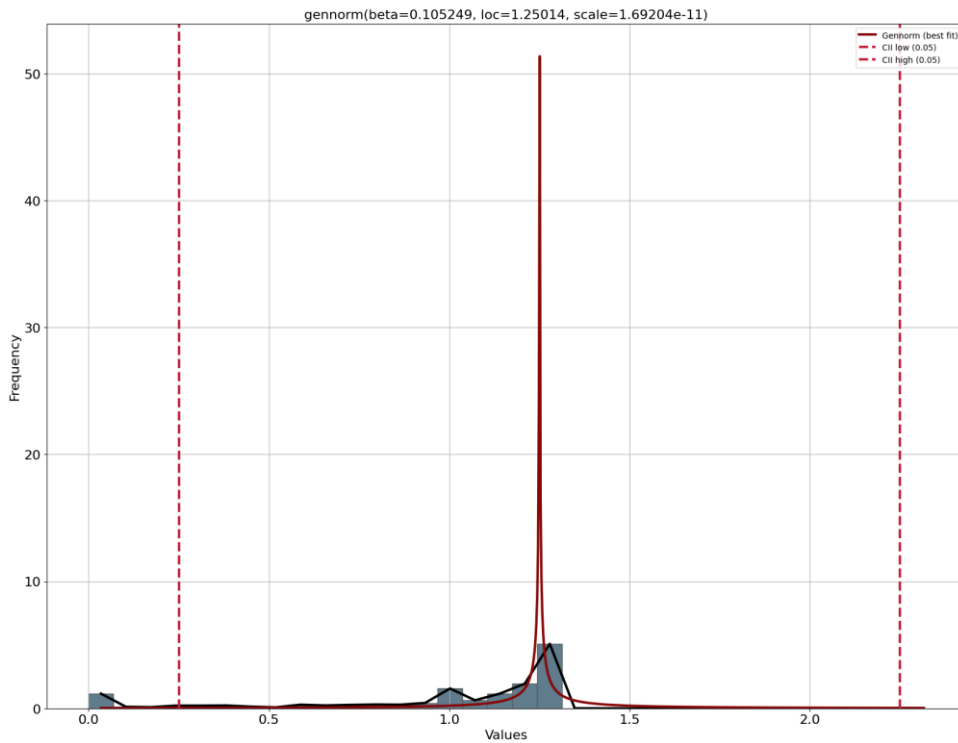


Figura B.55: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad PL002

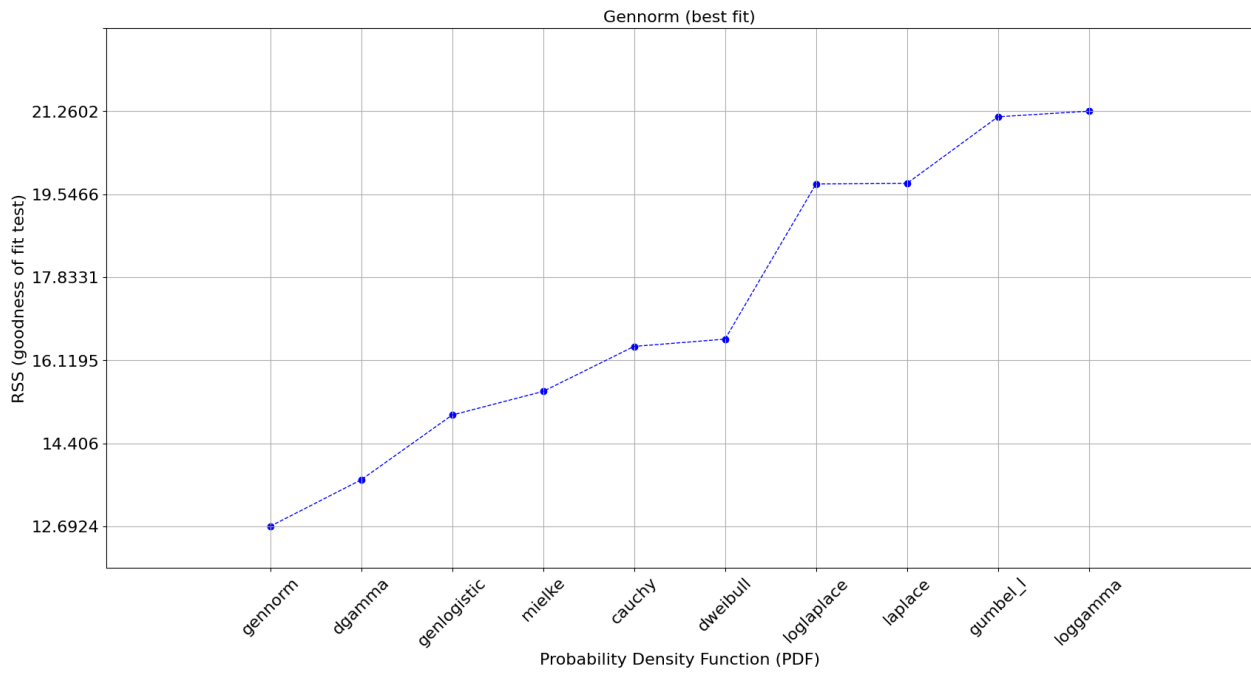


Figura B. 56: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad PL002

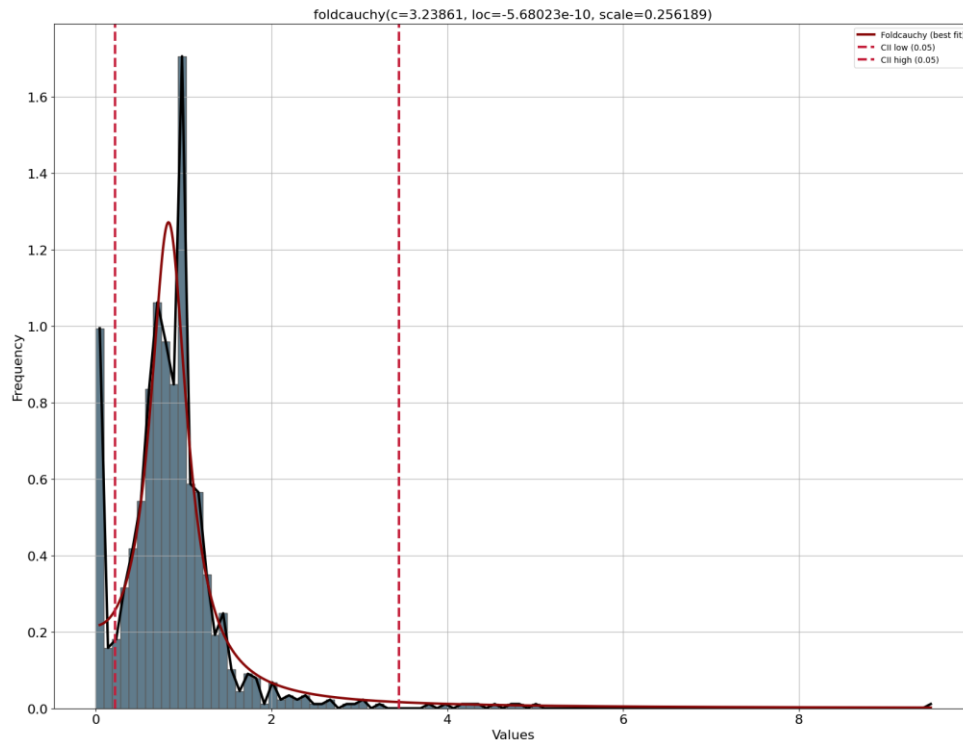


Figura B. 57: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD PL002

