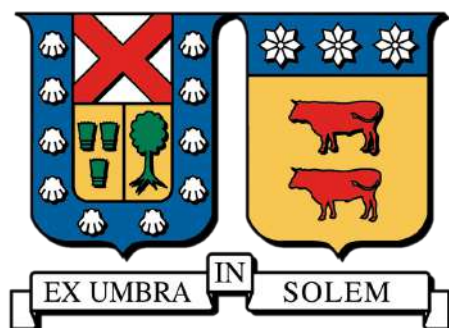




UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA

DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS

**Sistema de inteligencia artificial interpretable basado en lógica difusa para
la toma de decisiones en mantenimiento predictivo centrada en el
conocimiento experto cuando existe una escasez de datos**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

AUTOR

Víctor Horacio Catalán Flores

PROFESOR GUÍA

Pablo Viveros

PROFESOR CO-REFERENTE

Christopher Nikulin

Fredy Kristjanpoller

VALPARAÍSO, 31 de Agosto 2026



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☒ Memoria o trabajo de título ☐ Tesis de Postgrado

Título del trabajo: Sistema de inteligencia artificial interpretable basado en lógica difusa para la toma de decisiones en mantenimiento predictivo centrada en el conocimiento experto cuando existe una escasez de datos

Nombre del candidato(a): Víctor Horacio Catalán Flores

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Industrial

Campus: Casa Central Departamento: Industrias

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Pablo Viveros Gunckel, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución.

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL (marcar una opción)

☒ El trabajo **NO contiene** información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

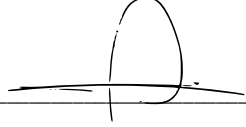
☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (**embargo**) por (**marcar una opción**):

☐ 6 meses ☐ 12 meses ☐ 2 años ☐ 3 años ☐ 5 años ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 10-09-2026 Firma: 

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 09-09-2026 Firma: 



Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

Tabla de Contenidos

1	Resumen	9
2	Abstract	11
3	Introducción	13
4	Problema de Investigación	17
5	Objetivos	20
5.1	Objetivo General	20
5.2	Objetivos Específicos	20
6	Alcance	22
7	Marco Teórico	24
7.1	El paradigma del Mantenimiento 4.0 y la inteligencia artificial	24
7.2	Inteligencia artificial explicable en la industria	27
7.3	Industria 5.0 y simbiosis humano-IA	28
7.4	Confiabilidad, riesgo e incertidumbre en el mantenimiento	30
7.5	Modelado estructural de interdependencias causales: el método DEMATEL	31
7.6	Sistemas de inferencia difusa y captura de conocimiento	33
7.7	Análisis de sensibilidad y robustez de modelos de decisión	34
7.8	Comparación de enfoques y posicionamiento de la propuesta	36
8	Metodología	38

8.1	Enfoque y diseño de la investigación	38
8.2	El experto en el ciclo (human-in-the-loop)	41
8.3	Procedimiento de levantamiento de información experta	41
8.4	Construcción de indicadores globales	43
8.4.1	Intensidad de uso	43
8.4.2	Índice de mantenimiento	44
8.4.2.1	a) Cálculo cuando existen datos objetivos.	45
8.4.2.2	b) Cálculo cuando no existen datos objetivos.	46
8.4.3	Índice de entorno operacional	47
8.5	Construcción de indicadores por subsistema	48
8.5.1	Condición del subsistema	49
8.5.2	Criticidad de falla del subsistema	50
8.5.3	Ocurrencia del subsistema	51
8.6	Arquitectura del modelo de inferencia difusa jerárquico	53
8.6.1	Obtención del Índice Operacional de Riesgo (IOR)	54
8.6.2	Obtención del Índice Total de Subsistemas (ITS)	54
8.6.3	Determinación de los pesos de los subsistemas mediante DEMATEL	56
8.6.4	Obtención del Índice de Riesgo de Falla (IRF)	59
8.7	Definición de funciones de membresía de los indicadores	60
8.7.1	Funciones de membresía de los indicadores globales	60
8.7.2	Funciones de membresía de los indicadores por subsistema	61
8.7.3	Funciones de membresía de los indicadores intermedios y finales	61
8.7.4	Resumen general de las funciones de membresía	62

8.8	Motor de inferencia y defuzzificación	62
8.8.1	Base de reglas difusas	63
8.8.2	Implicación y agregación de reglas	63
8.8.3	Defuzzificación mediante el método del centroide	65
8.8.4	Síntesis del procedimiento de inferencia	65
8.9	Priorización de criticidad y formulación de recomendaciones	66
8.10	Análisis de sensibilidad y robustez del modelo	67
8.10.1	Sensibilidad al parámetro de balance de la agregación	68
8.10.2	Perturbación de la matriz de influencia DEMATEL	68
8.10.3	Diagrama de tornado sobre el riesgo de cada subsistema	69
8.10.4	Escenarios de estrés	69
8.10.5	Alcance del contexto operacional sobre el riesgo final	70
8.11	Implementación computacional del modelo	70
9	Caso aplicado: cargador frontal de gran capacidad en operación minera a rajo abierto	72
9.1	Descripción del escenario operativo	72
9.2	Definición y arquitectura general del equipo	73
9.3	Selección y justificación de los subsistemas críticos evaluados	74
9.4	Caracterización técnica de los subsistemas seleccionados	76
9.4.1	Motor diésel	76
9.4.2	Generador principal	77
9.4.3	Motores de tracción de corriente continua	77
9.4.4	Mandos finales	78

9.4.5	Sistema hidráulico	79
9.5	Indicadores globales del caso	80
9.5.1	Intensidad de uso	80
9.5.2	Índice de mantenimiento	81
9.5.3	Índice de entorno operacional	82
9.5.4	Síntesis de los indicadores globales	83
9.6	Variables de entrada del bloque de subsistemas	83
9.6.1	Variables de condición y su fundamento técnico	83
9.6.1.1	Motor diésel.	84
9.6.1.2	Sistema hidráulico.	85
9.6.1.3	Mandos finales.	85
9.6.1.4	Motores de tracción y generador.	86
9.6.2	Criticidad de falla de los subsistemas	86
9.6.3	Ocurrencia de los subsistemas	87
9.6.4	Funciones de membresía del bloque de subsistemas	89
9.7	Matriz de influencias directas entre subsistemas	89
9.8	Alcance y consideraciones finales del caso aplicado	91
10	Resultados	92
10.1	Resultados de la Fase 1: contexto operacional e Índice Operacional de Riesgo . . .	92
10.2	Resultados de la Fase 2: Índices de Riesgo por Subsistema	96
10.3	Resultados del análisis DEMATEL: importancia estructural de los subsistemas . . .	99
10.4	Resultados de la Fase 3: Índice Total de Subsistemas e Índice de Riesgo de Falla . .	102

10.4.1	Agregación híbrida y obtención del ITS	102
10.5	Qué aporta el enfoque frente a las alternativas	105
10.5.1	Índice de Riesgo de Falla del equipo	106
10.6	Ranking de criticidad y recomendaciones de mantenimiento	108
10.7	Resultados del análisis de sensibilidad	110
10.7.1	Efecto del parámetro de balance de la agregación	110
10.7.2	Perturbación de la matriz DEMATEL	111
10.7.3	Influencia de cada subsistema sobre el índice del equipo	113
10.7.4	Escenarios de estrés	114
10.7.5	Alcance del contexto operacional sobre el riesgo final	115
10.8	Síntesis de resultados y relación con los objetivos	116
11	Conclusiones	118
12	Discusión	121
13	Limitaciones y trabajo futuro	125
14	Declaración sobre el uso de inteligencia artificial	127
15	Anexos	128
15.1	Anexo A: Formularios de Levantamiento de Información Experta	128
15.2	Anexo B: Código Python del Modelo	128

Lista de Tablas

1	Posicionamiento de la propuesta frente a los enfoques habituales de evaluación de riesgo y priorización de mantenimiento.	37
2	Categorías lingüísticas de los indicadores globales.	60
3	Categorías lingüísticas de los indicadores por subsistema.	61
4	Categorías lingüísticas de los indicadores intermedios y finales.	61
5	Resumen general de funciones de membresía por indicador.	62
6	Subsistemas evaluados en el modelo.	75
7	Variables de intensidad de uso: pesos, valor actual y rangos de referencia.	81
8	Componentes del índice de mantenimiento: pesos y valoración experta.	81
9	Factores del índice de entorno operacional: pesos, valor actual y rangos de referencia.	82
10	Variables de condición por subsistema, pesos relativos y rangos utilizados para la fuzzificación.	84
11	Criticidad de falla por subsistema: pesos relativos de cada criterio y valoración actual.	87
12	Ocurrencia por subsistema: pesos relativos de cada criterio y valoración actual.	88
13	Matriz de influencias directas entre subsistemas (escala 0–4).	90
14	Indicadores globales del contexto operacional del equipo	93
15	Grados de pertenencia de las entradas del IOR	94
16	Índices de riesgo por subsistema (IRS) y sus variables de entrada	97
17	Resultados del análisis DEMATEL por subsistema	100
18	Composición del Índice Total de Subsistemas (ITS)	103
19	Efecto de la regla de agregación sobre el índice de estado interno	105

20	Grados de pertenencia de las entradas del IRF	107
21	Ranking de subsistemas por riesgo efectivo	108
22	Índices del equipo en los escenarios de estrés	114

Lista de Figuras

1	Las 5 V del Big Data.	25
2	Visión general de la metodología, orientada al proceso de decisión. Las cuatro fases de ejecución (recuadros) encadenan el flujo de razonamiento de la banda inferior. La banda superior marca los cuatro puntos donde el experto interviene en el ciclo (<i>human-in-the-loop</i>).	38
3	Arquitectura del sistema de inferencia difusa jerárquico de tres bloques. Los pesos DEMATEL ponderan la agregación de los IRS_j en el ITS	53
4	Funciones de membresía de las variables de entrada y fuzzificación de la intensidad de uso	94
5	Funciones de membresía del IOR, salida agregada y valor defuzzificado	95
6	Funciones de membresía de la condición y ubicación de cuatro subsistemas representativos	96
7	Índice de Riesgo de Subsistema (IRS) por componente evaluado	98
8	Diagrama de causa y efecto DEMATEL de los subsistemas	101
9	Pesos de importancia (α) por subsistema obtenidos mediante DEMATEL	101
10	Efecto de la agregación híbrida sobre el ITS	104
11	Funciones de membresía del ITS y posición del valor obtenido	105
12	Funciones de membresía del IRF, salida agregada y valor final del equipo	107

- 13 Índice Total de Subsistemas e Índice de Riesgo de Falla al variar el parámetro de balance. Las líneas horizontales marcan las fronteras entre categorías. 111
- 14 Diagrama de tornado del efecto de cada juicio de la matriz de influencia sobre el ITS. Para las doce celdas de mayor incidencia se muestra el ITS que resulta al perturbarlas en -1 (naranja) y $+1$ (azul); la línea discontinua indica el ITS base (6,353). Las 62 variantes permanecen dentro de la banda Alto. 113
- 15 Diagrama de tornado. Cada barra va del índice con el riesgo de ese subsistema un punto más bajo al índice con un punto más alto, y su ancho es el vaivén total. Las filas de motores de corriente continua y de mandos finales representan sus cuatro instancias. 114
- 16 Índice Total de Subsistemas e Índice de Riesgo de Falla por escenario. S0 es el estado actual, S1 repara el sistema hidráulico, S2 lleva un mando final a estado crítico y S3 empeora el contexto operacional. 115
- 17 Índice de Riesgo de Falla en función del contexto operacional, con el Índice Total de Subsistemas fijo en su valor actual. 116

1 Resumen

La disponibilidad de los equipos móviles determina la productividad en la minería a rajo abierto, y el costo de las detenciones no planificadas ha convertido al mantenimiento predictivo en una preocupación estratégica. Llevarlo a la práctica obliga a enfrentar dos limitaciones que los enfoques basados en datos rara vez resuelven al mismo tiempo. La primera es que los modelos de inteligencia artificial más potentes funcionan como cajas negras, de modo que el personal técnico no puede auditar ni justificar decisiones costosas a partir de lo que esos modelos entregan. La segunda es que las faenas de baja madurez digital pocas veces conservan los registros históricos de calidad que esos modelos necesitan para funcionar. El avance hacia la Industria 5.0 añade una condición más, que la inteligencia artificial extienda el juicio del especialista en lugar de sustituirlo.

Esta memoria aborda ese escenario mediante una arquitectura de inteligencia artificial explicable (XAI), centrada en el ser humano, para el soporte a la toma de decisiones de mantenimiento predictivo bajo escasez de datos. El sistema formaliza el conocimiento experto con un cuestionario técnico y organiza el razonamiento en un núcleo de inferencia difusa jerárquica de tipo Mamdani que estima un Índice de Riesgo de Falla (IRF) sobre una escala interpretable, integrando un índice operacional de riesgo, índices de riesgo por subsistema y un índice total de subsistemas. Su aporte está en la forma en que se combinan tres mecanismos. Un módulo de propagación causal del riesgo, basado en DEMATEL, pondera la importancia estructural de cada subsistema. Una agregación híbrida entre el peor caso y el promedio ponderado evita subestimar los componentes críticos y una priorización explicable devuelve cada recomendación a la evidencia física que la sustenta, con puntos definidos donde interviene el experto a lo largo del ciclo.

Aplicado a un cargador frontal de accionamiento diésel-eléctrico en operación a rajo abier-

to, el sistema entrega un IRF de nivel medio, señala al sistema hidráulico como el subsistema más crítico y al motor diésel como el de mayor peso estructural, y produce un ranking de criticidad con recomendaciones trazables. Un análisis de sensibilidad confirma que esa lectura se mantiene ante variaciones razonables de los parámetros del modelo. El enfoque constituye así una herramienta de soporte a la decisión interpretable, confiable y aplicable en contextos de instrumentación limitada, en sintonía con los principios de la Industria 5.0.

Palabras clave: — mantenimiento predictivo; inteligencia artificial explicable (XAI); simbiosis humano-IA; DEMATEL; inferencia difusa jerárquica; Industria 5.0.

2 Abstract

In open-pit mining, the availability of mobile equipment drives productivity, and the cost of unplanned stoppages has turned predictive maintenance into a strategic concern. Putting it into practice means dealing with two limitations that data-driven approaches rarely solve at the same time. The first is that the most powerful artificial intelligence models work as black boxes, so technical staff cannot audit or justify costly decisions from the output these models return. The second is that mining operations with low digital maturity seldom keep the good-quality historical records these models need in order to work. The shift toward Industry 5.0 adds one more condition, that AI should extend the specialist's judgment rather than replace it.

This thesis addresses that setting through an explainable artificial intelligence (XAI) architecture, centered on the human, for predictive maintenance decision support under data scarcity. The system formalizes expert knowledge with a technical questionnaire and organizes the reasoning in a hierarchical Mamdani fuzzy inference core that estimates a Failure Risk Index (FRI) on an interpretable scale, integrating an operational risk index, subsystem risk indices, and a total subsystem index. Its contribution lies in how three mechanisms work together. A causal risk propagation module, based on DEMATEL, weights the structural importance of each subsystem. A hybrid aggregation between the worst case and the weighted average keeps critical components from being underestimated. And an explainable prioritization traces every recommendation back to the physical evidence behind it, with points where the expert steps in along the cycle.

Applied to a diesel-electric front loader working in an open-pit operation, the system returns a medium-level FRI, points to the hydraulic system as the most critical subsystem and the diesel engine as the one with the greatest structural weight, and produces a criticality ranking with

traceable recommendations. A sensitivity analysis confirms that this reading holds under reasonable changes to the model parameters. The approach thus constitutes an interpretable, reliable decision-support tool, applicable in contexts with limited instrumentation, in line with the principles of Industry 5.0.

Keywords: — predictive maintenance; explainable artificial intelligence (XAI); human-AI symbiosis; DEMATEL; hierarchical fuzzy reasoning; Industry 5.0.

3 Introducción

La minería es uno de los pilares de la economía chilena y a escala global, una industria que descansa sobre activos físicos de alto valor. La disponibilidad de esos activos incide de forma directa en la productividad y en la rentabilidad de la operación. En una faena a rajo abierto, los equipos móviles de gran capacidad como cargadores frontales, palas y camiones de extracción trabajan de manera continua bajo polvo, vibración, calor y cargas elevadas. Cuando una de estas máquinas se detiene sin aviso, la operación puede perder una parte considerable de su producción y aparece un riesgo real para la seguridad de las personas en terreno. Por eso el mantenimiento de estos equipos dejó de ser una función de soporte y se transformó en un factor competitivo de primer orden.

Durante las últimas décadas, las estrategias de mantenimiento se movieron desde esquemas correctivos y preventivos hacia otros de carácter predictivo, cuyo propósito es anticipar la falla y actuar en el momento oportuno. La Industria 4.0 aceleró ese cambio al poner a disposición del sector sensores inteligentes, conectividad, analítica de datos e inteligencia artificial (IA) para vigilar la condición de los equipos con una precisión cada vez mayor (Zonta et al., 2020). El mantenimiento predictivo (PdM) se convirtió así en una de las aplicaciones más prometedoras de la transformación digital, porque traslada la lógica de la intervención desde un calendario fijo hacia la condición real del activo.

Llevar estas tecnologías a la operación real ha resultado más difícil de lo esperado, por dos razones que rara vez se resuelven a la vez. La primera es la opacidad, ya que muchos de los modelos de IA más potentes se comportan como cajas negras y devuelven predicciones cuya lógica interna queda fuera del alcance del personal técnico, lo que las vuelve difíciles de comprender, de

auditar y en definitiva, de sostener cuando hay una decisión de alto impacto de por medio (Theissler et al., 2021). En el monitoreo industrial, el carácter de caja negra de los modelos de aprendizaje profundo debilita la transparencia y la confianza que el operador necesita, esa sola barrera limita su adopción en entornos regulados y de alto riesgo (Johannssen et al., 2025). La segunda razón es la dependencia de los datos, estos modelos solo rinden con grandes volúmenes de datos de condición de buena calidad, un recurso escaso en muchas operaciones de baja madurez digital, donde la instrumentación es limitada y los registros históricos están fragmentados o son difíciles de rastrear (Scaife, 2024). En la misma línea, Xie et al. (2025) coinciden en que la calidad y la disponibilidad de los datos se han vuelto el principal freno del aprendizaje automático en la industria.

A estos dos obstáculos se suma el avance hacia la Industria 5.0 la que desplaza el foco desde la automatización pura hacia una colaboración construida en torno a la persona, en la que la IA busca extender las capacidades del especialista en lugar de reemplazarlo (Yan et al., 2025). Para nombrar esa relación se emplea aquí el término simbiosis humano-IA, entendida como una inteligencia artificial centrada en el ser humano que coopera con el experto. Vista de este modo, una herramienta de PdM se juzga tanto por su transparencia y por la confianza que gana del usuario como por su exactitud.

Ese giro pone la interacción entre la persona y la IA en el centro del diseño de los sistemas de decisión industriales y trae consigo un problema de seguridad que suele pasar inadvertido, en una relación de doble vía, los datos son el principal canal por el que el riesgo se propaga entre sistemas. Qu et al. (2026) advierten que, una vez comprometida la información de entrada, el riesgo puede crecer a lo largo de los procesos y los lazos de control. La simbiosis humano-IA exige entonces arquitecturas que gestionen la seguridad y la trazabilidad desde los flujos de datos. Todo esto reformula el objetivo del sistema al requisito de predecir con exactitud se añade el de

construir un razonamiento que la persona pueda seguir y auditar antes de respaldarlo, y que además sea capaz de incorporar el conocimiento que el especialista ya posee sobre el activo.

De ahí la necesidad de una herramienta de soporte a la decisión que opere bajo esa simbiosis humano-IA, capaz de combinar el rigor de los datos técnicos con el conocimiento cualitativo de los expertos, de representar la incertidumbre de forma explícita y de producir salidas interpretables, trazables y sensibles al riesgo. La lógica difusa se ajusta bien a estas exigencias, porque permite escribir el conocimiento experto como reglas lingüísticas comprensibles y preserva la interpretabilidad de extremo a extremo (Mitrofaní et al., 2020). Su salida es un índice de riesgo de falla interpretable que ordena activos y subsistemas y orienta la acción del mantenedor, en lugar de una predicción opaca que deba aceptarse a ciegas.

Esta memoria desarrolla y aplica un sistema de esa clase, orientado a estimar un Índice de Riesgo de Falla (IRF) en maquinaria industrial y a apoyar las decisiones de mantenimiento predictivo. Donde otros enfoques descansan en grandes volúmenes de datos, aquí el material de base es el conocimiento experto del personal de operación y mantenimiento, formalizado mediante variables lingüísticas, funciones de membresía y reglas de inferencia. Eso es lo que le permite funcionar incluso donde la instrumentación es escasa. La arquitectura organiza el razonamiento en bloques jerárquicos e incorpora el método DEMATEL (*Decision-Making Trial and Evaluation Laboratory*) para modelar las interdependencias causales entre los subsistemas del equipo, de manera que la evaluación del riesgo refleje la criticidad estructural real de cada componente. Como caso de estudio, el sistema se aplica a un cargador frontal de gran capacidad de accionamiento diésel-eléctrico en operación minera a rajo abierto.

El aporte de este trabajo es una arquitectura de inteligencia artificial explicable y centrada en el ser humano para el mantenimiento predictivo que funciona donde los datos escasean, por-

que se sostiene en conocimiento experto formalizado y no en grandes conjuntos históricos. Un núcleo de inferencia difusa jerárquica de tipo Mamdani mantiene el razonamiento trazable desde la evidencia física hasta el índice final. El método DEMATEL modela cómo se propaga la falla entre subsistemas, de modo que la agregación refleje la importancia estructural real de cada uno. Una regla híbrida entre el peor caso y el promedio ponderado impide que un componente crítico quede diluido en el promedio. Y con el experto interviniendo en puntos definidos del ciclo, el modelo no devuelve un único valor de riesgo, sino un ranking de criticidad por subsistema con recomendaciones de mantenimiento auditables. La Figura 2, al inicio de la metodología, resume ese flujo de razonamiento de principio a fin, desde las entradas y el conocimiento experto hasta la recomendación que recibe el especialista.

4 Problema de Investigación

El mantenimiento predictivo (PdM) se ha consolidado como una estrategia clave para reducir la incertidumbre en la gestión de activos industriales, ya que anticipa las fallas antes de que ocurran y ayuda a contener los costos asociados a las detenciones no planificadas. Esta práctica ha recibido un fuerte impulso de las tecnologías del paradigma de la Industria 4.0, como los sensores inteligentes, la analítica de datos en tiempo real y la inteligencia artificial (Zonta et al., 2020). La transición hacia la Industria 5.0, sin embargo, ha desplazado el foco desde la automatización pura hacia un enfoque centrado en el ser humano, en el que la IA no busca sustituir al especialista, sino aumentar su capacidad de decisión mediante una colaboración confiable y transparente entre la persona y el sistema. En esa interacción de doble vía, los datos se vuelven el principal medio de propagación de riesgos entre sistemas. Qu et al. (2026) advierten que, una vez comprometida la información de entrada, el riesgo puede amplificarse a lo largo de los procesos y los lazos de control, por lo que la simbiosis humano-IA exige arquitecturas que gestionen la seguridad y la trazabilidad desde la perspectiva de los flujos de datos.

En esa misma línea, Lee y Kao (2014) sostienen que el mantenimiento inteligente es uno de los componentes fundamentales de las arquitecturas de sistemas ciberfísicos, pues habilita una toma de decisiones descentralizada y dinámica a partir de datos de condición recolectados directamente de los equipos. La implementación efectiva del PdM, no obstante, todavía enfrenta varios desafíos. Uno de los principales es la alta dependencia de datos históricos y de condición, que no siempre están disponibles o tienen la calidad suficiente. Diversos autores advierten que la insuficiencia de datos es una de las barreras más relevantes para la adopción plena de la IA en programas de operación y mantenimiento (Scaife, 2024). El desafío se agudiza en contextos de baja madu-

rez digital, como buena parte de las faenas mineras, donde la infraestructura de sensorización es limitada y donde aún no se consolida una cultura organizacional orientada a la decisión basada en datos.

A esta limitación se suma una barrera de naturaleza distinta. Los enfoques convencionales de PdM, apoyados sobre todo en el aprendizaje automático, tienden a operar como cajas negras y dificultan la interpretación de sus resultados por parte de operadores y técnicos. Esa falta de explicabilidad, junto con la exclusión del conocimiento experto del proceso de modelado, erosiona la confianza y limita la utilidad práctica de estas herramientas en el entorno real. El carácter de caja negra de los modelos de aprendizaje profundo debilita justamente la transparencia que el personal necesita para respaldar una decisión, y esa barrera restringe su adopción en entornos regulados y de alto riesgo (Johannssen et al., 2025). En consecuencia, el problema deja de ser únicamente predecir la falla con mayor precisión y pasa a ser cómo construir un sistema en el que la persona pueda comprender, auditar y confiar en el razonamiento de la IA que la asiste.

Frente a este panorama surge la necesidad de diseñar un sistema de inteligencia artificial que opere como soporte a la decisión bajo un esquema de simbiosis humano-IA. Un sistema capaz de combinar el rigor de los datos técnicos con el conocimiento cualitativo de los expertos, mediante una lógica que represente de forma explícita la incertidumbre y se acerque al razonamiento humano, y cuyas salidas sean interpretables, trazables y conscientes del riesgo. La lógica difusa resulta especialmente pertinente para este fin, porque permite formalizar el conocimiento experto en reglas lingüísticas comprensibles y preservar la interpretabilidad de extremo a extremo. Mitrofaní et al. (2020) muestran que los sistemas de soporte a la decisión basados en inferencia difusa permiten combinar parámetros como la confiabilidad, la criticidad y el tiempo medio entre fallas con reglas heurísticas lingüísticas, lo que da lugar a decisiones más robustas y adaptables a cada

entorno industrial. Bajo este enfoque, la salida del sistema no es una predicción sin explicación de cómo se obtuvo, sino un índice de riesgo de falla interpretable que prioriza activos y subsistemas y orienta la acción del mantenedor sin reemplazar su juicio.

En este contexto surgen las preguntas que orientan la investigación. ¿Cómo estructurar un sistema de inteligencia artificial interpretable, que integre datos operacionales y conocimiento experto para estimar el riesgo de falla en maquinaria industrial? ¿Qué variables técnicas y cualitativas deben considerarse para construir ese índice en entornos de infraestructura digital limitada? ¿Cómo deben modelarse las interdependencias entre los subsistemas del equipo para que la agregación del riesgo refleje la criticidad estructural real? ¿De qué manera la explicabilidad y la trazabilidad de un sistema difuso fortalecen la confianza del personal y su valor como herramienta de soporte a la decisión, frente a los modelos basados únicamente en datos? Y, por último, ¿qué aporta la incorporación explícita del conocimiento experto a la utilidad y a la adopción de un sistema de mantenimiento predictivo centrado en el ser humano?

5 Objetivos

5.1 Objetivo General

Diseñar un sistema de inteligencia artificial interpretable, basado en lógica difusa, que integre el conocimiento experto y parámetros operacionales para estimar un índice de riesgo de falla en maquinaria industrial, con el fin de apoyar y no reemplazar la toma de decisiones de mantenimiento predictivo bajo un enfoque centrado en el ser humano, explicable y consciente del riesgo.

5.2 Objetivos Específicos

1. Identificar y seleccionar las variables operacionales relevantes y los parámetros técnicos que influyen en la ocurrencia de fallas en maquinaria industrial.
2. Sistematizar el conocimiento experto del personal de operación y mantenimiento mediante técnicas de recolección cualitativa, para su posterior incorporación al sistema.
3. Diseñar la estructura lógica del sistema de inferencia difusa jerárquico e interpretable, incluyendo la definición de variables lingüísticas, funciones de pertenencia y reglas del tipo “SI-ENTONCES”.
4. Incorporar las interdependencias causales entre los subsistemas del equipo mediante el método DEMATEL, de modo que la agregación del riesgo refleje la criticidad estructural de cada componente y no un promedio uniforme.
5. Aplicar el sistema a un caso real de equipo minero, obteniendo el índice de riesgo de falla del activo y sus subsistemas a partir de los datos levantados en terreno.

6. Evaluar la interpretabilidad, la trazabilidad y la coherencia de las salidas del sistema con el juicio experto, junto con la robustez de la evaluación frente a variaciones razonables de los parámetros del modelo, analizando su valor como herramienta de soporte a la decisión centrada en el ser humano.

6 Alcance

Este trabajo tiene por objeto el diseño y la aplicación de un sistema de inteligencia artificial, basado en lógica difusa, para la estimación interpretable del riesgo de falla en maquinaria industrial, concebido como una herramienta de soporte a la toma de decisiones de mantenimiento predictivo. El desarrollo comprende la construcción de la arquitectura lógica del sistema, con la definición de las variables de entrada, las funciones de membresía, la base de reglas y los mecanismos de inferencia y defuzzificación. Incluye además la incorporación del método DEMATEL para ponderar la importancia estructural de los subsistemas a partir de sus interdependencias causales, y la integración de todos estos componentes en un modelo jerárquico que culmina en un índice de riesgo de falla del equipo, acompañado de un perfil de criticidad por subsistema y de recomendaciones de mantenimiento.

El sistema se desarrolla en el dominio de los equipos móviles de gran capacidad utilizados en la minería a rajo abierto y se aplica, de manera particular, a un caso de estudio correspondiente a un cargador frontal de accionamiento diésel-eléctrico. Los subsistemas evaluados, las variables consideradas y los rangos de las funciones de membresía se definen a partir del conocimiento de los expertos de la faena y de la información técnica disponible para el equipo. Por esta razón, el caso aplicado debe entenderse como una demostración del funcionamiento del modelo sobre datos reales, y no como un estudio estadísticamente representativo del universo de equipos mineros. Sus resultados numéricos son ilustrativos del comportamiento del sistema antes que generalizables sin más a otros activos o contextos.

En cuanto a la naturaleza de la información, el sistema se fundamenta en el conocimiento experto levantado mediante un instrumento estructurado, y no en el procesamiento de grandes

volúmenes de datos históricos de falla ni en la adquisición de señales de sensores en tiempo real. Por eso el modelo entrega una evaluación de tipo estática, que corresponde al estado del equipo en el momento del levantamiento de la información, y no un monitoreo continuo de su condición a lo largo del tiempo.

La evaluación del sistema se limita a verificar la coherencia y la trazabilidad de sus salidas respecto del juicio experto, junto con la consistencia interna del razonamiento del modelo. Dentro de esa consistencia interna se incluye un análisis de sensibilidad sobre los parámetros que el modelo fija por criterio experto, cuyo propósito es establecer si la evaluación se mantiene ante variaciones razonables de esos parámetros. No forma parte del alcance de esta memoria la validación cuantitativa de las salidas contra registros históricos de falla ni el cálculo de métricas de desempeño predictivo, que se proponen como trabajo futuro orientado a consolidar la confiabilidad del enfoque.

Por último, quedan fuera del alcance de este trabajo la implementación del sistema como una aplicación de software con interfaz de usuario, el análisis económico o de costo-beneficio asociado a su adopción, la planificación detallada de su despliegue operacional y el desarrollo de mecanismos de aprendizaje automático o de coadaptación a partir de la retroalimentación de uso. El propósito de la memoria es establecer y demostrar la viabilidad conceptual y metodológica del enfoque, y sentar las bases para estas extensiones posteriores.

7 Marco Teórico

7.1 El paradigma del Mantenimiento 4.0 y la inteligencia artificial

La transición hacia la Industria 4.0 transformó la gestión de activos e impulsó la migración desde los métodos correctivos y preventivos hacia sistemas inteligentes capaces de anticipar los fallos. Este cambio no responde solo a la búsqueda de mayor confiabilidad, sino que obedece también a la creciente complejidad de los sistemas industriales y a la disponibilidad masiva de datos, factores que exigen un procesamiento avanzado mediante técnicas de inteligencia artificial (IA).

El principal motor de esta migración es económico. La adopción del mantenimiento predictivo (PdM) se apoya en su capacidad para mejorar la rentabilidad y la eficiencia operativa. Según Scaife (2024), entre el 70 % y el 80 % de los costos de un activo se concentran en su fase de operación y mantenimiento, una estrategia de IA puede generar recomendaciones de inversión y reparación imparciales, con un ahorro considerable frente a un esquema reactivo. Capturar ese potencial a gran escala requiere una visión estratégica integral y no solo herramientas aisladas. Abdulla et al. (2024) subrayan la necesidad de integrar la evaluación de confiabilidad con criterios económicos y técnicos para planificar las tareas de operación y mantenimiento y asignar recursos que siempre son limitados.

Antes de alcanzar ese nivel de optimización, el PdM debe resolver un desafío más básico, que es la gestión de la información que lo alimenta. Nunes et al. (2023) sintetizan esta dificultad al asociar el PdM con las “5 V” del Big Data:

- **Volumen:** la inmensa cantidad de registros generados.

- **Velocidad:** la frecuencia de adquisición en tiempo real.
- **Veracidad:** el grado de fiabilidad de los datos.
- **Valor:** la utilidad de los datos para la toma de decisiones.
- **Variedad:** la diversidad de formatos y fuentes.



Figura 1: Las 5 V del Big Data.

De estas cinco dimensiones, el volumen y la veracidad es el obstáculo más relevante para esta investigación. Los sensores en entornos industriales suelen operar en condiciones adversas que los hacen propensos a entregar datos ruidosos o erróneos, capaces de degradar la precisión de los modelos predictivos. Incluso las técnicas de detección diseñadas para estructuras críticas deben recurrir a marcos matemáticos robustos que estabilicen la reconstrucción de la información ante señales mal condicionadas (Sun y Zhang, 2026). El problema se agrava a medida que crece la complejidad del activo, Theissler et al. (2021) lo analizan en sistemas mecánicos complejos, como los vehículos modernos, donde la fuerte interdependencia entre componentes obliga a emplear técnicas de aprendizaje automático para garantizar la seguridad funcional a lo largo del ciclo de vida, por tanto instrumentar no basta para lograr un diagnóstico fiable, lo que refuerza el valor de los enfoques que incorporan de manera explícita el conocimiento experto.

La forma de responder a estos desafíos es el resultado de una evolución de varias décadas en la integración de la IA al mantenimiento. Ya en la década de 1990, Majstorović y Milačić (1990) proponían el uso de sistemas expertos basados en conocimiento como una nueva generación de software para la manufactura integrada, capaces de diagnosticar mediante estructuras lógicas del tipo “SI-ENTONCES” y relaciones funcionales en lugar de simples algoritmos secuenciales. Más tarde, Kobbacy (2012) documentó la migración hacia el uso combinado de distintas técnicas de IA para potenciar la inteligencia humana, con el desarrollo de sistemas inteligentes híbridos que integran enfoques como la lógica difusa y los algoritmos genéticos para resolver problemas dinámicos de gran escala. Sobre esa base, la investigación reciente ha buscado soluciones a las limitaciones señaladas. Para mitigar la escasez de datos históricos de falla, los gemelos digitales han surgido como una alternativa prometedora Van Dinter et al. (2022) explican que estos sistemas ofrecen representaciones en tiempo real de las máquinas físicas y pueden generar datos sintéticos de falla, útiles para entrenar algoritmos de estimación de vida útil remanente cuando los datos reales son escasos. En paralelo, la computación blanda alcanzó su madurez, Arora y Majumdar (2022) señalan que la lógica difusa, las redes neuronales y los algoritmos genéticos crecieron con fuerza gracias a su capacidad para resolver problemas con datos imprecisos, vagos y subjetivos, superando las limitaciones de los modelos matemáticos puros.

Esa capacidad de operar con información imprecisa es la que justifica un sistema de mantenimiento predictivo basado en lógica difusa. La sola disponibilidad de datos no garantiza una gestión óptima de los activos y la complejidad de los sistemas modernos obliga a mirar más allá de la precisión numérica. Dos preocupaciones atraviesan hoy ese panorama y ordenan el resto de este marco. La primera es que los modelos más potentes suelen ser opacos, lo que abre el campo de la inteligencia artificial explicable. La segunda es que el rol del especialista se redefine bajo la

Industria 5.0, que reorienta la tecnología hacia el ser humano.

7.2 Inteligencia artificial explicable en la industria

La incorporación de la IA al monitoreo industrial trajo consigo un problema que limita su adopción. Los modelos más precisos, en especial los de aprendizaje profundo, se comportan como cajas negras y devuelven predicciones cuya lógica interna queda fuera del alcance del personal técnico, Johannssen et al. (2025) muestran que ese carácter opaco debilita la transparencia y la confianza que el operador necesita, la barrera se vuelve crítica en entornos regulados y de alto riesgo, donde una decisión debe poder justificarse. La inteligencia artificial explicable (XAI) surge para atender esa brecha, su propósito es descomponer el comportamiento global de un sistema en las contribuciones de sus partes, de modo que un ingeniero pueda auditar la plausibilidad física de cada diagnóstico (Mathieu et al., 2026). En esa misma dirección apuntan los marcos de diagnóstico interpretables que estiman de forma dinámica la confiabilidad de cada fuente de información y le asignan un peso acorde, para evitar que una señal defectuosa comprometa el resultado (Liu et al., 2026).

En el mantenimiento predictivo, la explicabilidad ha pasado de ser un atributo deseable a un requisito práctico. Dereci y Tuzkaya (2024) argumentan que un modelo explicable permite al responsable de mantenimiento examinar por qué el sistema anticipa una falla y decidir a tiempo la intervención o la compra de repuestos, en lugar de aceptar una cifra sin justificación. Sobre equipos rotativos, Ferraro et al. (2024) desarrollan una estrategia de diagnóstico de múltiples fallas que combina datos de varios sensores y hace explícito el aporte de cada uno al veredicto final. La explicabilidad también se ha integrado con los gemelos digitales. Kobayashi y Alam (2024) presentan un caso de estimación de vida útil remanente en el que la interpretabilidad y la trazabilidad son

condiciones para que el resultado sea confiable. En sistemas de manufactura, Choi et al. (2022) proponen un marco de detección de anomalías que no solo señala el evento, sino que expone las variables que lo explican, lo que facilita la respuesta del mantenedor.

No todas las estrategias de explicabilidad son equivalentes, por ejemplo Retzlaff et al. (2024) distinguen entre las explicaciones post-hoc, que interpretan un modelo ya entrenado para deducir el porqué de sus predicciones y las explicaciones ante-hoc, propias de modelos interpretables por diseño. Las primeras, como SHAP o LIME, recuperan parte de la transparencia, pero operan sobre modelos que siguen exigiendo datos abundantes y que pueden resultar sensibles a la forma en que se construye la explicación. Las segundas ofrecen interpretabilidad desde su propia estructura, la lógica difusa que sustenta esta memoria pertenece a esa segunda categoría, ya que su razonamiento es legible sin necesidad de una capa posterior de interpretación. Esta distinción es relevante porque la confianza no se construye solo con precisión, Miedema et al. (2026) plantean que una IA confiable para la toma de decisiones debe pensarse a lo largo de todo su ciclo de vida, tanto en los sistemas basados en datos como en los basados en conocimiento. A esa exigencia se suma una restricción de fondo, y es que la calidad y la disponibilidad de los datos se han vuelto el principal freno del aprendizaje automático en la industria (Xie et al., 2025), lo que vuelve especialmente atractivos los enfoques interpretables que no dependen de grandes volúmenes históricos.

7.3 Industria 5.0 y simbiosis humano-IA

La explicabilidad conecta con un cambio de paradigma más amplio. Si la Industria 4.0 puso el acento en la automatización y los datos, la Industria 5.0 reorienta ese foco hacia el ser humano. Xu et al. (2021) describen esa inflexión y sostienen que la nueva etapa no reemplaza a la anterior, sino que le añade una dimensión centrada en la persona, la sostenibilidad y la resiliencia.

