

FACULTAD DE INGENIERÍA

Carrera de Ingeniería Electrónica

**“IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE
DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025”**

Trabajo de suficiencia profesional para optar al título profesional de:

Ingeniero Electrónico

Autores:

Renzo Augusto Lopez Castillo

Leonardo Raul Pedraza Ponce

Asesor:

Dr. Ing. Percy Junior Castro Mejia

<https://orcid.org/0000-0002-5345-5098>

Trujillo - Perú

2025

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

24

Informe de Similitud

25

26

7% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

27




Filtrado desde el informe

- ▶ Bibliografía
- ▶ Texto citado

28

Fuentes principales

29

- 7%  Fuentes de Internet
- 1%  Publicaciones
- 2%  Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

30

31

32

33

34

35

36

37

38

39

40

41

42

43

Dedicatoria

44

Dedico este trabajo a mis padres y a mi familia, quienes me han brindado su apoyo

45

incondicional durante todo mi camino académico y profesional. Agradezco profundamente su

46

confianza, sus valores y su ejemplo, que han sido la base de mi formación.

47

También dedico este logro a mis docentes y a todas las personas que contribuyeron a mi

48

desarrollo profesional, motivándome a perseverar y a culminar con responsabilidad esta etapa tan

49

importante de mi vida.

50

Leonardo Pedraza

51

52

A mi familia, por su amor incondicional, su confianza permanente y por ser la razón que

53

impulsa cada uno de mis esfuerzos. A mis padres, quienes con su ejemplo de perseverancia,

54

trabajo y valores me enseñaron que la constancia y la disciplina son el camino hacia cualquier

55

meta. A mi hermana, por acompañarme incluso en los momentos más desafiantes. Esta

56

dedicatoria es un reconocimiento profundo a su apoyo inagotable, sin el cual este logro no habría

57

sido posible.

58

Renzo López

59

60

61

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

63 **Agradecimiento**

64 Deseo expresar mi sincero agradecimiento a mis padres y a mi familia por su apoyo
65 constante, su paciencia y su motivación, factores fundamentales para alcanzar este objetivo.

66 A mis docentes de la Universidad Privada del Norte, gracias por su orientación
67 académica y profesional.

68 A LABSYSTEMS S.A.C., y a mis compañeros del área de ingeniería, les agradezco por
69 brindarme la oportunidad de desarrollarme en el campo del mantenimiento de equipos
70 biomédicos y por todo el aprendizaje adquirido durante este tiempo.

71 A cada persona que aportó con un consejo, una guía o una palabra de ánimo, muchas
72 gracias.

73 Leonardo Pedraza

74 Mi agradecimiento especial al equipo técnico y administrativo de LABSYSTEMS
75 S.A.C., cuya apertura, compromiso y disposición para compartir su experiencia hicieron posible
76 el desarrollo de esta propuesta. Extiendo también mi reconocimiento al Ing. Percy Junior Castro
77 Mejía, por su acompañamiento profesional y por orientarme con claridad hacia la mejora
78 continua del proyecto. A mis compañeros y amigos, gracias por su apoyo, por cada conversación
79 que aportó nuevas ideas y por su compañía en los momentos más retadores. A mi familia, que ha
80 sido mi sostén y mi inspiración permanente, les debo este logro.

81 Renzo López

82

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

83	Tabla de contenido	
84	Índice de tablas.....	6
85	Índice de Figuras.....	7
86	RESUMEN EJECUTIVO.....	10
87	CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN.....	11
88	CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO.....	22
89	CAPÍTULO III. DESCRIPCIÓN DE LA EXPERIENCIA.....	42
90	CAPÍTULO IV. RESULTADOS.....	77
91	CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	101
92	REFERENCIAS.....	106
93	ANEXOS.....	107
94		
95		

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

96

Índice de tablas

97

Tabla 1 Datos generales de la empresa 12

98

Tabla 2 Síntesis de cumplimientos de objetivos específicos del proyecto 77

99

Tabla 3 Tabla de evolución mensual del porcentaje de resolución autónoma 87

100

101

102

103

104

105

106

107

108

109

110

111

112

113	Índice de Figuras	
114	Figura 1 Domicilio de la empresa	12
115	Figura 2 Organigrama LABSYSTEMS S.A.C	15
116	Figura 3 Mantenimiento correctivo de sonda de muestreo	16
117	Figura 4 Calibración de la lampara del sistema óptico	17
118	Figura 5 Equipo Zybio – EXC420	25
119	Figura 6 Relación entre MTBF, MTTF y MTTR	28
120	Figura 7 Relación entre MTBF, MTTF y MTTR	33
121	Figura 8 Participantes en el proyecto	44
122	Figura 9 Diagrama de flujo de la metodología antigua.....	47
123	Figura 10 Estadística de incidencias según MTTR.....	50
124	Figura 11 Funcionamiento de la Inteligencia Artificial	51
125	Figura 12 Importando librerías y data para el sistema.	55
126	Figura 13 Construcción de las reglas expertas	58
127	Figura 14 Diagrama de flujo de fallas luego de la implementación	59
128	Figura 15 Técnica TF-IDF	60
129	Figura 16 Programación para predicción de fallas.....	61
130	Figura 17 Registro de feedback.csv	62
131	Figura 18 Código para procesamiento del formulario	63

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

132	Figura 19 Diseño de la pantalla principal del Sistema de Diagnóstico EXC-400	66
133	Figura 20 Módulo de registro para análisis de falla	67
134	Figura 21 Sistema en funcionamiento	68
135	Figura 22 Uso correcto del sistema por el usuario final.	70
136	Figura 23 Archivos utilizados	73
137	Figura 24 Gráfico de MTTR promedio mensual.....	80
138	Figura 25 Grafico MTTR promedio mensual con sistema implementado.....	81
139	Figura 26 Grafica de comparación	83
140	Figura 27 Grafica de comparación mediante eventos	83
141	Figura 28 Comparativa de eventos de atención	85
142	Figura 29 Evaluación de severidad	90
143	Figura 30 Evaluación ML componente.....	91
144	Figura 31 Ejemplo de codigo C07004	93
145	Figura 32 Ejemplo codigo C07003	94
146	Figura 33 Porcentaje de componentes fallados.....	96
147	Figura 34 Grafica componentes fallados.....	97
148	Figura 35 Pantalla principal sistema ML	107
149	Figura 36 Registro de retroalimentación.....	108
150	Figura 37 Guía de interpretación de resultados.....	109

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

151	Figura 38 Resumen de fallas histórico	110
152	Figura 39 Resumen de fallas en los últimos 6 meses	111
153	Figura 40 Panel analítico de casos registrados.....	112
154	Figura 41 Registro de código de fallas.....	113
155	Figura 42 Sugerencia basada en casos anteriores	114
156	Figura 43 Últimos eventos de la falla	115
157	Figura 44 Referencia de diagnóstico con manual técnico.....	116
158		

159
160
161
162
163
164
165
166
167
168
169
170
171
172
173
174
175
176
177
178
179
180

RESUMEN EJECUTIVO

La experiencia profesional se desarrolló en LABSYSTEMS S.A.C., empresa dedicada al soporte de equipos biomédicos utilizados en establecimientos de salud, donde se identificó como problemática principal el incremento del tiempo de inactividad del analizador bioquímico EXC-420 debido a fallas recurrentes que exigían la intervención constante de ingenieros de servicio técnico. Para atender esta necesidad, se implementó un sistema inteligente de diagnóstico y mantenimiento inteligente asistido por Machine Learning que integró modelos predictivos Random Forest y Logistic Regression para la clasificación de severidad y la identificación del componente probable, reglas expertas basadas en conocimiento técnico, un módulo de retroalimentación continua y una interfaz operativa desarrollada en Streamlit. La solución permitió reducir significativamente el tiempo medio de reparación, disminuir los eventos escalados al servicio técnico e incrementar la resolución autónoma por parte del personal de laboratorio, alcanzando precisiones de hasta 96.9 % en la predicción de severidad y 83.2 % en la predicción de componente. Los resultados demostraron la viabilidad de aplicar inteligencia artificial en procesos de mantenimiento biomédico y evidenciaron la aplicación de competencias profesionales en diagnóstico de equipos, programación, análisis de datos, gestión del conocimiento y soporte técnico especializado, contribuyendo a la mejora operativa de los servicios de laboratorio clínico.

181 **CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN**

182 **1.1 Contextualización de la experiencia**

183 El presente Trabajo de Suficiencia Profesional se desarrolló en LABSYSTEMS S.A.C.,
184 empresa especializada en equipos de laboratorio clínico ubicada en Lima, Perú. Los autores,
185 bachilleres de Ingeniería Electrónica de la Universidad Privada del Norte, convergieron sus
186 experiencias profesionales en el campo del mantenimiento para abordar una problemática común
187 en equipos críticos: el tiempo prolongado de respuesta ante fallas que afectan la continuidad
188 operativa.

189 El proyecto se ejecutó durante el año 2025, tomando como caso de estudio el analizador
190 bioquímico EXC-420, equipo representativo de la cartera de productos atendidos por la empresa.
191 La elección de este modelo respondió a su amplia presencia en el mercado nacional, la
192 disponibilidad de datos históricos de fallas, y su complejidad técnica que demandaba tiempos de
193 diagnóstico prolongados. El desarrollo del sistema se llevó a cabo íntegramente en el área de
194 servicio técnico de la empresa, con acceso directo a los registros históricos de intervenciones,
195 manuales técnicos y casos reales atendidos por el equipo de ingeniería.

196 **1.2 Descripción de la Empresa**

197 LABSYSTEMS S.A.C. es una empresa peruana dedicada a la importación,
198 comercialización y distribución de equipos, reactivos e insumos especializados para laboratorios
199 clínico. Brinda servicio técnico especializado con más de 16 años de experiencia en el sector
200 salud, la empresa se ha consolidado como un aliado estratégico de hospitales, clínicas y centros
201 de diagnóstico a nivel nacional, ofreciendo soluciones tecnológicas integrales y soporte técnico
202 confiable.

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

203 La compañía brinda servicio técnico y mantenimiento preventivo y correctivo a la red de
204 establecimientos de la red DIRIS Lima Norte y la red DIRESA Callao, asegurando el óptimo
205 funcionamiento de los equipos de diagnóstico clínico en centros de salud públicos y privados.