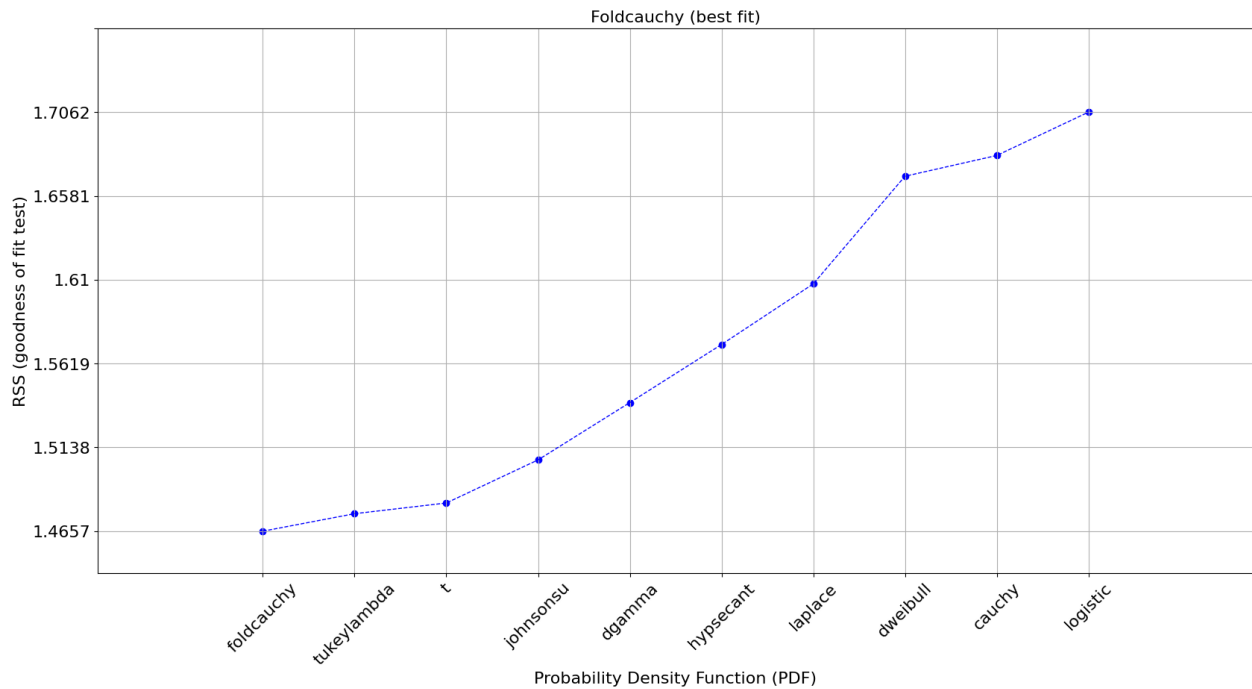


Figura B.58: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD PL002

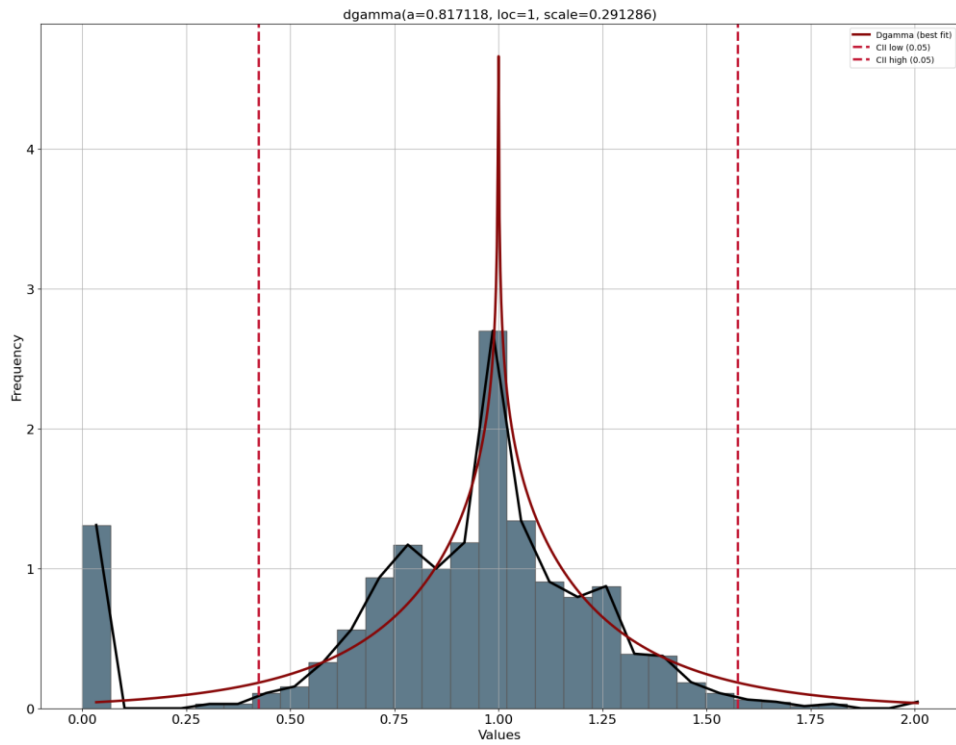


Figura B.59: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo PL002

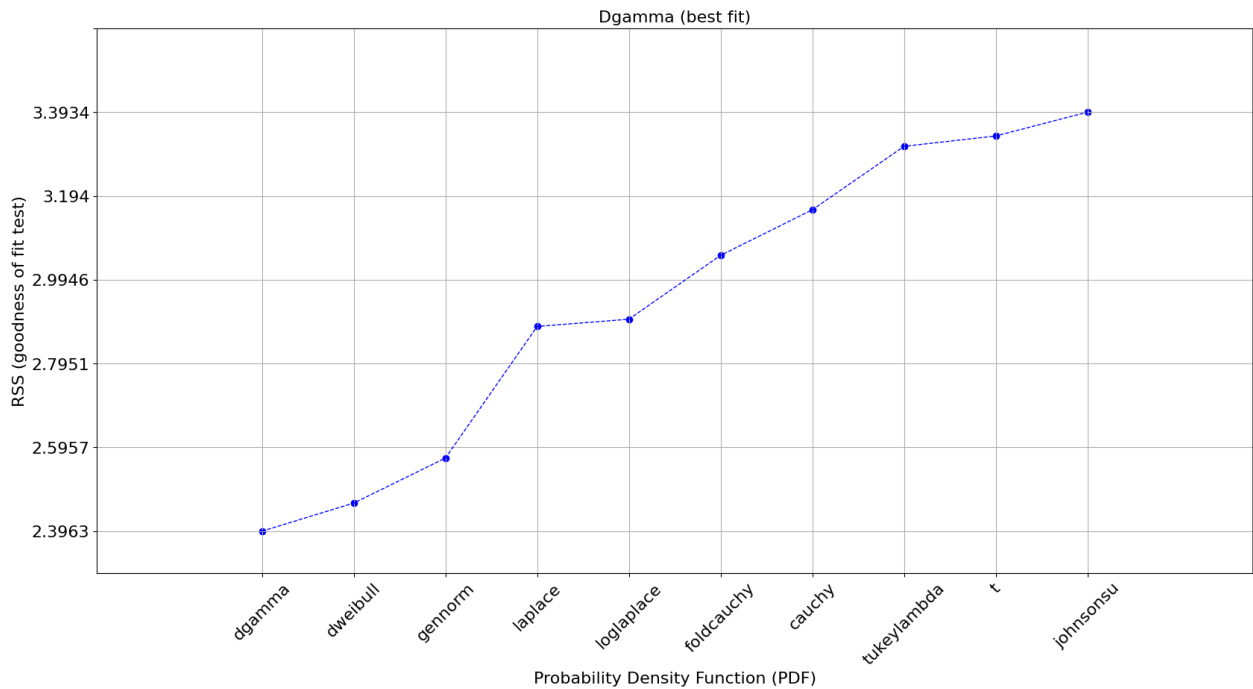


Figura B.60: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo PL002

Anexo C: Operaciones Mina - Camiones (CAEX)