En ese tránsito, la relación entre el operador y la máquina deja de ser de sustitución y pasa a ser de colaboración. Lu et al. (2021) lo expresan con claridad al proponer una simbiosis humano-máquina de carácter antropocéntrico para la manufactura flexible, en la que la tecnología se adapta a las capacidades de la persona y no al revés. Esta idea da nombre al enfoque que adopta la presente memoria, la simbiosis humano-IA, entendida como una inteligencia artificial centrada en el ser humano que coopera con el experto en lugar de desplazarlo.

La literatura reciente ha desarrollado este principio en marcos operativos, Wang et al. (2022) proponen una perspectiva de sistemas humano-ciberfísicos en la que el conocimiento y el juicio del trabajador se integran de forma explícita en el lazo de decisión, y no quedan como un añadido externo al sistema técnico. Yan et al. (2025) revisan el estado y las perspectivas de una IA centrada en el ser humano orientada a la Industria 5.0, y subrayan que el objetivo es aumentar las capacidades del especialista y mantenerlo en el centro de la decisión. Esta orientación tiene además una consecuencia de seguridad que suele pasar inadvertida, en una relación de doble vía, los datos son el principal canal por el que el riesgo se propaga entre sistemas, y Qu et al. (2026) advierten que, una vez comprometida la información de entrada, el riesgo puede amplificarse a lo largo de los procesos y los lazos de control. Por eso la colaboración entre la persona y la IA exige arquitecturas que cuiden la seguridad y la trazabilidad desde los flujos de datos, algo que se refuerza cuando el razonamiento del sistema es interpretable y auditable en cada paso (Miedema et al., 2026). Bajo esta mirada, una herramienta de mantenimiento predictivo se juzga tanto por su transparencia y por la confianza que gana del usuario como por su exactitud.

7.4 Confiabilidad, riesgo e incertidumbre en el mantenimiento

En el Mantenimiento 4.0, el riesgo ya no se concibe como un valor estático, sino como un fenómeno moldeado por la incertidumbre y la ambigüedad de los datos de campo. Esto crea la necesidad de sistemas de diagnóstico capaces de capturar la complejidad de los fallos allí donde la precisión matemática choca con la realidad operativa. Materializar ese enfoque depende también del nivel de preparación de la organización Bukowski y Werbińska-Wojciechowska (2025) entienden la madurez del mantenimiento como el grado en que un sistema está estructurado y gestionado para asegurar la confiabilidad y la resiliencia bajo condiciones inciertas, subrayan que alcanzar niveles avanzados exige abandonar la lógica reactiva y adoptar capacidades predictivas.

Esa madurez se refleja en la forma de medir el desempeño, que no puede sostenerse solo en registros históricos rígidos. Miodragović et al. (2012) definen la eficacia como un indicador de síntesis que integra confiabilidad, mantenibilidad y funcionalidad, como el registro exacto de cada falla es costoso e impreciso, estos autores sostienen que procesar los juicios expertos en forma lingüística, mediante conjuntos difusos, resulta clave para obtener métricas que reflejen la verdadera realidad operativa del equipo. La necesidad de incorporar el juicio experto se vuelve todavía más evidente al examinar las limitaciones de los métodos deterministas tradicionales. El enfoque clásico para evaluar el riesgo ha sido el Número de Prioridad de Riesgo (RPN), dentro del Análisis de Modos de Falla y Efectos (FMEA) Gallab et al. (2019) plantean una crítica de fondo, el RPN suele ser subjetivo y no entrega un valor exacto del riesgo. Distintas combinaciones de severidad, ocurrencia y detectabilidad pueden producir un mismo valor de RPN aunque representen riesgos cualitativamente distintos, lo que debilita la priorización. La lógica difusa permite superar esa deficiencia al clasificar los riesgos de manera consistente e integrar en una sola estructura los

datos cuantitativos disponibles y las opiniones de los expertos.

Cuando los criterios de riesgo entran en conflicto o la información es vaga, se requieren además métodos de decisión multicriterio los autores Mahdevvari et al. (2014) proponen el uso de *Fuzzy TOPSIS*, que emplea variables lingüísticas para equilibrar preocupaciones opuestas, como la seguridad y los costos operativos, e identifica la alternativa más cercana a la solución ideal en un entorno incierto. El mismo principio de ponderar la información según su confiabilidad, presente en los marcos de diagnóstico interpretables (Liu et al., 2026), guarda relación directa con la manera en que la lógica difusa modula el aporte de cada variable de condición según su valor diagnóstico real. Ahora bien, cuantificar el riesgo de cada factor por separado resulta insuficiente cuando el equipo está compuesto por varios subsistemas interdependientes, en los que la falla de un componente puede propagarse hacia los demás. Antes de agregar los riesgos individuales conviene comprender y estructurar las relaciones de causa y efecto entre esos subsistemas, tarea para la cual se recurre al método DEMATEL.

7.5 Modelado estructural de interdependencias causales: el método DEMATEL

La evaluación de sistemas complejos exige no solo identificar los factores que influyen en el desempeño de un activo, sino comprender las relaciones de dependencia entre ellos. El método DEMATEL (*Decision-Making Trial and Evaluation Laboratory*) se ha consolidado como una herramienta de apoyo a la decisión multicriterio por su capacidad para representar y cuantificar relaciones de causa y efecto entre factores interdependientes Isiaku y Shishah (2026) muestran que DEMATEL permite analizar problemas complejos mediante la construcción de estructuras causales que facilitan la comprensión del comportamiento global del sistema. John et al. (2026) añaden que una de sus principales ventajas es capturar interacciones no lineales y mecanismos de

retroalimentación que los métodos que asumen independencia entre criterios no logran ver.

La evolución reciente del método se ha orientado sobre todo al tratamiento de la incertidumbre propia de los juicios expertos, Isiaku y Shishah (2026) describen el desarrollo de Fuzzy DEMATEL, variante que incorpora lógica difusa para representar la ambigüedad de las evaluaciones de los especialistas, por otro lado Damavandi et al. (2026) proponen el enfoque Rough DEMATEL, que emplea teoría de conjuntos aproximados para integrar opiniones divergentes sin exigir consenso. Van Tam y Van Phong (2026) muestran la utilidad de marcos híbridos basados en DEMATEL para identificar relaciones de dependencia entre factores tecnológicos y organizacionales, y así distinguir los elementos impulsores de aquellos que dependen del resto del sistema. Esa distinción entre impulsores y receptores es la que se aprovecha en este trabajo.

Desde el punto de vista metodológico, DEMATEL convierte evaluaciones cualitativas en una representación estructurada de relaciones causales. Según Zhou et al. (2026), el procedimiento comienza con la construcción de una matriz de influencia directa, obtenida a partir de la valoración experta del grado de influencia que ejerce cada factor sobre los demás. Esa matriz se normaliza para asegurar la comparabilidad de los resultados y luego se usa para calcular la matriz de influencia total, que incorpora los efectos directos e indirectos del sistema. A partir de ella se obtienen dos indicadores fundamentales. El primero es la prominencia, la suma de las influencias emitidas y recibidas por cada factor, que permite identificar los elementos con mayor relevancia. El segundo es la relación causal, que clasifica cada factor como causa o como receptor de influencia según el signo de la diferencia entre lo que emite y lo que recibe. Estos indicadores se sintetizan en un diagrama de causa y efecto que, como observa John et al. (2026), es una herramienta eficaz para identificar los elementos con mayor capacidad de propagar efectos dentro de un sistema complejo. En esta investigación, DEMATEL se emplea para analizar las relaciones de influencia entre los

subsistemas críticos del equipo y determinar la importancia relativa de cada uno, lo que provee los pesos que ponderarán la agregación del riesgo en las etapas posteriores del modelo.

7.6 Sistemas de inferencia difusa y captura de conocimiento

La lógica difusa permite manejar los datos de mantenimiento de una forma cercana al razonamiento humano y producir decisiones interpretables a partir de información imprecisa, vaga o incompleta. Su lectura directa la ubica entre los enfoques interpretables por diseño, lo que la conecta con la vocación de la inteligencia artificial explicable de exponer el aporte de cada componente al diagnóstico (Mathieu et al., 2026).

El primer paso de cualquier estrategia de mantenimiento es determinar qué elementos requieren atención inmediata para evitar interrupciones, con ese fin, Erozan (2019) propone un método para identificar y clasificar los componentes críticos mediante una función de confiabilidad revisada, que va más allá del simple análisis del tiempo de falla al integrar factores del entorno operativo, entre ellos:

- **Ciclo de trabajo (*duty cycle*):** la intensidad del uso del activo.
- **Tasa de utilización de capacidad:** la carga real frente a la de diseño.
- **Efectos de redundancia:** la disponibilidad de sistemas de respaldo.

De este modo, el sistema puede identificar de forma proactiva los componentes de mayor riesgo y anticipar las paradas inesperadas.

Identificados los componentes críticos, aparece el problema de alimentarlos con información cuando esta escasea. Kraidi et al. (2020) validan el uso del juicio de los actores involucrados como fuente primaria de datos y emplean la lógica difusa para capturar la incertidumbre asociada

a esas percepciones. Al usar etiquetas lingüísticas en lugar de reglas matemáticas rígidas, el análisis de riesgo se vuelve mucho más adaptable y cercano a la realidad del taller. Ese conocimiento experto rinde sus mejores frutos cuando se combina con datos objetivos. Mitrofaní et al. (2020) destacan que un sistema de soporte a la decisión robusto debe ser híbrido y combinar parámetros técnicos, como el tiempo medio entre fallas y el tiempo medio de reparación, con el juicio experto para definir el alcance del mantenimiento. Esa sinergia asegura que el conocimiento empírico del personal potencie la decisión técnica y entregue un veredicto fiable sobre la salud del equipo.

Para que un sistema de esta naturaleza sea viable en condiciones operativas diversas, debe ser flexible y computacionalmente eficiente, en esta sintonía Fayaz et al. (2020) introducen el concepto de lógica difusa jerárquica simplificada, que reduce de forma drástica la explosión combinatoria de reglas propia de los sistemas planos. Esta estructura facilita un diseño más preciso por parte de los expertos y habilita una arquitectura adaptable, capaz de ajustar los modelos de inferencia a las necesidades de monitoreo de cada planta sin rediseñar por completo el algoritmo central. La lógica difusa, además, no se limita a gestionar riesgos cualitativos, Saanane et al. (2006) demuestran que, con herramientas especializadas, es posible optimizar parámetros técnicos complejos mediante conjuntos difusos, lo que vuelve dinámica la transición desde el dato crudo hacia el riesgo de falla. En conjunto, estos aportes fundamentan un sistema en el que la captura del conocimiento experto y la integración de datos objetivos se combinan para entregar una evaluación precisa de la salud de los activos industriales.

7.7 Análisis de sensibilidad y robustez de modelos de decisión

Un modelo de evaluación de riesgo que se apoya en juicios expertos hereda la incertidumbre de esos juicios, de modo que su resultado no puede darse por válido sin comprobar qué tan

estable es. Esa comprobación es el propósito del análisis de sensibilidad, que estudia cómo cambian las salidas de un modelo cuando se modifican sus entradas o sus parámetros dentro de rangos razonables. Demir et al. (2024) sostienen que este análisis es justamente lo que otorga credibilidad a un modelo de decisión, porque separa un resultado que se mantiene firme de otro que solo parecía sólido en una única corrida. En su revisión del campo observan, además, que las dos formas más habituales de llevarlo a cabo son la variación de los pesos de los criterios y la evaluación de escenarios alternativos.

La revisión sistemática de Więckowski y Sałabun (2023) confirma ese panorama y ordena los enfoques de perturbación empleados en la decisión multicriterio. El más extendido consiste en modificar un elemento a la vez, esto es, alterar el valor de un parámetro mientras el resto permanece fijo, observando el efecto sobre el resultado y sobre el orden de las alternativas. Sobre esa misma idea, Gaona et al. (2025) desarrollan un esquema de sensibilidad de pesos de rango completo, en el que cada peso se recorre a lo largo de todo su intervalo admisible para verificar si la jerarquía de alternativas se conserva o si depende de un valor puntual. El propósito de fondo es siempre el mismo, distinguir las conclusiones que resisten cambios pequeños de aquellas que se sostienen solo por una elección afortunada de los parámetros.

Estos fundamentos se aplican de forma directa al modelo de esta memoria, cuyo resultado depende de elementos fijados por criterio experto, como el factor de balance de la agregación híbrida y los pesos obtenidos con DEMATEL. Comprobar que la evaluación se mantiene ante variaciones razonables de esos elementos es lo que permite afirmar que el veredicto de riesgo es robusto y no un producto de la calibración. Por esa razón, la metodología incorpora un estudio de sensibilidad, que se detalla más adelante y cuyos resultados sustentan la confianza en el modelo propuesto.

7.8 Comparación de enfoques y posicionamiento de la propuesta

Los fundamentos revisados provienen de familias de métodos distintas, cada una con fortalezas y vacíos propios. Conviene entonces situar la propuesta frente a los enfoques más habituales para evaluar el riesgo y priorizar el mantenimiento. El RPN del FMEA es transparente y no exige datos históricos, pero trata a los componentes como independientes y admite los empates de puntaje ya señalados. Los modelos de aprendizaje automático de tipo caja negra pueden ser muy precisos, aunque a costa de la interpretabilidad y con una alta demanda de datos. Las técnicas de explicabilidad post-hoc recuperan parte de esa interpretabilidad al interpretar un modelo ya entrenado (Retzlaff et al., 2024), pero siguen operando sobre modelos que necesitan datos abundantes. Un sistema difuso plano recupera la interpretabilidad y funciona con conocimiento experto, pero no modela las interdependencias entre subsistemas y sufre la explosión de reglas.

La propuesta de esta memoria reúne al mismo tiempo seis propiedades que ninguna de las alternativas cubre en conjunto, que son la interpretabilidad de extremo a extremo, la operación con datos escasos, el uso de conocimiento experto, el modelado causal de las interdependencias, la trazabilidad desde la evidencia hasta la recomendación y la intervención del experto a lo largo del ciclo. La Tabla 1 resume este posicionamiento.

Tabla 1: Posicionamiento de la propuesta frente a los enfoques habituales de evaluación de riesgo y priorización de mantenimiento.

Enfoque	Interp.	Datos escasos	Conoc. experto	Interdep. causal	Trazab.	HITL
FMEA / RPN clásico	✓	✓	✓	×	~	~
ML / <i>deep learning</i> (caja negra)	×	×	×	~	×	×
XAI post-hoc (SHAP, LIME)	~	×	×	~	~	~
Lógica difusa plana	✓	✓	✓	×	~	~
Propuesta (difusa jerárquica + DEMATEL)	✓	✓	✓	✓	✓	✓

✓ cumple. ~ parcial o dependiente de la implementación. × no cumple. Interp.: interpretabilidad de extremo a extremo. Interdep. causal: modelado de interdependencias causales. Trazab.: trazabilidad desde la evidencia hasta la recomendación. HITL: intervención del experto (*human-in-the-loop*).

En síntesis, cada familia de métodos aporta algo, pero deja fuera al menos una condición necesaria para el problema que aquí se aborda. La propuesta se ubica en la intersección de todas ellas, y las secciones siguientes describen cómo se articulan sus componentes para lograrlo.

8 Metodología

La metodología que guía esta memoria se puede apreciar en la Figura 2, la cual resume el flujo completo del razonamiento, organizado en cuatro fases de ejecución y con los puntos donde interviene el experto, la lectura es lineal, primero se levanta y se normaliza el conocimiento experto, luego se cuantifica la estructura causal del equipo con DEMATEL, lo que entrega los pesos de importancia. Esa información alimenta un motor difuso jerárquico que infiere el riesgo y la etapa final defuzzifica los índices, prioriza los subsistemas y devuelve recomendaciones trazables sobre las que decide el especialista.

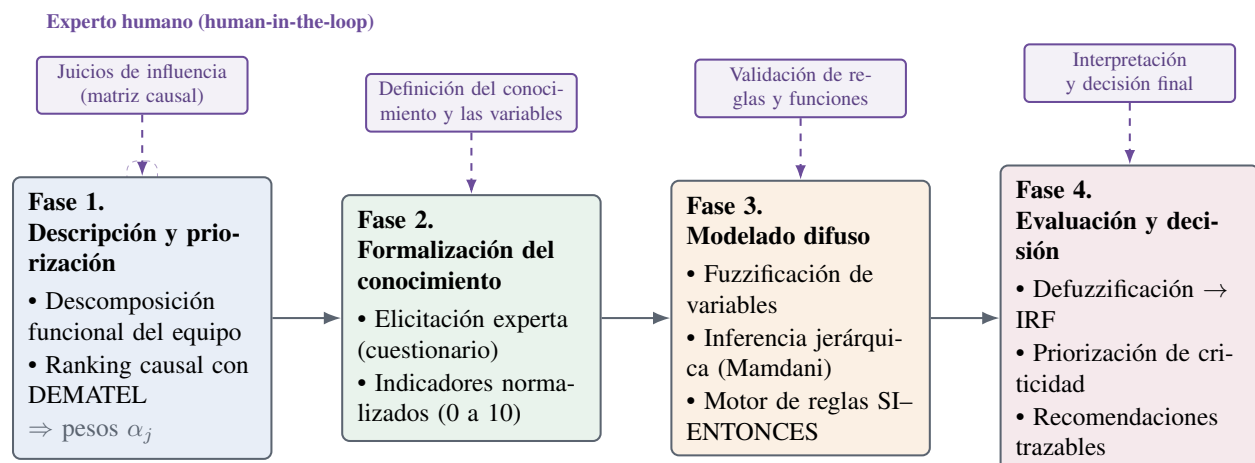


Figura 2: Visión general de la metodología, orientada al proceso de decisión. Las cuatro fases de ejecución (recuadros) encadenan el flujo de razonamiento de la banda inferior. La banda superior marca los cuatro puntos donde el experto interviene en el ciclo (*human-in-the-loop*).

8.1 Enfoque y diseño de la investigación

Esta investigación se enmarca en un enfoque aplicado, de carácter descriptivo y tecnológico, orientado a construir un modelo de evaluación del riesgo de falla en equipos mineros. El propósito es obtener un índice de riesgo de falla que represente, de manera estructurada e interpretable, la condición relativa de un equipo a partir del conocimiento experto levantado en terreno.

Antes de describir cada etapa conviene explicar por qué se eligió cada componente, porque la propuesta es un conjunto de decisiones de diseño con una razón que la avala.

La base es la lógica difusa porque convierte el conocimiento lingüístico del experto en una estructura formal sin exigir datos abundantes y mantiene la interpretabilidad de principio a fin (Arora y Majumdar, 2022; Mitrofani et al., 2020). En equipos mineros de alta criticidad, buena parte de la información que orienta la decisión se expresa en términos cualitativos, juicios técnicos y apreciaciones construidas desde la experiencia de operadores, mantenedores y supervisores. La lógica difusa permite trabajar con ese material sin la rigidez de los modelos estrictamente numéricos, condición que la evolución reciente del soft computing ha vuelto a poner en valor para problemas con datos imprecisos, vagos y subjetivos.

La organización jerárquica en bloques responde a un problema práctico, dado que un sistema difuso plano, con todas las variables a la vez, produce una explosión combinatoria de reglas que lo vuelve inmanejable e imposible de auditar, dividir la inferencia en bloques encadenados reduce el número de reglas, conserva la trazabilidad y permite ubicar de dónde proviene cada nivel de riesgo (Fayaz et al., 2020). El método DEMATEL se incorpora para cubrir un vacío de los enfoques que promedian criterios como si fueran independientes. En un equipo real, la degradación de un subsistema se propaga hacia otros, y esa propagación debería fijar la importancia estructural (Isiaku y Shishah, 2026; Qu et al., 2026). La agregación híbrida entre el peor caso y el promedio ponderado existe porque ninguno de los dos funciona por separado. El promedio diluye un componente crítico de bajo peso, y el máximo descarta la información del resto del equipo. El término de peor caso es el que mantiene el modelo prudente frente a las fallas críticas sin renunciar al estado del conjunto. La inferencia misma usa el esquema Mamdani (Mamdani y Assilian, 1975) por sus reglas lingüísticas interpretables, y la defuzzificación por centroide por su estabilidad y su trans-

parencia (Kraidi et al., 2020). Por último, la escala común de 0 a 10 para todos los indicadores de entrada, intermedios y de salida permite encadenar la salida de un bloque como entrada del siguiente sin perder interpretabilidad. Los valores bajos corresponden a condiciones favorables y los altos a condiciones más exigentes.

Desde el punto de vista del diseño, la propuesta corresponde a un sistema de inferencia difusa jerárquico de tipo Mamdani, estructurado en tres bloques que integran distintos niveles de evaluación dentro de un mismo esquema analítico. A diferencia de los enfoques que dependen de grandes volúmenes de datos históricos o de monitoreo instrumental continuo, aquí la construcción del modelo se sostiene por completo en cuestionarios técnicos y conocimiento experto, la definición de variables y la estimación de rangos, ponderaciones, reglas de inferencia y funciones de membresía descansan en el juicio de especialistas vinculados a la operación y mantenimiento del equipo. Esta decisión responde a dos criterios, el primero es la necesidad de un modelo aplicable donde la disponibilidad, la calidad o la trazabilidad de los datos históricos es limitada (Gomilanic et al., 2024) y segundo es la conveniencia de capturar de manera formal el conocimiento tácito acumulado por el personal, una fuente crítica para evaluar el comportamiento real del activo (Kraidi et al., 2020).

Bajo este marco, la metodología se organiza en una secuencia de etapas, donde primero se realiza el levantamiento de información experta y la definición de las variables relevantes, luego se construyen los indicadores globales y los indicadores por subsistema, todos en escala de 0 a 10. A continuación se diseña la arquitectura del sistema de inferencia, con sus funciones de membresía, su base de reglas y sus mecanismos de agregación, se aplica DEMATEL para determinar la importancia de los subsistemas y se obtienen los índices intermedios y finales, el resultado es un Índice de Riesgo de Falla (IRF), entendido como una medida sintética del nivel de criticidad del

equipo frente a las condiciones operacionales, de mantenimiento y de estado funcional evaluadas mediante conocimiento experto.

8.2 El experto en el ciclo (human-in-the-loop)

En este sistema, la simbiosis humano-IA opera como una herramienta que estructura y amplifica el conocimiento del especialista mientras deja las decisiones en sus manos. La orientación es coherente con una IA centrada en el ser humano, que aumenta las capacidades del experto en lugar de reemplazarlo y lo mantiene en el centro de la decisión (Yan et al., 2025), el experto interviene en cuatro momentos, marcados en la Figura 2.

Primero, entrega los juicios de influencia con los que se construye la matriz causal de DEMATEL, es decir, cómo se propaga el deterioro entre subsistemas. Segundo, define el conocimiento del modelo, esto es, las variables relevantes, sus rangos y las funciones de membresía, a partir del cuestionario técnico. Tercero, valida las reglas de inferencia y las ponderaciones, de modo que el comportamiento del motor difuso coincida con la experiencia de terreno. Cuarto, interpreta y audita las salidas y toma la decisión final de mantenimiento, apoyado en la trazabilidad que ofrece el sistema. Las dos primeras intervenciones dan forma al modelo y las dos últimas gobiernan su uso y la lectura de sus resultados, incorporar el conocimiento del dominio a lo largo de todo el ciclo es lo que habilita este esquema y sostiene la confianza en la herramienta y su adopción (Miedema et al., 2026).

8.3 Procedimiento de levantamiento de información experta

La construcción del modelo se sustenta en el levantamiento de información experta, obtenida mediante cuestionarios técnicos estructurados aplicados a personal con conocimiento directo

sobre la operación, la mantención y el comportamiento funcional del equipo. La base empírica no son registros instrumentales ni bases de datos históricas, sino el conocimiento acumulado por especialistas que trabajan con el activo en contextos reales.

Esta decisión responde a la naturaleza del problema. Muchas de las variables que importan para evaluar el riesgo de falla no aparecen de forma sistemática en registros formales, o no pueden representarse bien con datos estrictamente numéricos. La criticidad de falla operacional, la agresividad del entorno, la calidad percibida de la mantención, la frecuencia observada de deterioro o la condición funcional de ciertos subsistemas dependen en gran medida de la experiencia práctica del personal. Un levantamiento estructurado recupera información crítica que de otro modo quedaría implícita o dispersa, limitación bien documentada en maquinaria pesada y minería de explotación continua (Gomilanovic et al., 2024). Frente a ello, Kraidi et al. (2020) sostienen que el juicio de los actores involucrados, capturado mediante lógica difusa, es una fuente primaria legítima y robusta, capaz de representar la incertidumbre de las percepciones técnicas y de suplir la ausencia de registros instrumentales detallados.

El instrumento es un cuestionario técnico diseñado para el equipo en estudio, cuyo fin es identificar y cuantificar, en la escala común de 0 a 10, las variables que alimentan el sistema. Mezcla preguntas de valoración directa con preguntas orientadas a fijar rangos de referencia, ponderaciones relativas y criterios de interpretación. Así entrega no solo los valores de cada indicador, sino también los insumos para construir las funciones de membresía y la base de reglas. El cuestionario se organiza en dos niveles, en línea con la arquitectura. Un nivel global del equipo, que recoge la intensidad de uso, las condiciones de mantenimiento y el entorno operacional, y un nivel de subsistemas, que recoge la condición, la criticidad de falla y la ocurrencia de cada subsistema crítico. Cada grupo de respuestas alimenta directamente una etapa del sistema de inferencia.

La selección de participantes atiende a la experiencia, el conocimiento técnico y la cercanía operativa con el equipo en el área de mantención y supervisión. Una vez recopiladas las respuestas, la información se organiza y se transforma en indicadores cuantificados sobre la escala de 0 a 10. Esta homogeneización permite trabajar con un dominio uniforme en todas las etapas y asegura la coherencia entre los indicadores de entrada, los índices intermedios y el índice final.

8.4 Construcción de indicadores globales

Los indicadores globales describen las condiciones generales de operación del equipo, al margen del comportamiento particular de cada subsistema, y constituyen la entrada del bloque global del sistema de inferencia. Se construyen a partir de la información del cuestionario, lo que permite representar variables cuya apreciación depende de la experiencia del personal, sobre todo donde no existe trazabilidad completa de los datos. Todos se expresan en escala de 0 a 10, con los valores bajos asociados a condiciones favorables y los altos a condiciones exigentes. Los tres indicadores globales son la intensidad de uso (*IU*), el índice de mantenimiento (*IM*) y el índice de entorno operacional (*IE*).

8.4.1. Intensidad de uso

La intensidad de uso representa el nivel de exigencia operacional al que está sometido el equipo según las condiciones de trabajo percibidas por los expertos. Refleja el grado en que la operación se acerca a escenarios de alta demanda, con las variables que, desde la experiencia técnica, inciden en el desgaste mecánico, la fatiga estructural y la aceleración del deterioro. Su construcción parte de la evaluación experta de las variables operacionales más representativas del uso del equipo, entre ellas las horas de operación, el tonelaje movilizado, el número de ciclos, la

frecuencia de carga o la exigencia del frente de trabajo, según el activo analizado. La selección final se establece a partir del cuestionario.

De este modo, el indicador va más allá del tiempo cronológico e incorpora elementos del contexto operacional que la literatura identifica como determinantes. Erozan (2019) muestra que factores como el ciclo de trabajo y la tasa de utilización de capacidad permiten identificar de forma proactiva los componentes con mayor riesgo de fatiga y anticipar paradas que serían difíciles de prever solo con las horas acumuladas. Para su cálculo se emplea una agregación ponderada de las variables definidas como relevantes:

$$IU = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (1)$$

donde IU es el indicador de intensidad de uso, x_i es la valoración normalizada en escala de 0 a 10 de la variable operacional i , w_i es su peso relativo según juicio experto y n es el número total de variables consideradas. Los pesos cumplen la condición

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (2)$$

de modo que el valor final queda en la escala de 0 a 10. Valores cercanos a 0 representan una exigencia operacional baja, mientras que valores cercanos a 10 representan una operación intensiva y sostenida, con mayor potencial de contribuir al deterioro.

8.4.2. Índice de mantenimiento

El índice de mantenimiento representa el efecto de la gestión de mantenimiento sobre la condición del equipo. Refleja en qué medida el mantenimiento preserva la confiabilidad del activo

o, al contrario, aumenta su vulnerabilidad. Se expresa en escala de 0 a 10, con los valores bajos para una condición favorable y los altos para una desfavorable. Se apoya en dos dimensiones, el cumplimiento del mantenimiento planificado y la calidad de ejecución de las intervenciones, la primera representa cuánto se ajustan las tareas realizadas a las programadas y la segunda captura la calidad técnica de las intervenciones a través de la proporción de tareas que requieren reingreso. Como la disponibilidad de información varía según el contexto, el indicador admite dos modalidades de levantamiento, una basada en datos objetivos cuando existen registros formales, y otra basada en valoración experta cuando esos registros no están disponibles de forma estructurada.

8.4.2.1. a) Cálculo cuando existen datos objetivos. Con registros de mantenimiento, el índice se construye a partir de dos razones básicas. El nivel de cumplimiento es la proporción entre las tareas realizadas y las planificadas en un período de referencia. La calidad de ejecución se evalúa mediante la proporción entre las tareas reingresadas y las ejecutadas, entendiendo que una mayor tasa de reingreso refleja una menor calidad de la intervención inicial. El nivel de cumplimiento es

$$C = \frac{N_{\text{realizadas}}}{N_{\text{planificadas}}} \quad (3)$$

donde C es el nivel de cumplimiento, $N_{\text{realizadas}}$ es el número de tareas ejecutadas y $N_{\text{planificadas}}$ es el número de tareas programadas en el período. La calidad de ejecución se representa mediante

$$Q = \frac{N_{\text{reingresadas}}}{N_{\text{realizadas}}} \quad (4)$$

donde Q es el indicador de deficiencia de calidad y $N_{\text{reingresadas}}$ es el número de tareas que

debieron repetirse. Como el modelo requiere que los valores altos representen una condición más desfavorable, el cumplimiento se transforma de forma inversa,

$$I_C = 10(1 - C) \quad (5)$$

y la calidad se expresa directamente como deficiencia,

$$I_Q = 10 Q \quad (6)$$

A partir de ambos componentes, el índice de mantenimiento es una combinación ponderada:

$$IM = w_c I_C + w_q I_Q \quad (7)$$

donde I_C es el subíndice de incumplimiento del plan, I_Q el de deficiencias de calidad y w_c , w_q sus pesos relativos, que satisfacen

$$w_c + w_q = 1 \quad (8)$$

Un valor de IM cercano a 0 representa una gestión favorable, con alto cumplimiento y baja proporción de reingresos, y un valor cercano a 10 una condición desfavorable.

8.4.2.2. b) Cálculo cuando no existen datos objetivos. Sin registros formales suficientes, el índice se obtiene del juicio experto levantado en el cuestionario. Se solicita a los especialistas evaluar directamente, en escala de 0 a 10, el nivel de incumplimiento del mantenimiento planifi-

cado (I_C) y las deficiencias observadas en la calidad de ejecución (I_Q), de manera que un valor cercano a 0 represente una situación favorable y uno cercano a 10 una desfavorable. El índice se calcula con la misma estructura de agregación ponderada,

$$IM = w_c I_C + w_q I_Q \quad (9)$$

donde w_c y w_q son la importancia relativa asignada por los expertos a cada dimensión. Esta doble modalidad mantiene la aplicabilidad del modelo en distintos contextos. Cuando hay datos confiables, el indicador se calcula a partir de razones objetivas transformadas a una escala de riesgo. Cuando no los hay, conserva su operatividad mediante la valoración estructurada del conocimiento experto.

8.4.3. Índice de entorno operacional

El índice de entorno operacional representa el nivel de agresividad del medio en el que opera el equipo capturando las condiciones externas que, sin corresponder al estado interno del activo, influyen en su desgaste y en su exposición al riesgo, como la presencia de polvo, la dureza del material, la calidad del piso, la humedad, la pendiente o la vibración, según el contexto. Su incorporación responde también a un problema conocido del mantenimiento predictivo, la veracidad de los datos en entornos hostiles. Nunes et al. (2023) advierten que los sensores instalados sobre los equipos suelen entregar lecturas ruidosas o erróneas por la agresividad del medio, lo que degrada la confiabilidad de cualquier modelo basado solo en sensores. El índice de entorno cumple aquí la función de incorporar el juicio experto como mecanismo de contextualización de esas anomalías.

Como estas condiciones se evalúan de forma más confiable mediante la percepción técnica

que con una medición puntual, el índice se construye a partir de valoraciones expertas del cuestionario. Cada factor se evalúa en escala de 0 a 10, con los valores bajos para condiciones benignas y los altos para condiciones más agresivas:

$$IE = \sum_{j=1}^m v_j e_j \quad (10)$$

donde IE es el índice de entorno operacional, e_j es la valoración del factor j , v_j su peso relativo y m el número de factores considerados. Los pesos cumplen

$$\sum_{j=1}^m v_j = 1 \quad (11)$$

En conjunto, los tres indicadores globales representan de manera estructurada el contexto operacional del activo y se integran después como entradas del bloque difuso que estima el Índice Operacional de Riesgo (IOR).

8.5 Construcción de indicadores por subsistema

Además de los indicadores globales, la metodología evalúa de forma específica los subsistemas críticos del equipo. Esta segunda dimensión representa el estado funcional interno con mayor desagregación e incorpora la percepción experta sobre aquellos subsistemas cuya degradación podría comprometer la continuidad operacional. En equipos complejos, la criticidad global no depende solo de las condiciones generales de trabajo, sino del comportamiento particular de cada subsistema, que puede presentar niveles distintos de deterioro, sensibilidad operacional y exposición al fallo.

Para cada subsistema se construyen tres indicadores de entrada, la condición del subsiste-

ma, la criticidad de falla del subsistema y la ocurrencia del subsistema. Los tres se expresan en escala de 0 a 10 y alimentan el sistema de inferencia difusa local que estima el riesgo del subsistema. Este esquema se inspira en el Número de Prioridad de Riesgo (RPN), pero lo adapta al contexto del equipo. Gallab et al. (2019) cuestionan el RPN convencional porque, al multiplicar severidad, ocurrencia y detectabilidad en un solo producto, combinaciones cualitativamente distintas arrojan el mismo número y ocultan diferencias relevantes del riesgo. Frente a ello, la metodología introduce dos ajustes. Primero, incorpora la condición del subsistema como una dimensión adicional que captura su estado de deterioro observable, ausente en el RPN clásico. Segundo, integra la detectabilidad dentro de la criticidad de falla, en lugar de tratarla como un factor independiente, reconociendo que una falla difícil de anticipar agrava el impacto efectivo del subsistema. Al procesar los tres indicadores con lógica difusa, y no como un producto escalar, se obtiene una clasificación consistente, capaz de manejar la incertidumbre de los juicios técnicos sin comprimir la información en un único número. El enfoque es adecuado para equipos mineros de alta complejidad, donde la variedad e interacción de los modos de fallo dificulta los esquemas estrictamente deterministas.

8.5.1. Condición del subsistema

La condición del subsistema $Cond_{sub}$ representa el nivel de deterioro observable o inferido de cada subsistema funcional. Sintetiza en un único indicador el estado actual del subsistema a partir de un conjunto de variables relevantes identificadas por el experto, que pueden ser físicas, operacionales o perceptuales, como vibraciones anormales, aumento de temperatura, fugas, holguras, etc.

Para cada subsistema se consideran n variables críticas, con funciones de membresía sobre la escala de 0 a 10. Cada variable se fuzzifica primero en tres estados, *Normal*, *Alerta* y *Crítico*,

definidos según el conocimiento experto, y luego se transforma en un valor representativo c_i dentro de la escala. Para reflejar una lógica prudente sin perder la información global del subsistema, se adopta una agregación híbrida entre el peor caso y el promedio:

$$Cond_{sub} = \lambda \cdot \text{máx}(c_1, c_2, \dots, c_n) + (1 - \lambda) \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_i \quad (12)$$

donde $Cond_{sub}$ es el indicador de condición, c_i es el valor de la variable crítica i tras la fuzzificación, n es el número de variables y $\lambda \in [0, 1]$ es el parámetro que pondera el criterio conservador. Valores altos de λ priorizan el peor estado observado, y valores bajos incorporan con más fuerza la condición promedio. Así el modelo mantiene sensibilidad frente a síntomas severos puntuales, pero evita que la condición global quede determinada por una sola observación aislada. El resultado permanece en la escala de 0 a 10.

8.5.2. Criticidad de falla del subsistema

La criticidad de falla del subsistema representa la magnitud del impacto que tendría una falla del subsistema sobre el equipo y su operación, integrando tanto la gravedad de sus consecuencias como la dificultad de anticiparla. A diferencia de la severidad en el sentido estricto del RPN, que se limita a la consecuencia, este indicador incorpora deliberadamente la detectabilidad como un factor que agrava el impacto efectivo de la falla: en la operación en terreno, un modo de falla difícil de pesquisar tempranamente conlleva mayor riesgo real, pues reduce el margen para intervenir antes de que la consecuencia se materialice. Su evaluación considera, desde la perspectiva experta, criterios como la seguridad, el costo de reparación y la dificultad de detección, entre otros posibles según el equipo y su contexto. Puede construirse como una agregación ponderada

de criterios de impacto:

$$S_{sub} = \sum_{j=1}^m v_j s_j \quad (13)$$

donde S_{sub} es la criticidad de falla del subsistema, s_j es la valoración del criterio de impacto j , v_j su peso relativo y m el número de criterios, con

$$\sum_{j=1}^m v_j = 1 \quad (14)$$

Valores bajos representan consecuencias acotadas y valores altos consecuencias severas. Cuando la experiencia disponible lo permite, la criticidad de falla también puede levantarse mediante una valoración experta única del impacto global de falla, en la misma escala.

8.5.3. Ocurrencia del subsistema

La ocurrencia del subsistema representa la frecuencia con la que el subsistema presenta fallas, anomalías o síntomas de deterioro relevantes. Aproxima, desde la experiencia de los especialistas, qué tan frecuente es la aparición de problemas, considerando tanto fallas manifestadas como comportamientos recurrentes que anticipan deterioro. Su valoración se apoya en la historia operativa del equipo, la frecuencia de intervenciones correctivas y la madurez percibida del operador. La inclusión de factores asociados a la operación, como la madurez del operador, se sustenta en que la frecuencia de fallas no queda determinada únicamente por el componente, sino también por la forma en que este es operado. Una mayor pericia permite anticipar síntomas, evitar la sobre-exigencia del equipo y aplicar prácticas que reducen la aparición de deterioro, por lo que dicho factor constituye un predictor legítimo de la ocurrencia futura, aun cuando no corresponda a

un registro directo de eventos. Su incorporación resulta especialmente pertinente en contextos de información histórica limitada, donde los criterios basados en registros pierden poder informativo y el conocimiento experto pasa a ser la fuente más confiable para estimar la propensión al fallo.

Cuando se analiza a partir de más de un criterio, se expresa como

$$O_{sub} = \sum_{k=1}^p u_k o_k \quad (15)$$

donde O_{sub} es la ocurrencia del subsistema, o_k es la valoración del criterio de frecuencia k , u_k su peso relativo y p el número de criterios, con

$$\sum_{k=1}^p u_k = 1 \quad (16)$$

Valores bajos representan una baja frecuencia de fallas y valores altos una mayor recurrencia. En el caso particular de la madurez del operador, cuya orientación natural es inversa a la del riesgo, la valoración se codifica de forma coherente con la convención general de la escala: un valor alto no representa un operador más competente, sino uno menos competente, dado que una menor pericia se asocia a una mayor propensión a la ocurrencia de fallas. Al igual que en los indicadores anteriores, la ocurrencia también puede estimarse mediante una valoración experta directa. En conjunto, condición, criticidad de falla y ocurrencia construyen una representación estructurada del riesgo local de cada subsistema y son las entradas del bloque difuso que entrega el índice de riesgo de cada subsistema (IRS).