206 **Tabla 1**

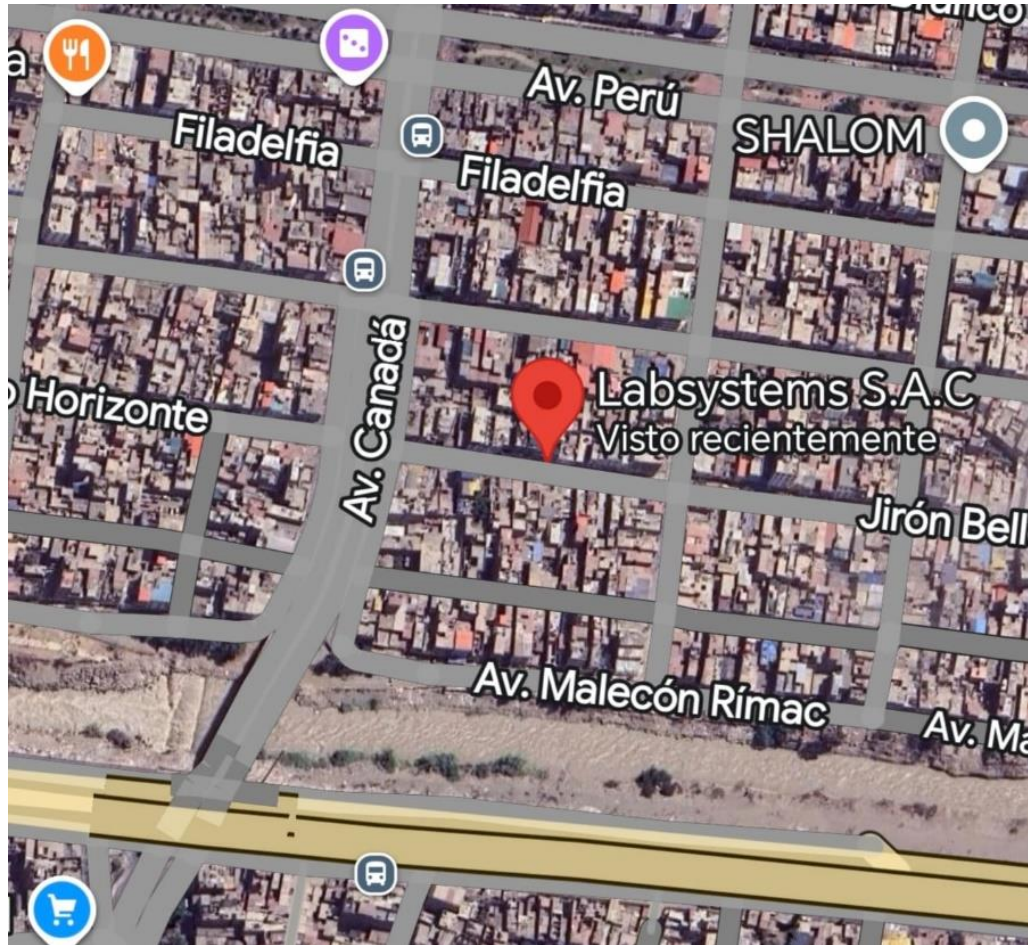
207 *Datos generales de la empresa*

Datos	Información
Razón social	LABSYSTEMS S.A.C.
RUC	20518745876
Tipo de contribuyente	Sociedad Anónima Cerrada
Actividad económica principal	Comercio al por mayor de instrumentos y materiales de uso médico, odontológico y de laboratorio.
Domicilio	Jr. Bello Horizonte N.º 1742, San Martín de Porres, Lima – ANEXO 1Perú.
Teléfonos de contacto	(01) 571-5567 / 987 545 340 / 966 565 119
Página web:	www.labsystemssac.com
Correo electrónico:	informes@labsystemssac.com
Fecha de constitución:	2004

208 *Nota.* Información elaborada a partir de datos de la Superintendencia Nacional de Aduanas y de
209 Administración Tributaria (SUNAT, 2025).

210 **Figura 1**

211 Domicilio de la empresa



212

213 *Nota.* Mapa extraído de Google Maps (2025).

214 **1.3 Misión**

215 LABSYSTEMS S.A.C. estructuró su misión corporativa en torno a la provisión de
216 soluciones integrales para el sector salud peruano. La empresa se especializó en tres pilares
217 fundamentales: la importación de equipos de laboratorio de última generación, su
218 comercialización estratégica en el mercado nacional, y el soporte técnico especializado post-
219 venta. Esta propuesta de valor se fundamentó en el compromiso de garantizar la satisfacción del

220 cliente mediante un servicio profesional caracterizado por su eficiencia operativa y confiabilidad
221 técnica en cada intervención.

222 **1.4 Visión**

223 La visión corporativa de LABSYSTEMS S.A.C. apuntó al reconocimiento nacional como
224 empresa líder en el sector de equipos de laboratorio clínico, distinguiéndose por estos atributos:
225 la innovación constante en soluciones tecnológicas, la calidad superior de sus productos y
226 servicios, y la excelencia en la atención al cliente. Esta proyección estratégica impulsó a la
227 empresa a buscar continuamente mejoras en sus procesos operativos, particularmente en el área
228 de servicio técnico, donde la rapidez y efectividad en la resolución de fallas representaron
229 factores críticos para mantener el liderazgo competitivo.

230 **1.5 Valores**

231 La cultura organizacional de LABSYSTEMS S.A.C. se fundamentó en seis valores
232 corporativos que guiaron todas sus operaciones:

233 La calidad se manifestó como principio rector en el cumplimiento de altos estándares
234 técnicos y comerciales en cada proceso ejecutado por la empresa.

235 La responsabilidad constituyó el compromiso permanente con la precisión diagnóstica, la
236 seguridad operativa y la confianza depositada por los clientes en los servicios prestados.

237 La innovación impulsó la búsqueda constante de mejoras en procesos y tecnologías
238 aplicadas al diagnóstico clínico, adaptándose a las demandas cambiantes del sector salud.

239 El trabajo en equipo facilitó la cooperación efectiva entre las áreas técnicas y
240 administrativas, permitiendo alcanzar objetivos comunes con mayor eficiencia operativa.

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

241 La orientación al cliente priorizó sistemáticamente las necesidades y expectativas de los
242 usuarios finales, colocándolos en el centro de todas las decisiones empresariales.

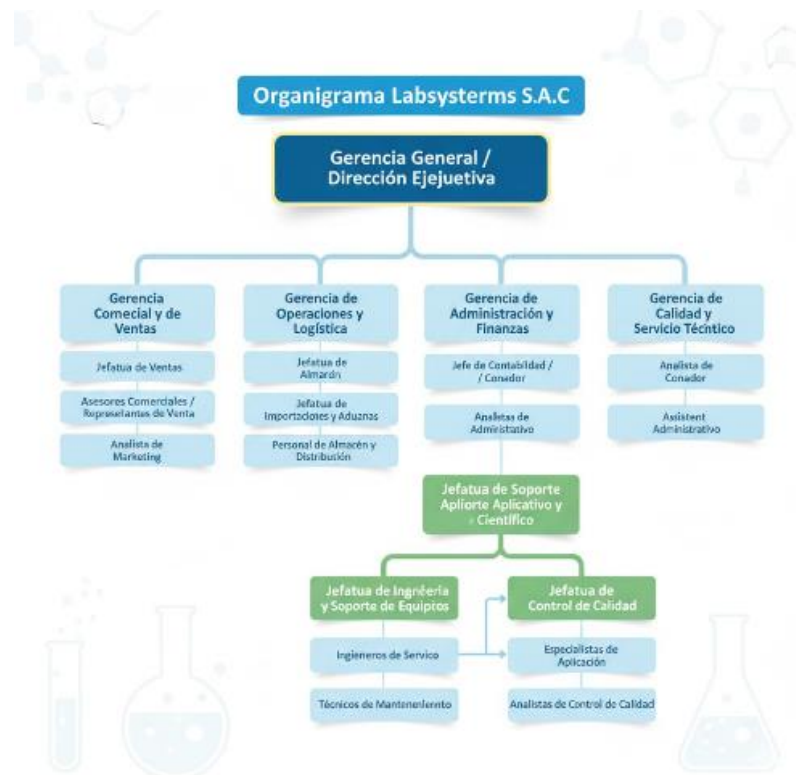
243 La ética profesional aseguró la transparencia y honestidad en todas las operaciones
244 comerciales y técnicas, fortaleciendo la reputación corporativa en el mercado nacional.

245 **1.6 Organigrama General de LABSYSTEMS S.A.C.**

246 El presente trabajo se desarrolla dentro del Área de Ingeniería y Servicio Técnico,
247 responsable del mantenimiento de equipos médicos como analizadores bioquímicos,
248 hematológicos, de hemoglobina glicosilada, centrífugas y microscopios, entre otros.

249 **Figura 2**

250 *Organigrama LABSYSTEMS S.A.C*



251

252 *Nota.* Representación esquemática de la estructura organizacional de la empresa.

253 **1.7 Servicios y Productos**

254 La empresa ofrece una gama de servicios especializados orientados al mantenimiento y
255 soporte integral de equipos de laboratorio clínico. Entre sus principales actividades se encuentran
256 las labores de mantenimiento preventivo y correctivo, esenciales para garantizar la continuidad
257 operativa de los dispositivos biomédicos. El mantenimiento preventivo comprende
258 intervenciones planificadas que incluyen inspecciones, limpiezas, ajustes y calibraciones
259 destinadas a conservar los equipos en condiciones óptimas y evitar fallas inesperadas. En
260 contraste, el mantenimiento correctivo se ejecuta ante la ocurrencia de una avería, con el
261 propósito de identificar la causa del problema y restablecer el funcionamiento adecuado del
262 equipo, asegurando su precisión y estabilidad en los análisis clínicos.