C.1 Komatsu 930E

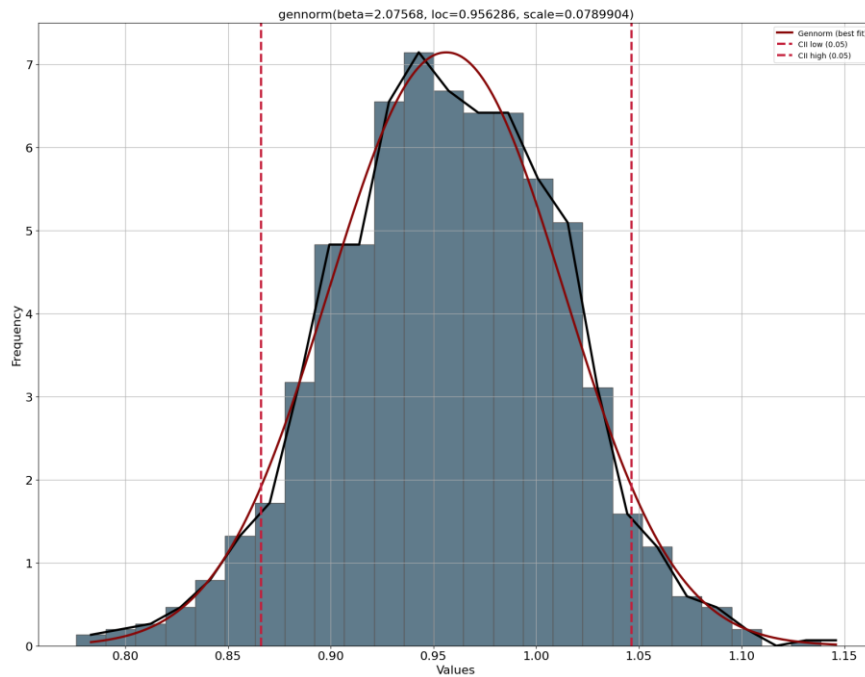


Figura C.1: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad Komatsu 930E

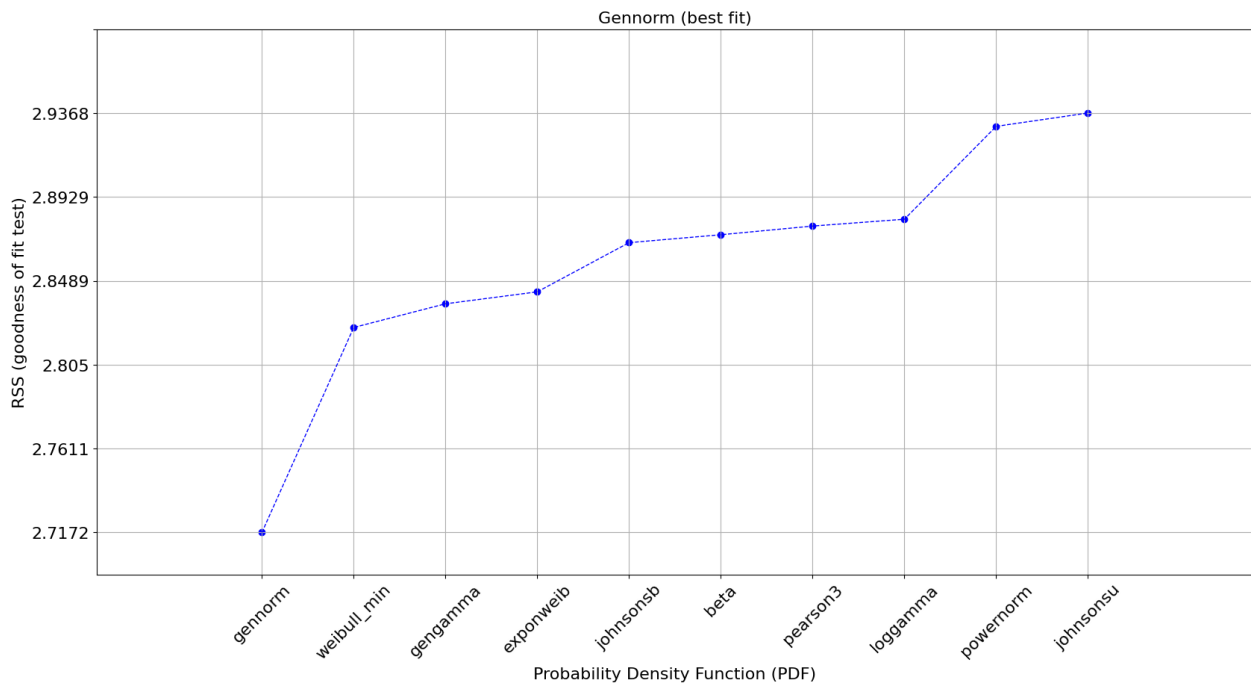


Figura C.2: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad Komatsu 930E

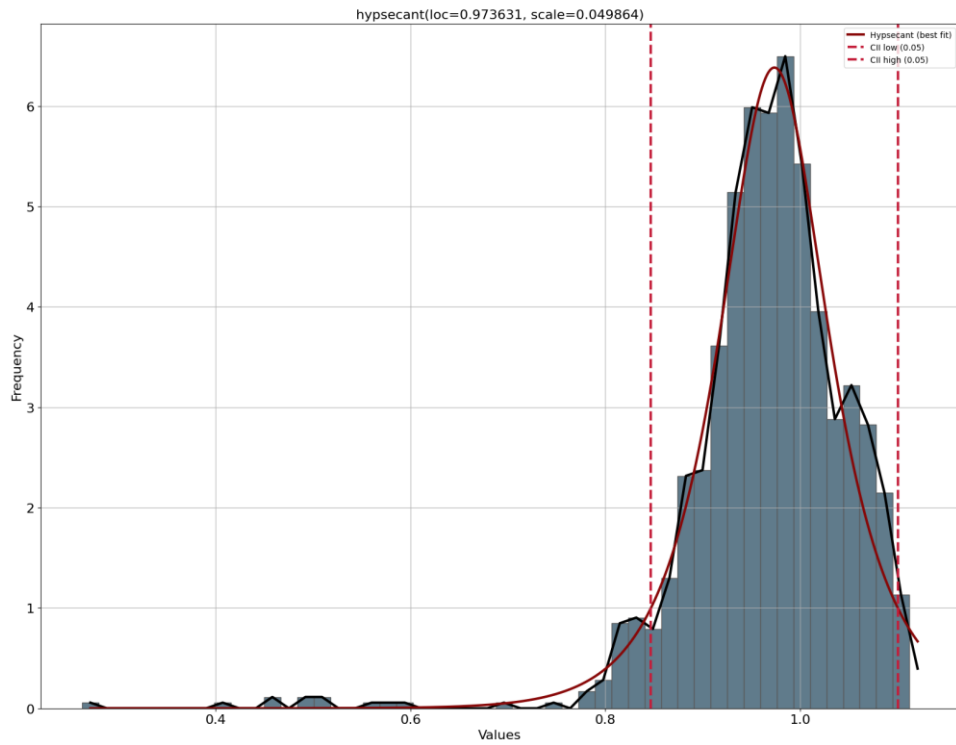


Figura C.3: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD Komatsu 930E

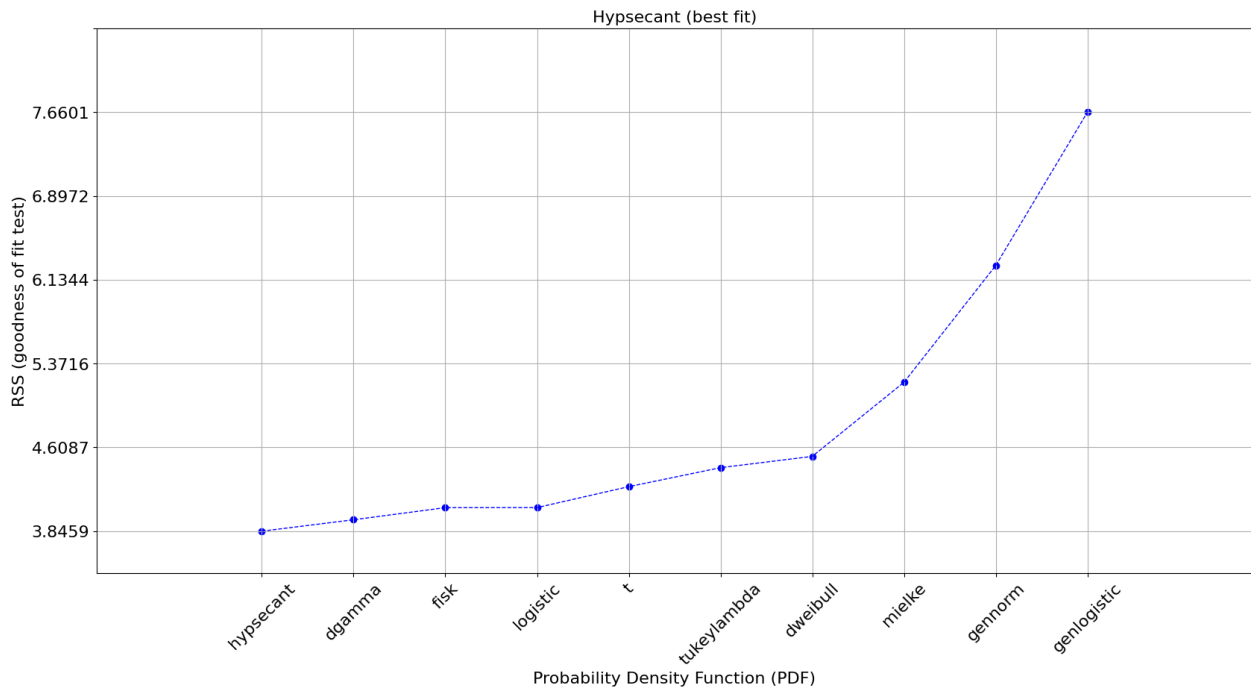