8.6 Arquitectura del modelo de inferencia difusa jerárquico

Con los indicadores globales y por subsistema ya definidos, el modelo de evaluación se estructura mediante un sistema de inferencia difusa jerárquico de tipo Mamdani. La arquitectura jerárquica organiza la inferencia en niveles, evita una estructura plana con un número excesivo de reglas y ofrece una representación más clara de la lógica de evaluación. Fayaz et al. (2020) muestran que organizar el razonamiento difuso en niveles mitiga la explosión combinatoria de reglas propia de los modelos planos, donde un aumento moderado de variables deriva pronto en bases de reglas inmanejables. La estructura jerárquica facilita además una configuración más precisa por parte de los expertos y reduce la complejidad computacional, algo conveniente cuando el modelo apoya decisiones en terreno. La Figura 3 presenta la arquitectura de tres bloques.

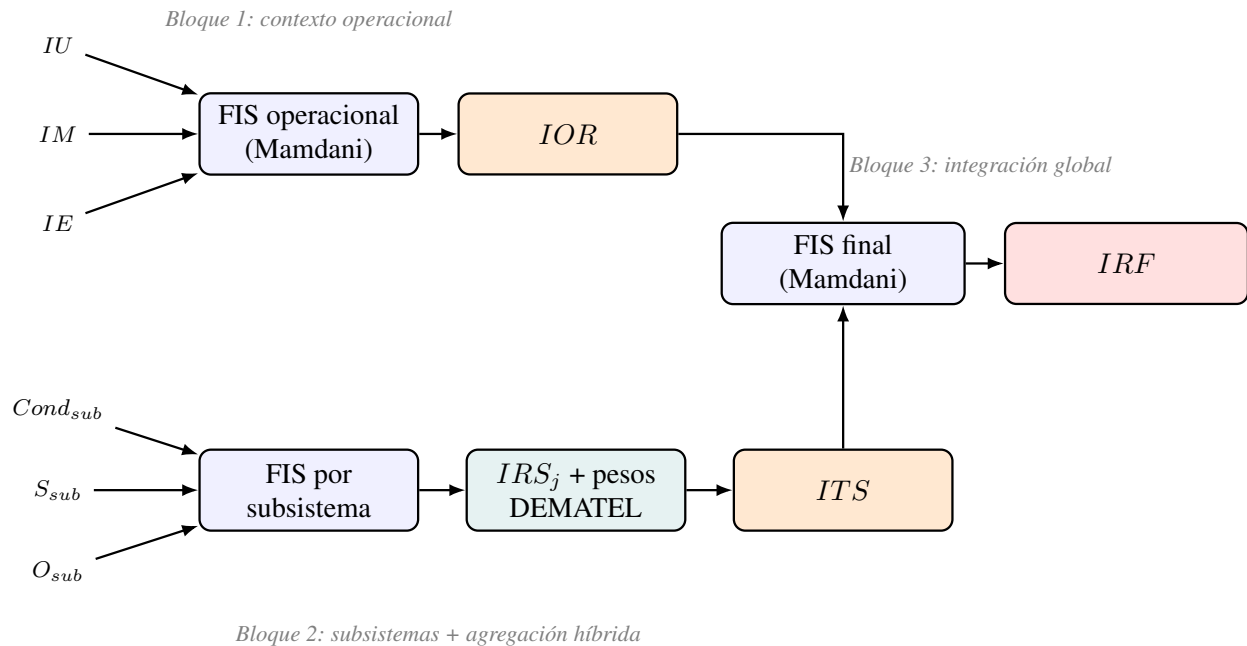


Figura 3: Arquitectura del sistema de inferencia difusa jerárquico de tres bloques. Los pesos DEMATEL ponderan la agregación de los IRS_j en el ITS .

El primer bloque evalúa el contexto operacional y produce el Índice Operacional de Riesgo

a partir de IU , IM e IE . El segundo evalúa el riesgo de cada subsistema con su propio sistema de inferencia local y luego integra los resultados en el Índice Total de Subsistemas. El tercero combina ambas dimensiones para obtener el Índice de Riesgo de Falla. Cada bloque se detalla a continuación.

8.6.1. Obtención del Índice Operacional de Riesgo (IOR)

El Índice Operacional de Riesgo (IOR) representa el efecto conjunto de las condiciones globales de operación sobre el nivel de riesgo del equipo. Sintetiza en una variable la influencia de los factores transversales que no dependen de un subsistema específico pero condicionan el desempeño general del activo. Sus entradas son los tres indicadores globales, la intensidad de uso (IU), el índice de mantenimiento (IM) y el índice de entorno operacional (IE), cada uno con funciones de membresía sobre categorías lingüísticas. El sistema procesa una base de reglas del tipo *SI-ENTONCES* formuladas con conocimiento experto y entrega un único valor de salida:

$$IOR = FIS_{op}(IU, IM, IE) \quad (17)$$

donde FIS_{op} es el sistema de inferencia asociado al contexto operacional. Valores bajos indican condiciones operacionales favorables y valores altos un contexto más exigente.

8.6.2. Obtención del Índice Total de Subsistemas (ITS)

El Índice Total de Subsistemas (ITS) representa el riesgo agregado del conjunto de subsistemas críticos. Para cada subsistema j se construye un sistema de inferencia local cuyas entradas son la condición ($Cond_{sub,j}$), la criticidad de falla ($S_{sub,j}$) y la ocurrencia ($O_{sub,j}$):

$$IRS_j = FIS_{sub,j}(Cond_{sub,j}, S_{sub,j}, O_{sub,j}) \quad (18)$$

donde IRS_j es el índice de riesgo del subsistema j y $FIS_{sub,j}$ su sistema de inferencia local. Una agregación basada solo en una suma ponderada de la forma $\sum_{j=1}^m \alpha_j IRS_j$ equivale, en la práctica, a un promedio ponderado del riesgo, esta forma aunque incorpora la importancia relativa de cada subsistema, tiende a diluir los picos críticos, teniendo como desventaja que si un solo subsistema presenta un riesgo muy elevado mientras el resto se mantiene en condición favorable, el promedio entrega un valor moderado y subestima el riesgo real, pese a que la falla de un único subsistema crítico puede comprometer por sí sola la continuidad operacional. Para evitar esa subestimación, y en coherencia con la lógica ya usada en la condición del subsistema, se adopta una agregación híbrida entre el peor caso y el promedio ponderado por los pesos DEMATEL:

$$ITS = \lambda \cdot \max_j (IRS_j) + (1 - \lambda) \cdot \sum_{j=1}^m \alpha_j IRS_j \quad (19)$$

donde ITS es el Índice Total de Subsistemas, IRS_j el índice de riesgo del subsistema j , α_j su peso obtenido con DEMATEL, m el número de subsistemas y $\lambda \in [0, 1]$ el factor que regula el balance entre el peor caso y el comportamiento ponderado. Los pesos cumplen

$$\sum_{j=1}^m \alpha_j = 1 \quad (20)$$

de modo que el segundo término conserva la escala de 0 a 10. El término $\max_j (IRS_j)$ captura el riesgo del subsistema más crítico y aporta sensibilidad frente a fallas severas puntuales. El término $\sum_{j=1}^m \alpha_j IRS_j$ preserva la importancia estructural de cada subsistema dentro de la red

de interdependencias. Así el ITS no depende solo del nivel individual de riesgo ni de la relevancia estructural, sino también de la criticidad del componente en peor estado.

8.6.3. Determinación de los pesos de los subsistemas mediante DEMATEL

La importancia relativa de cada subsistema no se asigna directamente por juicio experto, sino que se obtiene con el método DEMATEL, que analiza las relaciones de influencia entre subsistemas y cuantifica su relevancia dentro de la estructura funcional del activo. Su elección se justifica por la capacidad de identificar y cuantificar las interdependencias causales y los mecanismos de retroalimentación entre subsistemas, algo que no capturan los métodos que asumen independencia entre criterios. Isiaku y Shishah (2026) destacan que DEMATEL transforma las evaluaciones cualitativas de los expertos en una matriz de influencia estructurada, sobre la cual es posible distinguir los subsistemas que actúan como impulsores del comportamiento global de aquellos que se comportan como receptores. Esa distinción da una base rigurosa para asignar pesos en sistemas donde el riesgo no se distribuye de manera uniforme y la propagación de efectos entre componentes es relevante.

El procedimiento parte de la construcción de una matriz de influencias directas entre subsistemas. Los expertos evalúan el grado en que la falla o degradación de un subsistema puede afectar a los demás, en una escala discreta de 0 a 4, donde 0 es sin influencia, 1 muy baja, 2 baja, 3 alta y 4 muy alta. A partir de estas valoraciones se construye la matriz de influencia directa

$$A = [a_{ij}] \quad (21)$$

donde a_{ij} representa la influencia que ejerce el subsistema i sobre el subsistema j . Los

elementos de la diagonal son cero, ya que un subsistema no se evalúa respecto de sí mismo. La matriz se normaliza para asegurar la comparabilidad de las influencias y la convergencia del procedimiento. El factor de normalización es

$$s = \max \left(\max_i \sum_{j=1}^m a_{ij}, \max_j \sum_{i=1}^m a_{ij} \right) \quad (22)$$

donde m es el número total de subsistemas. La matriz normalizada se obtiene mediante

$$N = \frac{A}{s} \quad (23)$$

y la matriz de influencias totales, que incorpora las influencias directas e indirectas, es

$$T = N(I - N)^{-1} \quad (24)$$

donde I es la matriz identidad de dimensión $m \times m$. A partir de T se calcula la influencia emitida por cada subsistema como la suma de sus filas,

$$R_i = \sum_{j=1}^m t_{ij} \quad (25)$$

y la influencia recibida como la suma de sus columnas,

$$C_i = \sum_{j=1}^m t_{ji} \quad (26)$$

La prominencia de cada subsistema es

$$P_i = R_i + C_i \quad (27)$$

y representa su participación total dentro de la red, al considerar a la vez su capacidad para influir sobre otros y la influencia que recibe. La relación causal se determina mediante

$$D_i = R_i - C_i \quad (28)$$

Un valor positivo de D_i indica que el subsistema actúa como elemento causal, y un valor negativo que actúa como receptor. Como el objetivo es obtener pesos relativos para la agregación, las prominencias se transforman en factores de ponderación mediante una normalización:

$$\alpha_i = \frac{P_i}{\sum_{k=1}^m P_k} \quad (29)$$

donde α_i es el peso del subsistema i , P_i su prominencia y m el número total de subsistemas.

Los pesos satisfacen

$$\sum_{i=1}^m \alpha_i = 1 \quad (30)$$

y reflejan la relevancia estructural de cada subsistema, con las interdependencias tomadas en cuenta de forma explícita. Estos pesos entran en el término promedio de la agregación híbrida de la Ecuación 19, de manera que la ponderación DEMATEL refleja la importancia estructural sin perder la sensibilidad al subsistema en peor estado que aporta el término de peor caso.

8.6.4. Obtención del Índice de Riesgo de Falla (IRF)

El Índice de Riesgo de Falla (IRF) es la salida final del modelo e integra en una sola medida el riesgo del contexto operacional y el riesgo derivado de la condición y criticidad de los subsistemas. Sus entradas son el Índice Operacional de Riesgo (IOR) y el Índice Total de Subsistemas (ITS), procesados por una nueva base de reglas difusas diseñada para capturar la interacción entre las condiciones generales de operación y el estado interno del equipo:

$$IRF = FIS_{final}(IOR, ITS) \quad (31)$$

donde FIS_{final} es el sistema de inferencia encargado de la integración global. Valores cercanos a 0 indican un riesgo bajo de falla y valores cercanos a 10 una condición que requiere mayor atención. La lógica jerárquica del modelo puede resumirse así:

$$IOR = FIS_{op}(IU, IM, IE) \quad (32)$$

$$IRS_j = FIS_{sub,j}(Cond_{sub,j}, S_{sub,j}, O_{sub,j}) \quad (33)$$

$$ITS = \lambda \cdot \max_j (IRS_j) + (1 - \lambda) \cdot \sum_{j=1}^m \alpha_j IRS_j \quad (34)$$

$$IRF = FIS_{final}(IOR, ITS) \quad (35)$$

Esta descomposición en etapas lógicas y complementarias facilita tanto la construcción del sistema como la interpretación de sus resultados. La estructura favorece la trazabilidad, ya que permite distinguir si un mayor riesgo final proviene del contexto operacional, del deterioro de uno o más subsistemas críticos o de la interacción entre ambas dimensiones.

8.7 Definición de funciones de membresía de los indicadores

Todos los indicadores se representan mediante funciones de membresía construidas sobre la escala común de 0 a 10, lo que mantiene la coherencia entre las variables de entrada, los indicadores intermedios y el índice final. Su definición parte del conocimiento experto levantado en el cuestionario, que establece los rangos característicos que separan estados favorables, intermedios y críticos, y asocia cada variable a un conjunto de etiquetas lingüísticas.

Como los indicadores cumplen roles distintos dentro de la arquitectura, no todos usan la misma partición lingüística. Los indicadores globales de entrada emplean cuatro categorías, que representan estados amplios pero diferenciables. La condición por subsistema usa tres categorías, para una lectura operativa y directa del estado funcional. Los indicadores de salida y agregados usan cinco categorías, con mayor resolución para priorizar condiciones críticas.

8.7.1. Funciones de membresía de los indicadores globales

Los indicadores globales son la intensidad de uso (IU), el índice de mantenimiento (IM) y el índice de entorno operacional (IE). Para ellos se definen cuatro categorías lingüísticas sobre la escala de 0 a 10, que representan condiciones poco exigentes, moderadas, exigentes y altamente exigentes.

Tabla 2: Categorías lingüísticas de los indicadores globales.

Indicador	Categorías lingüísticas
IU	Baja, Media, Alta, Muy Alta
IM	Baja, Media, Alta, Muy Alta
IE	Baja, Media, Alta, Muy Alta

8.7.2. Funciones de membresía de los indicadores por subsistema

Los indicadores por subsistema son la condición ($Cond_{sub}$), la criticidad de falla (S_{sub}) y la ocurrencia (O_{sub}). Las variables críticas que componen la condición se fuzzifican en tres rangos, *Normal*, *Alerta* y *Crítico*, y luego se integran en el indicador agregado de condición.

Tabla 3: Categorías lingüísticas de los indicadores por subsistema.

Indicador	Categorías lingüísticas
$Cond_{sub}$	Normal, Alerta, Crítico
S_{sub}	Normal, Alerta, Crítico
O_{sub}	Normal, Alerta, Crítico

8.7.3. Funciones de membresía de los indicadores intermedios y finales

Los indicadores intermedios y finales son las salidas de los bloques del sistema, el Índice Operacional de Riesgo (IOR), el Índice de Riesgo del Subsistema (IRS_j), el Índice Total de Subsistemas (ITS) y el Índice de Riesgo de Falla (IRF). Como sintetizan información ya agregada, se adopta una partición más detallada de cinco categorías.

Tabla 4: Categorías lingüísticas de los indicadores intermedios y finales.

Indicador	Categorías lingüísticas
IOR	Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto, Muy Alto
IRS_j	Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto, Muy Alto
ITS	Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto, Muy Alto
IRF	Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto, Muy Alto

Esta resolución permite interpretar con más detalle los niveles de riesgo de cada etapa y facilita la priorización de condiciones críticas y la comparación entre subsistemas.

8.7.4. Resumen general de las funciones de membresía

La Tabla 5 reúne el conjunto de indicadores con sus categorías lingüísticas.

Tabla 5: Resumen general de funciones de membresía por indicador.

Indicador	Categorías lingüísticas
IU	Baja, Media, Alta, Muy Alta
IM	Baja, Media, Alta, Muy Alta
IE	Baja, Media, Alta, Muy Alta
$Cond_{sub}$	Normal, Alerta, Crítico
S_{sub}	Normal, Alerta, Crítico
O_{sub}	Normal, Alerta, Crítico
IOR	Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto, Muy Alto
IRS_j	Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto, Muy Alto
ITS	Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto, Muy Alto
IRF	Muy Bajo, Bajo, Medio, Alto, Muy Alto

Los límites numéricos de cada función de membresía se establecen a partir de los rangos obtenidos en el levantamiento experto. Las categorías presentadas son la estructura conceptual del sistema, y sus fronteras específicas se calibran conforme a la interpretación técnica de los especialistas y a las características del equipo.

8.8 Motor de inferencia y defuzzificación

Definidas las variables, las funciones de membresía y la estructura jerárquica, el procesamiento se realiza mediante un sistema de inferencia difusa de tipo Mamdani. Cada bloque considera las etapas de fuzzificación, evaluación de reglas, agregación y defuzzificación. La elección del enfoque Mamdani responde a su capacidad de representar el razonamiento humano mediante reglas del tipo *SI-ENTONCES*, adecuada cuando el modelo se construye desde la experiencia de

especialistas. El enfoque se aplica en el bloque operacional, en los bloques por subsistema y en la integración final.

8.8.1. Base de reglas difusas

El comportamiento del sistema se define a partir de una base de reglas lingüísticas que relaciona las variables de entrada con las de salida en cada bloque. Las reglas se construyen desde el conocimiento experto levantado en el cuestionario y siguen la estructura

$$\text{SI } x_1 \text{ es } A_1 \text{ Y } x_2 \text{ es } A_2 \text{ Y } \dots \text{ Y } x_n \text{ es } A_n \text{ ENTONCES } y \text{ es } B \quad (36)$$

donde $x_1, x_2, \dots, x_n$ son las variables de entrada del bloque, $A_1, A_2, \dots, A_n$ sus etiquetas lingüísticas, y la variable de salida y B su categoría lingüística. En el bloque operacional, por ejemplo, una regla puede tomar la forma

$$\text{SI } IU \text{ es Muy Alta Y } IM \text{ es Alta Y } IE \text{ es Muy Alta ENTONCES } IOR \text{ es Muy Alto} \quad (37)$$

Estas reglas son el núcleo lógico del modelo, porque traducen combinaciones de estados operacionales y funcionales en niveles de riesgo representados lingüísticamente.

8.8.2. Implicación y agregación de reglas

La evaluación de las reglas sigue el esquema de inferencia estándar de Mamdani, que determina primero el grado de activación de cada regla y luego agrega los resultados parciales. En la implicación, el operador mínimo calcula el grado de cumplimiento de los antecedentes. Si una

regla une varias condiciones con el conector “Y”, el grado de activación queda determinado por el menor grado de pertenencia entre sus antecedentes:

$$\mu_R = \min(\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2), \dots, \mu_{A_n}(x_n)) \quad (38)$$

donde μ_R es el grado de activación de la regla y $\mu_{A_i}(x_i)$ el grado de pertenencia de la entrada x_i al conjunto A_i . Este valor trunca la función de membresía del consecuente, de modo que la conclusión no exceda la certeza de sus premisas. En la agregación, el operador máximo combina por unión los resultados de todas las reglas activadas que aportan a una misma salida:

$$\mu_{B'}(y) = \max(\mu_{R_1}(y), \mu_{R_2}(y), \dots, \mu_{R_k}(y)) \quad (39)$$

donde $\mu_{B'}(y)$ es la función de membresía agregada de la salida y $\mu_{R_1}(y), \dots, \mu_{R_k}(y)$ las contribuciones de las k reglas activadas. Este es el esquema de inferencia estándar de Mamdani (Mamdani y Assilian, 1975), con la implicación por mínimo y la agregación por máximo, y se ajusta bien a una evaluación de riesgo construida sobre reglas expertas. El operador mínimo conserva el efecto de la condición más restrictiva dentro de cada regla, y el operador máximo integra las reglas activadas sin perder información, mientras el razonamiento se mantiene transparente y trazable hasta las reglas que se dispararon (Arora y Majumdar, 2022; Fayaz et al., 2020). La postura conservadora frente a las fallas críticas no descansa en estos operadores. Se impone antes, en la agregación por peor síntoma de la condición y en la regla híbrida entre el peor caso y el promedio de la Ecuación 19.

8.8.3. Defuzzificación mediante el método del centroide

Obtenida la salida difusa agregada de cada bloque, es necesario transformarla en un valor nítido interpretable dentro del modelo jerárquico. Para ello se usa el método del centroide, o centro de gravedad, que calcula el centro geométrico del área bajo la función de membresía agregada:

$$y^* = \frac{\int y \mu_{B'}(y) dy}{\int \mu_{B'}(y) dy} \quad (40)$$

donde y^* es el valor nítido resultante y $\mu_{B'}(y)$ la función de membresía agregada. La ventaja del centroide, como señala Kraidi et al. (2020), es que considera la forma completa de la salida difusa en lugar de centrarse solo en su punto máximo, lo que entrega resultados más estables, continuos y representativos del comportamiento global. Bukowski y Werbińska-Wojciechowska (2025) destacan que esta técnica entrega un valor nítido que emula el razonamiento humano de manera transparente y reproducible, lo que facilita la interpretación del Índice de Riesgo de Falla y su comunicación a los equipos técnicos. El centroide se aplica en cada bloque para obtener, en escala de 0 a 10, el IOR , los IRS_j , el ITS y el IRF .

8.8.4. Síntesis del procedimiento de inferencia

El procesamiento de cada bloque sigue esta secuencia:

1. Se reciben las variables de entrada en escala de 0 a 10.
2. Cada variable se fuzzifica según sus funciones de membresía.
3. Se evalúan las reglas mediante el operador mínimo para determinar su grado de activación.
4. Se agregan las salidas parciales de las reglas activadas mediante el operador máximo.

5. Se aplica el método del centroide para obtener un valor nítido de salida.

Este procedimiento se repite en cada nivel de la arquitectura y transforma de manera progresiva la información experta en indicadores sintéticos de riesgo, dentro de una estructura formal, coherente y trazable.

8.9 Priorización de criticidad y formulación de recomendaciones

Como el objetivo del sistema es guiar la acción de mantenimiento, una vez obtenidos los índices de riesgo de cada subsistema (IRS_j) y sus pesos de importancia (α_j), el modelo agrega una etapa de priorización que ordena los subsistemas y deriva recomendaciones trazables. La priorización se apoya en el riesgo efectivo de cada subsistema, definido como el producto de su peso de importancia estructural y su riesgo individual:

$$RE_j = \alpha_j \cdot IRS_j \quad (41)$$

donde RE_j es el riesgo efectivo del subsistema j , IRS_j su índice de riesgo individual y α_j su peso obtenido con DEMATEL. La métrica combina dos dimensiones que por separado pueden inducir a error, cuán deteriorado está un subsistema y cuán determinante es dentro de la red de interdependencias. Un subsistema alcanza alta prioridad solo cuando ambas dimensiones son significativas, de modo que ni un componente muy deteriorado pero aislado ni uno muy importante pero sano acaparan la atención por sí solos. Al ordenar los subsistemas de mayor a menor RE_j se obtiene el ranking de criticidad, que indica la secuencia en que conviene concentrar la inspección y la intervención.

A partir del ranking y del IRF global, el sistema genera recomendaciones en dos niveles.

En el nivel global, cada categoría del IRF se asocia a un curso de acción. Los niveles bajos sugieren mantener el monitoreo de rutina, los intermedios piden inspecciones reforzadas y la evaluación de restricciones de uso, y los altos apuntan a una intervención prioritaria o a la detención preventiva del equipo. En el nivel de subsistema, para los componentes que encabezan el ranking el sistema propone acciones concretas derivadas de las variables de condición que dominan su deterioro, de manera que cada recomendación pueda rastrearse hasta la evidencia que la sustenta. La salida deja de ser un valor de riesgo abstracto y se convierte en un plan de acción interpretable y jerarquizado, en el que el especialista conserva la decisión final.

8.10 Análisis de sensibilidad y robustez del modelo

El modelo entrega un veredicto de riesgo que descansa en varios elementos fijados por criterio experto, entre ellos el factor de balance λ de la agregación híbrida y los pesos α_j obtenidos con DEMATEL. Para que ese veredicto sea confiable no basta con calcularlo una vez, sino que hay que comprobar que se mantiene cuando esos elementos varían dentro de márgenes razonables. Con ese propósito se realiza un análisis de sensibilidad que sigue el principio de perturbar un elemento a la vez, el más habitual en la evaluación multicriterio según la revisión de Więckowski y Sałabun (2023), y que Demir et al. (2024) señalan como la vía que otorga credibilidad a un modelo de decisión. El estudio se ejecuta sobre la implementación determinista en Python, ya que es la que asegura que cada perturbación se recalcula de forma exacta y reproducible. En cada caso se altera un solo elemento, se rehace toda la cadena de cálculo y se observa el efecto sobre el Índice Total de Subsistemas, sobre el Índice de Riesgo de Falla y sobre el orden del ranking de criticidad. Se examinan cinco elementos, que se describen a continuación.

8.10.1. Sensibilidad al parámetro de balance de la agregación

El Índice Total de Subsistemas combina dos miradas del conjunto del equipo. La primera es el peor caso, $\max_j(IRS_j)$, la más conservadora, que solo atiende al subsistema en peor estado. La segunda es el promedio ponderado por importancia estructural, $\sum_j \alpha_j IRS_j$, que reparte el peso según DEMATEL. El parámetro λ decide el equilibrio entre ambas, según la Ecuación (19), y en el modelo se fija en $\lambda = 0,6$ por criterio experto. Para comprobar que el resultado no depende de ese valor puntual, se recorre λ en todo su intervalo, de 0 a 1, y se recalcula el índice, que resulta ser una interpolación lineal entre el promedio ponderado y el peor caso. Se identifica entonces en qué valor de λ el índice cruza cada frontera de categoría, con lo que se determina el rango de λ para el cual la clasificación del equipo no cambia. Este procedimiento sigue la lógica de la sensibilidad de pesos de rango completo propuesta por Gaona et al. (2025), en la que un parámetro se recorre por todo su dominio para verificar si la conclusión se conserva. Sobre cada índice así obtenido se calcula además el Índice de Riesgo de Falla, que no es lineal en λ , porque el Índice Total de Subsistemas ingresa al bloque difuso final y pasa por la fuzzificación, el disparo de reglas y la defuzzificación por centroide.

8.10.2. Perturbación de la matriz de influencia DEMATEL

Los pesos α_j se derivan de la matriz de influencia directa, cuyas celdas son juicios expertos en una escala de 0 a 4 y, por lo tanto, están sujetas a una incertidumbre del orden de un punto. Para medir el efecto de esa incertidumbre sobre los pesos y sobre el ranking, cada celda no nula de la matriz se modifica en más y en menos una unidad, una a la vez y sin salir de la escala. Por cada matriz perturbada se rehace todo el procedimiento DEMATEL, esto es, la renormalización

por el factor de la Ecuación (22), el cálculo de la matriz de influencia total de la Ecuación (24) y la obtención de los nuevos pesos de la Ecuación (29). Con esos pesos se recalcula el Índice Total de Subsistemas y el ranking por riesgo efectivo. De este modo se generan todas las variantes admisibles y, para cada una, se registra el índice resultante y si se altera el grupo de los tres subsistemas más críticos. Este análisis corresponde a la perturbación de pesos uno a la vez que Gaona et al. (2025) y Więckowski y Sałabun (2023) identifican como el método más difundido para probar la estabilidad de una jerarquía multicriterio.

8.10.3. Diagrama de tornado sobre el riesgo de cada subsistema

El Índice Total de Subsistemas es una combinación de los riesgos individuales, de modo que un cambio en cualquiera de ellos lo desplaza. Para saber a qué subsistema es más sensible el resultado del equipo, se toma el riesgo de cada uno y se le suma y se le resta un punto, dejando fijos los demás, y se mide cuánto se mueve el índice. La amplitud de ese desplazamiento indica el peso de cada subsistema sobre el resultado global. Los subsistemas se ordenan de menor a mayor amplitud y se representan en un diagrama de tornado, cuya lectura señala de inmediato cuál domina el índice y, por lo tanto, cuál es el dato que conviene medir con mayor cuidado y vigilar con mayor atención.

8.10.4. Escenarios de estrés

Un modelo resulta más convincente cuando reacciona ante cambios concretos en la dirección que un especialista esperaría. Para verificarlo se construyen tres escenarios sobre el estado actual del equipo y se recalculan los índices en cada uno. En el primero se repara el sistema hidráulico y su riesgo baja a uno. En el segundo un mando final entra en estado crítico. En el tercero

el contexto operacional se deteriora hasta un valor de siete. La comparación de los índices entre escenarios muestra qué haría falta para que el equipo suba de categoría de riesgo, y confirma que el modelo se endurece ante una falla real y se relaja tras una reparación.

8.10.5. Alcance del contexto operacional sobre el riesgo final

El Índice de Riesgo de Falla se arma a partir de dos ramas independientes que solo se encuentran en el bloque final, el Índice Total de Subsistemas y el Índice Operacional de Riesgo del contexto. Como son independientes, variar el contexto altera el riesgo final, pero no el índice de los subsistemas. Para cuantificar hasta qué punto el contexto por sí solo puede elevar el riesgo, se mantiene fijo el Índice Total de Subsistemas en su valor actual y se recorre el Índice Operacional de Riesgo en todo su rango, recalculando el Índice de Riesgo de Falla en cada punto. Así se determina qué tan adverso tendría que volverse el contexto para llevar al equipo a una categoría superior.

En conjunto, estos cinco análisis permiten distinguir las conclusiones del modelo que se sostienen ante variaciones razonables de aquellas que dependerían de una elección puntual de parámetros, que es justamente el criterio de robustez que Demir et al. (2024) asocian a la credibilidad de un modelo de decisión.

8.11 Implementación computacional del modelo

La arquitectura de inferencia difusa se implementó y ejecutó en Python sobre el entorno Google Colab. Las operaciones estrictamente deterministas y algebraicas se resolvieron de forma exacta con la biblioteca *NumPy*. El cálculo de la inferencia difusa, DEMATEL, que comprende la normalización de la matriz de influencia directa, la inversión matricial, la obtención de los vectores de prominencia y relación, la derivación de los pesos de importancia y la agregación híbrida del

Índice Total de Subsistemas, se programó directamente en Python y las recomendaciones al experto según los estados de los subsistemas y las variables usadas para medirlo son entregadas usando lenguaje natural mediante la inteligencia artificial de OpenAI mediante una API.

9 Caso aplicado: cargador frontal de gran capacidad en operación minera a rajo abierto

Definida la arquitectura del modelo de inferencia difusa jerárquico, corresponde ahora describir el escenario sobre el que se aplica. Esta sección presenta el equipo evaluado, su contexto operacional, los subsistemas considerados y el fundamento técnico de su selección, cierra con los valores concretos de las variables levantadas en terreno que alimentan tanto el bloque de evaluación global como el bloque local del modelo.

El desarrollo del caso se enmarca en un acuerdo de confidencialidad con la operación minera, por esa razón se omiten de forma deliberada la identificación del fabricante y del modelo del activo, así como la individualización de la faena. La caracterización que sigue es anonimizada y conserva solo los aspectos funcionales y operacionales necesarios para validar la aplicabilidad de la metodología, sin comprometer información sensible.

9.1 Descripción del escenario operativo

El equipo bajo estudio es un cargador frontal sobre neumáticos de gran capacidad, del segmento de carguío principal. Opera de manera continua en una faena de explotación a rajo abierto, asignado de forma permanente al frente de carguío sobre camiones de extracción de alto tonelaje.

El entorno operacional presenta tres rasgos relevantes para acotar el análisis. El primero es que la pendiente de trabajo donde el equipo ejecuta sus ciclos de carguío es no significativa, lo que permite descartar la inclinación del terreno como variable externa crítica. Así, el modelo se concentra en las variables ligadas al esfuerzo de tracción durante el carguío y a la solicitud dinámica de los componentes durante el ciclo de excavación, llenado, traslado y descarga, sin la interferencia de gradientes topográficos elevados. El segundo rasgo es que, a la fecha de la evaluación, el equipo acumula del orden de 100.000 horas en su horómetro, lo que lo sitúa en

una etapa madura de su ciclo de vida. En ese rango de horas, la probabilidad de fallas por fatiga, desgaste progresivo y degradación de lubricantes es materialmente más alta que en equipos más nuevos, lo que justifica un análisis exhaustivo de sus subsistemas críticos. El tercer rasgo es el régimen de operación intensivo, con ciclos de carguío continuos durante turnos extendidos, propio de la explotación minera continua, esta condición somete de forma sostenida al tren de potencia y al sistema hidráulico de levante y volteo, y aumenta la pertinencia de un modelo capaz de capturar el deterioro progresivo de manera estructurada.

9.2 Definición y arquitectura general del equipo

Un cargador frontal es, en términos técnicos, un tractor sobre neumáticos equipado con un cucharón frontal accionado por brazos de levante hidráulicos. Su función es el movimiento de tierras, el manejo de materiales pesados y la carga de camiones en faenas mineras y canteras. En el segmento de gran capacidad, estos equipos pertenecen a los activos de carguío principales en operaciones a rajo abierto, donde su desempeño determina la productividad del frente de trabajo y, por extensión, la disponibilidad del flujo de mineral hacia las etapas siguientes del proceso.

Por su arquitectura funcional, el equipo bajo estudio es un cargador frontal de **accionamiento diésel-eléctrico**. En los cargadores convencionales, el motor diésel transmite potencia mecánicamente a través de un convertidor de par, una transmisión y ejes cardánicos hasta los diferenciales y mandos finales. La configuración diésel-eléctrica adopta un esquema distinto, aquí el motor diésel actúa como unidad primaria de generación de potencia mecánica, que un generador acoplado directamente al motor transforma en energía eléctrica, luego esa energía alimenta motores de corriente continua independientes instalados en cada una de las cuatro ruedas, que generan el torque de tracción entregado al neumático a través de un mando final propio.

Esta arquitectura confiere al equipo dos características relevantes para el análisis. Elimina el tren de transmisión mecánica convencional y lo reemplaza por un acoplamiento eléctrico entre la unidad primaria de potencia y los motores de tracción. Además, introduce una redundancia estructural en la tracción, ya que cada rueda dispone de su propio conjunto motor-reductor independiente, lo que modifica el patrón de propagación de fallas respecto de un equipo con tracción mecánica centralizada.

La máquina cuenta también con sistemas auxiliares de control electrónico, cabina, dirección articulada, frenos, sistema eléctrico de baja tensión, aire comprimido y otros sistemas de seguridad y operación. El presente análisis se concentra en los subsistemas que garantizan las dos funciones productivas críticas del equipo, el **movimiento de traslación**, responsable del posicionamiento del cargador frente al material y de su desplazamiento hacia el punto de descarga, y el **movimiento de carguío**, responsable de la penetración, el llenado, el levante y el volteo del cucharón.

9.3 Selección y justificación de los subsistemas críticos evaluados

La selección de los subsistemas responde al objetivo central de la investigación, que es estimar el riesgo de falla del equipo considerando los componentes con mayor incidencia sobre la continuidad operacional y la productividad. Un cargador frontal de gran capacidad se descompone en cerca de una decena de subsistemas funcionales interdependientes, cuya evaluación exhaustiva excedería tanto el alcance de la memoria como la disponibilidad razonable de información experta. Por eso se adopta un criterio de selección basado en la relevancia funcional dentro de las dos macrofunciones productivas, traslación y carguío.

Bajo ese criterio se seleccionan cinco subsistemas funcionales, el **motor diésel**, el **genera-**

dor principal, los **motores de tracción de corriente continua**, los **mandos finales** y el **sistema hidráulico**. Dada la simetría estructural del equipo, estos cinco se concretan en once subsistemas instanciados, según la Tabla 6. El motor diésel, el generador y el sistema hidráulico son únicos. Los motores de corriente continua y los mandos finales se replican cuatro veces, en los conjuntos frontal derecho, frontal izquierdo, trasero derecho y trasero izquierdo. Esta descomposición permite capturar el comportamiento diferenciado de cada esquina.

Tabla 6: Subsistemas evaluados en el modelo.

Subsistema funcional	Instancias evaluadas
Motor diésel	1
Generador principal	1
Motor de tracción de corriente continua	4 (FD, FI, TD, TI)
Mando final	4 (FD, FI, TD, TI)
Sistema hidráulico	1
Total subsistemas evaluados	11

Nomenclatura: FD = frontal derecho; FI = frontal izquierdo; TD = trasero derecho; TI = trasero izquierdo.

La selección no agota el universo de subsistemas relevantes, subsistemas como la dirección articulada, el sistema de frenos, el sistema eléctrico de control, la cabina, el aire acondicionado, los neumáticos, el chasis estructural y los sistemas de seguridad cumplen funciones igualmente importantes y su falla puede comprometer la disponibilidad mecánica. La decisión de excluirlos obedece a tres razones, la primera es que el modelo se centra en las dos funciones productivas primarias del cargador, de modo que la selección privilegia los subsistemas que las materializan directamente, la segunda es que profundizar en los subsistemas evaluados permite aplicar la metodología con un nivel de detalle difícil de sostener si se intentara cubrir todo el equipo bajo las mismas restricciones de información y tiempo, y la tercera es que la arquitectura jerárquica es extensible por construcción, así que incorporar subsistemas adicionales no exige rediseñar el sistema de inferencia, sino

ampliar el conjunto de variables de entrada del bloque local correspondiente y actualizar la matriz de influencias de DEMATEL.

9.4 Caracterización técnica de los subsistemas seleccionados

A continuación se describe cada uno de los cinco subsistemas funcionales, con su rol dentro del equipo, su composición técnica y la razón de su criticidad, esta caracterización es la base conceptual sobre la que se justifican después las variables de condición de cada subsistema.

9.4.1. Motor diésel

El motor diésel es la unidad primaria de potencia del equipo, su función es transformar la energía química del combustible en energía mecánica de rotación, que el generador principal convierte luego en energía eléctrica. En la arquitectura diésel-eléctrica, el motor no entrega su potencia directamente a un tren de transmisión mecánica, sino que opera acoplado al generador en un régimen que tiende a mantenerse cerca de su zona de máxima eficiencia.

Por su composición, el motor integra elementos internos críticos como la cabeza de cilindros, los pistones, las camisas, las válvulas, el árbol de levas, las bielas, los anillos, los cojinetes y el cigüeñal. Su funcionamiento depende de tres sistemas asociados que condicionan su confiabilidad, el de lubricación, que mantiene una película de aceite estable entre las superficies de contacto bajo carga, el de enfriamiento, que disipa hacia el refrigerante el calor de la combustión, y el de admisión de aire y combustible, que asegura las condiciones adecuadas para la combustión.

Su criticidad es de primer orden. Una falla del motor implica la pérdida total de la capacidad productiva del activo, porque detiene a la vez la generación eléctrica que alimenta los motores de tracción y la potencia hidráulica que acciona el cucharón. Además, las intervenciones mayores

sobre el motor están entre las de mayor costo y duración del plan de mantenimiento, tanto por el valor de los componentes como por el tiempo de detención asociado.

9.4.2. Generador principal

El generador principal está acoplado directamente al motor diésel y es el componente que materializa el carácter diésel-eléctrico del equipo, convierte la energía mecánica de rotación entregada por el motor en energía eléctrica, que luego distribuye hacia los cuatro motores de tracción de corriente continua y hacia los sistemas eléctricos auxiliares.

El generador opera como el puente funcional entre la potencia térmica y la potencia motriz. Esa posición lo vuelve un componente de criticidad estructural elevada. Una falla del generador, incluso con el motor diésel en condiciones óptimas, detiene por completo la capacidad de traslación, porque interrumpe a la vez la alimentación eléctrica de los cuatro motores de tracción, a diferencia de los motores de corriente continua, donde la falla de una unidad permite operación parcial con las tres ruedas restantes, el generador no admite redundancia funcional en la arquitectura estándar del equipo. Su evaluación resulta particularmente relevante para el análisis de propagación de fallas con DEMATEL, ya que concentra una alta capacidad de influencia sobre el resto de los subsistemas eléctricos, pero su comportamiento depende con fuerza del estado del motor diésel que lo acciona. En términos causales, esto lo identifica como un componente intermedio dentro de la cadena de influencias.

9.4.3. Motores de tracción de corriente continua

Los motores de tracción de corriente continua están instalados de manera independiente en cada uno de los cuatro conjuntos de rueda, estos reciben la energía eléctrica del generador

principal y la transforman de nuevo en energía mecánica de rotación, que entregan al mando final correspondiente para su reducción y posterior transmisión al neumático.