263 **Figura 3**

264 *Mantenimiento correctivo de sonda de muestreo*



265

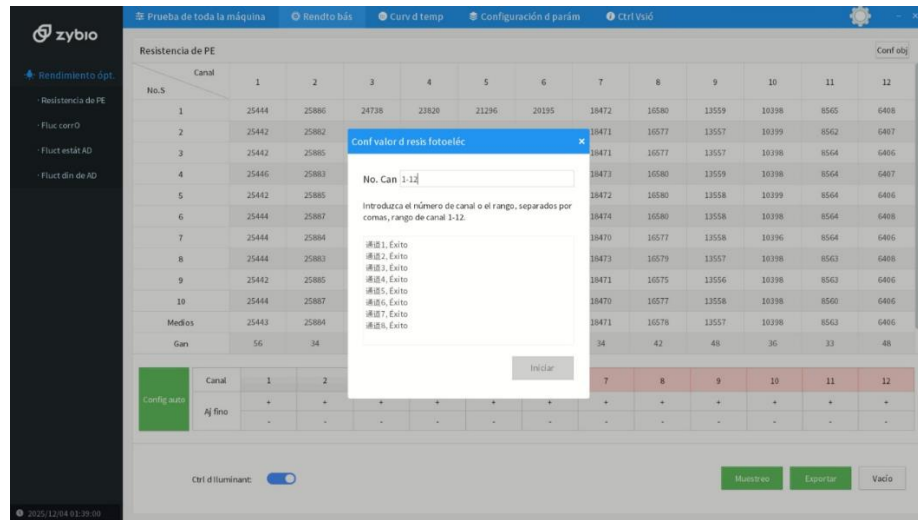
266 *Nota.* Mantenimiento correctivo realizado a la sonda de muestra por obstrucción de presencia de
267 fibrina.

268 Asimismo, la empresa desarrolla procesos de diagnóstico de fallas y calibración en
269 analizadores automáticos y semiautomáticos, actividades orientadas a identificar anomalías en
270 los parámetros operativos, interpretar códigos de error y ajustar las mediciones según los
271 estándares del fabricante. Estas acciones permiten asegurar la confiabilidad de los resultados
272 emitidos por los equipos y mantener su desempeño dentro de los márgenes aceptables.

273 **Figura 4**

274 *Calibración de la lámpara del sistema óptico*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025



275

276 *Nota.* Corrección de valores AD's para mejorar la fiabilidad de los resultados.

277 Otro servicio fundamental es la instalación, configuración y verificación de nuevos
278 equipos adquiridos por los laboratorios clínicos. Este proceso abarca el montaje físico, la
279 adecuación del entorno necesario para su funcionamiento, la configuración del software
280 operativo y la verificación del cumplimiento de los estándares técnicos antes de ponerlos en
281 operación. De esta manera, se garantiza que cada equipo ingrese a su ciclo de uso cumpliendo las
282 especificaciones del fabricante y los requerimientos del usuario.

283 La empresa también brinda asesoría técnica especializada y programas de capacitación
284 dirigidos al personal encargado del manejo de los dispositivos. Estas acciones fortalecen las
285 competencias del usuario final, optimizan el desempeño de los equipos y contribuyen a prolongar
286 su vida útil mediante prácticas de uso y mantenimiento adecuadas.

287 Finalmente, entre sus servicios complementarios se encuentra la venta de repuestos y
288 accesorios originales. Este componente comercial asegura la disponibilidad de piezas certificadas

289 por los fabricantes, fundamentales para la reparación adecuada de los equipos y para mantener su
290 compatibilidad, rendimiento y durabilidad.

291 En cuanto a los productos comercializados, la empresa ofrece analizadores bioquímicos
292 automatizados y semiautomatizados destinados a la cuantificación de compuestos químicos en
293 muestras biológicas. Estos equipos varían en su nivel de automatización, desde sistemas que
294 operan casi sin intervención del usuario hasta dispositivos que requieren supervisión parcial,
295 manteniendo altos estándares de precisión.

296 También distribuye analizadores hematológicos, equipos automatizados que permiten
297 cuantificar los componentes celulares de la sangre para el diagnóstico oportuno de diversas
298 patologías. A ello se suman los equipos de coagulación, electrolitos y hemoglobina glicosilada,
299 esenciales para la evaluación de procesos fisiológicos críticos y el monitoreo de enfermedades
300 metabólicas.

301 La oferta se complementa con centrifugas, microscopios y otros equipos auxiliares que
302 facilitan la preparación, observación y análisis de muestras biológicas. Además, la empresa
303 comercializa insumos y reactivos para diagnóstico in vitro, materiales indispensables para
304 garantizar la exactitud analítica y la confiabilidad de los procedimientos realizados en los
305 laboratorios clínicos.

306 **1.8 Socios Estratégicos**

307 La empresa mantuvo alianzas estratégicas con diversos fabricantes internacionales de
308 reconocido prestigio en el sector del diagnóstico clínico, lo que fortaleció su portafolio de
309 soluciones tecnológicas y garantizó la disponibilidad continua de equipos, repuestos y soporte
310 especializado. Entre sus principales socios comerciales destacó Zybio Inc. (China), proveedor de

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

311 analizadores bioquímicos y hematológicos utilizados ampliamente en laboratorios clínicos por su
312 precisión, estabilidad operativa y capacidad de integración con sistemas de información de
313 laboratorio (LIS). Esta alianza permitió acceder a plataformas automatizadas de última
314 generación, así como a capacitación técnica directa por parte del fabricante.

315 Asimismo, la empresa estableció una relación comercial con Dirui Industrial Co., Ltd.
316 (China), reconocido fabricante de equipos y reactivos para química clínica. Gracias a esta
317 colaboración, la empresa aseguró la disponibilidad de insumos certificados, módulos hidráulicos,
318 cámaras de reacción y sistemas de medición que complementaron los equipos comercializados,
319 contribuyendo a mantener la continuidad operativa de los procesos diagnósticos.

320 También mantuvo vínculo con Mindray Medical International, una de las compañías
321 líderes a nivel mundial en equipamiento biomédico. Esta asociación facilitó la incorporación de
322 tecnologías avanzadas en monitorización, hematología y análisis clínico, permitiendo a la
323 empresa ofrecer soluciones robustas con altos estándares de confiabilidad.

324 Otro socio relevante fue Monobind Inc. (Estados Unidos), fabricante especializado en
325 kits para diagnóstico inmunoenzimático (ELISA). Esta alianza permitió que la empresa
326 complementara su catálogo con reactivos de alta sensibilidad y especificidad, fundamentales para
327 la detección de marcadores bioquímicos e inmunológicos en diversas patologías.

328 Del mismo modo, la colaboración con Kangjian Medical (China) aseguró la
329 disponibilidad de materiales auxiliares de laboratorio, tales como consumibles, dispositivos de
330 manejo de muestras y accesorios complementarios para el uso adecuado de los equipos clínicos.

331 A estas alianzas se sumó la colaboración estratégica con Urit Medical Electronic Co.,
332 Ltd. (China), fabricante reconocido por sus analizadores hematológicos, equipos de bioquímica y

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

333 soluciones complementarias para laboratorios clínicos. La incorporación de esta marca permitió
334 ampliar el catálogo de soluciones analíticas, ofreciendo equipos con interfaces intuitivas, alto
335 grado de automatización y sistemas confiables para la medición de parámetros bioquímicos y
336 hematológicos. Además, esta alianza fortaleció la disponibilidad local de repuestos originales y
337 soporte técnico certificado para los equipos Urit instalados en diferentes laboratorios del país.

338 En conjunto, estas alianzas comerciales reforzaron la capacidad operativa de la empresa,
339 al garantizar acceso permanente a tecnología biomédica actualizada, repuestos originales, soporte
340 técnico especializado y procesos de capacitación que contribuyeron al fortalecimiento de la
341 calidad del servicio ofrecido. Estas colaboraciones permitieron mantener un portafolio
342 competitivo y asegurar que los equipos comercializados cumplieran los estándares
343 internacionales exigidos en el ámbito del diagnóstico clínico.

344

345

346

347

348

349

350

351

352

CAPÍTULO II. MARCO TEÓRICO

353

2.1 Conocimientos prácticos de experiencia profesional

354

A lo largo de su trayectoria profesional, los autores adquirieron conocimientos y

355

habilidades técnicas fundamentales para la resolución de problemas complejos en entornos

356

industriales y biomédicos. Estas competencias se desarrollaron mediante la intervención directa

357

en actividades de diagnóstico, mantenimiento preventivo y correctivo, calibración y verificación

358

de equipos empleados en laboratorios clínicos. Dichas experiencias constituyeron la base

359

práctica que sustentó el presente trabajo de suficiencia profesional, orientado al diseño e

360

implementación de un sistema inteligente para reducir el tiempo de diagnóstico de fallas en el

361

analizador bioquímico EXC-420, equipo ampliamente utilizado en los centros de salud.

362

En el ámbito industrial, se trabajó con sistemas de adquisición y procesamiento de datos

363

provenientes de sensores electrónicos y módulos de instrumentación, fortaleciendo la capacidad

364

para interpretar señales, analizar anomalías y desarrollar soluciones basadas en programación.

365

Este entorno permitió el manejo de lenguajes como Python, así como la aplicación de librerías

366

especializadas para análisis estadístico, procesamiento de texto y modelado predictivo. La

367

experiencia con metodologías de machine learning facilitó la integración de algoritmos como

368

Random Forest y Logistic Regression, reconocidos por su capacidad para gestionar grandes

369

volúmenes de información, clasificar fallas con alta precisión y generar modelos robustos

370

orientados al soporte de decisiones técnicas.

371

En el campo biomédico, se desarrollaron competencias relacionadas con el

372

mantenimiento integral de analizadores bioquímicos, hematológicos y equipos auxiliares. Estas

373

labores incluyeron inspecciones operativas, calibraciones fotométricas e hidráulicas, verificación

374 de parámetros internos y análisis de los registros generados por el software nativo de los equipos.
375 En el caso del EXC-420, se revisaron patrones históricos de fallas, códigos de error, parámetros
376 de medición, valores AD's, ciclos de limpieza y comportamiento de módulos críticos, como
377 bombas, sondas de muestreo y sistemas ópticos. La interpretación sistemática de esta
378 información permitió identificar tendencias, correlaciones operativas y variables predictoras
379 relevantes, las cuales fueron fundamentales para la construcción del modelo de machine learning.