Figura C.4: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD Komatsu 930E

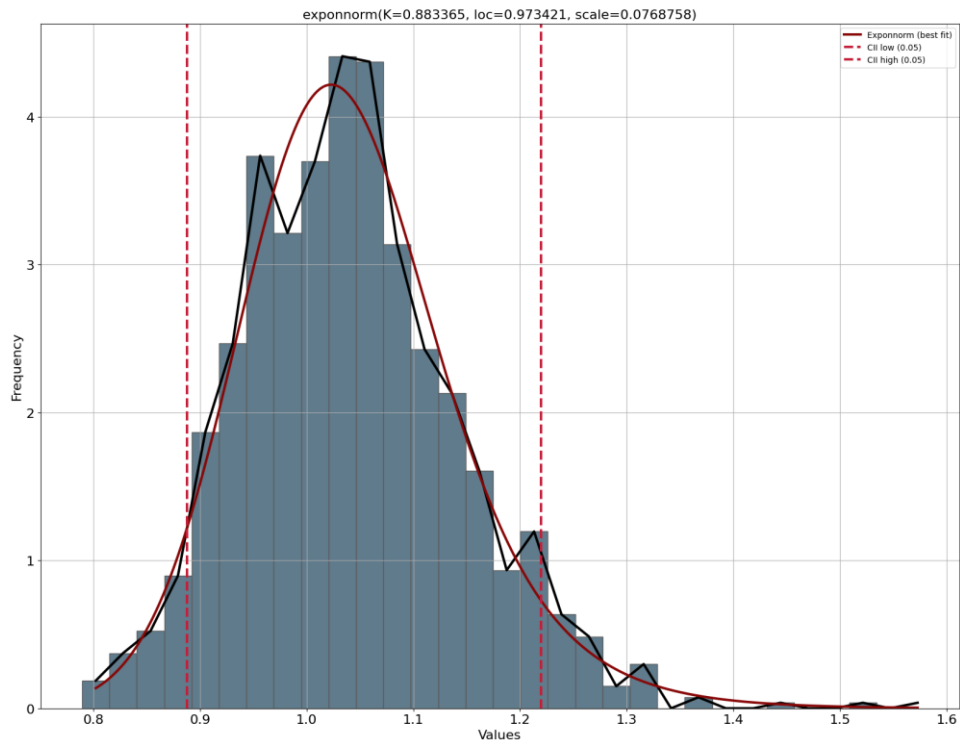


Figura C.5: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo Komatsu 930E

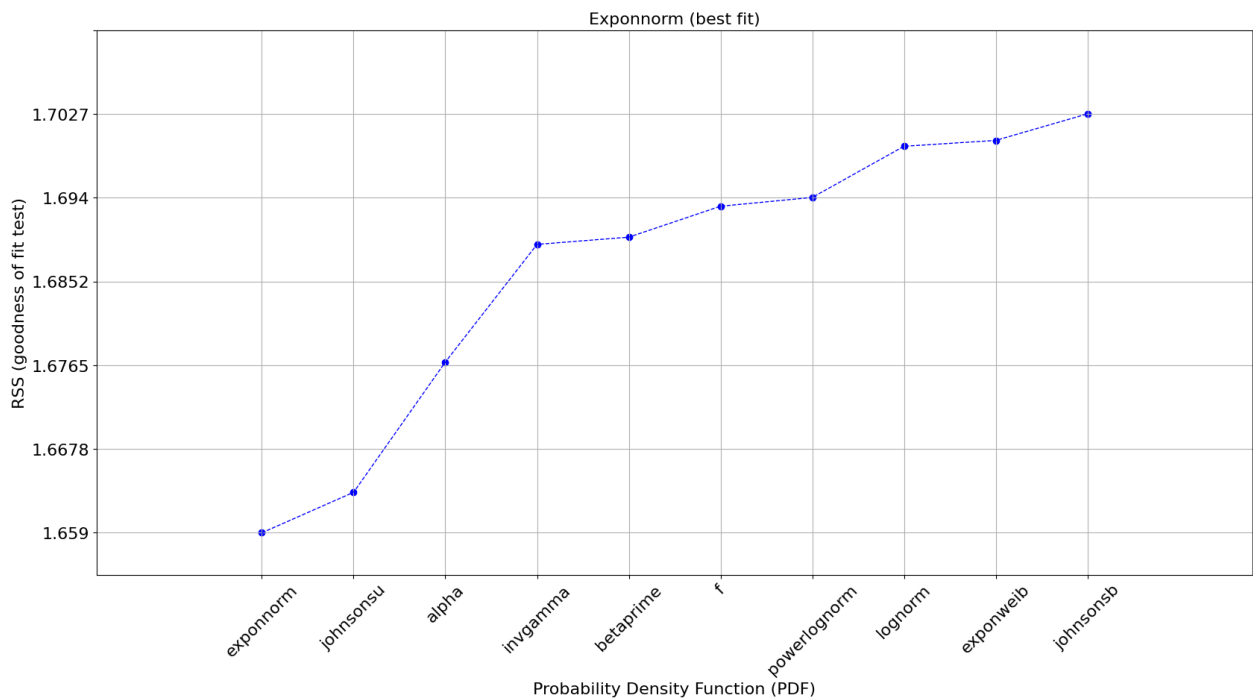


Figura C.6: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo Komatsu 930E

C.2 Komatsu 980E

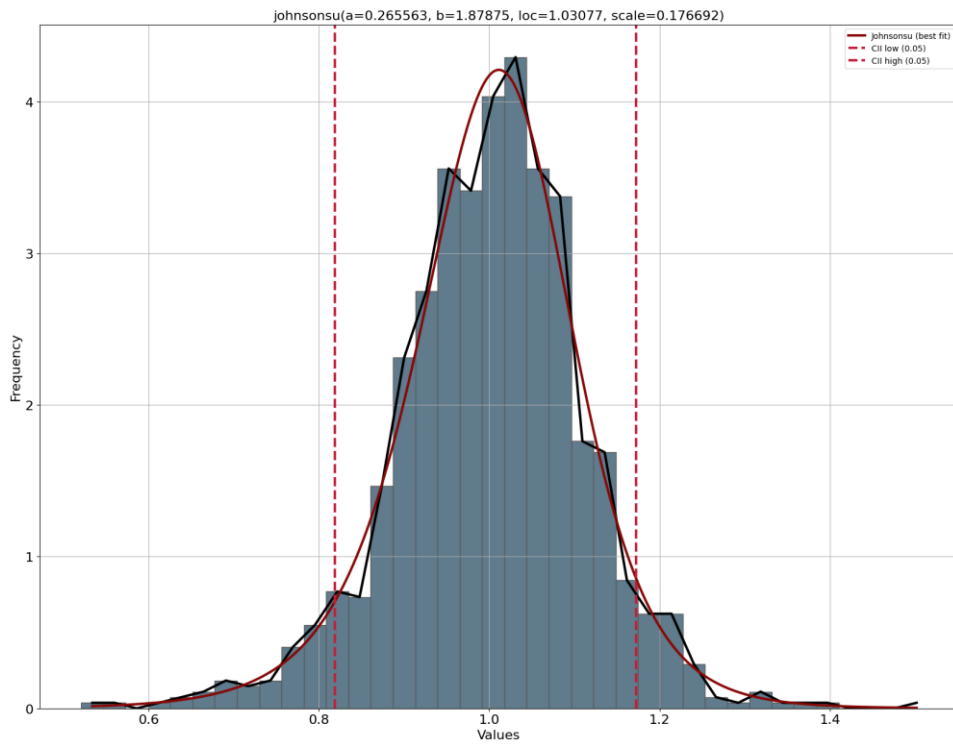