Cada motor se compone de un estator con devanados de campo, un rotor o armadura con devanados sometidos a conmutación, un colector de delgas que permite la inversión cíclica de corriente en los devanados del rotor, escobillas que mantienen el contacto eléctrico deslizante con el colector, cojinetes que soportan la carga del eje y un sistema de aislación entre los componentes activos y la carcasa.

Su criticidad radica en que materializan directamente el desplazamiento del equipo, y en que concentran dos modos de falla de naturaleza distinta. Los modos de falla eléctricos, como la degradación del colector de delgas, la pérdida de aislación a masa o el desgaste de las escobillas, suelen manifestarse sin advertencia previa significativa y pueden derivar en daños catastróficos a los devanados si no se detectan a tiempo y los modos de falla térmicos, asociados a sobrecargas, aparecen cuando el aumento sostenido de temperatura degrada la aislación del bobinado y compromete su integridad, hasta requerir el reemplazo completo del motor. La configuración con cuatro motores independientes introduce una redundancia parcial, ya que la falla de una unidad permite en principio operar con las tres restantes. Esa operación degradada, sin embargo, compromete el control de tracción, aumenta los esfuerzos sobre los demás motores y reduce de forma significativa la capacidad productiva, por lo que en la práctica no es una condición aceptable de manera sostenida.

9.4.4. Mandos finales

Los mandos finales son la última etapa de reducción del tren de potencia, cada mando final está instalado de forma solidaria con el motor de corriente continua de su rueda, formando un

conjunto motor-reductor integrado en cada esquina del equipo, su función es reducir la velocidad de rotación entregada por el motor de tracción y aumentan de manera drástica el par transmitido al neumático mediante un sistema de engranajes.

Sus componentes mecánicos críticos incluyen el piñón solar de entrada, los engranajes planetarios y satélites, el portasatélites, la corona dentada, los cojinetes, los sellos dinámicos del eje de salida y el aceite lubricante que opera en un cárter sellado bajo inmersión. El par que generan estos componentes es lo que permite que el equipo penetre el frente de trabajo durante el llenado del cucharón, momento en que los mandos finales soportan su máximo esfuerzo mecánico.

Su criticidad obedece a varias razones, entre ellas es que una falla del mando final inmoviliza de inmediato la rueda correspondiente, con consecuencias operacionales severas. Sus reparaciones tienen un costo logístico en minería, basado sobre todo por el peso y las dimensiones del componente, que requieren equipos de izaje especializados y tiempos de intervención prolongados. Y sus modos de falla suelen presentar una fase de degradación previa detectable mediante análisis de aceite y monitoreo de partículas, lo que los hace especialmente apropiados para una estrategia de mantenimiento predictivo basada en condición.

9.4.5. Sistema hidráulico

El sistema hidráulico acciona el conjunto de levante y volteo del cucharón, utiliza bombas de desplazamiento variable acopladas al motor diésel para generar caudal y presión sobre el aceite hidráulico, que envía a través de un sistema de válvulas de control hacia los cilindros que ejecutan los movimientos del cucharón.

Sus componentes principales incluyen los brazos de elevación, los cilindros de elevación de brazos, los cilindros de volteo, los brazos de volteo, los puntos de apoyo articulados y el propio

cucharón. Aguas arriba de los cilindros están las bombas hidráulicas principales, las válvulas de control de carrete, los acumuladores, los filtros de presión y retorno, el enfriador de aceite y el tanque con su instrumentación.

Su criticidad es funcional y directa, porque la eficacia del sistema define el potencial de trabajo del cargador. Una caída de presión, una reducción de caudal o un aumento de temperatura del aceite reducen la fuerza de levante disponible y prolongan los tiempos del ciclo de carga, además, el aceite hidráulico actúa como vehículo de información del estado interno del sistema. La presencia de contaminantes metálicos, la variación de la viscosidad y la aparición de elementos como aluminio, silicio o fierro permiten inferir el estado de desgaste de bombas, válvulas, sellos y superficies de contacto sin intervención intrusiva.

9.5 Indicadores globales del caso

El bloque global del modelo se alimenta de tres indicadores que describen el contexto operacional del equipo, la intensidad de uso, el índice de mantenimiento y el índice de entorno operacional. A continuación se detallan las variables seleccionadas, los pesos asignados por el personal experto y los valores levantados para el equipo, todos en la escala común de 0 a 10 definida en la metodología.

9.5.1. Intensidad de uso

Para representar la intensidad de uso se seleccionaron, a partir del cuestionario, tres variables operacionales consideradas las más representativas de la solicitud del cargador, el tonelaje movido por turno, el tiempo efectivo de trabajo sin detención durante un turno y el peso cargado en el balde. La Tabla 7 resume los pesos relativos y los valores característicos de cada una.

Tabla 7: Variables de intensidad de uso: pesos, valor actual y rangos de referencia.

Variable	Peso (%)	Valor actual	Bajo	Normal	Alto
Tonelaje movido por turno (t)	60	7.000	0–4.000	3.000–8.000	8.000–12.000
Tiempo efectivo sin detención (h/turno)	20	8	0–6	6–8	8–10
Peso cargado en el balde (t)	20	40	0–35	30–47	45–56

El tonelaje movido por turno recibe el mayor peso relativo (60 %), porque es la medida más directa del trabajo productivo del equipo y, por tanto, de la carga acumulada sobre sus subsistemas. El tiempo efectivo de trabajo y el peso por balde complementan la evaluación con un 20 % cada uno, aportando información sobre la continuidad operacional y la magnitud de la carga por ciclo. La agregación ponderada de estas variables, una vez normalizadas a la escala de 0 a 10, conduce al indicador de intensidad de uso. Sus funciones de membresía quedan definidas, según el levantamiento experto, por los siguientes límites: la categoría *Baja* comprende valores hasta 2, la *Media* se extiende entre 2 y 7, la *Alta* entre 7 y 9, y la *Muy Alta* sobre 9.

9.5.2. Índice de mantenimiento

El índice de mantenimiento se evaluó mediante valoración experta directa, dado que para el período de referencia no se dispuso de registros formales completos de tareas planificadas, realizadas y reingresadas. El personal experto asignó, en escala de 0 a 10, una valoración al nivel de incumplimiento del mantenimiento planificado y a las deficiencias en la calidad de ejecución. Los valores levantados se presentan en la Tabla 8.

Tabla 8: Componentes del índice de mantenimiento: pesos y valoración experta.

Componente	Peso (%)	Valoración actual (0–10)
Incumplimiento del mantenimiento planificado (I_C)	50	1
Deficiencias en la calidad de ejecución (I_Q)	50	2

El personal experto consideró que ambas dimensiones, cumplimiento y calidad de ejecución, tienen igual relevancia para reflejar la condición de mantenimiento, y les asignó un peso de 50 % a cada una. Las valoraciones obtenidas, 1 y 2, reflejan una gestión favorable, con alto cumplimiento del plan y baja proporción de intervenciones que requieren reingreso. Las funciones de membresía del índice quedan definidas por los límites: *Baja* hasta 2, *Media* entre 2 y 4, *Alta* entre 4 y 7, y *Muy Alta* sobre 7.

9.5.3. Índice de entorno operacional

El índice de entorno operacional captura la agresividad del medio en el que opera el equipo. A partir del cuestionario, el personal experto identificó tres factores ambientales como los más influyentes para el caso, la presencia de polvo, la dureza del material en el frente de carguío y la pendiente de trabajo. La Tabla 9 resume los pesos asignados y los valores actuales.

Tabla 9: Factores del índice de entorno operacional: pesos, valor actual y rangos de referencia.

Factor	Peso (%)	Valor actual (0–10)	Bajo	Medio	Alto	Muy Alto
Polvo	70	6,5	0–4	4–7	7–8	8–10
Dureza del material	20	6,5	0–4	4–7	7–8	8–10
Pendiente de trabajo	10	2	0–2	2–5	5–7	7–10

El polvo recibe el mayor peso relativo (70 %), decisión coherente con una operación minera a rajo abierto, donde el material particulado en suspensión es el principal agente de contaminación de lubricantes y de degradación de sellos y filtros, la dureza del material (20 %) refleja el estrés mecánico durante la penetración del cucharón, mientras que la pendiente de trabajo (10 %) recibe el menor peso. El valor actual de la pendiente, 2 sobre 10, confirma cuantitativamente el rasgo mencionado con anterioridad sobre la pendiente no significativa en la que se encuentra trabajando el equipo. Las funciones de membresía del índice quedan definidas por los límites: *Baja* hasta 4,

Media entre 4 y 7, *Alta* entre 7 y 8, y *Muy Alta* sobre 8.

9.5.4. Síntesis de los indicadores globales

Los tres indicadores globales son las variables de entrada del bloque difuso que estima el Índice Operacional de Riesgo (IOR). Durante el levantamiento, el personal experto identificó al mantenimiento como el factor que en términos generales ejerce mayor influencia sobre el resultado global del equipo, criterio que orienta la base de reglas del bloque operacional. Las funciones de membresía del IOR, como indicador de salida, adoptan una partición de cinco categorías con los siguientes límites: *Muy Bajo* hasta 2, *Bajo* entre 2 y 4, *Medio* entre 4 y 7, *Alto* entre 7 y 8, y *Muy Alto* sobre 8.

9.6 Variables de entrada del bloque de subsistemas

El bloque local evalúa cada subsistema a partir de tres indicadores definidos en la metodología, la condición, que representa el estado de deterioro observable, la criticidad de falla, que representa la magnitud de las consecuencias de una eventual falla, y la ocurrencia, que representa la frecuencia o propensión del subsistema a presentar fallas. A continuación se detallan las variables, pesos y valores levantados para cada una.

9.6.1. Variables de condición y su fundamento técnico

La condición de cada subsistema se construye a partir de variables medibles por métodos no intrusivos, sin desarmes ni intervenciones físicas. La decisión es coherente con la concepción del modelo como herramienta de diagnóstico que apoya la decisión antes de las intervenciones mayores, además las variables elegidas privilegian aquellas cuya capacidad diagnóstica está do-

cumentada en la práctica del mantenimiento de equipos mineros, como por ejemplo las derivadas del análisis físico-químico de lubricantes y del monitoreo de partículas de desgaste. La Tabla 10 presenta el conjunto completo, sus pesos relativos según juicio experto y los rangos que definen las categorías de la fuzzificación inicial.

Tabla 10: Variables de condición por subsistema, pesos relativos y rangos utilizados para la fuzzificación.

Subsistema	Variable de condición	Peso (%)	Normal	Alerta	Crítica
Motor diésel	Presión de aceite en baja (psi)	15	> 40	30–42	< 30
	Presión de aceite en alta (psi)	15	> 70	62–72	< 62
	Silicio en aceite (ppm)	20	< 10	9–15	> 15
	Viscosidad a 100 °C	20	> 14,2	13,6–14	< 13,6
	Fierro en aceite (ppm)	30	< 25	23–40	> 40
Sistema hidráulico	Silicio en aceite (ppm)	15	< 10	10–16	> 16
	Viscosidad del aceite	15	> 38,9	36,8–38,9	< 36,8
	Aluminio en aceite (ppm)	20	< 4	4–11	> 11
	Fierro en aceite (ppm)	50	< 7	7–15	> 15
Mando final (4 instancias)	Particulado en tapones magnéticos	45	< 2	3	> 3
	Viscosidad a 40 °C	5	> 437	414–440	< 414
	Silicio en aceite (ppm)	10	< 30	28–60	> 60
	Fierro en aceite (ppm)	20	< 64	60–87	> 87
	Cobre en aceite (ppm)	20	< 7	6–14	> 14
Motor de tracción CC (4 instancias)	Estado del colector de delgas	45	1	2	3
	Aislación a masa (MΩ)	45	Infinita	≈ 20	≈ 3
	Temperatura de trabajo (°C)	10	50–121	110–129	> 129
Generador principal	Aislación a masa (MΩ)	50	Infinita	≈ 20	≈ 3
	Temperatura de trabajo (°C)	50	50–190	170–200	> 200

Nota: la aislación a masa del bobinado se mide con megóhmetro y se expresa en megaohms (MΩ). La condición óptima corresponde a una resistencia tendiente a infinito. Los rangos eléctricos y térmicos se definieron según el criterio técnico del fabricante y el juicio del personal especialista.

La selección de cada grupo de variables tiene su propia justificación técnica.

9.6.1.1. Motor diésel. La condición combina variables operacionales medidas por la instrumentación del equipo con variables del análisis de aceite, las variables seleccionadas son la presión de aceite en baja y en alta, ya que es el signo vital del sistema de lubricación, en la primera (medida en ralentí), refleja las holguras internas y la capacidad de la bomba, la segunda

(medida bajo carga), refleja la capacidad de mantener película lubricante en la condición de mayor sollicitación. La viscosidad a 100 °C verifica que el aceite conserve sus propiedades reológicas de diseño. El silicio es el indicador más sensible de contaminación externa por polvo abrasivo, contaminante crítico en faenas a rajo abierto por el alto contenido de sílice del ambiente. El fierro, con el mayor peso del conjunto (30 %), es el indicador directo del desgaste de los componentes ferrosos internos, como camisas, anillos, cigüeñal y árbol de levas.

9.6.1.2. Sistema hidráulico. Su condición se evalúa por completo mediante análisis de aceite, ya que este actúa a la vez como fluido de potencia, lubricante y vehículo de evacuación de partículas. El silicio indica contaminación externa, particularmente dañina para bombas y válvulas de holguras reducidas. La viscosidad debe mantenerse estricta para transferir presión y caudal de manera eficiente. El aluminio señala el desgaste de componentes con aleaciones de aluminio, como bombas de pistones y cuerpos de válvulas. El fierro, con el mayor peso (50 %), es el principal indicador de desgaste de componentes ferrosos y la herramienta diagnóstica más utilizada para anticipar fallas en bombas de alta presión.

9.6.1.3. Mandos finales. La evaluación combina la inspección de tapones magnéticos con análisis de aceite. El particulado en tapones magnéticos, con el mayor peso (45 %), retiene partículas ferrosas de tamaño significativo, asociadas a desgaste de engranajes o cojinetes en fase avanzada. La viscosidad a 40 °C posee ciertos márgenes de funcionamiento en donde, el aceite se comporta de la manera que se espera y un cambio en estos procede anomalías al momento de lubricar. El silicio indica contaminación externa a través de los sellos del eje de salida. El fierro y el cobre son indicadores complementarios, el primero del desgaste de engranajes y cojinetes ferrosos, y el segundo de cojinetes de bronce y bujes con aleaciones cuprosas.

9.6.1.4. Motores de tracción y generador. A diferencia de los subsistemas anteriores, su condición requiere variables estrictamente eléctricas. El estado del colector de delgas, aplicable al motor de tracción, es el principal indicador de desgaste mecánico, evaluable por inspección visual estructurada de ranurado, quemaduras, picado y ovalización. La aislación a masa del bobinado, medida con megóhmetro, evalúa la integridad del aislamiento. La condición óptima es una resistencia tendiente a infinito, la de alerta se sitúa en torno a los $20\text{ M}\Omega$ y la crítica cercana a los $3\text{ M}\Omega$, umbral que precede al fallo por cortocircuito a tierra. La temperatura de trabajo complementa la evaluación bajo carga, y sus umbrales difieren entre componentes por sus distintas condiciones de operación y disipación. Para el motor de tracción, la condición normal abarca de 50 a $121\text{ }^{\circ}\text{C}$ y la crítica supera los $129\text{ }^{\circ}\text{C}$. Para el generador, la normal abarca de 50 a $190\text{ }^{\circ}\text{C}$ y la crítica supera los $200\text{ }^{\circ}\text{C}$.

9.6.2. Criticidad de falla de los subsistemas

La criticidad de falla representa la magnitud de las consecuencias de una eventual falla del subsistema sobre el equipo y su operación. Para su construcción, el personal experto evaluó tres criterios de impacto, el riesgo para la seguridad, la dificultad para detectar la falla y el costo de reparación. La Tabla 11 presenta los pesos relativos asignados a cada criterio por subsistema y la valoración actual, en escala de 0 a 10.

Tabla 11: Criticidad de falla por subsistema: pesos relativos de cada criterio y valoración actual.

Subsistema	Riesgo seguridad		Dificultad detección		Costo reparación	
	Peso	Valor	Peso	Valor	Peso	Valor
Motor diésel	30	3	10	3	60	9
Sistema hidráulico	10	3	60	6	30	5
Mando final (c/u)	40	4	20	3	40	4
Motor de tracción CC (c/u)	30	4	30	2	40	6
Generador principal	20	2	30	4	50	7

La ponderación de los criterios refleja la naturaleza de cada subsistema. En el motor diésel, el costo de reparación domina la criticidad de falla (60 %), consistente con que sus intervenciones mayores son las de mayor costo del equipo. En el sistema hidráulico predomina la dificultad de detección (60 %), dado que muchas fallas hidráulicas se manifiestan de forma progresiva y difícil de pesquisar tempranamente. En los mandos finales, el riesgo para la seguridad y el costo comparten el mayor peso (40 % cada uno). En los motores de tracción y el generador, el costo de reparación es el criterio dominante, lo que refleja el alto valor de estos componentes electromecánicos.

9.6.3. Ocurrencia de los subsistemas

La ocurrencia representa la frecuencia o propensión del subsistema a presentar fallas, anomalías o síntomas de deterioro. Su valoración se construyó a partir de tres criterios, la frecuencia histórica de fallas, la frecuencia histórica de avisos o alertas y la madurez del operador. La Tabla 12 presenta los pesos y la valoración actual por subsistema.

Tabla 12: Ocurrencia por subsistema: pesos relativos de cada criterio y valoración actual.

Subsistema	Frec. fallas		Frec. avisos		Madurez operador	
	Peso	Valor	Peso	Valor	Peso	Valor
Motor diésel	40	1	20	3	40	3
Sistema hidráulico	30	2	30	4	40	3
Mando final (c/u)	30	1	0	0	70	3
Motor de tracción CC (c/u)	15	1	15	3	70	3
Generador principal	50	2	30	3	20	3

La distribución de pesos evidencia la disponibilidad diferenciada de información histórica según el subsistema. En los mandos finales y los motores de tracción, la madurez del operador recibe el mayor peso (70 %), dado que la baja frecuencia de fallas registradas hace que la apreciación experta sobre el manejo del equipo sea el factor más informativo. En el motor diésel y el generador, la frecuencia histórica de fallas adquiere mayor relevancia (40 % y 50 % respectivamente), por tratarse de subsistemas con un registro operacional más consolidado. En los mandos finales, el criterio de frecuencia de avisos recibe peso nulo, en reconocimiento de que estos componentes no disponen de instrumentación de alerta dedicada, por lo que su evaluación se sustenta en la frecuencia de fallas y el juicio experto. Conviene precisar que el criterio de madurez del operador sigue la misma orientación creciente en riesgo que el resto de la escala: los valores actuales de 3 corresponden a una madurez media-alta y, por tanto, a una baja contribución a la ocurrencia, de forma consistente con las valoraciones bajas observadas en los demás criterios. Las valoraciones actuales, en general bajas, entre 1 y 4 en todos los criterios, reflejan que el equipo, pese a su antigüedad, no presenta una recurrencia de fallas elevada en los subsistemas evaluados, lo que resulta consistente con la valoración favorable del índice de mantenimiento.

9.6.4. Funciones de membresía del bloque de subsistemas

Los indicadores de criticidad de falla y ocurrencia se fuzzifican mediante tres categorías lingüísticas, *Baja*, *Media* y *Alta*, cuyos límites, conforme al levantamiento experto, se establecen de manera homogénea: la categoría *Baja* comprende valores hasta 6, la *Media* se extiende entre 6 y 8, y la *Alta* sobre 8. El indicador de salida del bloque local, el Índice de Riesgo del Subsistema (IRS), adopta una partición de cinco categorías con los siguientes límites: *Muy Bajo* hasta 3, *Bajo* entre 3 y 5, *Medio* entre 4 y 7, *Alto* entre 6,5 y 8, y *Muy Alto* sobre 8.

9.7 Matriz de influencias directas entre subsistemas

Conforme al procedimiento descrito en la metodología, la importancia relativa de cada subsistema no se asigna directamente, sino que se obtiene con el método DEMATEL a partir de una matriz de influencias directas. Para construirla, el personal experto evaluó el grado en que la falla de cada subsistema afecta el desempeño de los demás, con la escala discreta de influencia de 0 a 4 definida antes, donde 0 es sin influencia, 1 muy baja, 2 baja, 3 alta y 4 muy alta.

La Tabla 13 presenta la matriz levantada para los once subsistemas instanciados. Cada celda a_{ij} indica la influencia que ejerce el subsistema de la fila i sobre el de la columna j , y los elementos de la diagonal son nulos, dado que un subsistema no se evalúa respecto de sí mismo.

Tabla 13: Matriz de influencias directas entre subsistemas (escala 0–4).

Si falla ↓ / afecta a →	MD	GEN	HID	CC-FD	MF-FD	CC-FI	MF-FI	CC-TD	MF-TD	CC-TI	MF-TI
Motor diésel (MD)	0	4	4	3	0	3	0	3	0	3	0
Generador (GEN)	0	0	1	4	0	4	0	4	0	4	0
Hidráulico (HID)	1	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0
Motor CC frontal der. (CC-FD)	0	0	0	0	4	1	0	1	0	1	0
Mando final frontal der. (MF-FD)	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0
Motor CC frontal izq. (CC-FI)	0	0	0	1	0	0	4	1	0	1	0
Mando final frontal izq. (MF-FI)	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0
Motor CC trasero der. (CC-TD)	0	0	0	1	0	1	0	0	4	1	0
Mando final trasero der. (MF-TD)	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0
Motor CC trasero izq. (CC-TI)	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	4
Mando final trasero izq. (MF-TI)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0

MD: motor diésel; GEN: generador; HID: hidráulico; CC: motor de corriente continua; MF: mando final; FD/FI/TD/TI: frontal derecho / frontal izquierdo / trasero derecho / trasero izquierdo.

La estructura de la matriz refleja con claridad las relaciones funcionales del equipo. El motor diésel emite influencia alta o muy alta sobre el generador, el sistema hidráulico y los cuatro motores de tracción, en consistencia con su rol de unidad primaria de potencia. El generador ejerce influencia muy alta (valor 4) sobre los cuatro motores de tracción, lo que refleja que su falla interrumpe la alimentación eléctrica de todo el sistema de propulsión. En cada esquina se observa la fuerte influencia mutua entre cada motor de tracción y su mando final asociado (valores 3 y 4), que captura el acoplamiento mecánico del conjunto motor-reductor. Por último, los motores de tracción presentan influencias cruzadas de baja magnitud (valor 1) entre sí, que representan la interacción a través del control de tracción del equipo. A partir de esta matriz, y mediante la normalización, el cálculo de la matriz de influencias totales y la obtención de la prominencia descritos en la metodología, se determinan los pesos α_j que ponderan los índices de riesgo individuales en la construcción del Índice Total de Subsistemas (ITS).

9.8 Alcance y consideraciones finales del caso aplicado

El caso descrito configura el escenario sobre el que se ejecuta el modelo, la combinación entre la arquitectura diésel-eléctrica, el entorno minero a rajo abierto sin pendiente significativa, la operación intensiva y la antigüedad del activo constituye un escenario representativo de equipos de carguío principal en etapa madura de su ciclo de vida, donde el mantenimiento predictivo basado en condición ofrece el mayor potencial de retorno.

Conviene enfatizar tres limitaciones que delimitan el alcance del análisis. La primera es que la evaluación se restringe a la condición funcional de los subsistemas, capturada mediante las variables descritas. La segunda es que el alcance se restringe a los cinco subsistemas funcionales seleccionados, conforme a los criterios de la Sección 9.3, sin desconocer la importancia de los no evaluados, cuya incorporación posterior es compatible con la arquitectura del modelo. La tercera es que los pesos, rangos y valoraciones presentados se obtuvieron del cuestionario técnico aplicado al personal experto vinculado al equipo, y que los límites específicos de las funciones de membresía corresponden a la calibración realizada para este equipo en particular. Definido el caso y caracterizadas las variables de entrada de los bloques global y local, la sección siguiente presenta la aplicación efectiva del sistema, el cálculo de los pesos DEMATEL y la obtención del Índice de Riesgo de Falla del equipo bajo las condiciones descritas. Es importante destacar que el modelo no pretende sustituir el monitoreo en tiempo real ni los protocolos formales de mantenimiento programado, sino aportar una capa adicional de evaluación estructurada que permita priorizar la atención sobre los subsistemas con mayor riesgo.

10 Resultados

Esta sección expone los resultados de aplicar el sistema de inferencia difusa jerárquico al caso de estudio, el cargador frontal de gran capacidad de accionamiento diésel eléctrico en operación minera a rajo abierto. Los resultados se presentan en el mismo orden en que se desarrolla la metodología, primero el Índice Operacional de Riesgo (IOR) derivado del contexto operacional, luego los Índices de Riesgo de Subsistema (IRS) y la ponderación de su importancia estructural mediante DEMATEL, a continuación la integración en el Índice Total de Subsistemas (ITS) y en el Índice de Riesgo de Falla (IRF) del equipo. Enseguida se examina lo que aporta el enfoque frente a las alternativas y se presenta el ranking de criticidad con las recomendaciones que de él se derivan, terminando con el análisis de sensibilidad que pone a prueba la estabilidad de la evaluación.

La obtención del IOR y de los IRS evidencia el funcionamiento del sistema de inferencia diseñado a partir de las variables operacionales y del conocimiento experto levantados en terreno, el análisis DEMATEL materializa la incorporación de las interdependencias causales entre subsistemas y la obtención del IRF sobre datos reales concreta la aplicación al caso de estudio. Cada resultado se acompaña de la interpretación de los hallazgos y de su trazabilidad hacia las salidas finales del modelo. La inferencia difusa se resolvió mediante código que evalúa las funciones de membresía, recorre la base de reglas y defuzzifica por centroide de forma exacta, lo que garantiza que todos los índices son reproducibles y auditables.

10.1 Resultados de la Fase 1: contexto operacional e Índice Operacional de Riesgo

La primera fase evalúa el contexto global de operación a través de tres indicadores, la intensidad de uso (*IU*), el índice de mantenimiento (*IM*) y el índice de entorno operacional (*IE*). La Tabla 14 presenta los valores obtenidos a partir de las respuestas del cuestionario técnico, en la

escala común de 0 a 10.

Tabla 14: Indicadores globales del contexto operacional del equipo

Indicador global	Valor (0 a 10)	Categoría dominante
Intensidad de uso (<i>IU</i>)	6.129	Media
Índice de mantenimiento (<i>IM</i>)	1.500	Baja
Índice de entorno operacional (<i>IE</i>)	6.050	Media

Nota. Valores en escala de 0 a 10, donde valores bajos representan condiciones favorables y valores altos condiciones más exigentes para la confiabilidad. Elaboración propia a partir de la ejecución del modelo.

Los resultados son coherentes con el perfil operacional del activo, considerando la intensidad de uso de 6.129 la que refleja el régimen intensivo y los ciclos de carguío sostenidos descritos en el caso, y se sitúa en un nivel medio alto. El índice de mantenimiento de 1.500 es notablemente bajo, un hallazgo favorable que indica una gestión sólida, con alto cumplimiento del plan y baja tasa de reingreso de tareas, factor que atenúa el riesgo global. El índice de entorno operacional de 6.050 ubica las condiciones del medio, como el polvo, la temperatura y la exigencia del frente de trabajo, en un nivel medio.

El paso de estos valores numéricos a las categorías lingüísticas del motor de inferencia se realiza mediante las funciones de membresía de las variables de entrada, que muestra la Figura 4 para el caso de la intensidad de uso. La Tabla 15 resume los grados de pertenencia resultantes para las tres entradas.

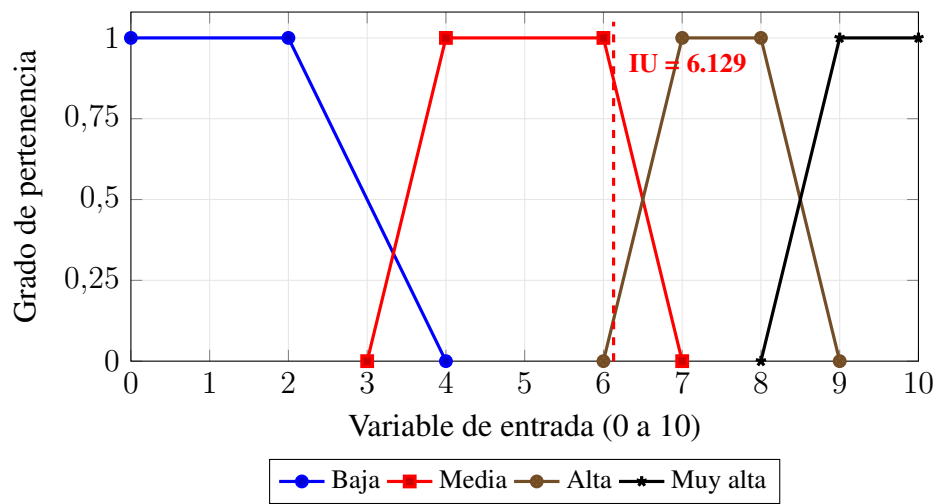


Figura 4: Funciones de membresía de las variables de entrada y fuzzificación de la intensidad de uso

Nota. El valor $IU = 6,129$ activa a la vez las categorías Media (0.871) y Alta (0.129). Las tres entradas comparten esta misma estructura de membresía. Elaboración propia.

Tabla 15: Grados de pertenencia de las entradas del IOR

Variable	Valor	Baja	Media	Alta	Muy alta
IU	6.129	0	0.871	0.129	0
IM	1.500	1.000	0	0	0
IE	6.050	0	0.950	0.050	0

Nota. Grados de pertenencia obtenidos por evaluación de las funciones de membresía trapezoidales. El índice de mantenimiento pertenece por completo a la categoría Baja porque un valor de 1.500 cae dentro de la zona plana del trapecio $[0, 0, 3, 4]$. Elaboración propia.

Estos grados de pertenencia alimentan el sistema de inferencia difusa Mamdani del bloque operacional. La combinación dominante corresponde a una intensidad de uso Media, un índice de mantenimiento Bajo y un entorno Medio, con un grado de activación de 0.871. La base de reglas asocia esa combinación al nivel Bajo, criterio que refleja la idea de que una gestión de mantenimiento disciplinada contiene el riesgo del contexto aunque la exigencia operacional sea alta. Se activan en total cuatro reglas, y tras agregar sus consecuentes por máximo, el conjunto Bajo queda recortado a 0.871 y el conjunto Medio a 0.129. Aplicada la defuzzificación por centroide,

el modelo entrega un Índice Operacional de Riesgo de $IOR = 3,686$, clasificado en la categoría BAJO. La Figura 5 muestra las funciones de membresía de la variable de salida, la región de salida agregada y la posición del valor obtenido.

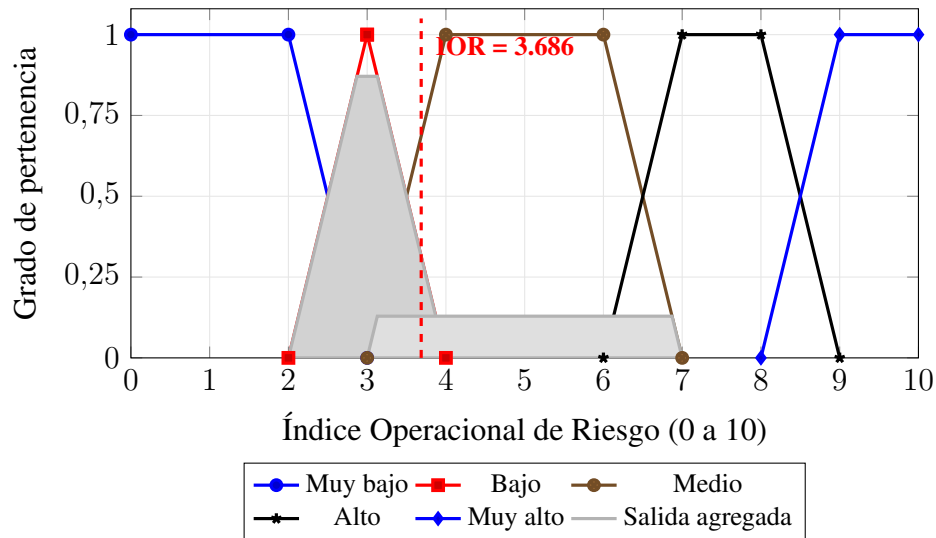


Figura 5: Funciones de membresía del IOR, salida agregada y valor defuzzificado

Nota. Las regiones sombreadas corresponden al conjunto Bajo recortado a 0.871 y al conjunto Medio recortado a 0.129. El centroide de su unión define el valor $IOR = 3,686$, de categoría BAJO. Elaboración propia.

El hallazgo principal de esta fase es que el contexto operacional del equipo no agrava el riesgo, sino que lo contiene. Los tres indicadores describen una máquina exigida por su régimen de trabajo y por el entorno, pero respaldada por una gestión de mantenimiento disciplinada, y la base de reglas premia justamente esa disciplina, porque hace bajar el riesgo del contexto aunque la exigencia sea alta. El IOR de 3.686 en nivel Bajo deja ese efecto a la vista y su lectura importa porque este índice es una de las dos entradas del bloque final del modelo, de modo que un contexto bien evaluado evita arrastrar hacia arriba el riesgo de todo el equipo sin respaldo físico.

Este resultado responde de forma directa al primer y al segundo objetivo específico, el primero que buscaba encontrar variables operacionales relevantes quedaron identificadas y traducidas a tres indicadores que el especialista puede interpretar sin ayuda, y el conocimiento experto levan-

tado en terreno se convirtió en valores numéricos sobre una escala común, sin necesidad de una infraestructura de sensorización extensa. La trazabilidad también queda demostrada, ya que el IOR se explica por la regla que lo generó, esa regla se explica por los grados de pertenencia de la tabla anterior y esos grados se explican por los tres indicadores globales, que a su vez descansan en respuestas verificables del cuestionario.

10.2 Resultados de la Fase 2: Índices de Riesgo por Subsistema

En la segunda fase, cada uno de los once subsistemas instanciados se evalúa mediante su propio sistema de inferencia difusa local, cuyas entradas son la condición ($Cond_{sub}$), la criticidad de falla (S_{sub}) y la ocurrencia (O_{sub}). La condición se traduce a tres estados lingüísticos mediante las funciones de membresía de la Figura 6, que resulta especialmente ilustrativa porque explica por qué cada subsistema queda clasificado en estado Normal, Alerta o Crítico.

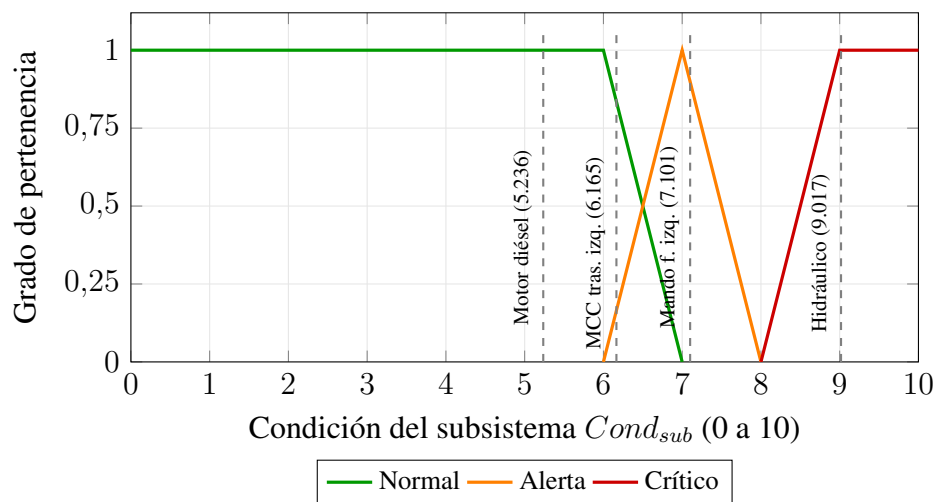


Figura 6: Funciones de membresía de la condición y ubicación de cuatro subsistemas representativos

Nota. Una condición inferior a 6 pertenece plenamente al estado Normal. El motor diésel (5.236) es Normal, el motor de corriente continua trasero izquierdo (6.165) queda repartido entre Normal y Alerta, el mando final frontal izquierdo (7.101) es Alerta y el sistema hidráulico (9.017) es Crítico. Elaboración propia.

La Tabla 16 resume los valores de entrada y el Índice de Riesgo de Subsistema resultante

para cada componente.

Tabla 16: Índices de riesgo por subsistema (IRS) y sus variables de entrada

Subsistema	Abrev.	$Cond_{sub}$	S_{sub}	O_{sub}	IRS	Nivel
Motor diésel	MD	5.236	6.600	2.200	1.355	Muy bajo
Generador principal	Gen	0.033	5.100	2.500	1.266	Muy bajo
Sistema hidráulico	Hid	9.017	5.400	3.000	9.222	Muy alto
Motor CC frontal derecho	MCC-FD	5.794	4.200	2.700	1.266	Muy bajo
Mando final frontal derecho	MF-FD	5.866	3.800	2.400	1.266	Muy bajo
Motor CC frontal izquierdo	MCC-FI	5.224	4.200	2.700	1.266	Muy bajo
Mando final frontal izquierdo	MF-FI	7.101	3.800	2.400	5.500	Medio
Motor CC trasero derecho	MCC-TD	4.888	4.200	2.700	1.266	Muy bajo
Mando final trasero derecho	MF-TD	5.684	3.800	2.400	1.266	Muy bajo
Motor CC trasero izquierdo	MCC-TI	6.165	4.200	2.700	2.049	Bajo
Mando final trasero izquierdo	MF-TI	5.866	3.800	2.400	1.266	Muy bajo

Nota. CC = corriente continua. Todas las variables se expresan en escala de 0 a 10. El nivel se asigna según los cortes Muy bajo (menor que 2), Bajo (2 a 4), Medio (4 a 6), Alto (6 a 8) y Muy alto (8 o más). Elaboración propia.

La lectura conjunta de la tabla revela un patrón claro y coherente con un sistema de evaluación de riesgo conservador. La mayoría de los subsistemas presenta un IRS de nivel Muy bajo, en torno a 1.266, pese a que varios registran condiciones del orden de 5 a 6 puntos. Esto ocurre porque en esos casos la condición permanece plenamente en el estado Normal y tanto la criticidad de falla como la ocurrencia se mantienen en rango bajo, de modo que el motor de inferencia no eleva el riesgo. El sistema solo activa niveles significativos cuando la condición, la criticidad de falla o la ocurrencia cruzan efectivamente hacia los rangos de Alerta o Crítico, lo que constituye una evidencia directa de la interpretabilidad del modelo, ya que cada salida es rastreable hasta las variables que la originan.

Dos subsistemas se desmarcan con claridad y concentran el riesgo del equipo, entre ellos se encuentre el sistema hidráulico alcanza el IRS más alto, de 9.222 en nivel Muy alto, impulsado por una condición de 9.017 que lo sitúa en estado Crítico por la presencia de silicio y aluminio muy por

encima de los límites de alerta en el análisis de aceite y el otro subsistema que resalta es el mando final frontal izquierdo obtiene un IRS de 5.500 en nivel Medio, por efecto de una condición de 7.101 que lo lleva al estado de Alerta, lo que resulta consistente con la observación de que la carga dinámica no se distribuye de manera homogénea entre las cuatro esquinas del equipo. Un tercer subsistema se despegaba levemente del grupo sano, el motor de corriente continua trasero izquierdo, cuyo IRS de 2.049 lo lleva al nivel Bajo porque su condición de 6.165 activa parcialmente el estado de Alerta. El motor diésel, en cambio, se mantiene en nivel Muy bajo con un IRS de 1.355, ya que su condición permanece en rango Normal y, aunque su criticidad de falla de 6.600 es la más alta entre los componentes sanos, la regla que combina condición Normal con criticidad de falla en Alerta y ocurrencia Normal tiene por consecuente Muy bajo. La Figura 7 compara el IRS de los once subsistemas.