380 La integración de la experiencia industrial y biomédica proporcionó una visión completa
381 de los principios de confiabilidad operacional, electrónica aplicada, diagnósticos basados en
382 datos y mantenimiento inteligente. Esta sinergia favoreció el desarrollo de una solución
383 predictiva adaptada a las necesidades reales de los laboratorios clínicos, permitiendo disminuir el
384 tiempo medio de reparación (MTTR), mejorar la disponibilidad operativa de los equipos y
385 optimizar la gestión técnica del servicio. En conjunto, este bagaje profesional evidenció la
386 capacidad de aplicar conocimientos teóricos a situaciones prácticas de alta complejidad,
387 contribuyendo a la transformación digital del mantenimiento biomédico mediante el uso de
388 sistemas inteligentes de soporte al diagnóstico.

389 **2.2 Equipos de laboratorio clínico**

390 Los equipos de laboratorio clínico constituyeron la infraestructura fundamental para la
391 obtención de resultados diagnósticos precisos en muestras biológicas. Tal como señalan
392 McPherson y Pincus (2022) en Henry's Clinical Diagnosis and Management by Laboratory
393 Methods, el uso de analizadores automatizados permitió disminuir la variabilidad operacional,
394 optimizar los tiempos de respuesta y asegurar la estandarización de los procedimientos analíticos
395 en laboratorios modernos.

396 Asimismo, los principios tecnológicos que sostienen estos instrumentos como sistemas
397 fotométricos, módulos hidráulicos, sensores electroquímicos y controladores electrónicos— han
398 sido ampliamente descritos por Burtis y Bruns (2014) en *Fundamentals of Clinical Chemistry*
399 *and Molecular Diagnostics*, quienes destacan que la confiabilidad analítica depende de la
400 estabilidad de los componentes y de la adecuada integración entre hardware, software y
401 reactivos.

402 En esta misma línea, Laposata (2024) explica que la automatización en los laboratorios
403 clínicos transformó el procesamiento de muestras al incorporar algoritmos internos de
404 verificación, rutinas automáticas de calibración y mecanismos de control de calidad continuo, lo
405 que permitió aumentar la eficiencia operativa y reducir el riesgo de errores manuales. Su análisis
406 subraya que estos equipos requieren mantenimiento periódico, revisiones técnicas y personal
407 calificado para garantizar su correcto desempeño.

408 **2.2.1 Analizador Bioquímico EXC420 ZYBIO**

409 El analizador químico EXC-420, fabricado por Zybio Inc., es un equipo automatizado de
410 diagnóstico clínico diseñado para la determinación cuantitativa de parámetros bioquímicos en
411 muestras de suero, plasma, orina y otros fluidos biológicos. Su funcionamiento se basa en
412 principios de fotometría y colorimetría, empleando lámparas halógenas de tungsteno, cubetas de
413 reacción y sensores ópticos de alta precisión.

414 En nuestra experiencia dentro del área de servicio técnico de LABSYSTEMS S.A.C.,
415 identificamos que este modelo destaca por su capacidad de procesar un gran volumen de
416 muestras en un tiempo reducido, manteniendo altos estándares de exactitud y repetibilidad. Sin

417 embargo, también presenta vulnerabilidad a fallas recurrentes relacionadas con la temperatura
418 interna, la alineación de los sensores ópticos y la comunicación entre los módulos electrónicos.

419 **Figura 5**

420 *Equipo Zybio – EXC420*



421

422 *Nota.* Imagen extraída de la página oficial de Zybio.

423 **2.2.2 Tipos de mantenimiento**

424 El mantenimiento de equipos biomédicos se clasificó tradicionalmente en tres categorías
425 fundamentales según su momento de aplicación y propósito específico. Fennigkoh y Smith

426 (1989) definieron el mantenimiento preventivo como acciones programadas ejecutadas a
427 intervalos definidos, orientadas a reducir la probabilidad de falla mediante inspecciones
428 sistemáticas, limpiezas, calibraciones y reemplazo de componentes según las especificaciones
429 del fabricante. Este enfoque se fundamentó en el concepto de vida útil predecible de
430 componentes y en datos históricos de degradación de sistemas, permitiendo planificar
431 intervenciones antes de que ocurrieran fallas críticas.

432 El mantenimiento correctivo se ejecutó posterior a la ocurrencia de una falla, con el
433 objetivo de restablecer el equipo a condiciones operativas normales. Dyro (2004) describió este
434 tipo de intervención como un proceso que implicó actividades de diagnóstico para identificar la
435 causa raíz del problema, seguidas de reparación o reemplazo del componente afectado y
436 verificación del desempeño restaurado. Aunque tradicionalmente considerado reactivo, el
437 mantenimiento correctivo constituyó una realidad operativa inevitable en cualquier programa de
438 gestión de equipos médicos, donde la eficiencia en su ejecución determinó directamente el
439 tiempo de inactividad del equipo.

440 El mantenimiento predictivo representó una evolución tecnológica que, según Mobley
441 (2002), utilizó técnicas de monitoreo continuo o periódico de parámetros operativos para detectar
442 signos tempranos de degradación o desviación del comportamiento normal. Este enfoque
443 permitió programar intervenciones basadas en la condición real del equipo en lugar de intervalos
444 temporales fijos, optimizando recursos y reduciendo fallas inesperadas. En el contexto de
445 equipos de laboratorio clínico, el mantenimiento predictivo incorporó el análisis de registros de
446 error, tendencias de parámetros de calibración y datos operativos almacenados en los sistemas de

447 control, generando alertas antes de que las desviaciones alcanzaran niveles críticos que
448 comprometieran la confiabilidad de los resultados analíticos.

449 La Organización Mundial de la Salud (2011) enfatizó que la integración de estos tres
450 tipos de mantenimiento en una estrategia coherente permitió optimizar la disponibilidad de
451 equipos críticos, balanceando costos operativos con niveles de servicio requeridos por las
452 instituciones de salud.

453 **2.2.3 Indicadores de gestión del mantenimiento**

454 La gestión efectiva del mantenimiento de equipos biomédicos requirió la implementación
455 de indicadores cuantificables que permitieran evaluar el desempeño operativo y orientar la toma
456 de decisiones técnicas. Dhillon (2006) estableció que estos indicadores facilitaron la medición
457 objetiva de la eficiencia de las intervenciones de mantenimiento y su impacto en la continuidad
458 de los servicios clínicos.

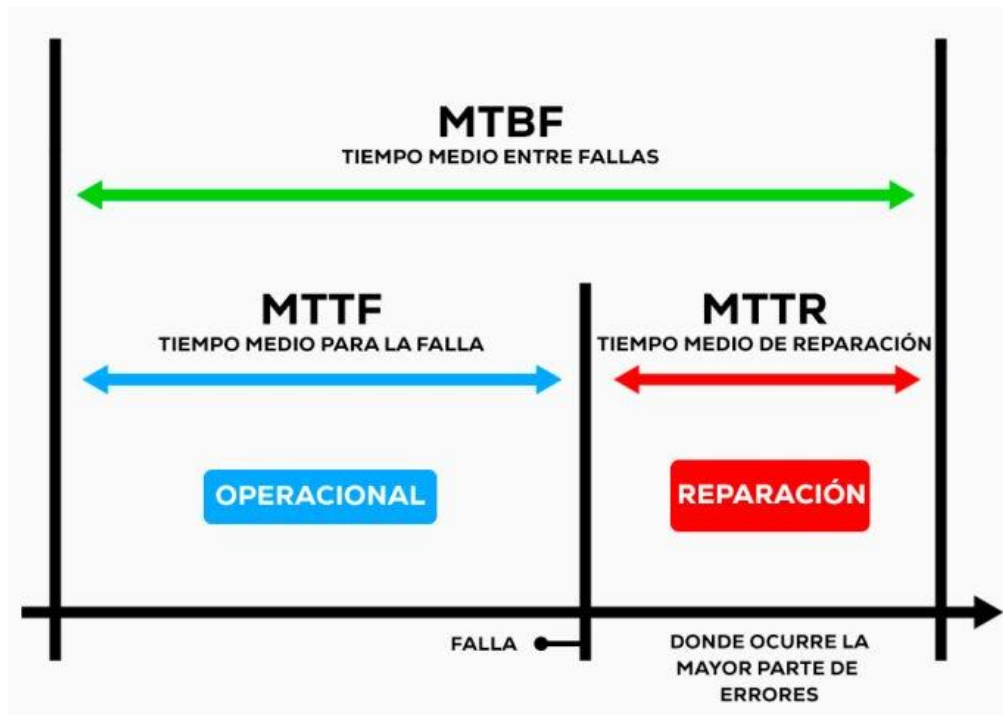
459 El tiempo medio entre fallas (MTBF, Mean Time Between Failures) constituyó un
460 indicador que cuantificó la confiabilidad del equipo, calculado como el cociente entre el tiempo
461 total de operación y el número de fallas ocurridas en un periodo determinado. Un MTBF elevado
462 indicó alta confiabilidad y efectividad del programa de mantenimiento preventivo implementado.

463 El tiempo medio de reparación (MTTR, Mean Time To Repair) midió la eficiencia del
464 proceso de mantenimiento correctivo. Blanchard et al. (1995) lo definieron como el tiempo
465 promedio requerido desde la detección de una falla hasta la restauración completa de la
466 funcionalidad del equipo, incluyendo diagnóstico, reparación y verificación. La reducción del
467 MTTR constituyó un objetivo estratégico dado su impacto directo en la disponibilidad del
468 equipo.

469 La disponibilidad representó el indicador más comprehensivo del desempeño
470 operacional. Ebeling (2009) la definió como la relación entre el tiempo operativo y el tiempo
471 total, integrando tanto la confiabilidad inherente (MTBF) como la eficiencia del mantenimiento
472 (MTTR) mediante la expresión:

473 **Figura 6**

474 *Relación entre MTBF, MTTF y MTTR*



475
476 *Nota.* La figura muestra cómo se relacionan los tiempos MTBF, MTTF y MTTR durante la
477 operación y la reparación del equipo. Imagen recuperada de una fuente en línea de acceso
478 público.