Figura C.7: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad Komatsu 980E

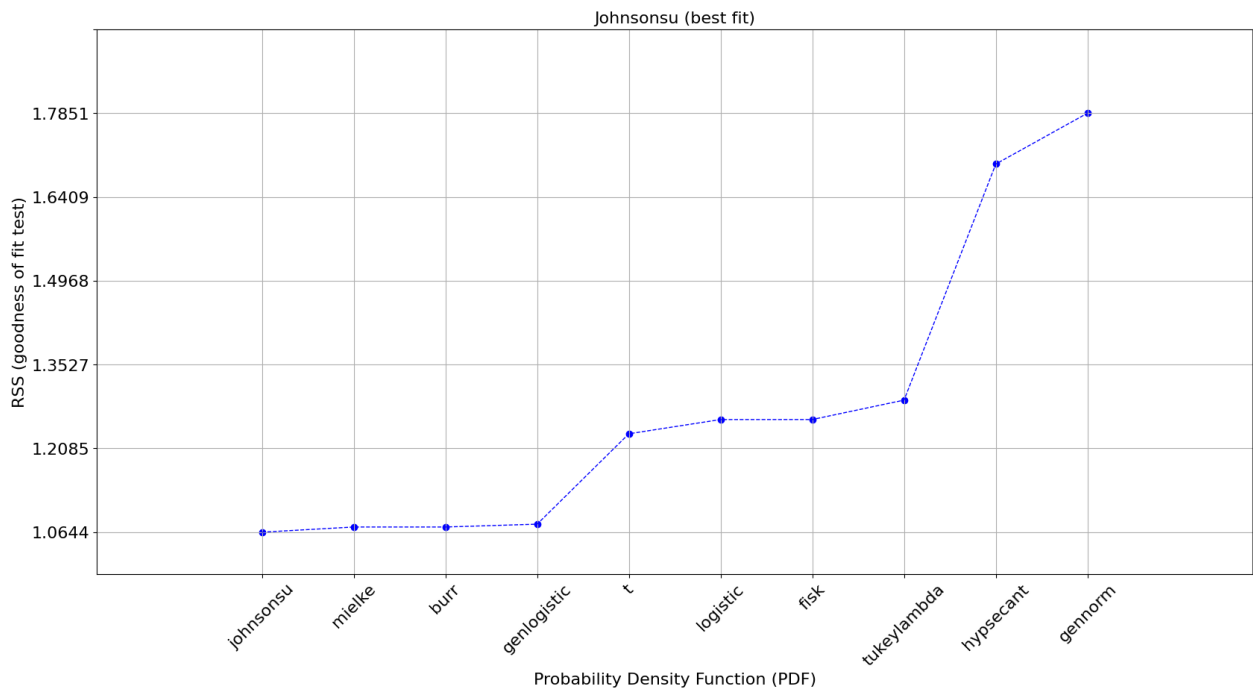


Figura C.8: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad Komatsu 980E

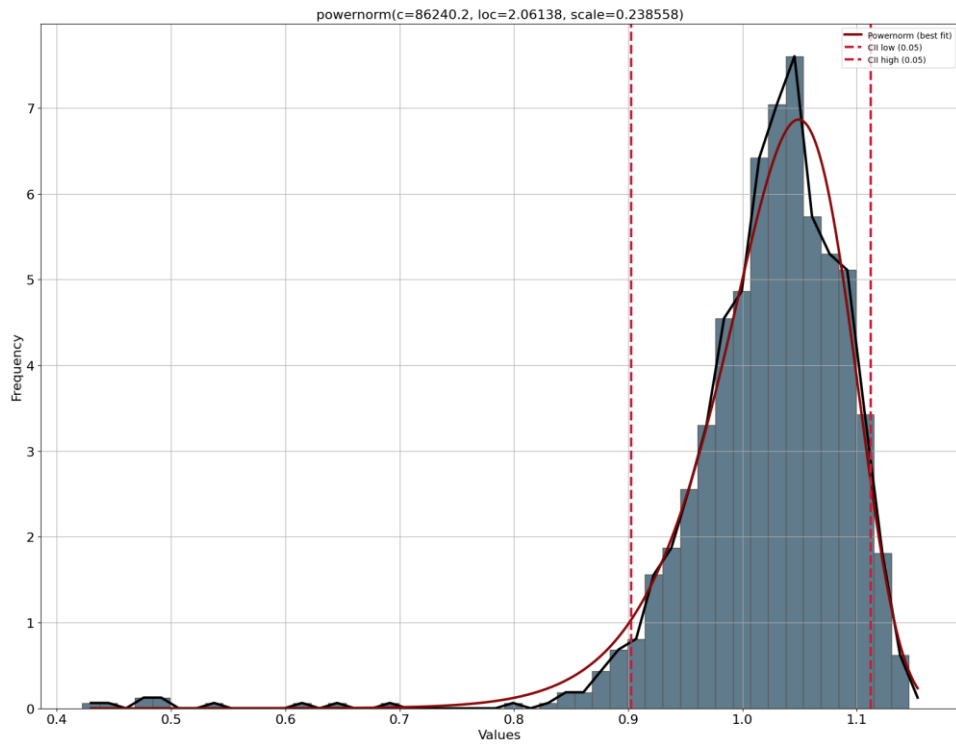


Figura C.9: Distribución de probabilidad ajustada – UEED Komatsu 980E

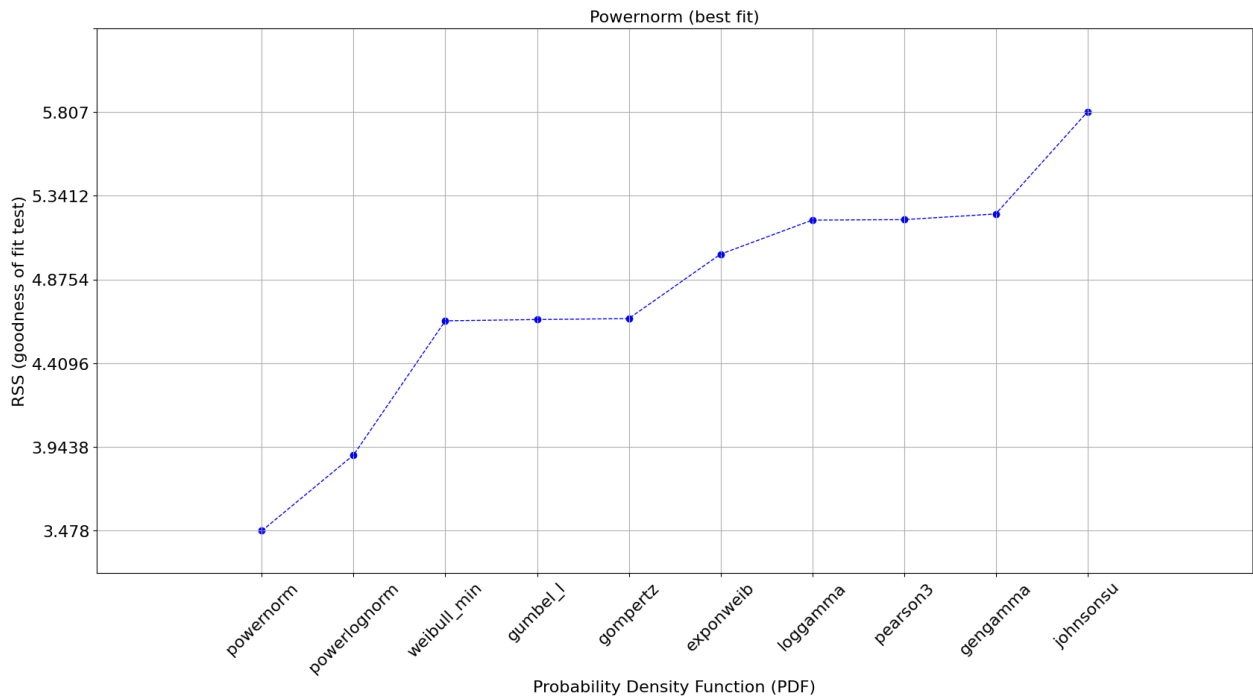


Figura C.10: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEED Komatsu 980E