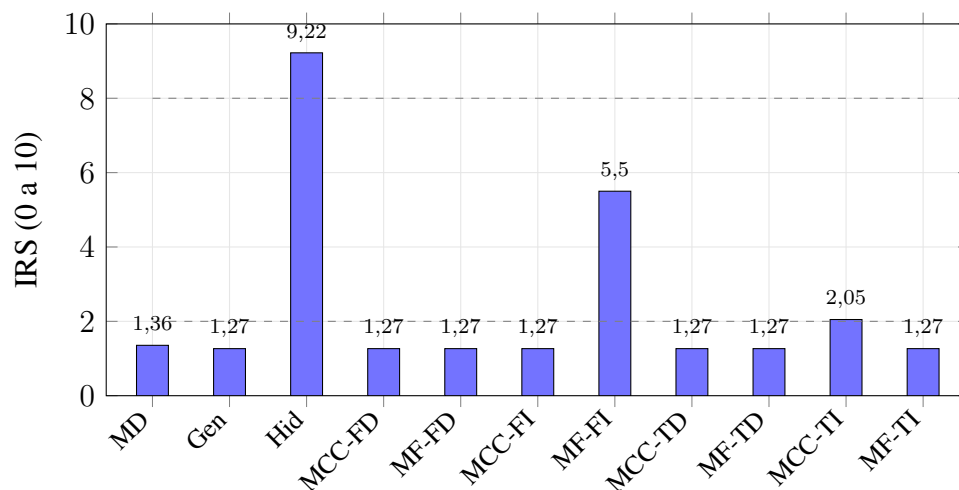


Figura 7: Índice de Riesgo de Subsistema (IRS) por componente evaluado

Nota. Las líneas segmentadas marcan los umbrales de Muy bajo (2) y Muy alto (8). El riesgo se concentra en el sistema hidráulico y, en menor medida, en el mando final frontal izquierdo. Elaboración propia.

El hallazgo central de esta fase es que el perfil de riesgo del equipo queda definido por dos componentes y no por un deterioro generalizado. El sistema hidráulico está en condición crítica

y el mando final frontal izquierdo está en alerta, mientras el resto del equipo se mantiene sano. Este resultado se conecta con el tercer objetivo específico, el diseño de la estructura lógica del sistema de inferencia, ya que la arquitectura produjo salidas diferenciadas y explicables para once componentes que comparten la misma estructura de variables lingüísticas y la misma base de reglas, y mantuvo separadas las tres dimensiones del riesgo, de manera que dos subsistemas con un IRS parecido pueden distinguirse por la causa que lo origina.

10.3 Resultados del análisis DEMATEL: importancia estructural de los subsistemas

Antes de agregar los índices individuales, el modelo determina la importancia relativa de cada subsistema mediante DEMATEL, a partir de la matriz de influencia directa de tamaño 11×11 levantada con los expertos. El procedimiento, resuelto de forma exacta mediante álgebra lineal, arrojó un factor de normalización $s = 20,0$ y un determinante $\det(I - N) = 0,8611$, distinto de cero, lo que confirma que la matriz $(I - N)$ es invertible y que el cálculo de la matriz de influencias totales es válido. La Tabla 17 presenta, para cada subsistema, la influencia ejercida (R), la recibida (C), la prominencia ($R + C$), la relación causal ($R - C$), el peso resultante (α) y su clasificación como elemento causa o efecto.

Tabla 17: Resultados del análisis DEMATEL por subsistema

Subsistema	R	C	$R + C$	$R - C$	α	Tipo
Motor diésel	1.611	0.064	1.675	+1,547	0.1394	Causa
Generador principal	1.242	0.213	1.455	+1,029	0.1211	Causa
Sistema hidráulico	0.423	0.273	0.697	+0,150	0.0580	Causa
Motor CC frontal derecho	0.463	0.970	1.434	-0,507	0.1193	Efecto
Mando final frontal derecho	0.220	0.394	0.614	-0,175	0.0511	Efecto
Motor CC frontal izquierdo	0.463	0.970	1.434	-0,507	0.1193	Efecto
Mando final frontal izquierdo	0.220	0.394	0.614	-0,175	0.0511	Efecto
Motor CC trasero derecho	0.463	0.970	1.434	-0,507	0.1193	Efecto
Mando final trasero derecho	0.220	0.394	0.614	-0,175	0.0511	Efecto
Motor CC trasero izquierdo	0.463	0.970	1.434	-0,507	0.1193	Efecto
Mando final trasero izquierdo	0.220	0.394	0.614	-0,175	0.0511	Efecto
$\sum \alpha$					1.0000	

Nota. Un valor $R - C > 0$ identifica un subsistema causa o impulsor y $R - C < 0$ un subsistema efecto o receptor. El peso α es proporcional a la prominencia $R + C$. Elaboración propia.

Los resultados tienen una interpretación de ingeniería, donde el motor diésel, con $\alpha = 0,1394$, y el generador principal, con $\alpha = 0,1211$, son los subsistemas más importantes y los de mayor carácter causal, con valores de $R - C$ de +1,547 y +1,029 respectivamente. Esto es plenamente consistente con la arquitectura diésel eléctrica del equipo, donde el motor diésel es la fuente primaria de potencia y el generador la convierte en la energía que alimenta al resto del tren de tracción, de modo que una falla en cualquiera de ellos se propaga hacia los subsistemas dependientes. En el extremo opuesto, los cuatro motores de corriente continua y los cuatro mandos finales aparecen como elementos efecto, ya que dependen de las unidades de generación y reciben más influencia de la que ejercen. La Figura 8 sintetiza esta estructura en el plano de causa y efecto, y la Figura 9 ordena los pesos obtenidos.

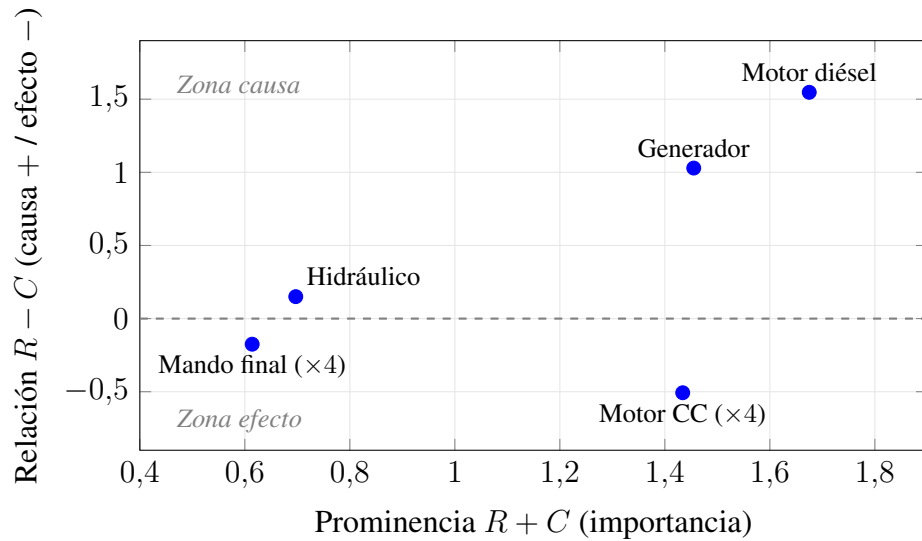


Figura 8: Diagrama de causa y efecto DEMATEL de los subsistemas

Nota. Los subsistemas simétricos comparten coordenadas, por lo que cada uno de los puntos inferiores agrupa las cuatro instancias correspondientes. Elaboración propia.

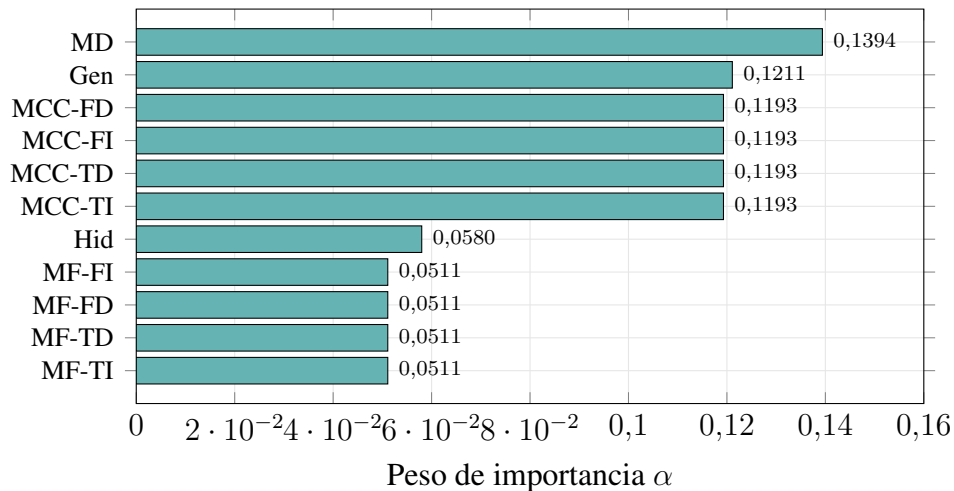


Figura 9: Pesos de importancia (α) por subsistema obtenidos mediante DEMATEL

Nota. Los pesos suman 1. El motor diésel y el generador concentran la mayor importancia estructural. Elaboración propia.

El hallazgo más relevante de esta fase es la tensión que se produce entre el riesgo individual y la importancia estructural. El sistema hidráulico es el subsistema con mayor riesgo individual, con un IRS de 9.222, y sin embargo obtiene un peso DEMATEL bajo, de $\alpha = 0,0580$, porque en

la red de interdependencias actúa de forma relativamente aislada, ya que su falla no interrumpe la cadena de potencia sino que degrada la capacidad de carguío. Un esquema que ponderara el riesgo solo por importancia estructural terminaría ocultando al componente que está peor y un esquema que ignorara la estructura pasaría por alto que una falla del motor diésel arrastra a todo el tren de tracción, esa tensión es precisamente la que motiva la estrategia de agregación adoptada en la fase siguiente y la que justifica el ranking por riesgo efectivo que se presenta más adelante.

Con esto queda cubierto el cuarto objetivo específico, que tiene un foco sobre las interdependencias causales entre subsistemas dejaron de ser una descripción cualitativa y se convirtieron en un conjunto de pesos que la agregación utiliza, de modo que el riesgo del equipo ya no se construye como un promedio uniforme sino como una combinación que reconoce el papel que cumple cada componente dentro de la máquina.

10.4 Resultados de la Fase 3: Índice Total de Subsistemas e Índice de Riesgo de Falla

10.4.1. Agregación híbrida y obtención del ITS

El Índice Total de Subsistemas se obtiene mediante la agregación híbrida entre el peor caso y el promedio ponderado por DEMATEL, con un parámetro $\lambda = 0,6$. La Tabla 18 detalla la contribución ponderada de cada subsistema y la composición final del indicador.

Tabla 18: Composición del Índice Total de Subsistemas (ITS)

Subsistema	IRS	α	$\alpha \cdot IRS$
Motor diésel	1.355	0.1394	0.189
Generador principal	1.266	0.1211	0.153
Sistema hidráulico	9.222	0.0580	0.535
Motor CC frontal derecho	1.266	0.1193	0.151
Mando final frontal derecho	1.266	0.0511	0.065
Motor CC frontal izquierdo	1.266	0.1193	0.151
Mando final frontal izquierdo	5.500	0.0511	0.281
Motor CC trasero derecho	1.266	0.1193	0.151
Mando final trasero derecho	1.266	0.0511	0.065
Motor CC trasero izquierdo	2.049	0.1193	0.245
Mando final trasero izquierdo	1.266	0.0511	0.065
Promedio ponderado $\sum \alpha_j IRS_j$			2.050
Peor caso $\max_j(IRS_j)$, sistema hidráulico			9.222
ITS = $0,6 \cdot 9,222 + 0,4 \cdot 2,050$			6.353

Nota. El ITS resultante de 6.353 corresponde al nivel ALTO. Elaboración propia.

Este resultado es uno de los hallazgos metodológicos centrales de la memoria y justifica de forma empírica la elección de la agregación híbrida. Si el ITS se hubiese calculado como un simple promedio ponderado, su valor habría sido de apenas 2.050, equivalente a un nivel Bajo, porque el promedio diluye el riesgo crítico del sistema hidráulico entre los diez subsistemas restantes, en su mayoría sanos. Físicamente, sin embargo, un equipo con un subsistema en estado crítico no puede considerarse de bajo riesgo. La agregación híbrida corrige esa subestimación, ya que al incorporar el término de peor caso eleva el ITS hasta 6.353 y lo ubica en el nivel Alto, que refleja con mayor realismo la condición del activo. La Figura 10 ilustra este efecto de manera explícita.

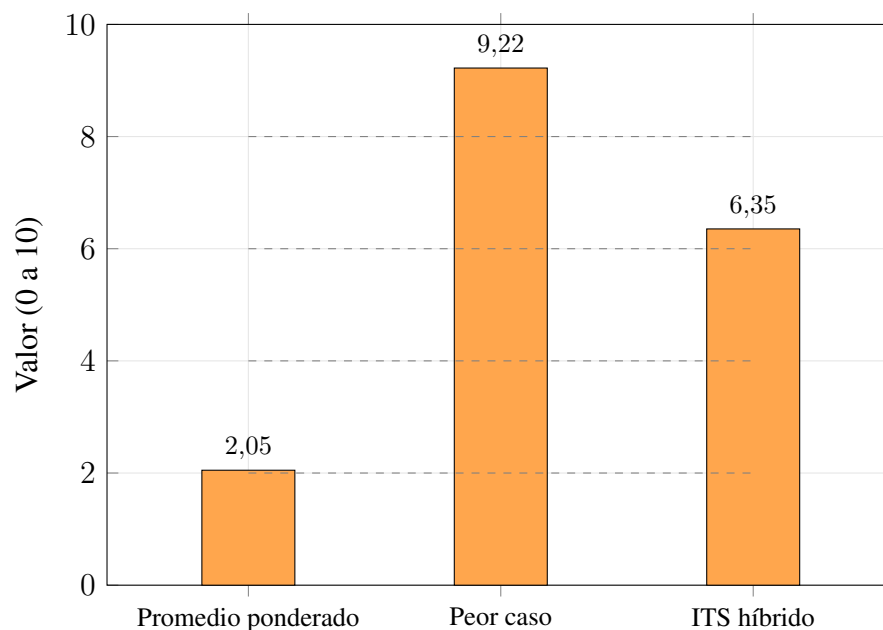


Figura 10: Efecto de la agregación híbrida sobre el ITS

Nota. El promedio ponderado por sí solo (2.050) clasificaría el equipo en nivel Bajo. La combinación con el peor caso eleva el ITS a 6.353 (Alto) y evita subestimar el riesgo. Las líneas segmentadas marcan los límites entre categorías. Elaboración propia.

El valor obtenido se interpreta sobre las funciones de membresía de la variable de salida, como muestra la Figura 11. El ITS de 6.353 pertenece de forma dominante a la categoría Medio, con una pertenencia parcial al nivel Alto, y se clasifica como Alto según los cortes de la escala.

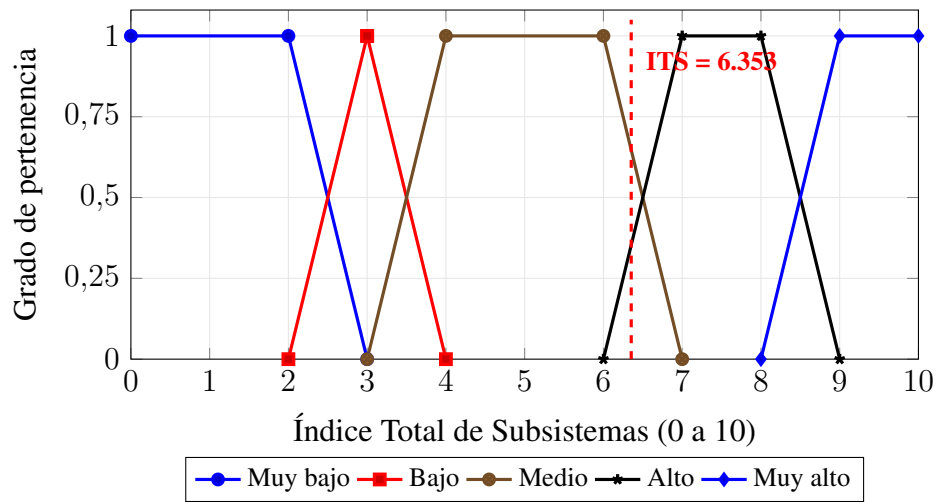


Figura 11: Funciones de membresía del ITS y posición del valor obtenido

Nota. El valor $ITS = 6,353$ se ubica en la transición entre Medio y Alto y se clasifica como ALTO. Elaboración propia.

10.5 Qué aporta el enfoque frente a las alternativas

Para dimensionar lo que aporta el enfoque conviene contrastarlo con las alternativas más habituales. La primera comparación es sobre la regla de agregación. La Tabla 19 contrasta cuatro formas de condensar los IRS en un único valor.

Tabla 19: Efecto de la regla de agregación sobre el índice de estado interno

Regla de agregación	Valor	Nivel
Promedio simple, sin ponderar	2.454	Bajo
Promedio ponderado por DEMATEL	2.050	Bajo
Solo peor caso, $\max_j IRS_j$	9.222	Muy alto
Híbrida propuesta, con $\lambda = 0,6$	6.353	Alto

Nota. El promedio subestima el componente crítico y el peor caso lo sobreestima, mientras que la agregación híbrida equilibra ambos. Elaboración propia.

Un promedio simple sobre los once subsistemas entrega 2.454 y el promedio ponderado por DEMATEL entrega 2.050. Ambos ubican al equipo en nivel Bajo, porque el estado crítico del sistema hidráulico se diluye entre diez subsistemas sanos. Quedarse solo con el peor caso entrega

9.222 en nivel Muy alto, pero sobreestima el riesgo al ignorar lo que informa el resto del equipo. La agregación híbrida, con 6.353 en nivel Alto, es la única que evita ambos extremos, ya que reconoce la criticidad del sistema hidráulico sin tratar a toda la máquina como si estuviera a punto de fallar.

La segunda comparación es con los métodos de priorización de tipo FMEA y RPN. Un RPN convencional evalúa cada componente por separado, sin representar cómo se propaga el deterioro entre subsistemas, y arrastra el conocido problema de empates señalado por Gallab et al. (2019), donde distintas combinaciones de severidad, ocurrencia y detectabilidad devuelven el mismo número. Si los subsistemas se ordenaran solo por su riesgo individual, como haría un esquema RPN, el sistema hidráulico encabezaría la lista y por debajo el orden seguiría sin más el valor del IRS, de modo que los ocho componentes con un IRS de 1.266 quedarían empatados sin criterio para desempatarlos. La priorización por riesgo efectivo, definida como el producto $\alpha_j \cdot IRS_j$, incorpora en cambio la importancia estructural obtenida con DEMATEL y reordena esa parte de la lista. Un motor de tracción con riesgo apenas Bajo se sitúa por sobre todos los mandos finales sanos, y el motor diésel se mantiene por delante del generador aun teniendo el riesgo individual bajo del equipo. Ese matiz difícilmente lo capturaría un enfoque basado en el riesgo individual, o una lógica difusa sin DEMATEL que no modela las relaciones causales. En conjunto, la combinación de razonamiento difuso jerárquico, ponderación causal y agregación híbrida entrega un ordenamiento de prioridad que ni un RPN clásico ni una lógica difusa sin DEMATEL producirían por sí solos.

10.5.1. Índice de Riesgo de Falla del equipo

El bloque final integra el contexto operacional y el estado interno del equipo mediante un sistema de inferencia difusa Mamdani que recibe como entradas el IOR, de valor 3.686, y el ITS,

de valor 6.353. La fuzzificación de ambas entradas se presenta en la Tabla 20.

Tabla 20: Grados de pertenencia de las entradas del IRF

Variable	Muy bajo	Bajo	Medio	Alto	Muy alto
IOR (= 3,686)	0	0.314	0.686	0	0
ITS (= 6,353)	0	0	0.647	0.353	0

Nota. Grados de pertenencia obtenidos con las funciones de membresía trapezoidales de la variable. Elaboración propia.

La evaluación de la base de reglas activa cuatro reglas, ya que tanto el IOR como el ITS reparten su pertenencia entre dos categorías. Tras agregar las salidas por máximo, el conjunto Medio queda recortado a 0.647 y el conjunto Alto a 0.353. Aplicada la defuzzificación por centroide, el modelo entrega un Índice de Riesgo de Falla de $IRF = 5,694$, clasificado en la categoría MEDIO. La Figura 12 muestra las funciones de membresía, las dos regiones de salida agregadas y la posición del valor final del equipo.

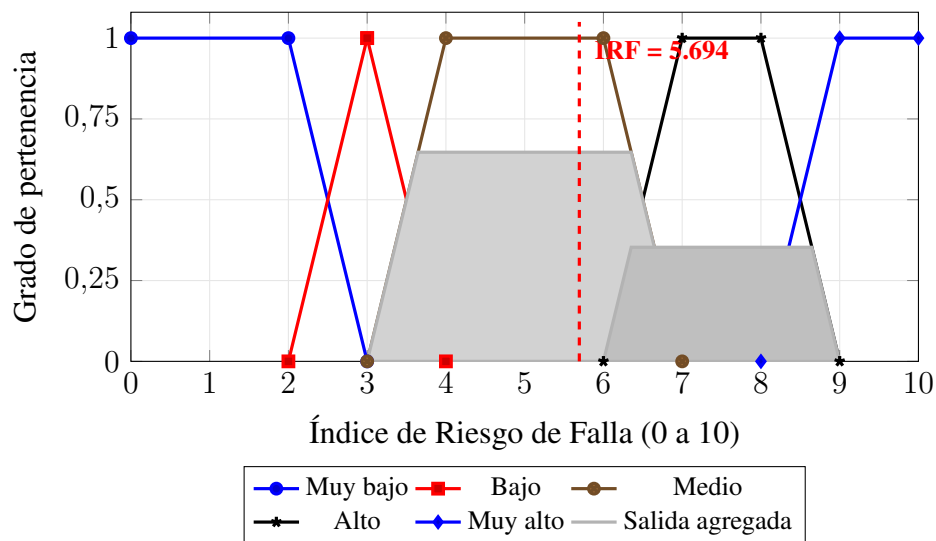


Figura 12: Funciones de membresía del IRF, salida agregada y valor final del equipo

Nota. Las regiones sombreadas corresponden a los conjuntos Medio, recortado a 0.647, y Alto, recortado a 0.353. El centroide de su unión define el valor $IRF = 5,694$, de categoría MEDIO. Elaboración propia.

El IRF de 5.694 ofrece una síntesis interpretable del estado del activo, un nivel de riesgo

intermedio en el que la sólida gestión de mantenimiento, reflejada en un IOR bajo, compensa en parte el deterioro interno detectado en algunos subsistemas, reflejado en un ITS alto. El resultado no es una predicción opaca, porque su trazabilidad puede recorrerse en sentido inverso desde el IRF hacia el IOR y el ITS, desde el ITS hacia los IRS y sus pesos, y desde cada IRS hacia las variables de condición, criticidad de falla y ocurrencia, lo que permite al especialista comprender y auditar el porqué de la evaluación. Con esto queda cubierto el quinto objetivo específico, ya que el sistema se aplicó de extremo a extremo a un equipo minero real y entregó el índice de riesgo de falla del activo junto con el de cada uno de sus subsistemas, a partir de datos levantados en terreno.

10.6 Ranking de criticidad y recomendaciones de mantenimiento

Para orientar la acción de mantenimiento, el modelo prioriza los subsistemas según su riesgo efectivo, definido como el producto entre el peso de importancia y el índice de riesgo individual. Este indicador combina cuán riesgoso está un subsistema con cuán importante es dentro del equipo. La Tabla 21 presenta el ranking resultante.

Tabla 21: Ranking de subsistemas por riesgo efectivo

#	Subsistema	IRS	Nivel	α	Riesgo efectivo
1	Sistema hidráulico	9.222	Muy alto	0.0580	0.535
2	Mando final frontal izquierdo	5.500	Medio	0.0511	0.281
3	Motor CC trasero izquierdo	2.049	Bajo	0.1193	0.245
4	Motor diésel	1.355	Muy bajo	0.1394	0.189
5	Generador principal	1.266	Muy bajo	0.1211	0.153
6	Motor CC frontal derecho	1.266	Muy bajo	0.1193	0.151
7	Motor CC frontal izquierdo	1.266	Muy bajo	0.1193	0.151
8	Motor CC trasero derecho	1.266	Muy bajo	0.1193	0.151
9	Mando final frontal derecho	1.266	Muy bajo	0.0511	0.065
10	Mando final trasero derecho	1.266	Muy bajo	0.0511	0.065
11	Mando final trasero izquierdo	1.266	Muy bajo	0.0511	0.065

Nota. El riesgo efectivo, calculado como $\alpha \cdot IRS$, integra el riesgo individual y la importancia estructural.

Elaboración propia.

El ranking aporta un hallazgo que ni el IRS ni el peso DEMATEL revelan por separado. El sistema hidráulico encabeza la prioridad con un riesgo efectivo de 0.535, sostenido por su condición crítica, de modo que su primer lugar no admite discusión. Por debajo, en cambio, el orden ya no lo fija el riesgo individual sino el peso estructural. El mando final frontal izquierdo ocupa el segundo lugar, con 0.281, arrastrado por su riesgo Medio. El motor de corriente continua trasero izquierdo asciende al tercero, con 0.245, pese a registrar un riesgo apenas Bajo, porque una falla suya se propagaría por la cadena de tracción. El motor diésel conserva el cuarto puesto, con 0.189, aun teniendo un riesgo individual bajo, sostenido por su papel de fuente primaria de potencia. Los mandos finales restantes muestran el efecto inverso, ya que su escaso peso estructural los deja al final de la lista aunque su riesgo iguale al de los motores de tracción que los anteceden. Esta reordenación demuestra el valor del enfoque, ya que la prioridad de mantenimiento no se basa únicamente en qué componente está peor, sino en cuál concentra el mayor riesgo que de verdad importa para el equipo completo.

A partir del IRF de nivel Medio y del ranking anterior, el sistema emite una recomendación global de reforzar las inspecciones y evaluar restricciones de uso, e identifica como subsistemas críticos prioritarios el sistema hidráulico, el mando final frontal izquierdo y el motor de corriente continua trasero izquierdo. Las acciones específicas sugeridas para cada uno son las siguientes.

- **Sistema hidráulico**, con un IRS de 9.222 en nivel Muy alto. Inspeccionar de forma regular conexiones y mangueras para detectar fugas de fluido y sustituir de inmediato los componentes desgastados. Sostener un programa de análisis de aceite hidráulico que permita seguir la contaminación y el desgaste interno, ajustando los intervalos de cambio según los resultados, ya que la condición crítica de este subsistema proviene precisamente de los niveles de silicio

y aluminio detectados en el aceite.

- **Mando final frontal izquierdo**, con un IRS de 5.500 en nivel Medio. Verificar el estado de engranajes y cojinetes buscando signos de desgaste excesivo o daño, y reemplazar las piezas defectuosas antes de que la falla se produzca. Lubricar de forma adecuada los componentes móviles y revisar la tensión de pernos y tornillos para evitar desalineaciones.
- **Motor de corriente continua trasero izquierdo**, con un IRS de 2.049 en nivel Bajo. Realizar pruebas eléctricas para descartar cortocircuitos o problemas de aislamiento, y limpiar y ajustar las conexiones. Revisar el sistema de enfriamiento para asegurar que no existan obstrucciones. Aunque su riesgo individual es bajo, su posición en la cadena de tracción amplifica las consecuencias de una eventual falla, lo que justifica adelantar la inspección.

Cada una de estas acciones se desprende de las variables de condición que dominan el deterioro del subsistema correspondiente, de modo que el mantenedor puede rastrear la recomendación hasta la evidencia física que la sustenta y decidir con ese respaldo.

10.7 Resultados del análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad descrito en la metodología se aplicó sobre el modelo con el equipo en su estado actual, esto es un IOR de 3.686, un ITS de 6.353 y un IRF de 5.694. Cada uno de los cinco estudios perturba un elemento y observa el efecto sobre los índices y sobre el ranking.

10.7.1. Efecto del parámetro de balance de la agregación

El ITS es una interpolación lineal entre el promedio ponderado, que vale 2.050 y sería el índice si $\lambda = 0$, y el peor caso, que vale 9.222 y sería el índice si $\lambda = 1$. Al recorrer λ de 0 a

1, el ITS cruza la frontera del nivel Medio en $\lambda = 0,272$, la del nivel Alto en $\lambda = 0,551$ y la del nivel Muy alto en $\lambda = 0,830$. El valor adoptado de $\lambda = 0,6$ queda dentro del tramo Alto con holgura por ambos lados, de modo que la clasificación del equipo no depende de haber afinado el parámetro, ya que cualquier valor entre aproximadamente 0.55 y 0.83 conduce al mismo nivel. El IRF, en cambio, no responde de forma lineal porque el ITS ingresa al bloque difuso final, y su curva avanza por escalones, ya que se mantiene casi plana mientras el ITS permanece dentro de una misma categoría difusa y salta cuando la cruza. Con el valor adoptado el IRF queda en 5.694 y se mantiene en nivel Medio en el tramo de trabajo, para pasar a nivel Alto solo si el parámetro se lleva cerca de 0.8, donde la agregación prácticamente se reduce al peor caso. La Figura 13 muestra ambas curvas.

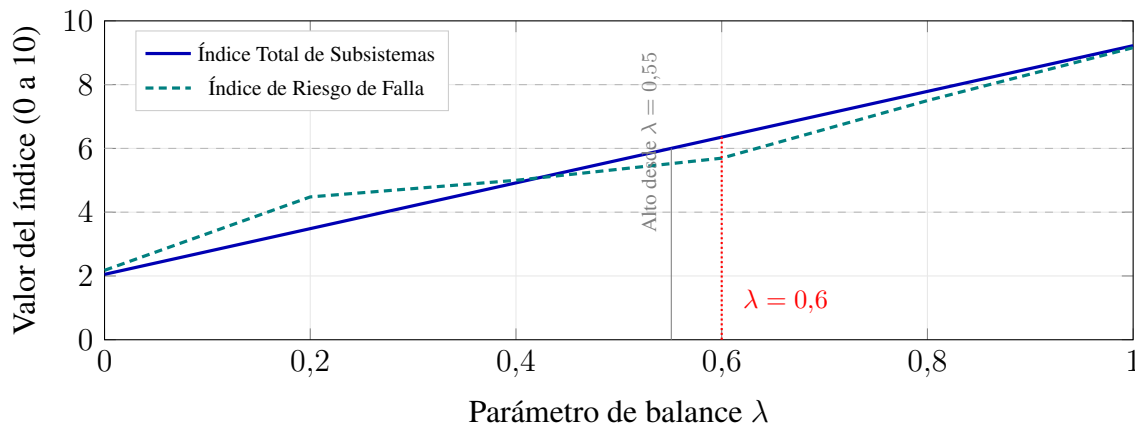


Figura 13: Índice Total de Subsistemas e Índice de Riesgo de Falla al variar el parámetro de balance. Las líneas horizontales marcan las fronteras entre categorías.

10.7.2. Perturbación de la matriz DEMATEL

La matriz de influencia contiene 36 celdas no nulas, que son las que representan una relación causal declarada entre subsistemas y, por tanto, las únicas sujetas a perturbación. En principio, aplicar las dos direcciones (+1 y -1) a cada una produciría $36 \times 2 = 72$ variantes; sin embargo,

10 de esas celdas ya se encuentran en el valor máximo de la escala (4), de modo que no admiten el incremento $+1$ sin salir del dominio válido y en ellas solo se conserva la perturbación -1 . La reducción, en cambio, nunca queda fuera de rango, pues toda celda no nula vale al menos 1 y $1 - 1 = 0$ sigue siendo admisible. El conteo efectivo es entonces 26 celdas que aportan dos variantes cada una (52) más 10 celdas que aportan una sola (10), lo que arroja un total de 62 variantes válidas.

Sobre el conjunto de las 62 variantes el ITS se mantuvo siempre dentro de un rango muy estrecho, entre 6,322 y 6,384, con una amplitud total de apenas 0,062 puntos y una desviación máxima respecto del valor base (6,353) de $\pm 0,032$. En ningún caso el índice abandonó la banda Alto ($[6, 8]$), por lo que la clasificación del equipo no se ve alterada por la imprecisión de los juicios. Los propios pesos α se desplazan de forma marginal: el más sensible es el del subsistema hidráulico, que varía a lo sumo 2,1 puntos porcentuales, sin que ninguno cambie su orden de magnitud. En consecuencia, el ranking de criticidad se conserva de manera casi total: el grupo de los tres subsistemas más críticos se mantuvo idéntico en 60 de las 62 variantes (96,8 %), y las dos excepciones correspondieron a reordenamientos menores entre subsistemas de baja incidencia que en ningún caso afectaron el predominio del hidráulico.

La Figura 14 resume el efecto de cada juicio sobre el ITS mediante un diagrama de tornado. Para cada celda perturbada se indica el ITS que resulta al reducirla en una unidad (punto naranja) y al aumentarla (punto azul), ordenadas de mayor a menor amplitud, se muestran las doce celdas de mayor incidencia, y la línea roja discontinua marca el valor base. Se aprecia que solo unas pocas celdas mueven el índice de forma perceptible, encabezadas por la influencia del hidráulico sobre el motor diésel (HID $\rightarrow$ MD), única que abarca la totalidad del rango, mientras que la gran mayoría de las 36 celdas produce variaciones inferiores a 0,01 puntos. La estrechez del conjunto,

concentrado en torno a 6,353 y muy dentro de la banda Alto, confirma que los pesos son robustos y que la clasificación del equipo no depende de la precisión fina de los juicios expertos.

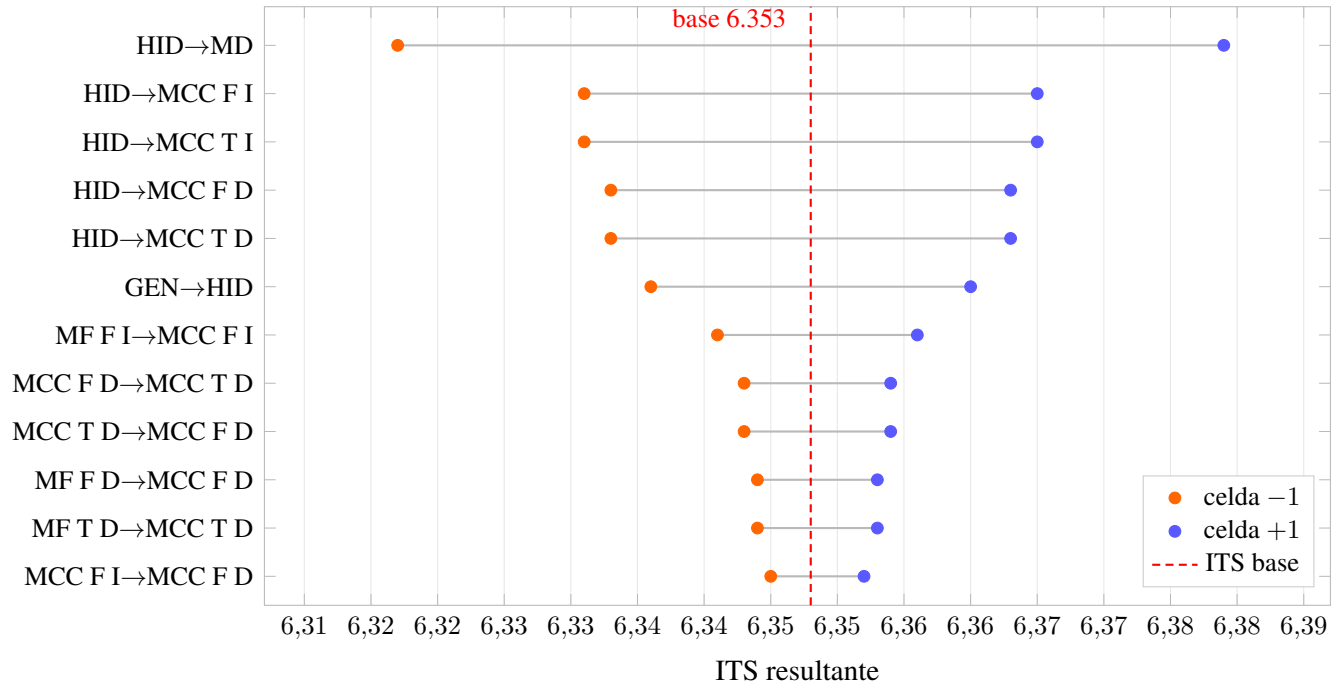


Figura 14: Diagrama de tornado del efecto de cada juicio de la matriz de influencia sobre el ITS. Para las doce celdas de mayor incidencia se muestra el ITS que resulta al perturbarlas en -1 (naranja) y $+1$ (azul); la línea discontinua indica el ITS base (6,353). Las 62 variantes permanecen dentro de la banda Alto.

10.7.3. Influencia de cada subsistema sobre el índice del equipo

Para saber a qué subsistema es más sensible el resultado, se subió y se bajó el riesgo de cada uno en un punto, dejando fijos los demás y se midió cuánto se desplazaba el ITS. El sistema hidráulico domina por amplio margen, con un vaivén de 1.108 que lleva el índice de 5.730 a 6.838, cerca de diez veces mayor que el de cualquier otro subsistema, esto tiene sentido dado que esta subsistema originalmente ya se encuentra en la clasificación Muy Alto lo que impacta de sobremanera al indicador ITS. El motor diésel le sigue con 0.112, el generador con 0.097, los cuatro motores de corriente continua con 0.095 cada uno y los cuatro mandos finales con apenas

0.041. En términos prácticos, el índice del equipo está gobernado casi por completo por el sistema hidráulico, que es el dato que conviene medir con más cuidado y vigilar con mayor frecuencia. La Figura 15 presenta el diagrama de tornado.

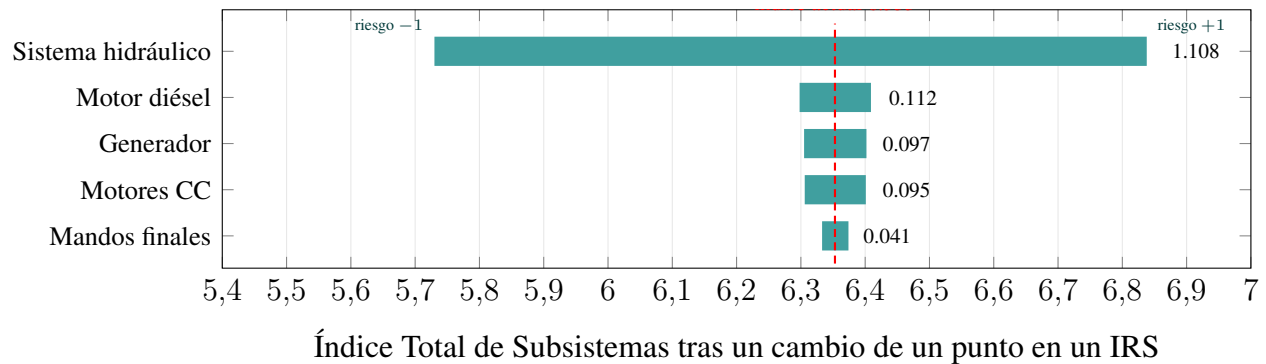


Figura 15: Diagrama de tornado. Cada barra va del índice con el riesgo de ese subsistema un punto más bajo al índice con un punto más alto, y su ancho es el vaivén total. Las filas de motores de corriente continua y de mandos finales representan sus cuatro instancias.

10.7.4. Escenarios de estrés

Se construyeron cuatro escenarios sobre el estado actual y se recalcularon los índices en cada uno, con el fin de comprobar que el modelo reacciona en la dirección que un mantenedor esperaría. La Tabla 22 resume los resultados y la Figura 16 los representa.