479 **2.2.4 Confiabilidad y disponibilidad de equipos críticos**

480 Los equipos de laboratorio clínico fueron clasificados como dispositivos críticos cuando
481 su falla o indisponibilidad impactó directamente en la capacidad de diagnóstico y atención
482 oportuna de pacientes. Rausand y Høyland (2004) definieron la confiabilidad como la
483 probabilidad de que un equipo opere sin fallas durante un periodo determinado bajo condiciones
484 especificadas, constituyendo un atributo intrínseco del diseño y calidad de manufactura del
485 dispositivo. La criticidad de un equipo se determinó mediante la evaluación de factores como su
486 función en el proceso diagnóstico, frecuencia de uso, existencia de alternativas y consecuencias
487 clínicas de su indisponibilidad.

488 Wang et al. (2007) establecieron que los analizadores bioquímicos automáticos fueron
489 catalogados como equipos de alta criticidad debido a su rol fundamental en la química clínica de
490 rutina, su elevada demanda diaria y la ausencia frecuente de alternativas inmediatas en
491 instituciones de mediana complejidad. La disponibilidad de estos equipos adquirió particular
492 relevancia, ya que mientras la confiabilidad fue una característica inherente al equipo, la
493 disponibilidad resultó de la interacción entre confiabilidad y mantenibilidad, siendo esta última
494 la facilidad y rapidez con que un equipo pudo ser restaurado tras una falla (Blanchard &
495 Fabrycky, 2011).

496 **2.3 Analizadores Bioquímicos Automáticos**

497 Los analizadores bioquímicos automáticos constituyeron equipos de diagnóstico in vitro
498 diseñados para determinar concentraciones de analitos en muestras biológicas mediante métodos
499 fotométricos y espectrofotométricos. Burtis et al. (2012) describieron estos dispositivos como
500 sistemas integrados capaces de realizar automáticamente las etapas de pipeteo de muestras y

501 reactivos, mezcla, incubación, medición y procesamiento de resultados, minimizando la
502 intervención del operador y estandarizando los procedimientos analíticos.

503 **2.3.1 Principio de funcionamiento de un analizador bioquímico**

504 El principio de operación de los analizadores bioquímicos se fundamentó en la
505 espectrofotometría, técnica que midió la absorción de luz a longitudes de onda específicas por
506 parte de compuestos químicos presentes en la muestra. Según Kaplan y Pesce (2020), cuando
507 una muestra biológica reacciona con reactivos específicos, se generaron productos coloreados
508 cuya intensidad de color fue proporcional a la concentración del analito de interés. El sistema
509 óptico del analizador emitió luz monocromática a través de la mezcla de reacción, y un detector
510 midió la cantidad de luz absorbida, aplicando la ley de Beer-Lambert para calcular la
511 concentración del analito.

512 Los analizadores automáticos operaron bajo dos modalidades principales: punto final y
513 cinética. En el método de punto final, la medición se realizó cuando la reacción química alcanzó
514 su equilibrio, mientras que en el método cinético se monitoreó continuamente la velocidad de
515 cambio de la absorbancia durante la reacción (Wild, 2013). Esta versatilidad permitió la
516 determinación de múltiples parámetros bioquímicos incluyendo glucosa, urea, creatinina,
517 enzimas hepáticas, lípidos y electrolitos, fundamentales para el diagnóstico y seguimiento de
518 patologías.

519 **2.3.2 Arquitectura y componentes principales**

520 La arquitectura de un analizador bioquímico automático integró múltiples subsistemas
521 interdependientes. McPherson y Pincus (2021) identificaron cuatro módulos fundamentales: el
522 sistema hidráulico, responsable del manejo de fluidos mediante bombas, válvulas y tuberías; el

523 sistema óptico, compuesto por fuente de luz, monocromador, celda de medición y detector
524 fotométrico; el sistema de control electrónico, que coordinó las operaciones mediante
525 microprocesadores y sensores; y el sistema informático, que gestionó la programación de
526 análisis, almacenamiento de datos y comunicación con el sistema de información del laboratorio
527 (LIS).

528 El sistema hidráulico constituyó uno de los componentes más susceptibles a fallas.
529 Incluyó bombas peristálticas y de jeringa para dosificación precisa de muestras y reactivos,
530 válvulas solenoides para direccionamiento de fluidos, sensores de nivel y presión para monitoreo
531 de condiciones operativas, y sistemas de lavado para prevenir contaminación cruzada entre
532 muestras (Burtis et al., 2012). Las fallas en este subsistema, manifestadas típicamente como
533 obstrucciones, fugas, burbujas de aire o desgaste de componentes móviles, representaron una
534 proporción significativa de los códigos de error generados durante la operación del equipo.

535 **2.4 Inteligencia Artificial y Aprendizaje Automático**

536 La inteligencia artificial (IA) constituyó un campo de la informática orientado al
537 desarrollo de sistemas capaces de realizar tareas que tradicionalmente requirieron inteligencia
538 humana, incluyendo reconocimiento de patrones, toma de decisiones y resolución de problemas
539 complejos. Russell y Norvig (2020) definieron la IA como el estudio de agentes que perciben su
540 entorno y toman acciones que maximizan sus posibilidades de alcanzar objetivos específicos.
541 Dentro de este campo, el aprendizaje automático o Machine Learning emergió como una
542 subdisciplina que permitió a los sistemas mejorar su desempeño mediante la experiencia, sin ser
543 explícitamente programados para cada situación posible.

544 **2.4.1 Fundamentos de Machine Learning**

545 El Machine Learning se fundamentó en el desarrollo de algoritmos capaces de identificar
546 patrones en datos y utilizar estos patrones para hacer predicciones o tomar decisiones sobre
547 nueva información. Mitchell (1997) estableció que un programa de computadora aprende de la
548 experiencia E con respecto a una tarea T y una medida de desempeño P, si su desempeño en T,
549 medido por P, mejora con la experiencia E. Esta definición formal encapsuló el concepto de que
550 los sistemas de ML mejoran iterativamente a medida que procesan más datos.

551 Los enfoques de Machine Learning se clasificaron en tres categorías principales según la
552 naturaleza de la señal de aprendizaje disponible. El aprendizaje supervisado utilizó conjuntos de
553 datos etiquetados donde cada ejemplo de entrenamiento incluyó tanto las características de
554 entrada como la salida deseada, permitiendo al algoritmo aprender la función de mapeo entre
555 entradas y salidas. El aprendizaje no supervisado trabajó con datos sin etiquetar, buscando
556 descubrir estructuras ocultas o patrones intrínsecos en la información. El aprendizaje por
557 refuerzo permitió que los agentes aprendieran mediante interacción con un entorno, recibiendo
558 recompensas o penalizaciones por sus acciones (Géron, 2019).

559 **2.4.2 Aprendizaje supervisado: clasificación**

560 El aprendizaje supervisado de clasificación constituyó una tarea fundamental donde el
561 objetivo fue asignar nuevas observaciones a categorías o clases predefinidas basándose en
562 ejemplos previamente etiquetados. Bishop (2006) explicó que los problemas de clasificación
563 involucraron la construcción de un modelo predictivo que, dado un vector de características de
564 entrada, produjera una etiqueta de clase discreta como salida. En contraste con los problemas de
565 regresión que predicen valores continuos, la clasificación generó salidas categóricas como
566 "crítico/no crítico" o identificación de componentes específicos.

567 El proceso de clasificación supervisada comprendió dos fases esenciales. Durante la fase
568 de entrenamiento, el algoritmo analizó un conjunto de datos históricos etiquetados para
569 identificar patrones discriminatorios entre clases. Durante la fase de inferencia o predicción, el
570 modelo entrenado se aplicó a nuevas observaciones para asignarles una clase (James et al.,
571 2013). La calidad del modelo dependió críticamente de la representatividad y calidad de los
572 datos de entrenamiento, así como de la selección apropiada del algoritmo para el problema
573 específico.

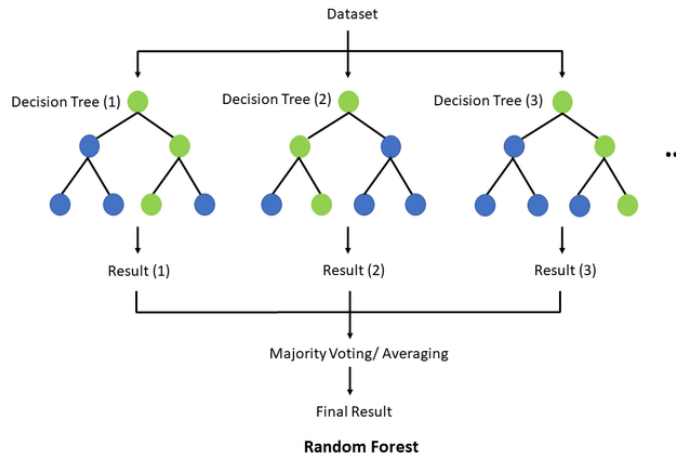
574 **2.4.3 Algoritmo Random Forest**

575 Random Forest constituyó un algoritmo de aprendizaje supervisado basado en el
576 concepto de ensemble learning o aprendizaje en conjunto. Breiman (2001) desarrolló este
577 método como una extensión de los árboles de decisión individuales, construyendo múltiples
578 árboles durante el entrenamiento y combinando sus predicciones mediante votación mayoritaria
579 para clasificación o promediación para regresión. Cada árbol en el bosque se entrenó con una
580 muestra aleatoria del conjunto de datos original (bootstrap sampling) y consideró un subconjunto
581 aleatorio de características en cada división del árbol, introduciendo diversidad y reduciendo la
582 correlación entre árboles individuales.

583 **Figura 7**

584 *Relación entre MTBF, MTTF y MTTR*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025



585

586 *Nota.* La figura muestra cómo varios árboles de decisión analizan el mismo conjunto de datos y
587 combinan sus resultados para generar una predicción final más precisa. Imagen recuperada de
588 una fuente en línea de acceso público.

589 Las ventajas de Random Forest para aplicaciones de diagnóstico técnico fueron múltiples.
590 Hastie et al. (2009) destacaron su robustez ante datos desbalanceados, capacidad para manejar
591 simultáneamente variables numéricas y categóricas sin requerir normalización exhaustiva, y
592 resistencia al sobreajuste gracias al promediado de múltiples árboles. Adicionalmente, el
593 algoritmo proporcionó medidas de importancia de variables que cuantificaron la contribución de
594 cada característica a la predicción, facilitando la interpretabilidad del modelo, aspecto crítico en
595 sistemas de soporte a la decisión donde los usuarios requieren comprender las razones detrás de
596 las recomendaciones generadas.