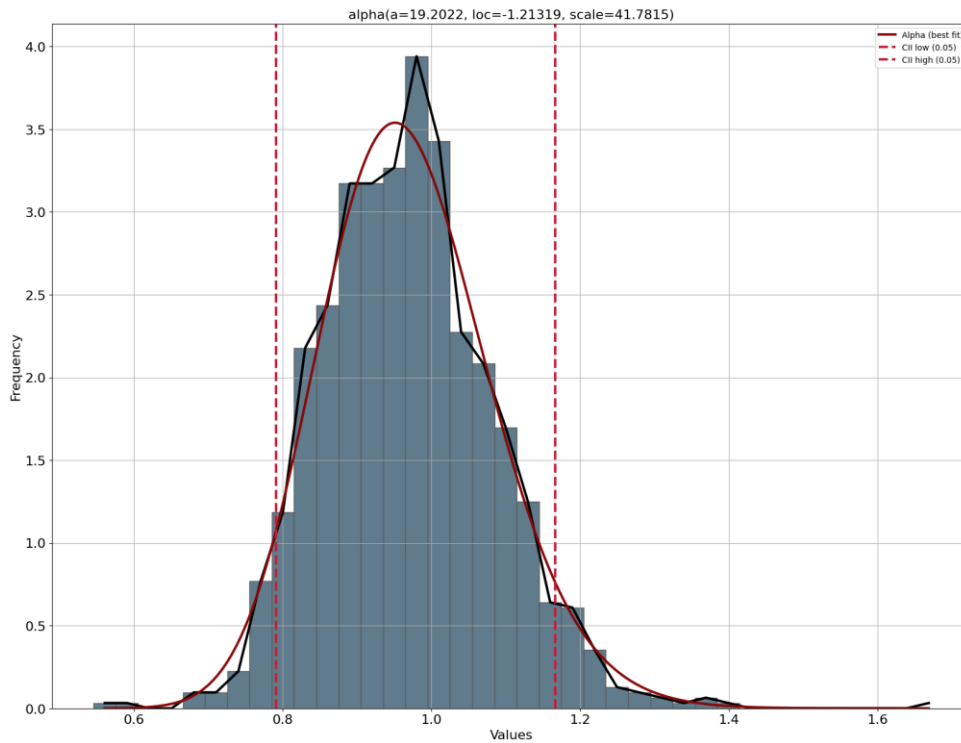


Figura C.11: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo Komatsu 980E

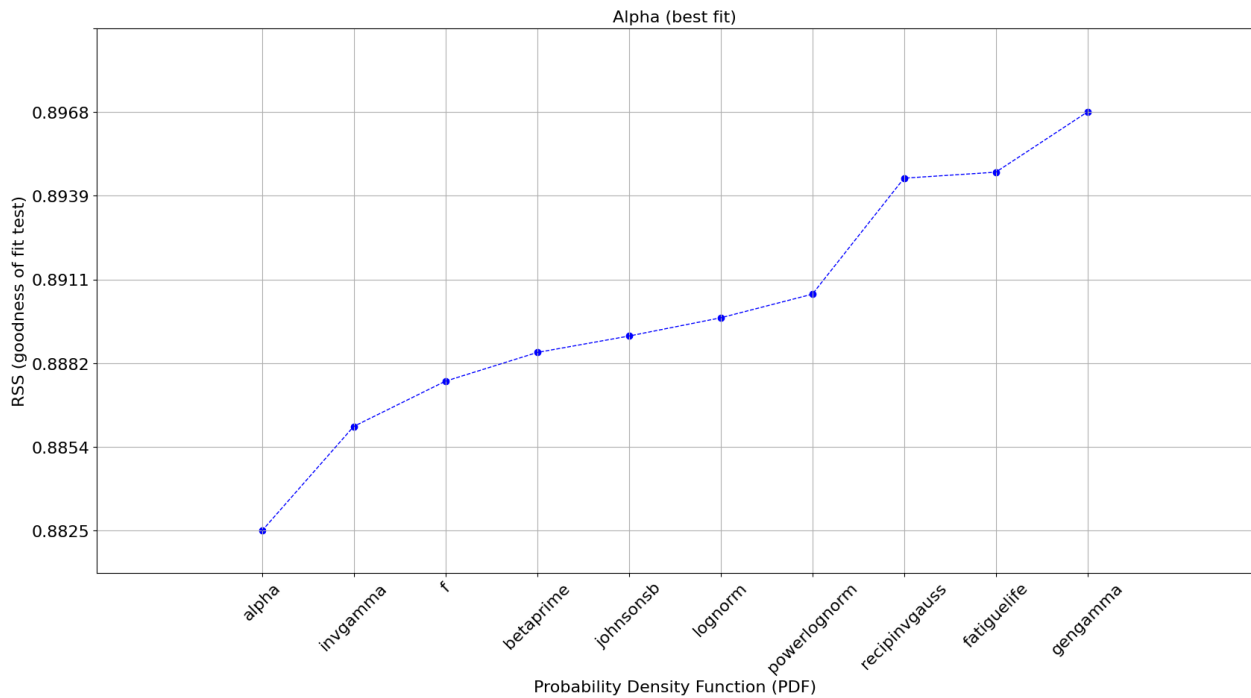


Figura C.12: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo Komatsu 980E

C.3 Caterpillar 797F

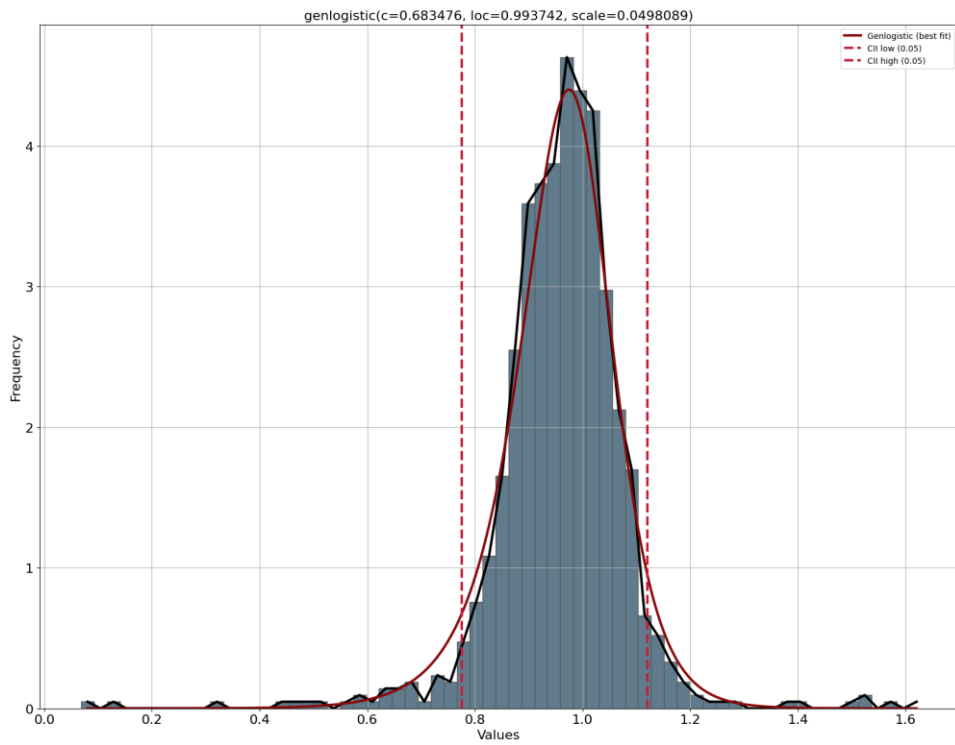


Figura C.13: Distribución de probabilidad ajustada – Disponibilidad Caterpillar 797F

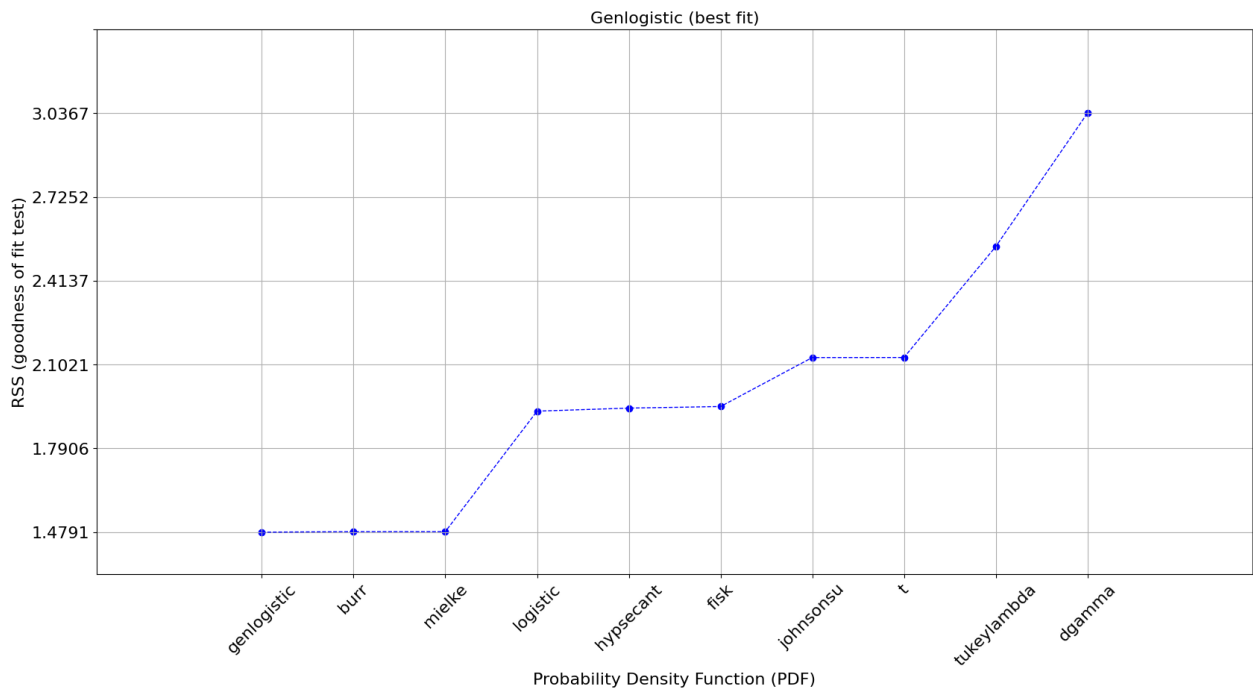


Figura C.14: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Disponibilidad Caterpillar 797F