Tabla 22: Índices del equipo en los escenarios de estrés

Escenario	Descripción	ITS	Nivel	IRF	Nivel
S0	Estado actual	6.353	Alto	5.694	Medio
S1	Sistema hidráulico reparado	3.929	Bajo	4.926	Medio
S2	Un mando final en estado crítico	6.511	Alto	6.025	Alto
S3	Contexto adverso, con $IOR = 7$	6.353	Alto	5.936	Medio

Nota. En S1 el IRS del sistema hidráulico se lleva a 1 y en S2 el IRS del subsistema correspondiente se lleva a 9. En S3 solo cambia el contexto, por lo que el ITS no se altera. Elaboración propia.

Reparar el sistema hidráulico es lo único que baja el estado interno del equipo a nivel Bajo, con un ITS de 3.929, lo que confirma que es el subsistema que gobierna el riesgo actual. Aun así

el IRF se mantiene en nivel Medio, con 4.926, porque el resto de los subsistemas y el contexto siguen aportando. Que el mando final entre en estado crítico eleva el IRF a nivel Alto, con 6.025. Un contexto más adverso por sí solo deja el IRF en nivel Medio, con 5.936, lo que vuelve a mostrar que la palanca del riesgo está en los subsistemas y no en las condiciones de operación. El modelo se endurece ante una falla real y se relaja tras una reparación, tal como espera un equipo de mantenimiento.

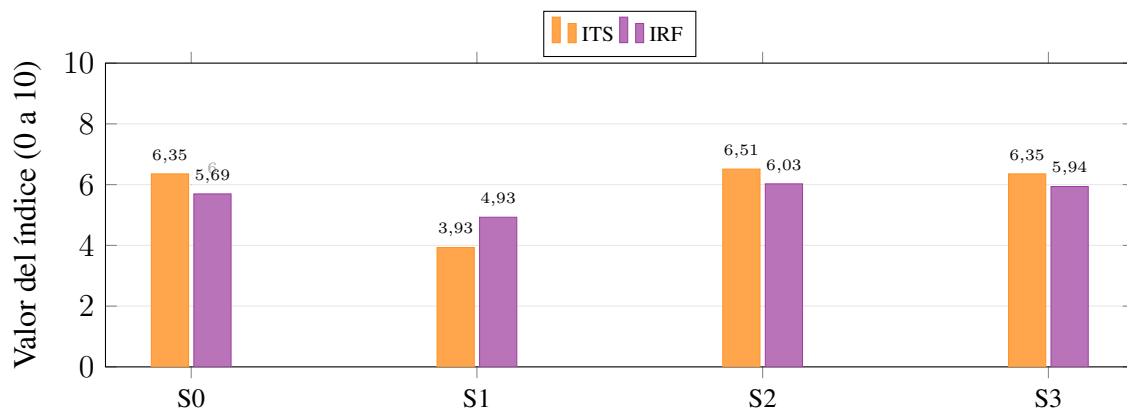


Figura 16: Índice Total de Subsistemas e Índice de Riesgo de Falla por escenario. S0 es el estado actual, S1 repara el sistema hidráulico, S2 lleva un mando final a estado crítico y S3 empeora el contexto operacional.

10.7.5. Alcance del contexto operacional sobre el riesgo final

Como el ITS y el IOR son entradas independientes que solo se combinan en el bloque final, se mantuvo fijo el ITS en su valor actual y se recorrió el IOR en todo su rango. Con los subsistemas en su estado actual, el IRF se mantiene en nivel Medio en casi todo el rango del contexto, ya que parte de 4.273 con un contexto nulo, se estabiliza en 5.694 entre valores de 3 y 6, y sube apenas a 5.936 con un contexto de 7 a 8. Solo cuando el IOR llega a 9 el IRF salta a 9.152. Como el contexto real del equipo es Bajo, con 3.686, el riesgo Medio proviene del estado de los subsistemas y no del contexto, de modo que mejorar las condiciones de operación no reduciría el riesgo del equipo.

La palanca que importa sigue siendo el sistema hidráulico. La Figura 17 traza el IRF frente al contexto.

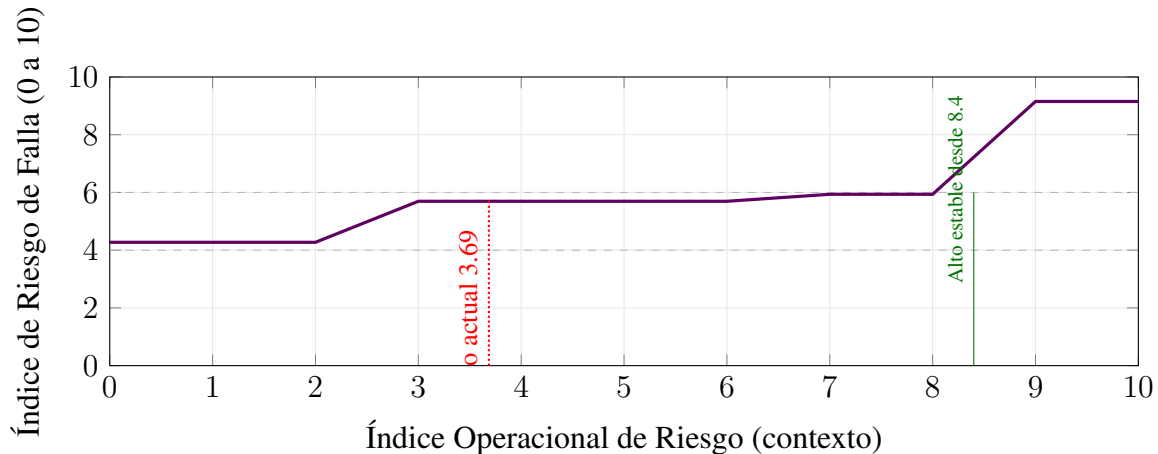


Figura 17: Índice de Riesgo de Falla en función del contexto operacional, con el Índice Total de Subsistemas fijo en su valor actual.

En conjunto, los cinco estudios apuntan en la misma dirección, indicando que la evaluación es robusta, ya que el equipo se mantiene en nivel Alto en los subsistemas y en nivel Medio en el riesgo final ante cambios razonables del parámetro de balance, de los juicios de la matriz de influencia y del riesgo de los subsistemas sanos. Donde el modelo es sensible lo es por la razón correcta, el sistema hidráulico, que es a la vez el subsistema crítico y el que gobierna el resultado. Ninguno de los estudios cambia el mensaje práctico, ya que el sistema hidráulico es la prioridad y esa lectura no depende de una sola elección de modelado. Con esto queda cubierta la parte del sexto objetivo específico referida a la robustez de la evaluación frente a variaciones razonables de los parámetros del modelo.

10.8 Síntesis de resultados y relación con los objetivos

La aplicación del sistema al caso de estudio permitió recorrer de extremo a extremo la arquitectura propuesta y obtener, sobre datos reales de terreno, una evaluación de riesgo completa

y trazable del equipo. Los valores finales son un contexto operacional de riesgo bajo, con $IOR = 3,686$, un estado interno de los subsistemas de riesgo alto, con $ITS = 6,353$, y un Índice de Riesgo de Falla global de nivel medio, con $IRF = 5,694$, cuya estabilidad quedó comprobada mediante el análisis de sensibilidad. En conjunto, los resultados confirman el cumplimiento de los objetivos planteados.

La identificación de las variables operacionales y técnicas, y la sistematización del conocimiento experto, se materializaron en los valores de entrada que alimentaron tanto el contexto operacional, con IU , IM e IE , como cada subsistema, con $Cond_{sub}$, S_{sub} y O_{sub} . El diseño de la estructura lógica del sistema de inferencia quedó demostrado al producir salidas coherentes e interpretables en sus tres bloques, en las que cada índice es rastreable hasta las variables que lo originan, como ilustran las funciones de membresía presentadas a lo largo de la sección. La incorporación de las interdependencias causales mediante DEMATEL permitió distinguir los subsistemas impulsores, que son el motor diésel y el generador, de los receptores, que son los motores de corriente continua y los mandos finales, y ponderar la agregación según la importancia estructural real. La aplicación al cargador frontal entregó no solo un índice global, sino un ranking de criticidad y un conjunto de recomendaciones accionables, lo que evidencia su valor como herramienta de soporte a la decisión que asiste sin reemplazar el juicio del especialista de mantenimiento. Finalmente, la evaluación de la interpretabilidad y la coherencia con el juicio experto, junto con el análisis de sensibilidad, completan el sexto objetivo específico.

11 Conclusiones

Esta memoria tuvo como propósito diseñar un sistema de inteligencia artificial interpretable, basado en lógica difusa, capaz de integrar el conocimiento experto y los parámetros operacionales para estimar un índice de riesgo de falla que apoye y no reemplace, la toma de decisiones de mantenimiento predictivo. El desarrollo realizado y su aplicación al caso de un cargador frontal de gran capacidad en operación minera a rajo abierto permiten concluir que ese propósito se alcanzó. El sistema produjo una evaluación de riesgo completa, coherente y trazable del equipo, sintetizada en un Índice de Riesgo de Falla de 5.694, de nivel medio, construido de extremo a extremo a partir de variables comprensibles para el especialista.

Respecto del primer y el segundo objetivo específico, el trabajo identificó y estructuró las variables operacionales y técnicas que gobiernan el riesgo de falla, tanto a nivel global del equipo, con la intensidad de uso, el índice de mantenimiento y el índice de entorno operacional, como a nivel de cada subsistema, con la condición, la criticidad de falla y la ocurrencia. Además, sistematizó el conocimiento experto mediante un cuestionario técnico que tradujo el juicio cualitativo del personal a valores cuantitativos sobre una escala común. Este levantamiento demostró que es posible alimentar un sistema de mantenimiento predictivo sin depender de una infraestructura de sensorización extensa, algo especialmente pertinente en faenas de baja madurez digital.

En relación con el tercer y el cuarto objetivo, se diseñó y se puso en funcionamiento una arquitectura de inferencia difusa jerárquica de tipo Mamdani, organizada en tres bloques encadenados, el índice operacional de riesgo, los índices de riesgo por subsistema y el índice total de subsistemas, que convergen en el índice de riesgo de falla final. La incorporación del método DEMATEL permitió modelar las interdependencias causales entre los once subsistemas evaluados. El

análisis identificó al motor diésel y al generador principal como los subsistemas impulsores del sistema, en coherencia con su rol de fuente primaria de potencia en un equipo de accionamiento diésel eléctrico, y a los motores de corriente continua y los mandos finales como subsistemas receptores. De este modo, la agregación del riesgo dejó de ser un promedio uniforme para reflejar la importancia estructural real de cada componente.

El quinto y el sexto objetivo se cumplieron al aplicar el sistema sobre datos reales de terreno y al evaluar la calidad de sus salidas. La aplicación entregó no solo el índice global, sino un perfil de riesgo por subsistema y un ranking de criticidad operativamente accionable, encabezado por el sistema hidráulico. La evaluación de las salidas confirmó tres propiedades centrales del enfoque, la primera es su interpretabilidad y trazabilidad, ya que cada índice puede recorrerse en sentido inverso, desde el resultado final hasta las variables de condición, criticidad de falla y ocurrencia que lo originan, de modo que el especialista puede auditar el porqué de cada evaluación. La segunda es su coherencia con el juicio experto, ya que el sistema señaló como crítico al sistema hidráulico, en estado de deterioro avanzado, y situó por sobre los componentes sanos a aquellos cuya posición en la cadena de potencia amplifica las consecuencias de una falla, conclusiones que un especialista de mantenimiento validaría sin dificultad.

La tercera propiedad es la robustez, dado que el análisis de sensibilidad mostró que el equipo permanece en nivel Alto en los subsistemas y en nivel Medio en el riesgo final ante variaciones razonables del factor de balance de la agregación, de los juicios de la matriz de influencia y del riesgo de los subsistemas sanos, de modo que la evaluación no depende de una calibración afortunada de los parámetros. Donde el modelo sí resulta sensible lo es por la razón correcta, el sistema hidráulico, que es a la vez el subsistema crítico y el que gobierna el resultado del equipo.

Estos hallazgos permiten responder las interrogantes que orientaron la investigación. Es

posible estructurar un sistema de inteligencia artificial interpretable que integre datos operacionales y conocimiento experto para estimar el riesgo de falla. Las variables relevantes para hacerlo en entornos de infraestructura limitada son aquellas que el experto puede valorar directamente sobre una escala lingüística. Las interdependencias entre subsistemas pueden modelarse mediante DEMATEL para que la agregación refleje la criticidad estructural y no un simple promedio, además la explicabilidad y la trazabilidad del sistema difuso fortalecen la confianza del personal al exhibir un razonamiento auditable, a diferencia de los modelos de caja negra. En conjunto, la incorporación explícita del conocimiento experto no solo hace viable la herramienta donde escasean los datos, sino que la convierte en un instrumento de soporte a la decisión centrado en el ser humano. Su principal contribución es ofrecer una arquitectura de evaluación de riesgo confiable, interpretable y consciente de la criticidad, cuya estabilidad quedó comprobada mediante el análisis de sensibilidad, alineada con el paradigma de la Industria 5.0 de aumentar las capacidades del especialista en lugar de sustituirlas.

12 Discusión

Los resultados se discuten en tres planos ligados a la simbiosis humano e inteligencia artificial, la interpretabilidad, la confianza y la adopción, y lo que el trabajo implica para la Industria 5.0. A ellos se suman los dos aportes metodológicos que sostienen esos planos, la agregación híbrida y el riesgo efectivo.

La interpretabilidad de extremo a extremo es lo que distingue a esta propuesta de un enfoque de caja negra. Un modelo opaco se limitaría a devolver un número. Aquí, en cambio, cada índice se descompone en sus contribuyentes. El IRF se explica por el IOR y el ITS, el ITS por los IRS y sus pesos, y cada IRS por la condición, la criticidad de falla y la ocurrencia, que a su vez descansan en variables físicas medibles. Poder auditar la plausibilidad física de cada diagnóstico lleva a la práctica los principios de una inteligencia artificial explicable, consciente del riesgo y centrada en el ser humano (Mathieu et al., 2026). Frente a la crítica clásica al RPN del FMEA, donde distintas combinaciones producen el mismo valor (Gallab et al., 2019), la arquitectura difusa jerárquica mantiene separadas las causas del riesgo y explica por qué dos subsistemas con un IRS parecido pueden requerir intervenciones distintas según su rol estructural.

El primer aporte metodológico que conviene discutir es la agregación híbrida del índice total de subsistemas, dado que los resultados mostraron con nitidez que un promedio ponderado puro habría clasificado al equipo en un nivel de riesgo bajo, con un valor de 2.050, al diluir el estado crítico del sistema hidráulico entre los subsistemas sanos. Físicamente esa conclusión sería errónea, porque un activo con un subsistema en condición crítica no puede considerarse de bajo riesgo. La combinación del peor caso con el promedio ponderado corrigió la subestimación y elevó el índice a un nivel alto, con 6.353, más representativo de la realidad operacional, este comporta-

miento, análogo a la lógica prudente empleada en la construcción del indicador de condición, es una contribución generalizable a cualquier esquema de agregación de riesgo que deba ser sensible a fallas severas puntuales sin perder la información del conjunto.

El segundo aporte es la noción de riesgo efectivo, el producto entre el riesgo individual de un subsistema y su peso de importancia estructural, debido a ello el orden del riesgo de los subsistemas ya no lo fija el riesgo individual, sino el el conjunto con peso estructural. El motor de corriente continua trasero izquierdo asciende al tercer lugar pese a un riesgo individual bajo, porque una falla suya se propagaría por la cadena de tracción, y el motor diésel conserva el cuarto puesto aun teniendo un riesgo individual bajo, por su papel de fuente primaria de potencia. Los mandos finales muestran el efecto inverso, ya que su escaso peso estructural los deja al final de la lista aunque su riesgo iguale al de los motores que los anteceden. Esta reordenación, que ni el riesgo individual ni el peso DEMATEL revelan por separado, traduce el análisis en una guía de acción más fina, en la que la prioridad no recae solo sobre el componente en peor estado, sino sobre aquel que concentra el mayor riesgo relevante para la continuidad operacional. La integración de DEMATEL con la inferencia difusa, por tanto, no solo pondera la agregación, sino que reorienta la decisión.

El análisis de sensibilidad, por su parte, refuerza la propuesta, mostrando que el veredicto de riesgo Medio y la prioridad sobre el sistema hidráulico sobreviven a cambios razonables del parámetro de balance, de los juicios expertos que sostienen los pesos estructurales y del riesgo de los subsistemas sanos. Esto importa en un método pensado para operar con datos escasos, donde cada entrada arrastra incertidumbre, y responde al criterio que Demir et al. (2024) asocian a la credibilidad de un modelo de decisión. El estudio también afina la lectura de los resultados, porque el riesgo del equipo resultó gobernado casi por completo por la condición física del sistema

hidráulico, de manera que la evaluación es estable justamente porque se apoya en un componente bien identificado y no en un equilibrio frágil entre muchos. Cabe reconocer, con todo, un límite del cuadro actual, esto a raíz de que el equipo está sano salvo en el sistema hidráulico, los pesos estructurales reordenan más la mitad inferior del ranking que su encabezado. Su valor sería mayor en una máquina cuyos problemas se ubicaran en los subsistemas más centrales, donde una falla se propaga, que es el escenario en que una prioridad construida sobre el riesgo efectivo modificaría en mayor medida un plan de mantenimiento.

Esa transparencia es también la vía por la que se construye la confianza y se hace posible la adopción. El personal técnico rara vez respalda una recomendación cuyo origen no puede rastrear. Al mostrar la cadena que va desde el análisis de aceite hasta el ranking de criticidad, el sistema ofrece la clase de evidencia que un especialista necesita para hacer suya la decisión. Que el experto participe de forma explícita en el ciclo refuerza este efecto, porque quien definió las variables, validó las reglas y ponderó las influencias reconoce su propio juicio en las salidas del modelo, lo que reduce la resistencia habitual hacia las herramientas que se perciben impuestas desde fuera. La elección de una agregación híbrida de sesgo conservador apunta en la misma dirección para decisiones sobre activos de alto impacto, ya que subestimar un riesgo crítico cuesta más que sobreestimarlos, y una herramienta que se equivoca por prudencia resulta más creíble para quien responde por la seguridad de la operación. En esa línea, la superación de la barrera de datos es otro factor de adopción. Al fundamentarse en el conocimiento experto formalizado mediante lógica difusa, el sistema hace operativo el mantenimiento predictivo justamente donde los enfoques intensivos en datos fracasan, en faenas con sensorización limitada y baja madurez digital, y extiende la idea de los sistemas de soporte a decisiones híbridos (Mitrofaní et al., 2020) al añadir la descomposición jerárquica del riesgo y la ponderación causal de los subsistemas, que la literatura consultada no

integra de forma conjunta. DEMATEL aporta además una dimensión que los métodos que asumen criterios independientes pasan por alto, la propagación de fallas a lo largo de la cadena de potencia, en línea con la advertencia de Qu et al. (2026) sobre el papel de los flujos de datos en la amplificación del riesgo.

En términos prácticos, la herramienta puede desplegarse en terreno. No exige una inversión pesada en instrumentación, porque se alimenta de variables de condición que ya se recogen mediante análisis de aceite, mediciones de rutina y otras inspecciones. Comunica sus conclusiones en el lenguaje del mantenedor y respalda cada recomendación con la evidencia que la sostiene. Que la salida apunte a la acción, y no se detenga en el diagnóstico, la alinea con desarrollos recientes en gestión de activos que transitan desde la identificación del defecto hacia la propuesta de intervenciones justificadas, con el especialista siempre como quien evalúa y decide (Yang et al., 2026). La propia arquitectura deja espacio para una extensión hacia un asistente capaz de aprender de las decisiones ya validadas, algo que se retoma entre las líneas de trabajo futuro. El resultado es una capa de análisis que organiza y refuerza el juicio del experto, lo deja por escrito y abierto a auditoría, y posiciona el trabajo dentro de la conversación contemporánea sobre el diseño de sistemas de decisión industriales en la era de la Industria 5.0.

13 Limitaciones y trabajo futuro

Los alcances de esta memoria deben leerse a la luz de un conjunto de limitaciones que, a su vez, delinean líneas de trabajo futuro. La primera es de validez externa. El sistema se aplicó a un único equipo en una única faena, de modo que sus resultados numéricos son ilustrativos del funcionamiento del modelo y no generalizables sin más a otros activos o contextos. Extender el estudio a una flota de equipos y a distintas operaciones permitiría evaluar la robustez y la transferibilidad del enfoque.

Una segunda limitación, de carácter metodológico, es que la evaluación de las salidas se realizó mediante el contraste cualitativo con el juicio experto y no mediante una validación cuantitativa contra registros históricos de falla. La coherencia con el criterio del especialista es un primer nivel de validación legítimo y suficiente para los fines de esta memoria, pero una verificación más exigente requeriría comparar las predicciones del sistema con el comportamiento real de los equipos a lo largo del tiempo y calcular métricas de desempeño predictivo. Esta es, probablemente, la dirección de trabajo futuro más relevante para consolidar la confiabilidad del modelo y, con ella, la confianza del usuario.

Una tercera limitación se relaciona con la naturaleza de la información de entrada. Como el modelo se nutre del conocimiento experto, sus resultados dependen de las valoraciones que entrega el personal y son, por tanto, sensibles a la subjetividad y a posibles sesgos individuales. El instrumento de levantamiento estructurado atenúa este efecto, pero no lo elimina. Incorporar a varios expertos y aplicar técnicas de consenso, como análisis de consistencia o métodos difusos de tipo Delphi, permitiría robustecer los insumos del sistema y cuantificar la incertidumbre asociada al juicio humano.

Una cuarta limitación es que el modelo entrega una evaluación estática, correspondiente a una fotografía del estado del equipo en un instante determinado, y no captura de manera explícita la dinámica temporal del deterioro. Integrar la evolución de los indicadores en el tiempo, o tendencias de condición, ampliaría el carácter predictivo del sistema hacia un seguimiento continuo. En la misma línea, la calibración de ciertos parámetros se sustenta en criterios expertos. El análisis de sensibilidad realizado abordó el factor de balance de la agregación híbrida, los juicios de la matriz de influencia y el riesgo de cada subsistema, y mostró que la evaluación se mantiene estable frente a ellos. Queda pendiente extenderlo a la forma de las funciones de membresía y a las bases de reglas, lo que exigiría rehacer la inferencia difusa completa y no solo la capa de agregación.

Por último, y en coherencia con el marco de simbiosis humano-IA que orienta esta investigación, el sistema implementa una captura de conocimiento esencialmente unidireccional, ya que incorpora el saber del experto pero todavía no aprende de la retroalimentación derivada de su uso. Desarrollar mecanismos de coadaptación, en los que las salidas validadas o corregidas por el especialista ajusten de forma progresiva las reglas y los parámetros del modelo, es una extensión natural y prometedora. A ello se suman el desafío de la escalabilidad, ya que el levantamiento de la matriz de interdependencias crece de forma cuadrática con el número de subsistemas, y el de la implementación del modelo como una herramienta desplegada, con una interfaz que facilite su adopción efectiva en la operación. En conjunto, estas líneas perfilan la evolución del sistema desde un prototipo de evaluación interpretable hacia un asistente de mantenimiento adaptativo, plenamente integrado en el flujo de decisión de la faena.

14 Declaración sobre el uso de inteligencia artificial

Durante la preparación de este trabajo, el autor utilizó herramientas de inteligencia artificial generativa como apoyo, siempre bajo supervisión y control humano. El detalle es el siguiente:

- **NotebookLM (Google)** se empleó para analizar y sintetizar la literatura científica del marco teórico. Con esta herramienta se extrajeron los puntos más relevantes de los documentos fuente, se elaboraron resúmenes técnicos y se localizaron contenidos específicos dentro de cada documento.
- **Claude (Anthropic)** sirvió de apoyo para estructurar y redactar distintas secciones, mejorar la claridad del texto, traducir el resumen al inglés y dar formato a tablas y figuras en $\text{\LaTeX}$.
- **ChatGPT (OpenAI)** apoyó la comprensión de conceptos técnicos avanzados y la redacción de contenidos.

Tras usar estas herramientas, el autor revisó, editó y validó la totalidad del contenido según fue necesario, y asume la plena responsabilidad por lo expuesto en este trabajo. Las referencias citadas se seleccionaron y verificaron por su relevancia y validez académica. Las herramientas de inteligencia artificial no reemplazaron el pensamiento crítico, la experiencia ni el juicio del autor, ni figuran como autoras del trabajo.

15 Anexos

A continuación, se presentan los documentos complementarios y el material de respaldo utilizado durante el desarrollo de esta memoria, orientada al sistema de inteligencia artificial interpretable para el mantenimiento predictivo.

15.1 Anexo A: Formularios de Levantamiento de Información Experta

Por motivos de confidencialidad y resguardo de la información, no se adjuntan las respuestas directas de los especialistas. En su lugar, se presentan los enlaces a los formularios vacíos estructurados que se utilizaron para la recopilación de datos y la evaluación de los activos:

- **Parte 1:** <https://form.jotform.com/261248496564670>
- **Parte 2:** <https://form.jotform.com/261414103907651>
- **Parte 3:** <https://form.jotform.com/261249160544657>

15.2 Anexo B: Código Python del Modelo

En esta sección se presenta el código fuente utilizado para el desarrollo e implementación computacional del modelo de inferencia difusa.

```
[ ]: # -*- coding: utf-8 -*-
      """
=====
      MODELO DIFUSO JERÁRQUICO DE RIESGO DE FALLA (IRF) - CARGADOR FRONTAL
=====

Archivos que hay que subir (4):
    estructura_contexto.xlsx      estructura_subsistemas.xlsx
    reglas_subsistemas.xlsx      estructura_irf.xlsx

Requisitos:  numpy, matplotlib, openpyxl
=====
      """
import os, re, glob, unicodedata
import numpy as np

LAMBDA_COND = 0.7
LAMBDA_ITS  = 0.6
PASO_CENTROIDE = 0.001

# -----
#  CLAVE DE API
# -----
API_KEY = ""

# Modo auditoría: si True, imprime TODO el proceso difuso paso a paso
# (fuzzificación, reglas activadas y su fuerza, agregación y centroide).
DETALLE = True

SUBSISTEMAS = [
    "Motor Diesel", "Generador", "Hidráulico",
    "Motor corriente continua frontal derecho", "Mando final frontal derecho",
    "Motor corriente continua frontal izquierdo", "Mando final frontal_
↪ izquierdo",
    "Motor corriente continua trasero derecho", "Mando final trasero derecho",
```

```

    "Motor corriente continua trasero izquierdo", "Mando final trasero_
↪ izquierdo",
]
TRAP_COND = {"Normal": (0,0,6,7), "Alerta": (6,7,7,8), "Crítico": (8,9,10,10)}
RULES_IRF_RESPALDO = {
    "Muy bajo": {"Muy bajo": "Muy bajo", "Bajo": "Muy bajo", "Medio": "Bajo", "Alto":
↪ "Medio", "Muy alto": "Alto"},
    "Bajo": {"Muy bajo": "Muy bajo", "Bajo": "Bajo", "Medio": "Medio", "Alto":
↪ "Medio", "Muy alto": "Alto"},
    "Medio": {"Muy bajo": "Bajo", "Bajo": "Bajo", "Medio": "Medio", "Alto":
↪ "Alto", "Muy alto": "Muy alto"},
    "Alto": {"Muy bajo": "Bajo", "Bajo": "Bajo", "Medio": "Medio", "Alto": "Muy_
↪ alto", "Muy alto": "Muy alto"},
    "Muy alto": {"Muy bajo": "Medio", "Bajo": "Medio", "Medio": "Alto", "Alto": "Muy_
↪ alto", "Muy alto": "Muy alto"},
}
N5 = ["Muy bajo", "Bajo", "Medio", "Alto", "Muy alto"]
N4 = ["Bajo", "Medio", "Alto", "Muy alto"]
N3 = ["Normal", "Alerta", "Crítico"]

def trap(x,a,b,c,d):
    x=np.asarray(x,dtype=float)
    with np.errstate(divide="ignore",invalid="ignore"):
        izq=np.where(b>a,(x-a)/np.where(b>a,b-a,1.0),1.0)
        der=np.where(d>c,(d-x)/np.where(d>c,d-c,1.0),1.0)
    mu=np.clip(np.minimum(np.minimum(izq,der),1.0),0.0,1.0)
    return np.where((x<a)|(x>d),0.0,mu)

def mu_dict(valor,trapecios):
    return {k:float(trap(valor,*trapecios[k])) for k in trapecios}

def centroide(alturas,trapecios,niveles,x=None):
    if x is None: x=np.arange(0.0,10.0+PASO_CENTROIDE,PASO_CENTROIDE)
    agg=np.zeros_like(x)
    for k in niveles:
        h=alturas.get(k,0.0)
        if h>0: agg=np.maximum(agg,np.minimum(h,trap(x,*trapecios[k])))
    s=agg.sum()
    return float((x*agg).sum()/s) if s>0 else 0.0

def clasif5(v):
    return ("MUY BAJO" if v<2 else "BAJO" if v<4 else "MEDIO" if v<6 else_
↪ "ALTO" if v<8 else "MUY ALTO")

def trapecios_desde_limites(niveles,dominio=(0.0,10.0)):
    lo,hi=dominio

```

```

L=[(inf if inf is not None else lo) for (_,inf,_) in niveles]
U=[(sup if sup is not None else hi) for (_,_,sup) in niveles]
L[0],U[-1]=lo,hi
n=len(niveles); out={}
for i,(nom,_,_) in enumerate(niveles):
    a=L[i]; d=U[i]; b=U[i-1] if i>0 else lo; c=L[i+1] if i<n-1 else hi
    out[nom]=tuple(sorted((a,b,c,d)))
return out

def _num(v):
    m=re.findall(r'?\d+(?:[.]\d+)?',str(v).replace(',','.'))
    return float(m[0]) if m else None
def _num_lista(v):
    return [float(x) for x in re.findall(r'?\d+(?:[.]\d+)?',str(v).
    ↪replace(',','.'))]
def _canon(s):
    s=str(s).lower().strip()
    s=''.join(ch for ch in unicodedata.normalize('NFD',s) if unicodedata.
    ↪category(ch)!='Mn')
    s=s.replace('delantero','frontal')
    return re.sub(r'\s+', ' ',s)
def _localizar(*patrones):
    for p in patrones:
        hits=glob.glob(p)
        if hits: return hits[0]
    return None
def _cargar_ws(ruta):
    import openpyxl
    return openpyxl.load_workbook(ruta,data_only=True).active

def leer_contexto(ruta_estructura=None,ruta_variables=None):
    ruta_estructura=ruta_estructura or _localizar("*estructura_contexto*.
    ↪xlsx","*Estructura_contexto*.xlsx")
    if ruta_estructura is None: raise FileNotFoundError("No encontré_
    ↪estructura_contexto.xlsx")
    ws=_cargar_ws(ruta_estructura)
    iu_vars=[]
    for k in range(3):
        base=2+4*k
        nombre=ws.cell(1,base).value
        iu_vars.append({"nombre":str(nombre).split(">>")[-2].strip() if nombre_
    ↪and ">>" in str(nombre) else str(nombre),
        "peso_bruto":_num(ws.cell(2,base+1).value),"actual":_num(ws.
    ↪cell(2,base+2).value),"maximo":_num(ws.cell(2,base+3).value)})
    im={"wc_bruto":_num(ws.cell(2,33).value),"wq_bruto":_num(ws.cell(2,34).
    ↪value),"N_plan":_num(ws.cell(2,35).value),

```

```

        "N_real":_num(ws.cell(2,36).value),"N_reing":_num(ws.cell(2,37).
↪value),"IC_exp":_num(ws.cell(2,38).value),"IQ_exp":_num(ws.cell(2,39).value)}
        ie_vars=[]
        for base in (47,50,53):
            ie_vars.append({"nombre":str(ws.cell(2,base).value),"peso_bruto":
↪_num(ws.cell(2,base+1).value),"valor":_num(ws.cell(2,base+2).value)})
            trap_IU=trapecios_desde_limites([("Bajo",None,_num(ws.cell(2,26).
↪value)),("Medio",_num(ws.cell(2,27).value),_num(ws.cell(2,28).
↪value)),("Alto",_num(ws.cell(2,29).value),_num(ws.cell(2,30).value)),("Muy_
↪alto",_num(ws.cell(2,31).value),None)])
            trap_IM=trapecios_desde_limites([("Bajo",None,_num(ws.cell(2,40).
↪value)),("Medio",_num(ws.cell(2,41).value),_num(ws.cell(2,42).
↪value)),("Alto",_num(ws.cell(2,43).value),_num(ws.cell(2,44).value)),("Muy_
↪alto",_num(ws.cell(2,45).value),None)])
            trap_IE=trapecios_desde_limites([("Bajo",None,_num(ws.cell(2,71).
↪value)),("Medio",_num(ws.cell(2,72).value),_num(ws.cell(2,73).
↪value)),("Alto",_num(ws.cell(2,74).value),_num(ws.cell(2,75).value)),("Muy_
↪alto",_num(ws.cell(2,76).value),None)])
            trap_IOR=trapecios_desde_limites([("Muy bajo",None,_num(ws.cell(2,77).
↪value)),("Bajo",_num(ws.cell(2,78).value),_num(ws.cell(2,79).
↪value)),("Medio",_num(ws.cell(2,80).value),_num(ws.cell(2,81).
↪value)),("Alto",_num(ws.cell(2,82).value),_num(ws.cell(2,83).value)),("Muy_
↪alto",_num(ws.cell(2,84).value),None)])
            reglas_ior={}; _cat={"muy bajo":"Muy bajo","bajo":"Bajo","medio":
↪"Medio","alto":"Alto","muy alto":"Muy alto"}
            for c in range(1,ws.max_column+1):
                h=ws.cell(1,c).value
                if not (isinstance(h,str) and "combinación de reglas" in h.lower()):
↪continue
                m=re.search(r'>>\s*([>]+?)\s*>>\s*[ii]ndice global',h,re.IGNORECASE)
                if not m: continue
                partes=[p.strip().lower() for p in m.group(1).split('-')]
                if len(partes)!=3: continue
                antecedente=tuple(_cat.get(p,p.title()) for p in partes)
                consecuente=_cat.get(str(ws.cell(2,c).value).strip().lower(),str(ws.
↪cell(2,c).value).strip())
                reglas_ior[antecedente]=consecuente
            return {"iu_vars":iu_vars,"im":im,"ie_vars":ie_vars,"trap_IU":
↪trap_IU,"trap_IM":trap_IM,"trap_IE":trap_IE,"trap_IOR":trap_IOR,"reglas_ior":
↪reglas_ior,"ruta":ruta_estructura}

def leer_estructura_subsistemas(ruta=None):
    ruta=ruta or _localizar("*estructura_subsistemas*.
↪xlsx","*Estructura*subsistema*.xlsx")
    if ruta is None: raise FileNotFoundError("No encontré_
↪estructura_subsistemas.xlsx")

```

```

ws=_cargar_ws(ruta); datos={}; orden=[]
for r in range(2,ws.max_row+1):
    nombre=ws.cell(r,1).value
    if nombre in (None,""): continue
    clave=str(nombre).strip()
    if _canon(clave) in [_canon(k) for k in datos]: continue
    orden.append(clave)
    variables=[]
    for k in range(5):
        cn,cv=2+3*k,4+3*k; cNo,cAl,cCr=18+4*k,19+4*k,20+4*k
        nv=ws.cell(r,cn).value
        if nv in (None,""): continue
        variables.append({"nombre":str(nv).strip(),"valor":ws.cell(r,cv).
↪value,"normal":ws.cell(r,cNo).value,"alerta":ws.cell(r,cAl).value,"critico":
↪ws.cell(r,cCr).value})
        ocurrencia=[{"puntaje":ws.cell(r,c).value,"valor":ws.cell(r,c+1).value}]
↪for c in (37,39,41)]
        severidad=[{"puntaje":ws.cell(r,c).value,"valor":ws.cell(r,c+1).value}]
↪for c in (47,49,51)]
        trap_0=trapecios_desde_limites([("Normal",None,_num(ws.cell(r,43).
↪value)),("Alerta",_num(ws.cell(r,44).value),_num(ws.cell(r,45).
↪value)),("Crítico",_num(ws.cell(r,46).value),None)])
        trap_S=trapecios_desde_limites([("Normal",None,_num(ws.cell(r,53).
↪value)),("Alerta",_num(ws.cell(r,54).value),_num(ws.cell(r,55).
↪value)),("Crítico",_num(ws.cell(r,56).value),None)])
        trap_IRS=trapecios_desde_limites([("Muy bajo",None,_num(ws.cell(r,57).
↪value)),("Bajo",_num(ws.cell(r,58).value),_num(ws.cell(r,59).
↪value)),("Medio",_num(ws.cell(r,60).value),_num(ws.cell(r,61).
↪value)),("Alto",_num(ws.cell(r,62).value),_num(ws.cell(r,63).value)),("Muy
↪alto",_num(ws.cell(r,64).value),None)])
        datos[clave]={"fila":r,"variables":variables,"ocurrencia":
↪ocurrencia,"severidad":severidad,"trap_0":trap_0,"trap_S":trap_S,"trap_IRS":
↪trap_IRS}
    n=len(SUBSISTEMAS); canon_ofi=[_canon(s) for s in SUBSISTEMAS]; A=np.
↪zeros((n,n)); faltantes=[]
    for c in range(1,ws.max_column+1):
        h=ws.cell(1,c).value
        if not (isinstance(h,str) and "Matriz DEMATEL" in h): continue
        m=re.search(r'Si falla\s+([>]+?)\s*>>\s*Afecta a\s+([>]+?)\s*$',h)
        if not m: continue
        src,dst=_canon(m.group(1)),_canon(m.group(2))
        try: i,j=canon_ofi.index(src),canon_ofi.index(dst)
        except ValueError: faltantes.append((m.group(1).strip(),m.group(2).
↪strip())); continue
        if i!=j: A[i,j]=_num(ws.cell(2,c).value) or 0.0

```

```

        return {"subsistemas":datos,"orden":orden,"A":A,"faltantes":
↪faltantes,"ruta":ruta}

def leer_reglas_irs(ruta=None):
    ruta=ruta or _localizar("*reglas_subsistemas*.xlsx","*reglas_subsistema*.
↪xlsx")
    if ruta is None: raise FileNotFoundError("No encontré reglas_subsistemas.
↪xlsx")
    ws=_cargar_ws(ruta)
    _cat3={"normal":"Normal","alerta":"Alerta","critico":"Crítico","crítico":
↪"Crítico"}
    _cat5={"muy bajo":"Muy bajo","bajo":"Bajo","medio":"Medio","alto":
↪"Alto","muy alto":"Muy alto"}
    reglas={}
    for c in range(1,ws.max_column+1):
        h=ws.cell(1,c).value
        if not isinstance(h,str): continue
        m=re.search(r'>>\s*([>]+?)\s*>>\s*Evaluaci',h)
        if not m: continue
        partes=[p.strip().lower() for p in m.group(1).split('-')]
        if len(partes)!=3: continue
        ante=tuple(_cat3.get(p,p.title()) for p in partes)
        cons=_cat5.get(str(ws.cell(2,c).value).strip().lower(),str(ws.cell(2,c).
↪value).strip())
        reglas[ante]=cons
    return reglas

def leer_irf(ruta=None):
    ruta=ruta or _localizar("*estructura_irf*.xlsx","*Estructura_irf*.xlsx")
    if ruta is None: raise FileNotFoundError("No encontré estructura_irf.xlsx")
    ws=_cargar_ws(ruta)
    trap_IRF=trapecios_desde_limites([("Muy bajo",None,_num(ws.cell(2,1).
↪value)),("Bajo",_num(ws.cell(2,2).value),_num(ws.cell(2,3).
↪value)),("Medio",_num(ws.cell(2,4).value),_num(ws.cell(2,5).
↪value)),("Alto",_num(ws.cell(2,6).value),_num(ws.cell(2,7).value)),("Muy
↪alto",_num(ws.cell(2,8).value),None)])
    _cat={"muy bajo":"Muy bajo","bajo":"Bajo","medio":"Medio","alto":
↪"Alto","muy alto":"Muy alto"}
    reglas={}
    for c in range(1,ws.max_column+1):
        h=ws.cell(1,c).value
        if not (isinstance(h,str) and "riesgo de los subsistemas" in h.lower()):
↪ continue
        m=re.search(r'>>\s*([>]+?)\s*>>\s*Riesgo de falla',h,re.IGNORECASE)
        if not m: continue
        partes=[p.strip().lower() for p in m.group(1).split('-')]