597 **2.5 Gestión del Conocimiento Técnico**

598 La gestión del conocimiento en organizaciones técnicas constituyó un proceso
599 sistemático de captura, estructuración, distribución y utilización del conocimiento colectivo para
600 mejorar el desempeño organizacional. En el contexto de servicios de mantenimiento biomédico,

601 este proceso adquirió particular relevancia dado que gran parte del conocimiento crítico residió
602 en la experiencia acumulada de técnicos especializados.

603 2.5.1 Conocimiento tácito y explícito

604 Nonaka y Takeuchi (1995) establecieron la distinción fundamental entre conocimiento
605 tácito y explícito como base de la teoría de creación de conocimiento organizacional. El
606 conocimiento explícito se definió como aquel que pudo ser articulado, codificado y transmitido
607 en lenguaje formal y sistemático, incluyendo manuales técnicos, procedimientos documentados y
608 bases de datos estructuradas. En contraste, el conocimiento tácito constituyó conocimiento
609 personal profundamente enraizado en la experiencia individual, intuiciones y percepciones
610 difíciles de formalizar y comunicar.

611 En el ámbito del mantenimiento de equipos biomédicos, Polanyi (1966) argumentó que el
612 conocimiento tácito se manifestó en la capacidad del técnico experto para diagnosticar fallas
613 mediante la interpretación de síntomas sutiles, la asociación de patrones de error con
614 componentes específicos, y la aplicación de heurísticas desarrolladas a través de años de
615 experiencia práctica. Este conocimiento, aunque invaluable, permaneció frecuentemente no
616 documentado y se perdió cuando los técnicos experimentados dejaban la organización. La
617 conversión de conocimiento tácito en explícito mediante procesos de externalización representó,
618 por tanto, un desafío estratégico para las organizaciones de servicios técnicos.

619 2.5.2 Sistemas de soporte a la decisión

620 Los sistemas de soporte a la decisión (DSS, Decision Support Systems) fueron definidos
621 por Turban et al. (2011) como sistemas de información interactivos basados en computadora que
622 asistieron a los tomadores de decisiones en la utilización de datos y modelos para resolver

623 problemas no estructurados o semiestructurados. En el contexto de mantenimiento técnico,
624 Power (2002) clasificó los DSS en orientados a modelos, donde algoritmos de optimización o
625 simulación guiaron las decisiones, y orientados a datos, donde el análisis de información
626 histórica proporcionó insights para la acción.

627 La implementación de DSS en mantenimiento biomédico permitió democratizar el acceso
628 al conocimiento experto. Sistemas que integraron bases de casos históricos, reglas de diagnóstico
629 derivadas de expertos y algoritmos de aprendizaje automático proporcionaron a técnicos menos
630 experimentados recomendaciones informadas basadas en la sabiduría colectiva de la
631 organización. Estos sistemas no reemplazaron el juicio técnico humano, sino que lo
632 complementaron, reduciendo la variabilidad en el desempeño entre técnicos y acelerando la
633 curva de aprendizaje del personal nuevo (Shim et al., 2002).

634 **2.5.3 Aprendizaje continuo mediante retroalimentación**

635 El concepto de aprendizaje continuo organizacional se fundamentó en la creación de
636 ciclos de retroalimentación que capturaron la experiencia de cada intervención para mejorar
637 futuras decisiones. Senge (1990) introdujo el concepto de "organización que aprende" donde los
638 sistemas, estructuras y cultura organizacional facilitaban el aprendizaje continuo de todos sus
639 miembros. En sistemas de diagnóstico asistido, este principio se materializó mediante la captura
640 sistemática de resultados de intervenciones técnicas.

641 Argyris (1977) distinguió entre aprendizaje de ciclo simple, donde se corrigen errores
642 dentro de parámetros establecidos, y aprendizaje de ciclo doble, donde se cuestionan y modifican
643 los supuestos subyacentes. En el contexto de mantenimiento predictivo, la retroalimentación
644 permitió no solo mejorar la precisión de modelos existentes mediante reentrenamiento con

645 nuevos datos, sino también identificar patrones emergentes de falla no contemplados
646 inicialmente. La documentación estructurada de cada caso resuelto, incluyendo síntomas,
647 diagnóstico, acciones tomadas y resultado, constituyó la materia prima para este proceso de
648 mejora continua del sistema.

649 **2.6 Marco Normativo y Estándares**

650 La operación y mantenimiento de equipos biomédicos se enmarcó en un conjunto de
651 normas internacionales y regulaciones nacionales que establecieron requisitos de seguridad,
652 desempeño y gestión de calidad. Estos marcos normativos buscaron garantizar que los
653 dispositivos médicos operaran de manera segura y efectiva durante todo su ciclo de vida,
654 protegiendo tanto a pacientes como a operadores.

655 **2.6.1 Normativa de equipos biomédicos**

656 La norma IEC 60601-1 constituyó el estándar internacional fundamental para la
657 seguridad básica y el desempeño esencial de equipos electro médicos. La Comisión
658 Electrotécnica Internacional (IEC, 2012) estableció en esta norma los requisitos generales de
659 seguridad eléctrica, protección contra riesgos mecánicos y compatibilidad electromagnética que
660 debieron cumplir los dispositivos médicos durante su uso clínico. Esta norma fue adoptada en
661 Perú a través de normas técnicas nacionales que regularon la importación y comercialización de
662 equipos médicos. Complementariamente, la norma IEC 62353 especificó los procedimientos de
663 ensayo recurrente y después de reparación de equipos electro médicos. Según IEC (2014), esta
664 norma estableció los métodos de verificación de seguridad eléctrica que debieron ejecutarse
665 periódicamente como parte del mantenimiento preventivo, así como después de cualquier
666 intervención correctiva que pudiera haber afectado las características de seguridad del equipo. El

667 cumplimiento de estos protocolos de verificación aseguró que los equipos mantuvieran sus
668 condiciones de seguridad originales a lo largo de su vida útil.

669 En el contexto peruano, el Ministerio de Salud (MINSA, 2016) estableció mediante
670 normativa técnica los requisitos mínimos para el funcionamiento de servicios de apoyo al
671 diagnóstico y tratamiento, incluyendo laboratorios clínicos. Esta regulación especificó
672 obligaciones relacionadas con el mantenimiento de equipos, calibración periódica,
673 documentación de intervenciones y competencias del personal técnico responsable del
674 mantenimiento.

675 **2.6.2 Estándares de calidad en servicios técnicos y mantenimiento**

676 Los estándares de gestión de calidad aplicables a servicios técnicos se fundamentaron
677 principalmente en la familia de normas ISO 9001. La Organización Internacional de
678 Normalización (ISO, 2015) estableció en ISO 9001:2015 los requisitos para sistemas de gestión
679 de calidad, aplicables a organizaciones que proporcionan productos o servicios, incluyendo
680 servicios de mantenimiento técnico especializado. Esta norma enfatizó el enfoque basado en
681 procesos, la mejora continua y la satisfacción del cliente como elementos centrales de la gestión
682 de calidad.

683 En el ámbito específico del mantenimiento, la norma ISO 55001 proporcionó un marco
684 para la gestión de activos físicos. ISO (2014) definió en esta norma los principios y requisitos
685 para establecer, implementar y mejorar un sistema de gestión de activos que maximizara el valor
686 de los equipos a lo largo de su ciclo de vida. La aplicación de esta norma en organizaciones de
687 servicios técnicos biomédicos facilitó la optimización de estrategias de mantenimiento, gestión

688 de riesgos asociados a fallas de equipos críticos y toma de decisiones informadas sobre
689 inversiones en tecnología.

690 La Organización Mundial de la Salud (WHO, 2011) desarrolló directrices específicas
691 para la gestión de tecnología sanitaria, enfatizando la importancia de programas de
692 mantenimiento estructurados, inventarios actualizados, capacitación continua del personal
693 técnico y sistemas de registro de intervenciones. Estas directrices reconocieron que la
694 disponibilidad y confiabilidad de equipos médicos constituyen determinantes críticos de la
695 calidad de atención en servicios de salud, particularmente en países en desarrollo donde los
696 recursos son limitados.

697 **2.7 Limitaciones**

698 El desarrollo del proyecto estuvo condicionado por una serie de limitaciones técnicas y
699 operativas que influyeron en el alcance de las pruebas, en la disponibilidad de información y en
700 la capacidad de validar determinados escenarios en condiciones reales de uso. Una de las
701 principales restricciones se relacionó con el acceso limitado a documentación técnica avanzada
702 del fabricante del analizador EXC-420. Debido a que la información oficial disponible para el
703 servicio técnico se encuentra restringida a manuales operativos de nivel estándar, no fue posible
704 acceder a especificaciones internas detalladas, diagramas de arquitectura o protocolos de
705 comunicación. Esta situación obligó a que el análisis del comportamiento del equipo se apoyara
706 fundamentalmente en la experiencia práctica, la interpretación de registros históricos y la
707 consulta de documentación general suministrada por el fabricante.

708 Asimismo, se presentaron limitaciones asociadas a la infraestructura tecnológica de los
709 establecimientos de salud. Por políticas de seguridad informática y privacidad institucional, no

710 fue posible implementar una integración automatizada entre el sistema inteligente y el sistema
711 LIS (Laboratory Information System) utilizado por los centros de salud. Esta restricción impidió
712 el intercambio directo de datos operativos en tiempo real, por lo que la herramienta debió operar
713 como un sistema externo complementario, basado exclusivamente en los eventos generados por
714 el equipo y en los registros manuales introducidos por los usuarios.

715 La disponibilidad operativa del analizador también representó una limitación
716 significativa. El EXC-420 es un equipo de uso continuo en los establecimientos de salud, lo que
717 restringió la posibilidad de acceder a él para realizar pruebas controladas, replicar fallas poco
718 frecuentes o ejecutar simulaciones en horarios específicos. La situación se acentuó en centros
719 donde la atención no se extiende las 24 horas, sino que opera bajo turnos de 12 horas, lo que
720 redujo las oportunidades para validar el desempeño del sistema durante periodos de alta demanda
721 o en escenarios nocturnos.