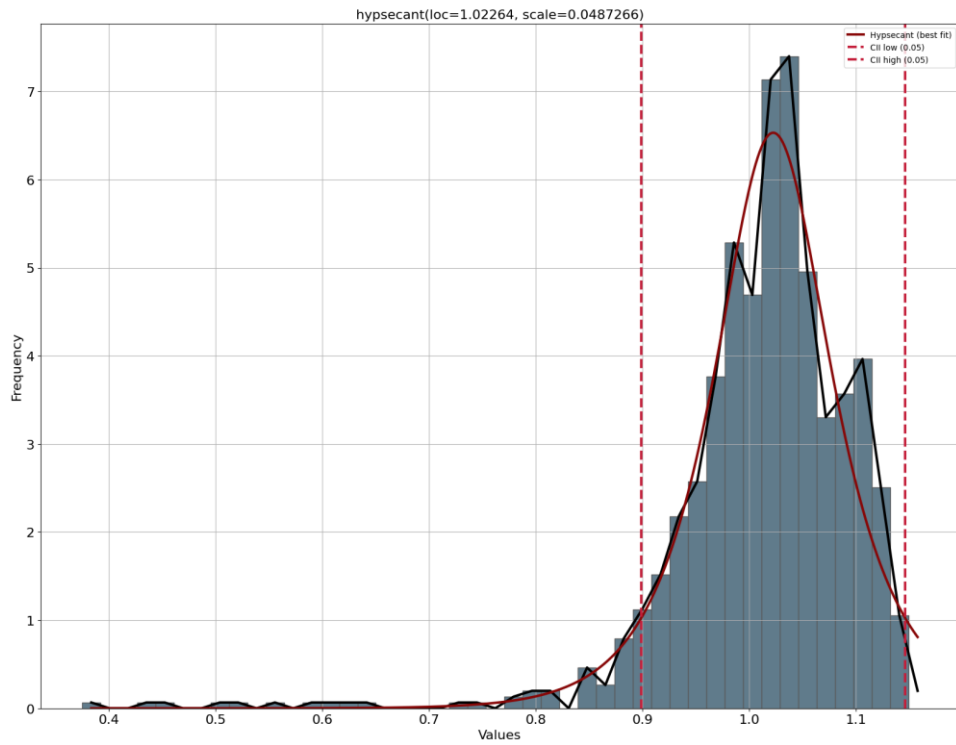


Figura C.15: Distribución de probabilidad ajustada – UEBD Caterpillar 797F

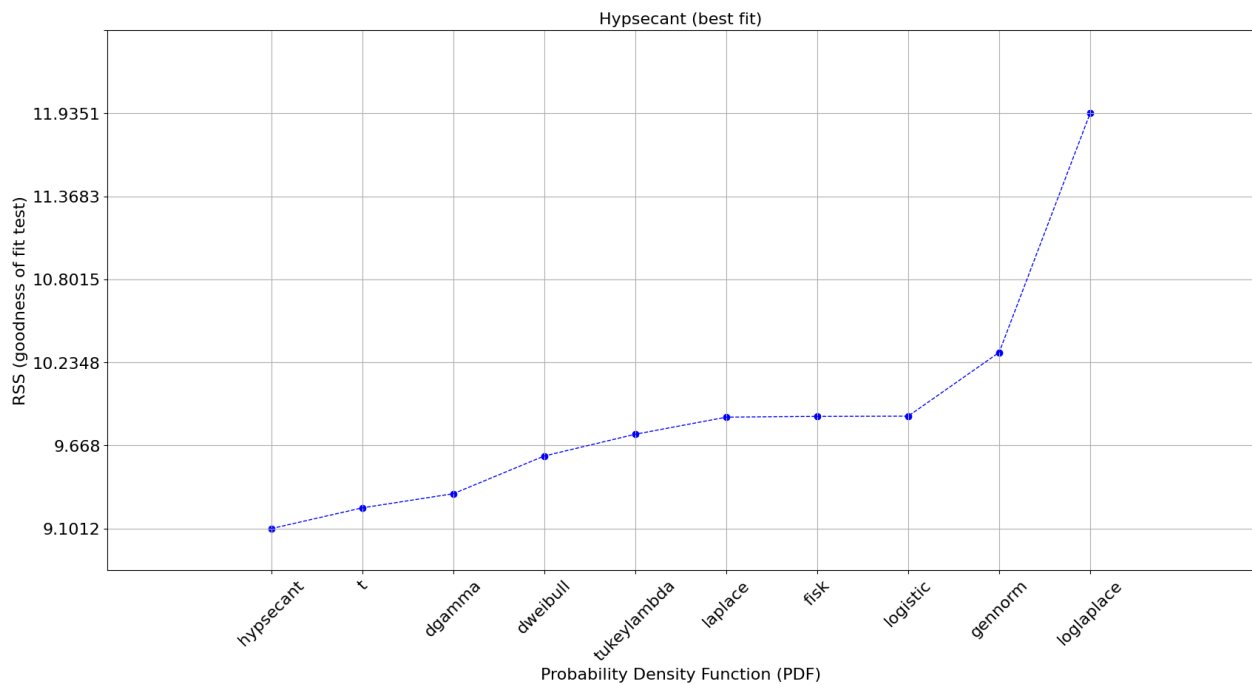


Figura C.16: Comparación bondad de ajuste distribuciones – UEBD Caterpillar 797F