```

```

        if len(partes)!=2: continue
        ior_lvl,its_lvl=(_cat.get(p,p.title()) for p in partes)
        cons=_cat.get(str(ws.cell(2,c).value).strip().lower(),str(ws.cell(2,c).
↪value).strip())
        reglas.setdefault((ior_lvl,its_lvl),cons)
        faltan=0
        for i in N5:
            for t in N5:
                if (i,t) not in reglas:
                    reglas[(i,t)]=RULES_IRF_RESPALDO[i][t]; faltan+=1
            if faltan: print(f"        {faltan} regla(s) IRF faltaban en el Excel; se_
↪completaron con la base de la memoria.")
        return {"trap_IRF":trap_IRF,"reglas":reglas,"ruta":ruta}

def _direccion_alto_seguro(normal,critico):
    c,n=str(critico).lower(),str(normal).lower()
    if 'menor' in c or '<' in c: return True
    if 'mayor' in c or '>' in c: return False
    if 'mayor' in n or '>' in n: return True
    if 'menor' in n or '<' in n: return False
    nn,cc=_num_lista(normal),_num_lista(critico)
    if nn and cc: return (sum(nn)/len(nn))>(sum(cc)/len(cc))
    return True

def _fronteras_AB(normal,alerta,critico,alto_seguro):
    a=_num_lista(alerta)
    if len(a)>=2:
        A=max(a) if alto_seguro else min(a); B=min(a) if alto_seguro else max(a)
    else:
        n,c=_num_lista(normal),_num_lista(critico)
        if alto_seguro:
            A=min(n) if n else (a[0] if a else 0.0); B=max(c) if c else (a[0]
↪if a else A)
        else:
            A=max(n) if n else (a[0] if a else 0.0); B=min(c) if c else (a[0]
↪if a else A)
        if A==B: B=A+(-1e-6 if alto_seguro else 1e-6)
    return A,B

def _severidad_variable(valor,normal,alerta,critico):
    alto=_direccion_alto_seguro(normal,critico)
    A,B=_fronteras_AB(normal,alerta,critico,alto)
    nums=_num_lista(valor)
    if not nums: return None
    x=nums[0]; t=(x-A)/(B-A)
    if t<=-1: c=0.0
    elif t<=0: c=6.0*(t+1.0)
    elif t<=1: c=6.0+2.0*t
    elif t<=2: c=8.0+2.0*(t-1.0)

```

```

else: c=10.0
c=max(0.0,min(10.0,c))
cat="Normal" if t<0 else ("Alerta" if t<=1 else "Crítico")
return {"x":x,"alto_seguro":alto,"A":A,"B":B,"t":t,"c":c,"cat":cat}
def _suma_ponderada(criterios):
    items,total=[],0.0
    for cr in criterios:
        p=_num(cr["puntaje"]) or 0.0; v=_num(cr["valor"]) or 0.0
        items.append({"puntaje":p,"valor":v}); total+=p
    if total<=0: return 0.0,items
    res=0.0
    for it in items:
        it["peso"]=it["puntaje"]/total; it["contrib"]=it["peso"]*it["valor"];
    ↪res+=it["contrib"]
    return res,items

# =====
# TRAZABILIDAD / AUDITORÍA - imprime el proceso difuso paso a paso
# =====
def _fmt_trap(t):
    return "[" + ", ".join(f"{v:g}" for v in t) + "]"

def explicar_fuzzificacion(nombre, valor, trapecios, orden=None, indent="    ↪"):
    ↪):
        """Muestra en qué nivel(es) cae un valor crisp y con qué grado, junto con ↪
        ↪los
        trapecios (los puntos donde pasa de un nivel a otro)."""
        orden = orden or list(trapecios.keys())
        print(f"{indent}{nombre} = {valor:.3f} → grados de pertenencia:")
        activos = []
        for niv in orden:
            mu = float(trap(valor, *trapecios[niv]))
            marca = " ≤ activo" if mu > 1e-9 else ""
            print(f"{indent} {niv:<9} = {mu:5.3f} (trapecio ↪
            ↪{_fmt_trap(trapecios[niv])}){marca}")
            if mu > 1e-9:
                activos.append(f"{niv} ({mu:.2f})")
        print(f"{indent} → clasificación: {'', '.join(activos) if activos else '-
        '}")

def explicar_reglas(activas, indent="    "):
    """Lista las reglas activadas con su fuerza (mínimo de los antecedentes)."""
    if not activas:
        print(f"{indent}(ninguna regla activada)"); return
    print(f"{indent}Reglas activadas: {len(activas)} (fuerza = mínimo de los ↪
    ↪grados antecedentes)")

```

```

    for tupla in sorted(activas, key=lambda z: -z[-1]):
        *ante, out, fuerza = tupla
        print(f"{indent} SI [{' ' · '}.join(map(str, ante))]} => {out:<9}  "
        ↪(fuerza={fuerza:.3f})")

def explicar_centroide(alturas, valor, indent="    "):
    act = {k: v for k, v in alturas.items() if v > 1e-9}
    print(f"{indent}Consecuentes agregados (altura por nivel, unión por máx): "
    ↪+
        ", ".join(f"{k}={v:.3f}" for k, v in act.items()))
    print(f"{indent}Defuzzificación por CENTROIDE de la unión recortada =>  "
    ↪{valor:.3f})

def explicar_dematel(A, dem, indent="    "):
    print("\n" + "=" * 78); print(" DETALLE DEL CÁLCULO DEMATEL (cómo se
    ↪obtienen los pesos )"); print("=" * 78)
    ab = [_abrev(s).replace(" ", "") for s in SUBSISTEMAS] # p.ej. 'MCCFD'
    print(f"{indent}1) Matriz de influencia directa A (fila = 'si falla i',
    ↪columna = 'afecta a j'):")
    print(f"{indent} {'':<6}" + "".join(f"{x:>7}" for x in ab))
    for i, s in enumerate(SUBSISTEMAS):
        print(f"{indent} {ab[i]:<6}" + "".join(f"{A[i,j]:7.0f}" for j in
    ↪range(len(SUBSISTEMAS))))
    print(f"{indent}2) Normalización: s = máx(máx suma de filas, máx suma de
    ↪columnas) = {dem['s']:g}")
    print(f"{indent} N = A / s")
    print(f"{indent}3) Matriz de relación total: T = N·(I - N)-1 [det(I - N)
    ↪= {dem['det']:.4f}"]")
    print(f"{indent}4) R = suma de filas de T ; C = suma de columnas de T")
    print(f"{indent} Prominencia P = R + C ; Relación D = R - C ; peso = P
    ↪/ ΣP")
    print(f"{indent} {'Sistema':<24}{'R':>8}{'C':>8}{'P=R+C':>9}{'D=R-C':
    ↪>9}{' ':>9} tipo")
    print(f"{indent} " + "-" * 74)
    for k, sub in enumerate(SUBSISTEMAS):
        tipo = "CAUSA" if dem["D"][k] >= 0 else "EFECTO"
        print(f"{indent} {_abrev(sub):<24}{dem['R'][k]:8.3f}{dem['C'][k]:8.
    ↪3f}"
            f"{dem['P'][k]:9.3f}{dem['D'][k]:+9.3f}{dem['alpha'][k]:9.4f}  "
    ↪{tipo}")
    print(f"{indent} Σ = {dem['alpha'].sum():.4f} ← estos son los pesos
    ↪que entran al ITS")

def calcular_ior(ctx, verbose=True, detalle=False):
    if verbose:

```

```

    print("="*78); print(" FASE 1 - CONTEXTO OPERACIONAL (IOR)");
↪print("="*78)

    # --- IU =  $\sum w \cdot x$  con  $x = \text{actual}/\text{máximo} \cdot 10$  ---
    pesos=np.array([v["peso_bruto"] or 0 for v in ctx["iu_vars"]],float);
↪w=pesos/pesos.sum()
    x=np.array([(v["actual"]/v["maximo"])*10 for v in ctx["iu_vars"]],float);
↪IU=float((w*x).sum())
    if detalle:
        print("\n [1] INTENSIDAD DE USO (IU) =  $\sum w \cdot x$  ,  $x = (\text{actual}/$ 
↪ $\text{máximo}) \cdot 10$ ")
        for k,v in enumerate(ctx["iu_vars"]):
            print(f" - {str(v['nombre']):<46}> actual={v['actual']:g}/
↪{v['maximo']:g} "
                f"→  $x={x[k]:.2f}$  peso={w[k]:.3f} aporta={w[k]*x[k]:.3f}")
            print(f" IU = {IU:.3f}")

    # --- IM =  $w_c \cdot I_C + w_q \cdot I_Q$  ---
    im=ctx["im"]; wsum=(im["wc_bruto"] or 0)+(im["wq_bruto"] or 0)
    wc,wq=(im["wc_bruto"]/wsum,im["wq_bruto"]/wsum) if wsum else (0.5,0.5)
    if im["N_plan"] and im["N_real"] is not None:
        C=im["N_real"]/im["N_plan"]; Q=(im["N_reing"] or 0)/im["N_real"] if
↪im["N_real"] else 0
        IC,IQ=10*(1-C),10*Q; modo="datos objetivos"
    else: IC,IQ=im["IC_exp"] or 0,im["IQ_exp"] or 0; modo="valoración experta"
    IM=float(wc*IC+wq*IQ)
    if detalle:
        print(f"\n [2] MANTENIMIENTO (IM) =  $w_c \cdot I_C + w_q \cdot I_Q$  ({modo})")
        print(f" I_C={IC:g} (peso wc={wc:.2f}) , I_Q={IQ:g} (peso wq={wq:.
↪2f})")
        print(f" IM = {wc:.2f}·{IC:g} + {wq:.2f}·{IQ:g} = {IM:.3f}")

    # --- IE =  $\sum v \cdot e$  ---
    pe=np.array([v["peso_bruto"] or 0 for v in ctx["ie_vars"]],float); vpes=pe/
↪pe.sum()
    e=np.array([v["valor"] or 0 for v in ctx["ie_vars"]],float);
↪IE=float((vpes*e).sum())
    if detalle:
        print("\n [3] ENTORNO (IE) =  $\sum v \cdot e$  ")
        for k,v in enumerate(ctx["ie_vars"]):
            print(f" - {str(v['nombre']):<46}> valor={e[k]:g}
↪peso={vpes[k]:.3f} aporta={vpes[k]*e[k]:.3f}")
            print(f" IE = {IE:.3f}")

    # --- Fuzzificación de las 3 entradas del IOR ---

```

```

    muIU=mu_dict(IU,ctx["trap_IU"]); muIM=mu_dict(IM,ctx["trap_IM"]);
    ↪muIE=mu_dict(IE,ctx["trap_IE"])
    if detalle:
        print("\n [4] FUZZIFICACIÓN de las entradas del IOR (nivel y grado
    ↪según sus trapecios):")
        explicar_fuzzificacion("IU", IU, ctx["trap_IU"], N4)
        explicar_fuzzificacion("IM", IM, ctx["trap_IM"], N4)
        explicar_fuzzificacion("IE", IE, ctx["trap_IE"], N4)

    # --- Inferencia Mamdani ---
    alturas={k:0.0 for k in N5}; activas=[]
    for a in N4:
        for b in N4:
            for c in N4:
                grado=min(muIU[a],muIM[b],muIE[c])
                if grado>0 and (a,b,c) in ctx["reglas_ior"]:
                    out=ctx["reglas_ior"][(a,b,c)];
    ↪alturas[out]=max(alturas[out],grado); activas.append((a,b,c,out,grado))
    IOR=centroide(alturas,ctx["trap_IOR"],N5)
    if detalle:
        print("\n [5] INFERENCIA (IU · IM · IE → IOR):")
        explicar_reglas(activas)
        explicar_centroide(alturas, IOR)
    if verbose:
        print(f"\n IU={IU:.3f} IM={IM:.3f} IE={IE:.3f}")
        print(f" Reglas IOR activas: {len(activas)} → IOR = {IOR:.3f}")
    ↪({clasif5(IOR)})")
    return {"IU":IU,"IM":IM,"IE":IE,"IOR":IOR,"muIU":muIU,"muIM":muIM,"muIE":
    ↪muIE,"alturas_ior":alturas,"activas":activas,"trap_IOR":ctx["trap_IOR"]}

def irs_mamdani(Cond,S,O,trap_S,trap_O,trap_IRS,reglas_irs):
    muC,muS,muO=mu_dict(Cond,TRAP_COND),mu_dict(S,trap_S),mu_dict(O,trap_O)
    alturas={k:0.0 for k in N5}; activas=[]
    for ic in N3:
        for is_ in N3:
            for io in N3:
                grado=min(muC[ic],muS[is_],muO[io])
                if grado>0 and (ic,is_,io) in reglas_irs:
                    out=reglas_irs[(ic,is_,io)];
    ↪alturas[out]=max(alturas[out],grado); activas.append((ic,is_,io,out,grado))
    IRS=centroide(alturas,trap_IRS,N5)
    return IRS,{"muC":muC,"muS":muS,"muO":muO,"alturas":alturas,"activas":
    ↪activas}

def irf_mamdani(IOR,ITS,trap_IRF,reglas):
    muI,muT=mu_dict(IOR,trap_IRF),mu_dict(ITS,trap_IRF)

```

```

alturas={k:0.0 for k in N5}; activas=[]
for i in N5:
    for t in N5:
        grado=min(muI[i],muT[t])
        if grado>0 and (i,t) in reglas:
            out=reglas[(i,t)]; alturas[out]=max(alturas[out],grado);
↪activas.append((i,t,out,grado))
    IRF=centroide(alturas,trap_IRF,N5)
    return IRF,{"alturas":alturas,"activas":activas}

def calcular_irs_subsistema(sub,filas,reglas_irs,lam=LAMBDA_COND,detalle=False):
    det_cond,c_list=[],[]
    for v in filas["variables"]:
        res=_severidad_variable(v["valor"],v["normal"],v["alerta"],v["critico"])
        if res is None: continue
        c_list.append(res["c"]); det_cond.append(**v,**res)
    if not c_list: raise ValueError(f"'{sub}' sin variables de condición
↪válidas.")
    max_c,prom_c=max(c_list),sum(c_list)/len(c_list);
↪Cond=lam*max_c+(1-lam)*prom_c
    S,det_S=_suma_ponderada(filas["severidad"]);
↪0,det_0=_suma_ponderada(filas["ocurrencia"])

    if detalle:
        print(f"\n      {sub} " + " "*(58-len(sub)))
        print("      CONDICIÓN - cada variable se lleva a un puntaje c [0,10]
↪(Normal 0-6, Alerta ~7, Crítico 8-10):")
        for d in det_cond:
            dirtxt = "↑ seguro alto" if d["alto_seguro"] else "↓ seguro bajo"
            print(f"      - {str(d['nombre'][:40]):<40} valor actual = {d['x']}:
↪g}")
            print(f"      rangos: Normal[{d['normal']}]
↪Alerta[{d['alerta']}] Crítico[{d['critico']}] ({dirtxt})")
            print(f"      fronteras: pasa de Normal→Alerta en {d['A']:g} y
↪Alerta→Crítico en {d['B']:g}")
            print(f"      → puntaje c = {d['c']:.2f} → {d['cat']}")
            print(f"      Cond = ·máx(c) + (1-·)·prom(c) = {lam}·{max_c:.3f} +
↪{1-lam:.1f}·{prom_c:.3f} = {Cond:.3f}")
            print(f"      SEVERIDAD (S) = Σ peso·valor:")
            for it in det_S:
                print(f"      - puntaje={it['puntaje']:g} → peso={it.get('peso',0):
↪.3f} · valor={it['valor']:g} = {it.get('contrib',0):.3f}")
                print(f"      S = {S:.3f}")
                print(f"      OCURRENCIA (O) = Σ peso·valor (el 3er criterio es la
↪madurez del operador):")
            for it in det_0:

```

```

        print(f"          - puntaje={it['puntaje']:g} → peso={it.get('peso',0):
↪.3f} · valor={it['valor']:g} = {it.get('contrib',0):.3f}")
        print(f"          0 = {0:.3f}")
        print("          FUZZIFICACIÓN de las entradas del IRS:")
        explicar_fuzzificacion("Cond", Cond, TRAP_COND, N3, indent="      ")
        explicar_fuzzificacion("S", S, fila["trap_S"], N3, indent="      ")
        explicar_fuzzificacion("0", 0, fila["trap_0"], N3, indent="      ")

    ↪
    ↪IRS,aux=irs_mamdani(Cond,S,0,fila["trap_S"],fila["trap_0"],fila["trap_IRS"],reglas_irs)

    if detalle:
        print("          INFERENCIA (Cond · S · 0 → IRS):")
        explicar_reglas(aux["activas"], indent="      ")
        explicar_centroide(aux["alturas"], IRS, indent="      ")
        print(f"          IRS = {IRS:.3f} ({clasif5(IRS)})")
        return {"Cond":Cond,"S":S,"0":0,"IRS":IRS,"detalle":
↪det_cond,**aux,"trap_IRS":fila["trap_IRS"],"trap_S":fila["trap_S"],"trap_0":
↪fila["trap_0"]}

def calcular_todos_irs(estr,reglas_irs,verbose=True,detalle=False):
    if verbose:
        print("\n"+"="*78); print(" FASE 2 - IRS POR SUBSISTEMA (Cond · ↪
↪Severidad · Ocurrencia → IRS)"); print("="*78)
        resultados={}
        for sub in SUBSISTEMAS:
            clave=next((k for k in estr["subsistemas"] if ↪
↪_canon(k)==_canon(sub)),None)
            if clave is None: raise ValueError(f"No encontré '{sub}' en el Excel.")
            ↪
            ↪res=calcular_irs_subsistema(sub,estr["subsistemas"][clave],reglas_irs,detalle=detalle);
            ↪ resultados[sub]=res
            if verbose:
                print("\n Resumen IRS:")
                print(f"    {'Subsistema':<44}{'Cond':>7}{'S':>7}{'0':>7}{'IRS':>7} ↪
↪Nivel"); print("    "+"-"*74)
                for sub in SUBSISTEMAS:
                    res=resultados[sub]
                    print(f"    {sub:<44}{res['Cond']:>7.3f}{res['S']:>7.3f}{res['0']:>7.
↪3f}{res['IRS']:>7.3f} {clasif5(res['IRS'])}")
                return resultados

def dematel(A):
    s=max(A.sum(1).max(),A.sum(0).max())
    if s==0: raise RuntimeError("Matriz DEMATEL nula.")
    N=A/s; I=np.eye(A.shape[0]); det=np.linalg.det(I-N)

```

```

    if abs(det)<1e-12: raise RuntimeError(f"(I-N) singular (det={det:.2e}).")
    T=N@np.linalg.inv(I-N); R,C=T.sum(1),T.sum(0); P=R+C
    return {"s":s,"det":det,"R":R,"C":C,"P":P,"D":R-C,"alpha":P/P.sum(),"T":T}

def calcular_its(irs_resultados,dem,lam=LAMBDA_ITS,verbose=True,detalle=False):
    alpha=dem["alpha"]; irs=np.array([irs_resultados[s]["IRS"] for s in SUBSISTEMAS])
    sp=float((alpha*irs).sum()); mx=float(irs.max());
    sub_max=SUBSISTEMAS[int(np.argmax(irs))]
    ITS=lam*mx+(1-lam)*sp
    if verbose:
        print("\n"+"="*78); print(f" ITS - AGREGACIÓN HÍBRIDA (={lam}): ITS =
        ↪ ·máx(IRS) + (1- )·Σ( ·IRS)"); print("="*78)
    if detalle:
        print(f" {'Subsistema':<44}{' ':>8}{'IRS':>8}{' ·IRS':>9}")
        print(" "+"-"*69)
        for k,sub in enumerate(SUBSISTEMAS):
            print(f" {sub:<44}{alpha[k]:8.4f}{irs[k]:8.3f}{alpha[k]*irs[k]:
            ↪9.3f}")
            print(" "+"-"*69)
        print(f" Σ( ·IRS) = {sp:.3f} máx(IRS) = {mx:.3f} ({sub_max})")
        print(f" ITS = {lam}·{mx:.3f} + {1-lam:.1f}·{sp:.3f} = {ITS:.3f}
        ↪({clasif5(ITS)})")
    return {"ITS":ITS,"sp":sp,"mx":mx,"sub_max":sub_max,"alpha":alpha}

def calcular_irf(IOR,ITS,irf_data,verbose=True,detalle=False):
    IRF,aux=irf_mamdani(IOR,ITS,irf_data["trap_IRF"],irf_data["reglas"])
    if verbose:
        print("\n"+"="*78); print(" FASE 3 - IRF (IOR · ITS → riesgo de falla
        ↪del equipo)"); print("="*78)
    if detalle:
        print(" FUZZIFICACIÓN de las entradas del IRF:")
        explicar_fuzzificacion("IOR", IOR, irf_data["trap_IRF"], N5)
        explicar_fuzzificacion("ITS", ITS, irf_data["trap_IRF"], N5)
        print(" INFERENCIA (IOR · ITS → IRF):")
        explicar_reglas(aux["activas"])
        explicar_centroide(aux["alturas"], IRF)
        print(f" IOR={IOR:.3f} · ITS={ITS:.3f} → IRF={IRF:.3f}
        ↪({clasif5(IRF)})")
    return {"IRF":IRF,"alturas":aux["alturas"],"activas":
    ↪aux["activas"],"trap_IRF":irf_data["trap_IRF"]}

def ranking_criticidad(irs_resultados,alpha,verbose=True):
    filas=[]
    for k,sub in enumerate(SUBSISTEMAS):
        irs=irs_resultados[sub]["IRS"]

```

```

        filas.append({"sub":sub,"irs":irs,"alpha":float(alpha[k]),"RE":
↪float(alpha[k]*irs),"nivel":clasif5(irs)})
        filas.sort(key=lambda r:r["RE"],reverse=True)
        if verbose:
            print("\n"+"="*78); print(" RANKING DE CRITICIDAD (RE =    · IRS)");
↪print("="*78)
            for i,r in enumerate(filas,1):
                print(f" {i:>2} {r['sub']:<44}IRS={r['irs']:.3f} = {r['alpha']:.
↪4f} RE={r['RE']:.3f} {r['nivel']}")
            return filas

def _abrev(nombre):
    repl={"Motor corriente continua":"MCC","Mando final":"MF","frontal":
↪"F","delantero":"F","trasero":"T","derecho":"D","izquierdo":"I","Motor
↪Diesel":"MD","Generador":"GEN","Hidráulico":"HID"}
    out=nombre
    for k,v in repl.items(): out=out.replace(k,v)
    return out.strip()

def ejecutar_modelo(dir_datos=".",verbose=True,detalle=False):
    cwd=os.getcwd()
    try:
        os.chdir(dir_datos)
        ctx=leer_contexto(); estr=leer_estructura_sistemas();
↪reglas_irs=leer_reglas_irs(); irf_data=leer_irf()
        fase1=calcular_ior(ctx,verbose,detalle=detalle)
        irs=calcular_todos_irs(estr,reglas_irs,verbose,detalle=detalle)
        dem=dematel(estr["A"])
        if verbose and detalle: explicar_dematel(estr["A"],dem)
        its=calcular_its(irs,dem,verbose=verbose,detalle=detalle)
        ↵
↪irf=calcular_irf(fase1["IOR"],its["ITS"],irf_data,verbose,detalle=detalle)
        ranking=ranking_criticidad(irs,dem["alpha"],verbose)
    finally:
        os.chdir(cwd)
    return {"ctx":ctx,"estr":estr,"fase1":fase1,"irs":irs,"dem":dem,"its":
↪its,"irf":irf,"ranking":ranking}

# =====
# GRÁFICOS (matplotlib)
# =====

def _plt():
    import matplotlib
    if os.environ.get("MPL_HEADLESS", "0") == "1":
        matplotlib.use("Agg")
    import matplotlib.pyplot as plt

```

```

    return plt

def graficar_salida_agregada(alturas, trapecios, valor, titulo, xlabel,
    guardar=None):
    plt = _plt(); x = np.linspace(0, 10, 1000); agg = np.zeros_like(x)
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 4.5))
    for nom, abcd in trapecios.items():
        ax.plot(x, trap(x, *abcd), lw=1.0, alpha=.5, label=nom)
        h = alturas.get(nom, 0)
        if h > 0: agg = np.maximum(agg, np.minimum(h, trap(x, *abcd)))
    ax.fill_between(x, 0, agg, color="gray", alpha=.5, label="Salida agregada")
    ax.axvline(valor, color="red", ls="--", lw=2, label=f"{xlabel} = {valor:.
    3f}")
    ax.set_title(titulo); ax.set_xlabel(xlabel + " (0-10)"); ax.
    set_ylabel("Grado de pertenencia")
    ax.set_xlim(0, 10); ax.set_ylim(-0.02, 1.05); ax.legend(fontsize=8,
    loc="upper right"); ax.grid(alpha=.3)
    fig.tight_layout()
    if guardar: fig.savefig(guardar, dpi=140); plt.close(fig)
    else: plt.show()

def graficar_dematel(dem, guardar=None):
    plt = _plt(); P, D = dem["P"], dem["D"]
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 6.5)); ax.scatter(P, D, s=80,
    color="darkorange", zorder=3)
    for k, sub in enumerate(SUBSISTEMAS):
        ax.annotate(_abrev(sub), (P[k], D[k]), textcoords="offset points",
    xytext=(6, 4), fontsize=8)
    ax.axhline(0, color="gray", ls="--", lw=1); ax.set_title("Diagrama
    causa-efecto DEMATEL")
    ax.set_xlabel("Prominencia (R+C) → importancia"); ax.set_ylabel("Relación
    (R-C) → causa (+) / efecto (-)")
    ax.grid(alpha=.3); fig.tight_layout()
    if guardar: fig.savefig(guardar, dpi=140); plt.close(fig)
    else: plt.show()

def graficar_ranking(filas, guardar=None):
    plt = _plt()
    subs = [_abrev(r["sub"]) for r in filas][::-1]; re_ = [r["RE"] for r in
    filas][::-1]
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 6)); ax.barh(subs, re_,
    color="steelblue")
    for i, v in enumerate(re_): ax.text(v, i, f" {v:.3f}", va="center",
    fontsize=8)
    ax.set_title("Ranking de criticidad (RE = · IRS)"); ax.set_xlabel("Riesgo
    efectivo RE")

```

```

ax.grid(alpha=.3, axis="x"); fig.tight_layout()
if guardar: fig.savefig(guardar, dpi=140); plt.close(fig)
else: plt.show()

def generar_todos_los_graficos(res, carpeta="figuras", mostrar=False):
    os.makedirs(carpeta, exist_ok=True)
    if not mostrar: os.environ["MPL_HEADLESS"] = "1"
    if mostrar:
        print("\n" + "=" * 78)
        print(" GRÁFICOS (fuzzificación, salida agregada y centroide de cada_
↳ índice)")
        print(" Cada figura muestra las funciones de membresía, el área_
↳ recortada por las")
        print(" reglas (gris) y la línea roja del valor defuzzificado_
↳ (centroide).")
        print("=" * 78)
    f1 = res["fase1"]
    graficar_salida_agregada(f1["alturas_ior"], f1["trap_IOR"], f1["IOR"],
                            "IOR - salida agregada y centroide", "IOR",
                            None if mostrar else f"{carpeta}/01_IOR.png")
    for r in res["ranking"][:3]:
        d = res["irs"][r["sub"]]
        graficar_salida_agregada(d["alturas"], d["trap_IRS"], d["IRS"],
                                f"IRS - {r['sub']}", "IRS",
                                None if mostrar else f"{carpeta}/
↳ 02_IRS_{abrev(r['sub'])}.png")
        graficar_dematel(res["dem"], None if mostrar else f"{carpeta}/03_DEMATEL.
↳ png")
        graficar_ranking(res["ranking"], None if mostrar else f"{carpeta}/
↳ 04_ranking.png")
        graficar_salida_agregada(res["irf"]["alturas"], res["irf"]["trap_IRF"],
↳ res["irf"]["IRF"],
                                "IRF - salida agregada y centroide", "IRF",
                                None if mostrar else f"{carpeta}/05_IRF.png")
    if not mostrar: print(f"\n Figuras guardadas en ./{carpeta}/")

# =====
# LLM - SOLO recomendaciones e interpretación
# =====
def generar_recomendaciones_llm(res, api_key=None, modelo="gpt-4o"):
    """Redacta recomendaciones con un LLM a partir de valores YA CALCULADOS. Si_
↳ no
    hay API key o librería, devuelve None sin romper nada. El LLM no calcula_
↳ nada. """

```

```

    api_key = api_key or (API_KEY.strip() or None) or os.environ.
↪get("OPENAI_API_KEY")
    if not api_key:
        print("\n (LLM desactivado: no hay clave. Pega tu clave en la
↪constante API_KEY del")
        print(" inicio del archivo, o define os.environ['OPENAI_API_KEY']._
↪Los cálculos ya están completos.)")
        return None
    try:
        from openai import OpenAI
    except ImportError:
        print("\n (Instala 'openai' para las recomendaciones; los cálculos ya
↪están completos.)")
        return None
    top = res["ranking"][:3]
    contexto = (f"IOR={res['fase1']['IOR']:.3f}
↪({clasif5(res['fase1']['IOR'])}); "
               f"ITS={res['its']['ITS']:.3f} ({clasif5(res['its']['ITS'])}); "
               f"IRF={res['irf']['IRF']:.3f} ({clasif5(res['irf']['IRF'])}).\n"
               "Subsistemas más críticos (RE= ·IRS):\n" +
               "\n".join(f"- {r['sub']}: IRS={r['irs']:.2f} ({r['nivel']})",
↪={r['alpha']:.4f}, RE={r['RE']:.3f}"
               for r in top))
    prompt = ("Eres un especialista en mantenimiento de equipos mineros. Con
↪estos resultados YA "
              "CALCULADOS (NO recalculas nada), redacta en español y de forma
↪técnica: (1) una "
              "recomendación global según el nivel del IRF; (2) para cada
↪subsistema crítico, 2-3 "
              "acciones concretas de mantenimiento; (3) una breve
↪interpretación DEMATEL (causas vs "
              "efectos). Máximo 300 palabras.\n\n" + contexto)
    try:
        client = OpenAI(api_key=api_key)
        kwargs = {"model": modelo, "messages": [
            {"role": "system", "content": "Interpretas y redactas; nunca
↪inventas ni recalculas números."},
            {"role": "user", "content": prompt}]}
        if not modelo.startswith(("o1", "o3", "o4")): kwargs["temperature"] = 0.
↪3
        texto = client.chat.completions.create(**kwargs).choices[0].message.
↪content
        print("\n" + "=" * 78); print(" RECOMENDACIONES E INTERPRETACIÓN (LLM -
↪solo texto)"); print("=" * 78)
        print(texto); return texto
    except Exception as e:

```

```

        print(f"\n El LLM no respondió ({e}). Los cálculos ya están completos.
↪")

        return None

# =====
# CARGA DE ARCHIVOS (Colab) Y ORQUESTACIÓN
# =====
ARCHIVOS_REQUERIDOS = [
    ("estructura_contexto.xlsx", "Contexto: variables de IU/IM/IE, límites_
↪de membresía y las 64 reglas del IOR."),
    ("estructura_subsistemas.xlsx", "Subsistemas: variables de condición,
↪severidad, ocurrencia, límites y matriz DEMATEL."),
    ("reglas_subsistemas.xlsx", "Las 27 reglas del IRS (Condición -
↪Severidad - Ocurrencia)."),
    ("estructura_irf.xlsx", "IRF final: límites de membresía del IRF y
↪reglas IOR × ITS."),
]
_PATRONES_REQ = ["*estructura_contexto*.xlsx", "*estructura_subsistemas*.xlsx",
                 "*reglas_subsistemas*.xlsx", "*estructura_irf*.xlsx"]

def _en_colab():
    try:
        import google.colab # noqa: F401
        return True
    except Exception:
        return False

def _faltan_excels(dir_datos="."):
    cwd = os.getcwd()
    try:
        os.chdir(dir_datos)
        return [pat for pat in _PATRONES_REQ if not glob.glob(pat)]
    finally:
        os.chdir(cwd)

def solicitar_archivos(dir_datos="."):
    """Muestra qué archivos hacen falta y, en Colab, abre el diálogo de subida.
    ↪"""
    print("\n" + "=" * 78)
    print(" CARGA DE ARCHIVOS - este modelo necesita estos 4 Excel:")
    print("=" * 78)
    for i, (nom, desc) in enumerate(ARCHIVOS_REQUERIDOS, 1):
        print(f" {i}) {nom}\n          → {desc}")
    print(" (Los archivos 'variables_*.xlsx' NO son necesarios: los valores_
↪actuales")

```

```

print("    ya se leen desde los 'estructura_*.xlsx'.)")
if _en_colab():
    from google.colab import files
    print("\n Sube los archivos (puedes seleccionar los 4 a la vez):")
    files.upload()    # quedan en el directorio de trabajo (/content)
else:
    print(f"\n Colócalos en la carpeta de trabajo y vuelve a ejecutar.")

def main(dir_datos="."):
    """Punto de entrada: pide los Excel si faltan, luego corre el modelo
    ↪ completo."""
    if _faltan_excels(dir_datos):
        solicitar_archivos(dir_datos)
    faltan = _faltan_excels(dir_datos)
    if faltan:
        print("\n    Aún no encuentro:", ", ".join(faltan))
        print("    Vuelve a ejecutar cuando estén cargados.")
        return None

    resultados = ejecutar_modelo(dir_datos, verbose=True, detalle=DETALLE)
    print("\n" + "=" * 78); print(" RESUMEN EJECUTIVO (todo calculado en
    ↪ Python, sin LLM)"); print("=" * 78)
    print(f"    IOR = {resultados['fase1']['IOR']:.3f}  ")
    ↪ ({clasif5(resultados['fase1']['IOR'])})")
    print(f"    ITS = {resultados['its']['ITS']:.3f}  ")
    ↪ ({clasif5(resultados['its']['ITS'])})")
    print(f"    IRF = {resultados['irf']['IRF']:.3f}  ")
    ↪ ({clasif5(resultados['irf']['IRF'])})")

    generar_recomendaciones_llm(resultados)
    # Gráficos: en Colab se MUESTRAN INLINE dentro de la salida de la celda

    try:
        generar_todos_los_graficos(resultados, mostrar=_en_colab())
    except Exception as e:
        print(f"(Gráficos omitidos: {e})")
    return resultados

def _dir_datos_desde_argv():
    """Directorio de los Excel. En notebooks/Colab ignora los argumentos
    ↪ internos
    de Jupyter (p. ej. '-f /root/.../kernel.json'), que rompían os.chdir('-f').
    ↪ """
    import sys

```

```

prog = os.path.basename(sys.argv[0]) if sys.argv else ""
en_notebook = ("ipykernel" in prog) or ("colab" in prog) or ("ipykernel" in_
↳sys.modules)
if en_notebook:
    return "." # en Colab los archivos subidos quedan en el directorio_
↳actual
    # Solo aceptamos un argumento si es una carpeta real (evita rutas tipo_
↳kernel.json)
    for a in sys.argv[1:]:
        if not a.startswith("-") and os.path.isdir(a):
            return a
    return "."

if __name__ == "__main__":
    main(_dir_datos_desde_argv())

```

```

[ ]: # -*- coding: utf-8 -*-
# =====
# ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD Y ROBUSTEZ - CELDA 2
# =====

import os
import numpy as np

# --- 0) Verificar que la celda del modelo ya se ejecutó -----
_REQUERIDAS = ["ejecutar_modelo", "irf_mamdani", "irs_mamdani", "dematel",
               "leer_irf", "leer_reglas_irs", "SUBSISTEMAS", "clasif5",
               "_abrev", "_num", "_canon", "LAMBDA_ITS"]
_FALTAN = [n for n in _REQUERIDAS if n not in globals()]
if _FALTAN:
    raise NameError(
        "Primero ejecuta la celda del MODELO PRINCIPAL (la que define_
↳ejecutar_modelo, "
        "dematel, etc.). Faltan en memoria: " + ", ".join(_FALTAN))

# --- Matplotlib: mostrar SIEMPRE inline (en Colab se ve dentro de la celda) --
import matplotlib
import matplotlib.pyplot as plt

GUARDAR_FIG = False # True si además quieres guardar los PNG_
↳en disco
CARPETA_FIG = "figuras_sensibilidad"
API_KEY_SENS = globals().get("API_KEY", "") # reutiliza la clave del modelo_
↳(opcional)

def _fig_inline(fig, nombre):

```

```

    """Muestra la figura INLINE en la salida de la celda (y la guarda solo si
    ↪se pide)."""
    if GUARDAR_FIG:
        os.makedirs(CARPETA_FIG, exist_ok=True)
        fig.savefig(f"{CARPETA_FIG}/{nombre}", dpi=140, bbox_inches="tight")
        plt.show()          # <- en Colab esto renderiza el gráfico dentro del
    ↪resultado

def _bloque(titulo):
    print("\n" + " " * 78); print(" " + titulo); print(" " * 78)

def _que_se_hace(lineas):
    print("    ¿QUÉ SE HACE Y POR QUÉ? " + " " * 47)
    for ln in lines: print("    " + ln)

def _resultados():
    print("    RESULTADOS " + " " * 60)

def _lectura(lineas):
    print("    CÓMO LEERLO / QUÉ SIGNIFICA " + " " * 43)
    for ln in lines: print("    " + ln)

# =====
# CONTEXTO: corre el modelo (determinista) y prepara los insumos del análisis
# =====

class ContextoSens:
    def __init__(self, dir_datos="."):
        self.res = ejecutar_modelo(dir_datos, verbose=False)          #
    ↪noqa: F821
        self.alpha = self.res["dem"]["alpha"]
        self.A0 = self.res["estr"]["A"]
        self.IOR = self.res["fase1"]["IOR"]
        cwd = os.getcwd(); os.chdir(dir_datos)
        try:
            self.irf_data = leer_irf()                                #
    ↪noqa: F821
            self.reglas_irs = leer_reglas_irs()                        #
    ↪noqa: F821
        finally:
            os.chdir(cwd)
            self.irs_base = {s: self.res["irs"][s]["IRS"] for s in SUBSISTEMAS} #
    ↪noqa: F821

    def irf(self, ior, its):