722 Otro aspecto relevante fue la variabilidad en los criterios empleados por los licenciados
723 de laboratorio al registrar información en el módulo de retroalimentación. Las diferencias en la
724 forma de describir las fallas, en la interpretación de los procedimientos técnicos o en la
725 caracterización de la solución aplicada generaron heterogeneidades en el archivo feedback.csv.
726 Esta falta de estandarización afectó la uniformidad del conjunto de entrenamiento utilizado para
727 los modelos de aprendizaje automático, especialmente en el módulo orientado a la clasificación
728 del componente y severidad probable, cuya precisión depende de la consistencia de los datos
729 recolectados en campo.

730 Finalmente, la disponibilidad limitada del equipo para fines experimentales impidió
731 evaluar el sistema frente a la totalidad de los escenarios posibles. Algunas fallas de muy baja

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

732 incidencia no pudieron reproducirse durante el periodo de pruebas, lo que redujo la posibilidad
733 de validar el desempeño del modelo en situaciones excepcionales. A pesar de estas limitaciones,
734 el sistema logró consolidarse como una herramienta funcional y operativa, capaz de integrarse al
735 flujo de trabajo del laboratorio y de contribuir significativamente a la reducción del tiempo de
736 diagnóstico y a la mejora de la eficiencia del servicio técnico.

737

738

739

740

741

742

743

744

745

746

747

748

749

750

751

752

753

754 **CAPÍTULO III. DESCRIPCIÓN DE LA EXPERIENCIA**

755 **3.1 Contexto de la experiencia profesional**

756 La experiencia profesional vinculada al desarrollo del presente trabajo se originó a partir
757 de la participación directa de los autores en actividades de mantenimiento, diagnóstico técnico y
758 gestión de información operativa en entornos biomédicos e industriales. En enero de 2025,
759 Leonardo Raúl Pedraza Ponce se incorporó a LABSYSTEMS S.A.C. en el cargo de ingeniero de
760 servicio técnico, integrando el equipo responsable de brindar soporte especializado a los
761 analizadores bioquímicos, hematológicos y demás equipos utilizados en los laboratorios clínicos
762 de la DIRIS Lima Norte y la DIRESA Callao. Su labor se desarrolló dentro del área de
763 Ingeniería y Servicio Técnico, en la cual asumió funciones asociadas al mantenimiento
764 preventivo y correctivo, atención de fallas en campo, verificación metrológica, interpretación de
765 códigos de error y configuración de parámetros operativos en equipos automatizados.

766 Durante este periodo, participó de manera activa en procesos de diagnóstico técnico,
767 análisis de fallas hidráulicas y fotométricas, resolución de incidencias críticas y acompañamiento
768 a los usuarios en los procedimientos de operación y control de calidad. Estas actividades
769 permitieron identificar patrones recurrentes de fallas en los analizadores bioquímicos de la serie
770 EXC, particularmente en los modelos EXC-420 y EXC-200, así como las limitaciones asociadas
771 al diagnóstico manual, caracterizado por tiempos prolongados de análisis, dependencia de la
772 experiencia del técnico y variabilidad en la interpretación de registros operativos.

773 Como parte de su formación profesional continua, participó en un programa oficial de
774 capacitación dictado por la marca Zybio. Dicha capacitación, realizada del 2 al 3 de septiembre
775 de 2025, abordó el funcionamiento interno del equipo, los principios de medición fotométrica, la

776 estructura de sus módulos hidráulicos, los procedimientos de mantenimiento preventivo, las
777 técnicas de diagnóstico electrónico y los modos de falla más frecuentes. Este proceso formativo,
778 si bien se desarrolló durante la fase avanzada de ejecución del proyecto, consolidó y formalizó el
779 conocimiento técnico previamente aplicado, validando las reglas expertas incorporadas en el
780 modelo.

781 De manera complementaria, Renzo Augusto Lopez Castillo aportó su experiencia
782 profesional desarrollada en el área de mantenimiento de una operación minera, donde desempeñó
783 funciones orientadas al análisis de fallas, la evaluación de indicadores de gestión (MTTR, MTBF
784 y disponibilidad operativa), la identificación de causas raíz y la optimización del desempeño de
785 equipos electromecánicos de alta demanda. Su labor incluyó la aplicación de metodologías de
786 mantenimiento basado en datos, el uso de herramientas de programación en Python para el
787 análisis de información operativa y la implementación de modelos predictivos para la mejora de
788 la confiabilidad de activos industriales.

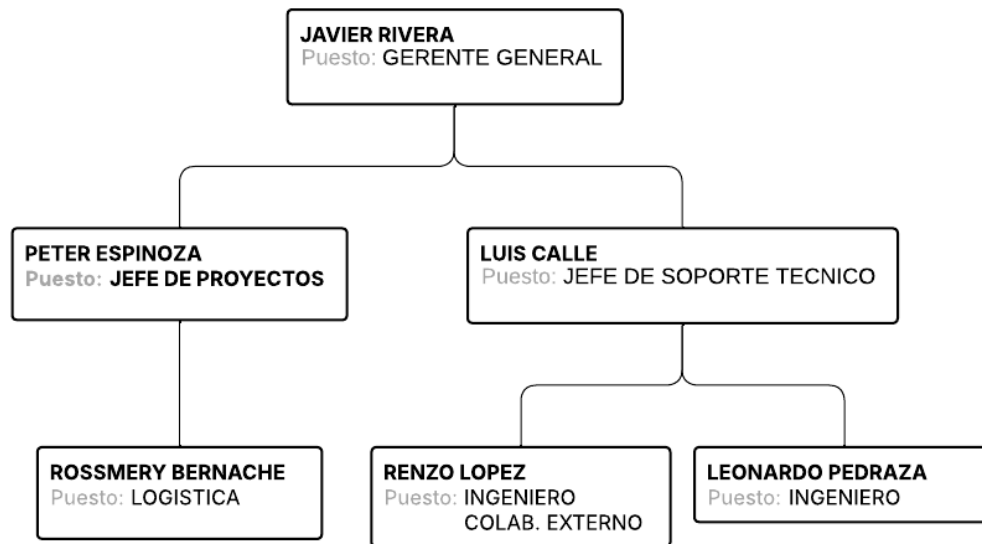
789 La combinación de ambos perfiles (experiencia biomédica en campo y experiencia
790 industrial orientada al análisis de datos y machine Learning) permitió establecer un marco
791 profesional sólido para el desarrollo del sistema inteligente de diagnóstico. Mientras el primer
792 autor aportó el conocimiento técnico del EXC-420, sus fallas recurrentes, condiciones de
793 operación y brechas en el proceso de diagnóstico tradicional, el segundo autor contribuyó con el
794 diseño del modelo predictivo, la estructuración de la base de datos, el desarrollo de la plataforma
795 web y la integración de algoritmos de aprendizaje automático orientados a reducir el tiempo
796 medio de reparación y mejorar la disponibilidad del equipo. Esta sinergia constituyó la base
797 práctica que dio origen a la solución tecnológica implementada.

798 **3.1.1 Equipo de trabajo y actores involucrados en el desarrollo de la solución**

799 El desarrollo del sistema inteligente de diagnóstico asistido para el analizador bioquímico EXC-
800 420 se llevó a cabo mediante la coordinación de diversas áreas de LABSYSTEMS S.A.C.,
801 integrando funciones técnicas, operativas y de gestión que permitieron estructurar una solución
802 alineada con las necesidades del servicio técnico. La Figura 8 muestra la estructura
803 organizacional vinculada al proyecto y la relación entre los actores participantes.

804 **Figura 8**

805 *Participantes en el proyecto*



806

807 *Nota.* La figura representa al personal directamente involucrado en el desarrollo y validación del
808 sistema inteligente.

809 El proyecto fue autorizado por la Gerencia General, asegurando los recursos necesarios
810 para su ejecución y su incorporación dentro de las actividades del área de ingeniería. La
811 coordinación operativa estuvo a cargo del jefe de Soporte Técnico, quien supervisó los

812 lineamientos de mantenimiento, validó la pertinencia del sistema inteligente y facilitó el acceso a
813 la información operativa del EXC-420.

814 De manera complementaria, el jefe de Proyectos apoyó la planificación y la articulación
815 con logística, garantizando la disponibilidad de repuestos, documentación técnica y registros
816 históricos necesarios para caracterizar las fallas del equipo. El equipo de Ingeniería de Servicio
817 Técnico, compuesto por ingenieros internos y un colaborador externo, aportó su experiencia de
818 campo proporcionando datos de fallas recurrentes, condiciones de operación y tiempos reales de
819 reparación, insumo fundamental para la definición de reglas expertas del sistema.

820 Asimismo, se contó con el acompañamiento del especialista certificado por Zybio, quien
821 brindó soporte en la interpretación de códigos de error y en la comprensión de los modos de falla
822 del sistema hidráulico y fotométrico del EXC-420, asegurando la alineación técnica con las
823 especificaciones del fabricante.

824 Finalmente, los autores del proyecto asumieron roles complementarios: el primer autor se
825 centró en el levantamiento de información, documentación y validación en campo, mientras que
826 el segundo autor desarrolló los modelos de machine learning, la estructura de datos y la
827 plataforma web del sistema. Esta colaboración permitió consolidar una solución híbrida de
828 diagnóstico que integra conocimiento experto y análisis automatizado para optimizar el tiempo
829 de atención y la eficiencia del soporte técnico.

830 **3.2 Diagnóstico del Problema y Necesidad Identificada**

831 El diagnóstico del problema se realizó analizando el proceso operativo previo a la
832 implementación del sistema inteligente, identificándose limitaciones asociadas al tiempo de
833 respuesta, la dependencia del personal técnico y la ausencia de herramientas de soporte para la

834 interpretación de fallas. A partir de este análisis se definieron tres componentes centrales: la
835 situación inicial del servicio técnico, las brechas asociadas al tiempo medio de reparación y la
836 necesidad de una solución tecnológica basada en diagnóstico asistido.