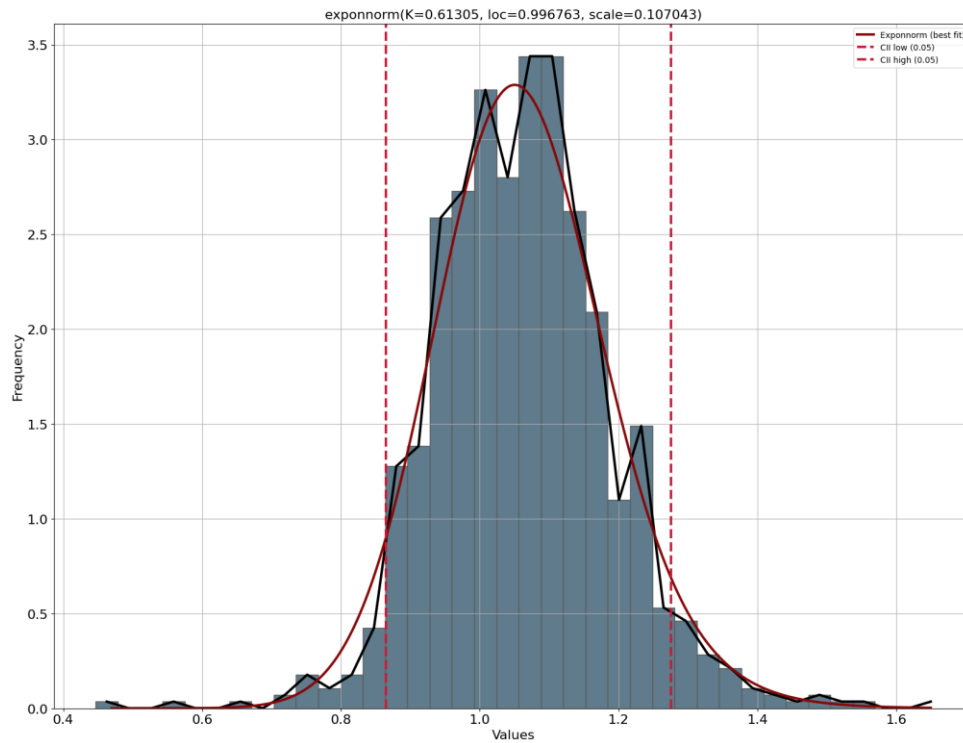


Figura C.17: Distribución de probabilidad ajustada – Rendimiento efectivo Caterpillar 797F

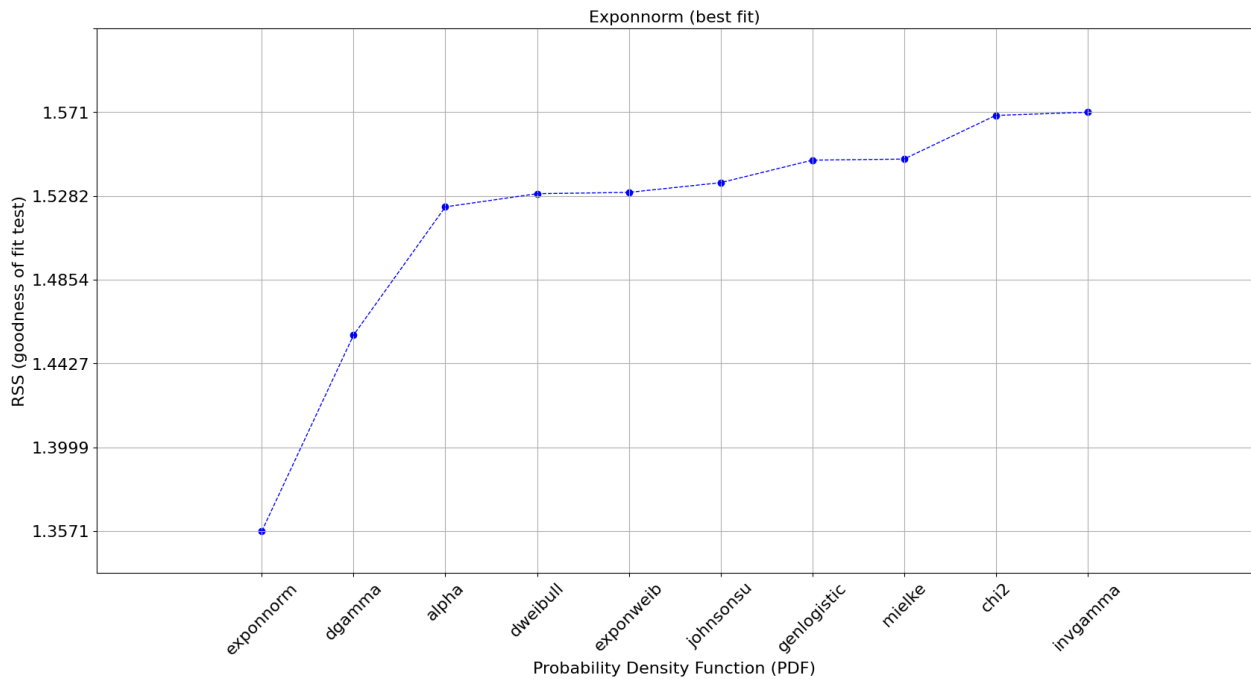


Figura C.18: Comparación bondad de ajuste distribuciones – Rendimiento efectivo Caterpillar 797F