```

```

        return irf_mamdani(ior, its, self.irf_data["trap_IRF"], self.
↪irf_data["reglas"])[0] # noqa: F821

    def its(self, irs_dict, lam=LAMBDA_ITS): #_
↪noqa: F821
        irs = np.array([irs_dict[s] for s in SUBSISTEMAS]) #_
↪noqa: F821
        sp = float((self.alpha * irs).sum()); mx = float(irs.max())
        return lam * mx + (1 - lam) * sp, sp, mx

def validar(ctx):
    _bloque("PUNTO DE PARTIDA - el caso base sobre el que se harán las pruebas")
    _que_se_hace([
        "El análisis de sensibilidad NO recalcula el modelo desde cero: parte_
↪del",
        "resultado base (calculado de forma determinista en la celda 1) y_
↪perturba UN",
        "elemento a la vez para ver cuánto cambia el resultado. Si al mover las_
↪entradas",
        "dentro de rangos razonables el resultado casi no cambia, el modelo es_
↪ROBUSTO",
        "y la conclusión es confiable; si cambia mucho, sabemos qué dato es_
↪crítico.",
    ])
    _resultados()
    dem = ctx.res["dem"]; its, sp, mx = ctx.its(ctx.irs_base)
    print(f"      DEMATEL: s={dem['s']:.4f}  det(I-N)={dem['det']:.4f}  ( $\Sigma$ ={ctx.
↪alpha.sum():.4f})")
    print(f"      IOR (contexto)          = {ctx.IOR:.3f} ({clasif5(ctx.IOR)})" ) _
↪      # noqa: F821
    print(f"      ITS (subsistemas)       = {its:.3f} ({clasif5(its)})  _
↪[máx(IRS)={mx:.3f},  $\Sigma$ ·IRS={sp:.3f}]" ) # noqa: F821
    print(f"      IRF (riesgo del equipo)= {ctx.irf(ctx.IOR, its):.3f}_
↪({clasif5(ctx.irf(ctx.IOR, its))})" ) # noqa: F821
    _lectura([
        "El riesgo del equipo (IRF) queda en MEDIO. Ese MEDIO nace de dos cosas:
↪ los",
        "subsistemas (ITS=ALTO, empujado por el hidráulico) y el contexto_
↪(IOR=BAJO).",
        "Las pruebas A-E de abajo verifican qué tan firme es este resultado.",
    ])
    return its

# =====

```

```

# A) PARÁMETRO DE LA AGREGACIÓN HÍBRIDA
# =====
def analisis_lambda(ctx):
    _bloque("A) SENSIBILIDAD AL PARÁMETRO DE LA AGREGACIÓN HÍBRIDA")
    _que_se_hace([
        "El ITS combina dos miradas del conjunto de subsistemas:",
        " •  $\max(\text{IRS})$  → la más conservadora: solo mira el PEOR subsistema.",
        " •  $\Sigma(\cdot \text{IRS})$  → el promedio ponderado por la importancia estructural",
        ↪(DEMATEL).",
        "El parámetro decide el balance:  $\text{ITS}() = \cdot \max(\text{IRS}) + (1 - \cdot) \cdot \Sigma(\cdot \text{IRS})$ .",
        ↪",
        "=1 mira solo el peor; =0 solo el promedio; en el modelo se usa =0.6.",
        ↪",
        "Procedimiento: barremos de 0 a 1 (201 puntos), recalculamos el ITS y",
        ↪el IRF",
        "que resulta, y buscamos en qué el ITS cambia de categoría (4=Bajo/",
        ↪Medio,",
        "6=Medio/Alto, 8=Alto/MuyAlto). Así se ve si =0.6 es una elección",
        ↪estable.",
    ])
    _, sp, mx = ctx.its(ctx.irs_base)
    lam = np.linspace(0, 1, 201); its = sp + lam * (mx - sp)
    irf = np.array([ctx.irf(ctx.IOR, v) for v in its])
    _resultados()
    print(" Paso 1 - los dos extremos que mezcla el ITS:")
    print(f"  $\Sigma(\cdot \text{IRS}) = \{\text{sp}:.3f\}$  (promedio ponderado, sería el ITS si",
    ↪=0)")
    print(f"  $\max(\text{IRS}) = \{\text{mx}:.3f\}$  (peor subsistema, sería el ITS si",
    ↪=1)")
    print(" Paso 2 - el ITS es la interpolación lineal entre ambos:")
    for lval in (0.0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0):
        v = sp + lval * (mx - sp)
        marca = " ← el que usa el modelo" if abs(lval - 0.6) < 1e-9 else ""
        print(f"  $\{lval:.1f\} \rightarrow \text{ITS} = \{lval:.1f\} \cdot \{\text{mx}:.3f\} + \{1-lval:.1f\} \cdot \{\text{sp}:.3f\} = \{v:.3f\}$  ({clasif5(v)}){marca}")
    print(" Paso 3 - dónde el ITS cambia de categoría:")
    cruces = {}
    for thr, nm in [(4, 'Bajo→Medio'), (6, 'Medio→Alto'), (8, 'Alto→MuyAlto')]:
        if mx != sp:
            x1 = (thr - sp) / (mx - sp)
            if 0 <= x1 <= 1:
                cruces[nm] = x1; print(f" el ITS cruza {thr} ({nm}) en",
                ↪= {x1:.3f}")
    print(" Paso 4 - el FRI que resulta en cada (ITS entra al FIS final,",
    ↪no es lineal):")

```

```

    print(f"          (el ITS se pasa por el bloque difuso final junto con el
↪IOR={ctx.IOR:.3f});")
    print("          se fuzzifica en Medio/Alto, se disparan reglas y se
↪defuzzifica por centroide)")
    for lval in (0.0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0):
        v = sp + lval * (mx - sp); fri = ctx.irf(ctx.IOR, v)
        print(f"          ={lval:.1f} → ITS={v:.3f} → FRI = {fri:.3f}
↪({clasif5(fri)})")
    print("          Por eso la curva del FRI es ESCALONADA (no una recta): se
↪mantiene casi")
    print("          plana mientras el ITS queda dentro de una misma categoría
↪difusa y sube")
    print("          al cruzar de categoría; el ITS, en cambio, sí es lineal en .
↪")
    val06 = sp + 0.6 * (mx - sp)
    umbral = cruces.get('Medio↪Alto', float('nan')) # noqa: F821
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 5))
    for t in (2, 4, 6, 8): ax.axhline(t, color='gray', ls='--', lw=.7)
    for y, l in [(1, 'Muy bajo'), (3, 'Bajo'), (5, 'Medio'), (7, 'Alto'), (9, 'Muy
↪alto')]:
        ax.text(0.01, y, l, color='gray', fontsize=8, va='center')
    ax.plot(lam, its, 'b-', lw=2, label='ITS'); ax.plot(lam, irf, 'g--', lw=1.
↪6, label='IRF')
    ax.axvline(LAMBDA_ITS, color='red', ls='--', lw=1.8); ax.plot(LAMBDA_ITS,
↪val06, 'ro') # noqa: F821
    ax.text(LAMBDA_ITS+.02, val06+.3, '=0.6', color='red', fontsize=9)
    ax.set_xlabel('Parámetro de balance '); ax.set_ylabel('Índice (0-10)')
    ax.set_xlim(0, 1); ax.set_ylim(0, 10); ax.grid(alpha=.3); ax.
↪legend(loc='upper left')
    ax.set_title('A) Sensibilidad al parámetro de la agregación híbrida')
    fig.tight_layout(); _fig_inline(fig, "fig_A_lambda.png")
    _lectura([
        "La recta azul es el ITS según ; las líneas grises son las fronteras
↪de",
        "categoría; el punto rojo marca =0.6.",
        f"El ITS se mantiene ALTO mientras {umbral:.3f}. Como =0.6 está por
↪encima de",
        f"ese umbral (con margen), la clasificación ALTO NO depende de haber
↪afinado :",
        "cualquier valor razonable de (entre ~0.55 y ~0.83) da el mismo nivel
↪ALTO.",
    ])
    return {"cruces": cruces, "its_rango": (round(float(its.min()),3),
↪round(float(its.max()),3))}

```

```

# =====
# B) PERTURBACIÓN DE LA MATRIZ DEMATEL (±1)
# =====
def analisis_dematel(ctx):
    _bloque("B) PERTURBACIÓN DE LA MATRIZ DEMATEL (±1)")
    _que_se_hace([
        "Los pesos (importancia estructural de cada subsistema) se calculan a_
        ↪partir de",
        "la matriz de influencia A, cuyas celdas son juicios de expertos en_
        ↪escala 0-4.",
        "Un experto podría dar 2 donde otro da 3, así que esos juicios son_
        ↪inciertos.",
        "Para medir si esa incertidumbre afecta el resultado, se perturba UNA_
        ↪celda a la vez:",
        " 1) se le suma (o resta) 1 a una celda no nula de A (sin salir de 0-
        4);",
        " 2) con la matriz modificada se rehace TODO el DEMATEL: se_
        ↪renormaliza (÷s), se",
        " calcula la matriz de influencia total  $T=N(I-N)^{-1}$  y de ahí los_
        ↪nuevos pesos ";",
        " 3) con esos nuevos se recalcula el ITS y el ranking por riesgo_
        ↪efectivo (·IRS).",
        "Se hace esto para cada celda no nula, hacia arriba y hacia abajo (62_
        ↪variantes), y se",
        "mide cuánto se mueve el ITS y si cambia el top-3 de subsistemas_
        ↪críticos.",
    ])
    A0, irs = ctx.A0, ctx.irs_base; n = len(SUBSISTEMAS) #_
    ↪noqa: F821
    nz = [(i, j) for i in range(n) for j in range(n) if i != j and A0[i, j] > 0]
    irs_arr = np.array([irs[s] for s in SUBSISTEMAS]) #_
    ↪noqa: F821
    its_vals, cambios, registros = [], 0, []
    base_top3 = tuple(sorted(SUBSISTEMAS, key=lambda s: ctx.alpha[SUBSISTEMAS.
    ↪index(s)]*irs[s], reverse=True)[:3]) # noqa: F821
    for (i, j) in nz:
        for d in (+1, -1):
            v = A0[i, j] + d
            if v < 0 or v > 4: continue
            A = A0.copy(); A[i, j] = v; al = dematel(A)['alpha'] #_
    ↪noqa: F821
            it = LAMBDA_ITS*irs_arr.max() + (1-LAMBDA_ITS)*float((al*irs_arr).
    ↪sum()) # noqa: F821
            its_vals.append(it); registros.append((it, i, j, A0[i, j], v))
            re = {s: al[SUBSISTEMAS.index(s)]*irs[s] for s in SUBSISTEMAS} #_
    ↪noqa: F821

```

```

        if tuple(sorted(SUBSISTEMAS, key=lambda s: re[s], reverse=True)[:
↪3]) != base_top3: cambios += 1 # noqa: F821
        its_vals = np.array(its_vals); base_its, _, _ = ctx.its(irs)
        _resultados()
        print(f"        ITS base (matriz sin cambios) = {base_its:.3f}")
        print("        Paso 1 - EJEMPLO trabajado de UNA variante, para ver el cálculo
↪completo:")
        it_hi, i_hi, j_hi, va_hi, vn_hi = max(registros, key=lambda r: r[0])
        A_ex = A0.copy(); A_ex[i_hi, j_hi] = vn_hi
        dem_ex = dematel(A_ex); al_ex = dem_ex['alpha'] #_
↪noqa: F821
        si, sj = SUBSISTEMAS[i_hi], SUBSISTEMAS[j_hi] #_
↪noqa: F821
        print(f"        (1) se cambia la celda A[{_abrev(si)}→{_abrev(sj)}] de
↪{va_hi:.0f} a {vn_hi:.0f}") # noqa: F821
        print(f"        (2) se rehace DEMATEL. El factor de normalización pasa de
↪s={ctx.res['dem']['s']:.2f} "
        f"a s={dem_ex['s']:.2f}, y los pesos cambian, p.ej.:")
        for s in (si, sj):
            k = SUBSISTEMAS.index(s) #_
↪noqa: F821
            print(f"        ({_abrev(s)}): {ctx.alpha[k]:.4f} → {al_ex[k]:.
↪4f}") # noqa: F821
            spx = float((al_ex*irs_arr).sum())
            print(f"        (3) con esos :  $\Sigma \cdot \text{IRS}$  pasa de {float((ctx.alpha*irs_arr).
↪sum()):.3f} a {spx:.3f}, y como")
            print(f"        máx(IRS)={irs_arr.max():.3f} no cambia → ITS = 0.
↪6·{irs_arr.max():.3f} + 0.4·{spx:.3f} = {it_hi:.3f}")
            it_lo, i_lo, j_lo, va_lo, vn_lo = min(registros, key=lambda r: r[0])
            print(f"        (esta variante es la que MÁS sube el ITS; la que más lo
↪baja da ITS={it_lo:.3f})")
            print(f"        Paso 2 - se repite el proceso para las {len(its_vals)}
↪variantes ({len(nz)} celdas × 2 direcciones):")
            print(f"        ITS [{its_vals.min():.3f}, {its_vals.max():.3f}] →
↪siempre {clasif5(its_vals.mean())}") # noqa: F821
            print(f"        el top-3 de criticidad cambió en {cambios}/{len(its_vals)}
↪variantes")
            fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 5)); ax.hist(its_vals, bins=18,
↪color='steelblue', edgecolor='white')
            ax.axvline(base_its, color='red', ls='--', lw=2, label=f'ITS base =
↪{base_its:.3f}')
            ax.axvspan(6, 8, color='orange', alpha=.10, label='banda Alto [6,8]')
            ax.set_xlabel('ITS resultante'); ax.set_ylabel('N.º de variantes'); ax.
↪legend(); ax.grid(alpha=.3, axis='y')
            ax.set_title('B) Distribución del ITS ante perturbaciones ±1 de la matriz
↪DEMATEL')

```

```

fig.tight_layout(); _fig_inline(fig, "fig_B_dematel.png")
_lectura([
    "El histograma muestra dónde cae el ITS de las 72 variantes: TODAS_
    ↪quedan dentro",
    f"de la banda naranja (Alto). El ITS se mueve apenas ±0.03 alrededor de_
    ↪{base_its:.2f}.",
    "Conclusión: los pesos son robustos; la clasificación del equipo no_
    ↪depende de",
    "la precisión fina de los juicios de la matriz DEMATEL.",
])
return {"its_min": round(float(its_vals.min()),3), "its_max":_
    ↪round(float(its_vals.max()),3),
        "cambios": cambios, "total": len(its_vals)}

# =====
# C) TORNADO: EFECTO DE CADA IRS (±1) SOBRE EL ITS
# =====
def analisis_tornado(ctx):
    _bloque("C) TORNADO - cuánto influye cada subsistema en el ITS")
    _que_se_hace([
        "Queremos saber a qué subsistema es MÁS sensible el resultado del_
        ↪equipo.",
        "Procedimiento: a cada subsistema le subimos y le bajamos su IRS en 1_
        ↪punto (uno",
        "a la vez, dejando los demás fijos) y medimos la amplitud |ITS(+1) -_
        ↪ITS(-1)|.",
        "Cuanto más larga la barra, más pesa ese subsistema en el resultado:_
        ↪ahí conviene",
        "tener el dato más preciso y la vigilancia más estrecha.",
    ])
    irs = ctx.irs_base; base, _, _ = ctx.its(irs); filas = []
    for s in SUBSISTEMAS:
        ↪noqa: F821
        lo = dict(irs); lo[s] = max(0, irs[s]-1); hi = dict(irs); hi[s] =_
        ↪min(10, irs[s]+1)
        a, _, _ = ctx.its(lo); b, _, _ = ctx.its(hi); filas.append((s, a, b,_
        ↪abs(b-a)))
    filas.sort(key=lambda r: r[3])
    _resultados()
    print(f"    ITS base (sin cambios) = {base:.3f}")
    print("    A cada subsistema se le sube y se le baja el IRS en 1 punto y_
    ↪se mide el ITS:")
    for s, a, b, amp in filas[::-1]:
        print(f"    {s:<44} amplitud={amp:.3f}    (ITS de {a:.3f} a {b:.3f})")
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 5))

```

```

    for k, (s, a, b, amp) in enumerate(filas): ax.barh(k, b-a, left=a,
↳color='teal', alpha=.75)
    ax.axvline(base, color='red', ls='--', lw=2, label=f'ITS base = {base:.3f}')
    ax.set_yticks(range(len(filas))); ax.set_yticklabels([_abrev(s) for s,_,_,_
↳in filas], fontsize=8) # noqa: F821
    ax.set_xlabel('ITS resultante'); ax.legend(); ax.grid(alpha=.3, axis='x')
    ax.set_title('C) Diagrama de tornado: sensibilidad del ITS a cada IRS (±1)')
    fig.tight_layout(); _fig_inline(fig, "fig_C_tornado.png")
    top = filas[-1]
    _lectura([
        f"El {top[0]} domina por completo: su barra (amplitud {top[3]:.2f}) es
↳unas 10 veces",
        "más larga que la de cualquier otro subsistema. El resto mueve el ITS
↳menos de 0.12.",
        "Conclusión: el riesgo del equipo está gobernado por el hidráulico; es
↳el dato que",
        "más importa medir bien. Los demás subsistemas son casi irrelevantes
↳para el ITS.",
    ])
    return {"mas_sensible": (top[0], round(top[3],3))}

# =====
# D) ESCENARIOS DE ESTRÉS
# =====
def analisis_escenarios(ctx):
    _bloque("D) ESCENARIOS DE ESTRÉS - cómo reacciona el equipo a situaciones
↳concretas")
    _que_se_hace([
        "Ponemos el modelo en situaciones hipotéticas cambiando una entrada y
↳recalculando",
        "el ITS y el IRF, para comprobar que reacciona en la dirección correcta:
↳",
        "    S1: se repara el hidráulico (su IRS baja a 1).",
        "    S2: un mando final entra en estado crítico (IRS=9).",
        "    S3: el contexto se vuelve adverso (IOR=7).",
        "Así se ve qué haría falta para que el equipo suba de nivel de riesgo.",
    ])
    irs = ctx.irs_base; esc = []
    def add(nm, irs_mod=None, ior=None):
        im = irs_mod if irs_mod else irs; it, _, _ = ctx.its(im)
        rf = ctx.irf(ior if ior is not None else ctx.IOR, it)
        esc.append((nm, it, rf)); print(f"    {nm:<32} ITS={it:.3f}
↳({clasif5(it)}) IRF={rf:.3f} ({clasif5(rf)})" # noqa: F821
    _resultados()
    add("S0 Estado actual")

```

```

    m = dict(irs); m['Hidráulico'] = 1.0; add("S1 Hidráulico reparado", m)
    m = dict(irs); m['Mando final trasero izquierdo'] = 9.0; add("S2 Mando
↪final crítico", m)
    add("S3 Contexto adverso (IOR=7)", ior=7.0)
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 5)); x = [e[0].split()[0] for e in esc]
    ax.bar(x, [e[1] for e in esc], color='orange', alpha=.85)
    for t in (4, 6, 8): ax.axhline(t, color='gray', ls='--', lw=.7)
    for k, e in enumerate(esc): ax.text(k, e[1]+.1, f'{e[1]:.
↪2f}\n{clasif5(e[2])[:3]}', ha='center', fontsize=8) # noqa: F821
    ax.set_ylabel('ITS (0-10)'); ax.set_ylim(0, 10); ax.grid(alpha=.3, axis='y')
    ax.set_title('D) ITS por escenario (la etiqueta indica la categoría del
↪IRF)')
    fig.tight_layout(); _fig_inline(fig, "fig_D_escenarios.png")
    _lectura([
        "Reparar el hidráulico (S1) es lo único que baja el equipo a riesgo
↪BAJO: confirma",
        "que es el subsistema crítico. En cambio, que un mando final",
        "(S2) se vuelvan críticos empuja el IRF a ALTO, porque suman su riesgo
↪al del",
        "hidráulico. Un contexto adverso por sí solo (S3) mantiene el IRF en
↪MEDIO.",
        "El modelo reacciona como se espera: baja al reparar y sube ante fallas
↪graves.",
    ])
    return {"escenarios": [(nm, round(float(it),3), clasif5(rf)) for nm, it, rf
↪in esc]} # noqa: F821

# =====
# E) SENSIBILIDAD DEL IRF AL IOR (CONTEXTO)
# =====
def analisis_ior(ctx, its_base):
    _bloque("E) SENSIBILIDAD DEL IRF AL CONTEXTO OPERACIONAL (IOR)")
    _que_se_hace([
        "El riesgo del equipo (IRF) se arma con DOS entradas independientes: el
↪ITS (estado",
        "de los subsistemas) y el IOR (contexto: uso, mantenimiento, entorno).
↪Como son",
        "independientes, mover el IOR NO cambia el ITS: solo cambia el IRF
↪final.",
        "Procedimiento: dejamos el ITS fijo en su valor base y barremos el IOR
↪de 0 a 10,",
        "recalculando el IRF, para ver cuánto contexto adverso hace falta para
↪que el",
        "equipo suba de categoría. El mapa 2D muestra el IRF para toda
↪combinación (IOR,ITS).",
    ])

```

```

        "Nota: con una malla de reglas gruesa (5×5) y defuzzificación por
        ↪centroide, la",
        "curva puede NO ser monótona (tocar ALTO, volver a MEDIO y luego
        ↪quedarse ALTO);",
        "por eso distinguimos el primer 'toque' de ALTO del umbral donde se
        ↪queda ALTO.",
    ])
    ior = np.linspace(0, 10, 201); irf = np.array([ctx.irf(v, its_base) for v
    ↪in ior])
    _resultados()
    print(f"      ITS fijo = {its_base:.3f}. Se recalcula IRF = Mamdani(IOR,
    ↪ITS) para cada IOR:")
    for v in range(0, 11):
        rf = ctx.irf(v, its_base)
        print(f"      IOR={v:2d} → IRF = {rf:5.3f} ({clasif5(rf)})"
        ↪# noqa: F821
        )
    alto = irf >= 6.0
    ior_primer = round(float(ior[int(np.argmax(alto))]), 2) if alto.any() else
    ↪None
    if alto.any():
        bajo_idx = np.where(~alto)[0]
        ior_estable = round(float(ior[bajo_idx[-1] + 1]), 2) if (len(bajo_idx)
    ↪and bajo_idx[-1] < len(ior)-1) else ior_primer
    else:
        ior_estable = None
    no_monotona = (ior_primer is not None) and (ior_estable is not None) and
    ↪(ior_estable > ior_primer + 1e-6)
    if ior_primer is None:
        print("      con este ITS el IRF no llega a ALTO en ningún IOR del rango
        ↪0-10")
    elif no_monotona:
        print(f"      el IRF toca ALTO por primera vez en IOR {ior_primer:.2f},
        ↪pero vuelve a MEDIO y")
        print(f"      recién se queda ALTO de forma ESTABLE desde IOR
        ↪{ior_estable:.2f} (curva no monótona)")
    else:
        print(f"      el IRF pasa a ALTO de forma estable con IOR
        ↪{ior_estable:.2f}")
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(9, 5))
    for t in (2, 4, 6, 8): ax.axhline(t, color='gray', ls='--', lw=.7)
    for y, l in [(1, 'Muy bajo'), (3, 'Bajo'), (5, 'Medio'), (7, 'Alto'), (9, 'Muy
    ↪alto')]:
        ax.text(0.01, y, l, color='gray', fontsize=8, va='center')
    ax.plot(ior, irf, 'purple', lw=2)
    if ior_estable is not None:
        ax.axvline(ior_estable, color='green', ls=':', lw=1.4)

```

```

        ax.text(ior_estable+.1, 9.0, f'ALTO estable\nIOR {ior_estable:.1f}',
↪color='green', fontsize=7)
        ax.axvline(ctx.IOR, color='red', ls='--', lw=1.6); ax.text(ctx.IOR+.1, .3,
↪'IOR actual', color='red', fontsize=8)
        ax.set_xlabel('IOR - contexto operacional'); ax.set_ylabel('IRF (0-10)')
        ax.set_xlim(0, 10); ax.set_ylim(0, 10); ax.grid(alpha=.3)
        ax.set_title(f'E) Sensibilidad del IRF al IOR (ITS fijo = {its_base:.2f})')
        fig.tight_layout(); _fig_inline(fig, "fig_E_ior.png")

        gi = np.linspace(0, 10, 120); gt = np.linspace(0, 10, 120)
        Z = np.array([[ctx.irf(i, t) for t in gt] for i in gi])
        fig, ax = plt.subplots(figsize=(7.5, 6))
        im = ax.imshow(Z, origin='lower', extent=[0, 10, 0, 10], aspect='auto',
↪cmap='YlOrRd', vmin=0, vmax=10)
        ax.contour(gt, gi, Z, levels=[2, 4, 6, 8], colors='k', linewidths=.6)
        ax.plot(its_base, ctx.IOR, 'b*', ms=16, label='caso actual')
        ax.set_xlabel('ITS (subsistemas)'); ax.set_ylabel('IOR (contexto)'); ax.
↪legend()
        ax.set_title('E-bis) Mapa del IRF en función de IOR e ITS')
        fig.colorbar(im, ax=ax, label='IRF'); fig.tight_layout(); _fig_inline(fig,
↪"fig_E2_mapa.png")
        _lectura([
            "La curva morada es el IRF cuando solo cambia el contexto. Con el ITS
↪actual, el",
            f"IRF se mantiene en MEDIO en casi todo el rango y solo se vuelve ALTO
↪estable con",
            f"IOR {ior_estable if ior_estable else '-'} (contexto muy adverso,
↪cercano a Muy alto).",
            "Como el IOR real del equipo es BAJO (línea roja), el MEDIO del IRF
↪viene del estado",
            "de los subsistemas, NO del contexto: mejorar el contexto no bajaría el
↪riesgo.",
            "En el mapa 2D, la estrella azul es el caso actual; se ve que está en
↪zona MEDIA y",
            "que para llegar a la zona roja (ALTO) haría falta subir bastante el
↪IOR o el ITS.",
        ])
        return {"irf_ior5": round(ctx.irf(5, its_base),3), "irf_ior9": round(ctx.
↪irf(9, its_base),3),
            "ior_para_alto": ior_estable, "ior_primer_alto": ior_primer,
↪"no_monotona": bool(no_monotona)}

# =====
# LLM (OPCIONAL) - SOLO explica e interpreta el análisis (nunca calcula)
# =====

```

```

def explicar_sensibilidad_llm(hallazgos, api_key=None, modelo="gpt-4o"):
    api_key = api_key or (API_KEY_SENS.strip() or None) or os.environ.
    ↪get("OPENAI_API_KEY")
    if not api_key:
        print("\n (Interpretación con LLM desactivada: no hay clave. El
    ↪análisis y sus")
        print(" explicaciones ya están completos arriba; el LLM solo
    ↪agregaría una síntesis.)")
        return None
    try:
        from openai import OpenAI
    except ImportError:
        print("\n (Instala 'openai' para la síntesis con LLM; el análisis ya
    ↪está completo.)")
        return None
    resumen = (
        f"Base: IOR={hallazgos['base']['IOR']:.2f},
    ↪ITS={hallazgos['base']['ITS']:.2f} "
        f"({clasif5(hallazgos['base']['ITS'])}), IRF={hallazgos['base']['IRF']:.
    ↪2f} " # noqa: F821
        f"({clasif5(hallazgos['base']['IRF'])}).\n"
    ↪ # noqa: F821
        f"A) lambda: ITS cruza a Alto en lambda~{hallazgos['A']['cruces'].
    ↪get('Medio→Alto','?')}, rango {hallazgos['A']['its_rango']}. \n"
        f"B) DEMATEL +-1: ITS en [{hallazgos['B']['its_min']:.
    ↪2f},{hallazgos['B']['its_max']:.2f}], top-3 cambia
    ↪{hallazgos['B']['cambios']}/{hallazgos['B']['total']}. \n"
        f"C) Tornado: mas sensible = {hallazgos['C']['mas_sensible'][0]}
    ↪(amplitud {hallazgos['C']['mas_sensible'][1]:.2f}). \n"
        f"D) Escenarios: {hallazgos['D']['escenarios']}. \n"
        f"E) IOR: IRF llega a ALTO estable con
    ↪IOR>={hallazgos['E']['ior_para_alto']} (curva {'no monotona' if
    ↪hallazgos['E'].get('no_monotona') else 'monotona'})."
    )
    prompt = (
        "Eres un especialista en confiabilidad y mantenimiento. Con estos
    ↪resultados de un "
        "ANALISIS DE SENSIBILIDAD YA CALCULADOS (NO recalculés nada), redacta
    ↪en español, "
        "tecnico y claro: (1) que evalua cada analisis A-E en una frase; (2)
    ↪que se encontro; "
        "(3) una conclusion sobre la ROBUSTEZ del modelo: es confiable el
    ↪IRF=MEDIO?, que "
        "subsistema y parametros dominan?, que se recomienda vigilar? Maximo
    ↪300 palabras.\n\n" + resumen
    )

```

```

try:
    client = OpenAI(api_key=api_key)
    kwargs = {"model": modelo, "messages": [
        {"role": "system", "content": "Interpretas y explicas; nunca
↪ inventas ni recalculas numeros."},
        {"role": "user", "content": prompt}]}
    if not modelo.startswith(("o1", "o3", "o4")): kwargs["temperature"] = 0.
↪3
    texto = client.chat.completions.create(**kwargs).choices[0].message.
↪ content
    print("\n" + " " * 78); print(" SÍNTESIS DEL ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD
↪ (LLM - solo texto)"); print(" " * 78)
    print(texto); return texto
except Exception as e:
    print(f"\n El LLM no respondió ({e}). El análisis ya está completo.")
    return None

# =====
# ORQUESTADOR
# =====
def main(dir_datos=None):
    if dir_datos is None:
        dir_datos = _dir_datos_desde_argv() if "_dir_datos_desde_argv" in
↪ globals() else "." # noqa: F821
    print("#" * 78)
    print("# ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD Y ROBUSTEZ DEL MODELO DE RIESGO DE
↪ FALLA")
    print("# Idea: partir del resultado base y perturbar UN elemento a la vez
↪ (, la")
    print("# matriz DEMATEL, cada IRS, escenarios y el contexto IOR) para ver
↪ qué tan")
    print("# firme es la conclusión y qué la domina. Cada bloque explica qué
↪ se hace,")
    print("# muestra los resultados, el gráfico inline y cómo interpretarlo.")
    print("#" * 78)
    ctx = ContextoSens(dir_datos)
    its_base = validar(ctx)
    hall = {"base": {"IOR": ctx.IOR, "ITS": its_base, "IRF": ctx.irf(ctx.IOR,
↪ its_base)}}
    hall["A"] = analisis_lambda(ctx)
    hall["B"] = analisis_dematel(ctx)
    hall["C"] = analisis_tornado(ctx)
    hall["D"] = analisis_escenarios(ctx)
    hall["E"] = analisis_ior(ctx, its_base)
    explicar_sensibilidad_llm(hall)

```

```
print("\n" + " " * 78); print(" LISTO - análisis de sensibilidad completo_
↪( , DEMATEL, tornado, escenarios, IOR)."); print(" " * 78)
return ctx, hall
```

```
# En Colab basta con ejecutar la celda: se corre solo.
ctx_sens, hallazgos_sens = main()
```

Referencias

- Abdulla H., Sleptchenko A., y Nayfeh A. (2024). Photovoltaic systems operation and maintenance: A review and future directions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 195:114342.
- Arora S. y Majumdar A. (2022). Machine learning and soft computing applications in textile and clothing supply chain: Bibliometric and network analyses to delineate future research agenda. *Expert Systems with Applications*, 200:117000.
- Bukowski L. y Werbińska-Wojciechowska S. (2025). Multidimensional maintenance maturity modeling: Fuzzy predictive model and case study on ensuring operational continuity under uncertainty. *Applied Sciences*, 15(22):12236.
- Choi H., Kim D., Kim J., y Kang P. (2022). Explainable anomaly detection framework for predictive maintenance in manufacturing systems. *Applied Soft Computing*, 125:109147.
- Damavandi S., Berardi L., y Abbasi S. (2026). Decision support system using rough dematel for evaluating blockchain adoption in food bank supply chain. *Food Policy*, 139:103050.
- Demir G., Chatterjee P., y Pamucar D. (2024). Sensitivity analysis in multi-criteria decision making: A state-of-the-art research perspective using bibliometric analysis. *Expert Systems with Applications*, 237:121660.
- Dereci U. y Tuzkaya G. (2024). An explainable artificial intelligence model for predictive maintenance and spare parts optimization. *Supply Chain Analytics*, 8:100078.
- Erozan (2019). A fuzzy decision support system for managing maintenance activities of critical components in manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 52:110–120.

- Fayaz M., Pham Q. B., Linh N. T. T., Nhi P. T. T., Khoi D. N., Qureshi M. S., Shah A. S., y Khalid S. (2020). A water supply pipeline risk analysis methodology based on DIY and hierarchical fuzzy inference. *Symmetry*, 12(1):44.
- Ferraro A., Galli A., Moscato V., y Sperli G. (2024). An explainable predictive maintenance strategy for multi-fault diagnosis of rotating machines using multi-sensor data fusion. *Decision Analytics Journal*, 10:100425.
- Gallab M., Bouloiz H., Lamrani Alaoui Y., y Tkiouat M. (2019). Risk assessment of maintenance activities using fuzzy logic. *Procedia Computer Science*, 148:226–235.
- Gaona À., Guisasola A., y Baeza J. A. (2025). An integrated TOPSIS framework with full-range weight sensitivity analysis for robust decision analysis. *Decision Analytics Journal*, 17:100642.
- Gomilanovic M., Bugaric U., Bankovic M., Stanic N., y Stepanovic S. (2024). Determining the availability of continuous systems in open pits using anfis and a simulation model. *Energies*, 17(5):1138.
- Isiaku L. y Shishah W. (2026). An analytical framework for uncovering risk interdependencies in sustainable supply chains using fuzzy dematel. *Decision Analytics Journal*, 18:100676.
- Johannssen A., Qiu P., Shayan Yeganeh A., y Chukhrova N. (2025). Explainable ai for trustworthy intelligent process monitoring. *Computers & Industrial Engineering*, 209:111407.
- John A., Verma V. K., Gupta S., y Jagtap S. (2026). Enhancing perishable food supply chain resilience through digitalisation: A dematel-based analysis of key disruptions and technological interventions. *Journal of Agriculture and Food Research*, 29:103026.

- Kobayashi K. y Alam S. B. (2024). Explainable, interpretable, and trustworthy ai for an intelligent digital twin: A case study on remaining useful life. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 129:107620.
- Kobbacy K. A. H. (2012). Application of artificial intelligence in maintenance modelling and management. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(31):54–59. 2nd IFAC Workshop on Advanced Maintenance Engineering, Services and Technology.
- Kraidt L., Shah R., Matipa W., y Borthwick F. (2020). Using stakeholders' judgement and fuzzy logic theory to analyze the risk influencing factors in oil and gas pipeline projects: Case study in iraq, stage ii. *International Journal of Critical Infrastructure Protection*, 28:100337.
- Lee J. y Kao, Hung-An y Yang S. (2014). Service innovation and smart analytics for industry 4.0 and big data environment. *Procedia CIRP*, 16:3–8.
- Liu L., Shao H., Xiao Y., y Liu B. (2026). VAVFormer: A general interpretable fault diagnosis framework based on variational fusion and adaptive volatility attention. *Computers in Industry*, 177:104459.
- Lu Y., Adrados J. S., Chand S. S., y Wang L. (2021). Humans are not machines—anthropocentric human–machine symbiosis for ultra-flexible smart manufacturing. *Engineering*, 7(6):734–737.
- Mahdevari S., Shahriar K., y Esfahanipour A. (2014). Human health and safety risks management in underground coal mines using fuzzy TOPSIS. *Science of The Total Environment*, 488–489:85–99.
- Majstorović V. y Milačić V. (1990). Expert systems for maintenance in the cim concept. *Computers in Industry*, 15(1):83–93.

- Mamdani E. H. y Assilian S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(1):1–13.
- Mathieu J., Kronwitter S., Duddeck F., Garcke J., y Vielhaber M. (2026). Explainable artificial intelligence for enhancing system understanding and interpretability of numerical crash simulations. *Computers in Industry*, 178:104466.
- Miedema E., Waschull S., y Emmanouilidis C. (2026). Towards trustworthy artificial intelligence for decision-making: A lifecycle perspective on knowledge- and data-driven artificial intelligence systems. *Computers in Industry*, 174:104409.
- Miodragović R., Tanasijević M., Mileusnić Z., y Jovančić P. (2012). Effectiveness assessment of agricultural machinery based on fuzzy sets theory. *Expert Systems with Applications*, 39(10):8940–8946.
- Mitrofani I. y Emiris, D.M. y Koulouriotis D. (2020). An industrial maintenance decision support system based on fuzzy inference to optimize scope definition. *Procedia Manufacturing*, 51:1538–1543.
- Mitrofani I. A., Emiris D. M., y Koulouriotis D. E. (2020). An industrial maintenance decision support system based on fuzzy inference to optimize scope definition. *Procedia Manufacturing*, 51:1538–1543. 30th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing (FAIM2021).
- Nunes P., Santos J., y Rocha E. (2023). Challenges in predictive maintenance – a review. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 40:53–67.

- Qu M., Li S., Jiang T., Fang Z., Guo P., y Li Q. (2026). Preventing data-driven risk propagation in human–artificial intelligence interaction: A scenario security architecture. *Computers in Industry*, 177:104458.
- Retzlaff C. O., Angerschmid A., Saranti A., Schneeberger D., Röttger R., Müller H., y Holzinger A. (2024). Post-hoc vs ante-hoc explanations: xai design guidelines for data scientists. *Cognitive Systems Research*, 86:101243.
- Saanane B., Nzali A., y Chambega D. (2006). Iron loss optimisation in three phase ac induction squirrel cage motors by use of fuzzy logic. En Mwakali J. y Taban-Wani G., editores, *Proceedings from the International Conference on Advances in Engineering and Technology*, pp. 404–420. Elsevier Science Ltd, Oxford.
- Scaife A. D. (2024). Improve predictive maintenance through the application of artificial intelligence: A systematic review. *Results in Engineering*, 21:101645.
- Sudžum R., Nestić S., Aleksić A., Komatina N., Marinković D., y Moljević S. (2025). The determination risk level of manufacturing process based on IF-TOPSIS and IF-Fuzzy logic rules. *Symmetry*, 17(9):1535.
- Sun Y. y Zhang R. (2026). A fractional framework for detection of adhesive defects in thermally protected structures based on array capacitive sensors. *Computers in Industry*, 179:104499.
- Susto G., Schirru A., Pampuri S., y McLoone, S. y Beghi A. (2015). Machine learning for predictive maintenance: A multiple classifier approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11(3):812–820.

- Theissler A., Pérez-Velázquez J., Kettelgerdes M., y Elger G. (2021). Predictive maintenance enabled by machine learning: Use cases and challenges in the automotive industry. *Reliability Engineering & System Safety*, 215:107864.
- Van Dinter R., Tekinerdogan B., y Catal C. (2022). Predictive maintenance using digital twins: A systematic literature review. *Information and Software Technology*, 151:107008.
- Van Tam N. y Van Phong V. (2026). Integrating generative ai and bim for sustainable construction and built environment: An ahp-dematel-based strategic framework. *Energy & Buildings*, 363:117560.
- Wang B., Zheng P., Yin Y., Shih A., y Wang L. (2022). Toward human-centric smart manufacturing: A human-cyber-physical systems (hcps) perspective. *Journal of Manufacturing Systems*, 63:471–490.
- Więckowski J. y Sałabun W. (2023). Sensitivity analysis approaches in multi-criteria decision analysis: A systematic review. *Applied Soft Computing*, 148:110915.
- Xie J., Sun L., y Zhao Y. F. (2025). On the data quality and imbalance in machine learning-based design and manufacturing—a systematic review. *Engineering*, 45:105–131.
- Xu X., Lu Y., Vogel-Heuser B., y Wang L. (2021). Industry 4.0 and industry 5.0—inception, conception and perception. *Journal of Manufacturing Systems*, 61:530–535.
- Yan J., Liu Z., Leng J., Zhao J. L., Chen C., Zhang D., Tao Y., Wang Y., Liu T., Zhang C., Tong Y., Mourtzis D., y Wang L. (2025). Human-centric artificial intelligence towards industry 5.0: retrospect and prospect. *Journal of Industrial Information Integration*, 47:100903.

- Yang X., Yang J., Li R., Li H., Xiao Q., y Jiang S. (2026). A multimodal link prediction approach for bridge maintenance via spatiotemporal feature fusion and cross-modal contrastive interaction. *Computers in Industry*, 178:104478.
- Zhou Z., Mao H., Yang B., y Sun S. (2026). A novel method for risk identification and quantitative assessment in shale gas development phase based on stpa-fta-dematel. *Unconventional Resources*, 10:100301.
- Zonta T., da Costa C., Righi R., de Lima M., y da Trindade, E.S. y Li G. (2020). Predictive maintenance in the industry 4.0: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, 150:106889.