837 **3.2.1 Situación inicial del servicio técnico del EXC-420**

838 Antes de la implementación del sistema inteligente de diagnóstico, la atención de fallas
839 del analizador bioquímico EXC-420 se realizaba mediante un procedimiento completamente
840 presencial y dependiente de la disponibilidad del al área de Ingeniería y Servicio Técnico de
841 LABSYSTEMS. Ante la aparición de un código de error en el equipo, el licenciado del
842 laboratorio debía comunicarse telefónicamente con LABSYSTEMS S.A.C. para reportar la
843 incidencia y solicitar la intervención de un ingeniero. Este proceso daba inicio a una cadena
844 operativa que se caracterizaba por la ausencia de herramientas de apoyo para el personal del
845 laboratorio y por la centralización total del diagnóstico en el técnico especializado.

846 Una vez recibido el reporte, el ingeniero asignado debía trasladarse físicamente hacia el
847 establecimiento de salud correspondiente. El tiempo de movilización promedio hacia los centros
848 de Lima Norte y la DIRESA Callao era de aproximadamente 45 minutos, pudiendo
849 incrementarse en función del tráfico y de la carga operativa del día. Al llegar al laboratorio, el
850 técnico procedía a realizar la inspección del equipo, interpretar el código de error visible en
851 pantalla y ejecutar un diagnóstico basado en su experiencia, en la revisión del manual del
852 fabricante y en la identificación manual de posibles causas asociadas a fallas hidráulicas,
853 electrónicas o fotométricas.

854 El proceso de revisión y corrección de la falla, dependiendo de su naturaleza, tomaba
855 entre 45 minutos y una hora adicional. En consecuencia, la atención completa de un evento podía

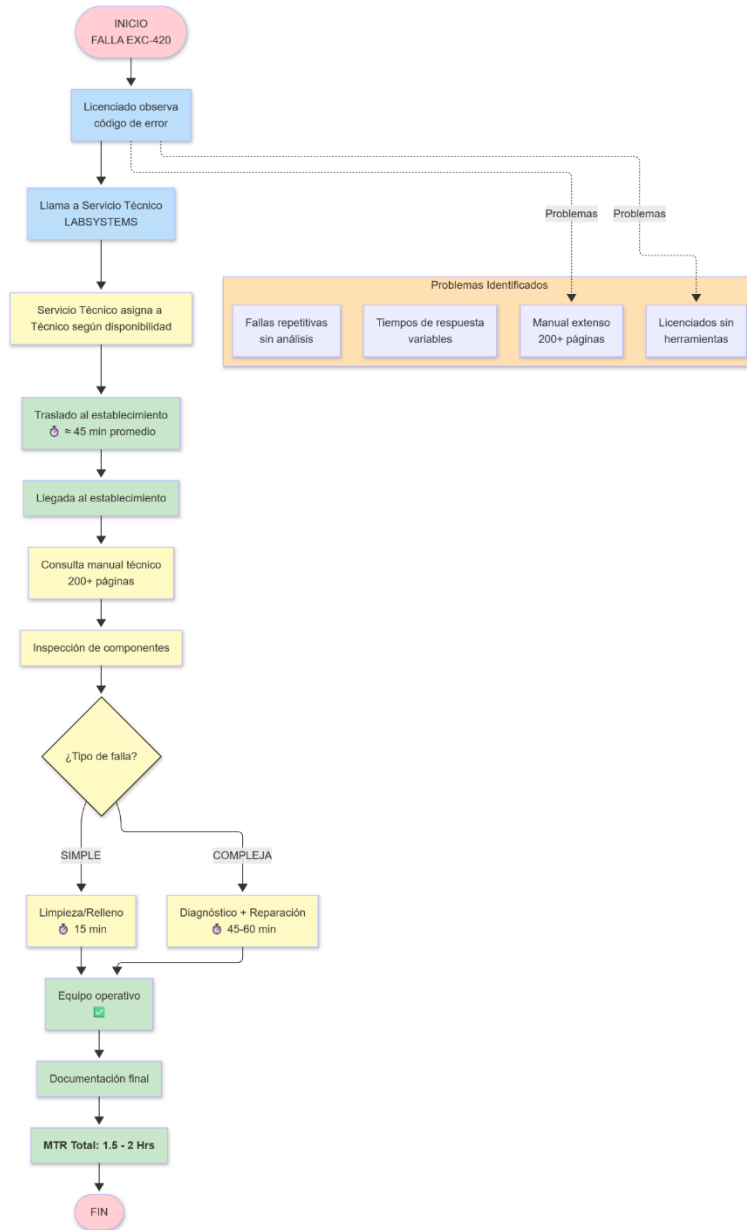
856 prolongarse entre una hora y media y dos horas. Este tiempo se replicaba prácticamente en la
857 totalidad de casos, ya que el laboratorio no contaba con mecanismos que permitieran distinguir
858 entre fallas simples —como recipientes de desecho llenos, sensores obstruidos o presencia de
859 burbujas en líneas hidráulicas— y fallas que sí requerían intervención técnica especializada.

860 Los registros internos evidenciaban que el EXC-420 requería aproximadamente una
861 intervención diaria del servicio técnico, lo que representaba alrededor de treinta eventos
862 mensuales. En la mayoría de los establecimientos, la atención de estos incidentes generaba
863 interrupciones en el flujo de trabajo del laboratorio clínico, retrasos en la entrega de resultados y
864 períodos de inactividad del equipo que afectaban directamente la continuidad del servicio.

865 **Figura 9**

866 *Diagrama de flujo de la metodología antigua*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025



867

868 *Nota.* El presente diagrama de flujo refleja cómo era el flujo de trabajo cuando se presentaba una
 869 falla.

870 **3.2.2 Brechas identificadas en tiempos de diagnóstico y MTTR**

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

871 El análisis de la situación inicial permitió identificar brechas significativas en el proceso
872 de diagnóstico y atención de fallas del analizador EXC-420, las cuales afectaban directamente el
873 tiempo medio de reparación (MTTR) y la disponibilidad operativa del equipo. La primera brecha
874 correspondía al tiempo de desplazamiento requerido por el personal técnico para atender cada
875 incidencia. Con un promedio de 45 minutos de traslado hacia los establecimientos de Lima Norte
876 y Callao, el proceso incorporaba un componente de retraso estructural que no dependía de la
877 complejidad de la falla, sino de factores externos como el tráfico, la distancia o la disponibilidad
878 del ingeniero asignado. Este tiempo se convertía en un cuello de botella recurrente, ya que estaba
879 presente en la totalidad de intervenciones.

880 La segunda brecha se relacionó con el tiempo destinado al diagnóstico presencial. Una
881 vez en el laboratorio, el ingeniero debía interpretar manualmente el código de error mostrado por
882 el equipo, consultar el manual técnico o apoyarse en su experiencia previa para determinar la
883 causa probable de la falla. Este proceso requería entre 45 minutos y una hora adicional, incluso
884 cuando la incidencia correspondía a fallas de baja complejidad que podían resolverse mediante
885 acciones simples como limpieza de sensores, verificación de niveles de desecho o purgado de
886 líneas hidráulicas. La ausencia de un mecanismo automatizado que guiara el diagnóstico
887 generaba tiempos prolongados y variabilidad en la calidad de la atención.

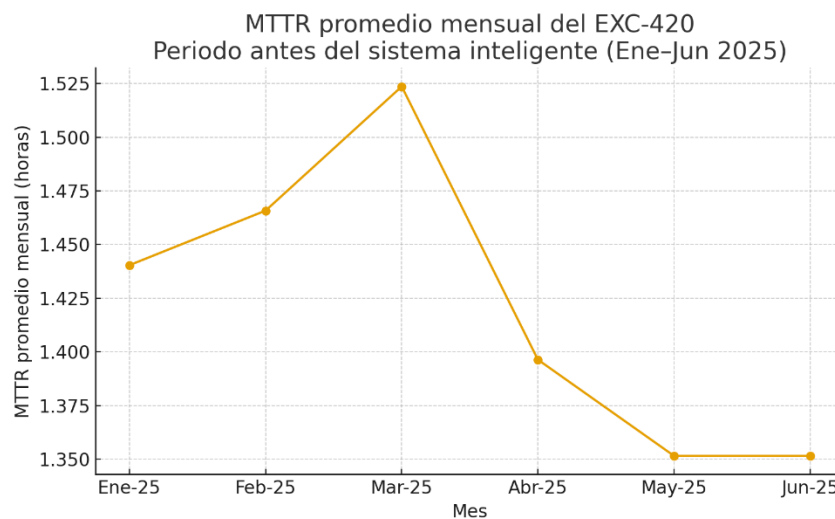
888 Una tercera brecha identificada fue la alta frecuencia de eventos reportados al área
889 técnica. Con un promedio de una intervención diaria, equivalente a aproximadamente treinta
890 eventos mensuales, la carga operativa del servicio técnico se mantenía constantemente elevada.
891 Este volumen de incidencias dificultaba la asignación eficiente del personal, aumentaba los
892 tiempos de espera en otros establecimientos y reducía la disponibilidad de recursos para la

893 atención de fallas críticas. Al mismo tiempo, la recurrencia de fallas simples evidenciaba la falta
894 de un sistema que permitiera al licenciado del laboratorio resolver de manera autónoma
895 incidencias que no requerían intervención especializada.

896 Finalmente, la ausencia de una herramienta que integrara información técnica, historial
897 de fallas y recomendaciones operativas representó una brecha crítica. Sin un soporte
898 sistematizado, los usuarios carecían de medios para realizar una primera evaluación del
899 problema, y el personal técnico debía recurrir a documentos dispersos o a su experiencia
900 individual para interpretar el comportamiento del equipo. Esta falta de centralización de
901 conocimiento incrementaba el MTTR, aumentaba la dependencia del soporte presencial y
902 limitaba la eficiencia global del servicio técnico.

903 **Figura 10**

904 *Estadística de incidencias según MTTR*



905

906 *Nota.* Mtrr antes de la implementación.

907 **3.2.3 Necesidad de una solución tecnológica basada en diagnóstico inteligente**

908 Las limitaciones identificadas indicaron que el modelo tradicional de atención resultaba
909 insuficiente para garantizar la continuidad operativa del analizador en entornos donde la
910 demanda de análisis clínicos era constante. La identificación de un alto porcentaje de fallas de
911 baja complejidad, que podían ser resueltas directamente por el personal del laboratorio si
912 contaban con una guía adecuada, reforzó la pertinencia de adoptar un sistema que permitiera
913 descentralizar el diagnóstico inicial y empoderar al usuario en la resolución de incidencias
914 simples.

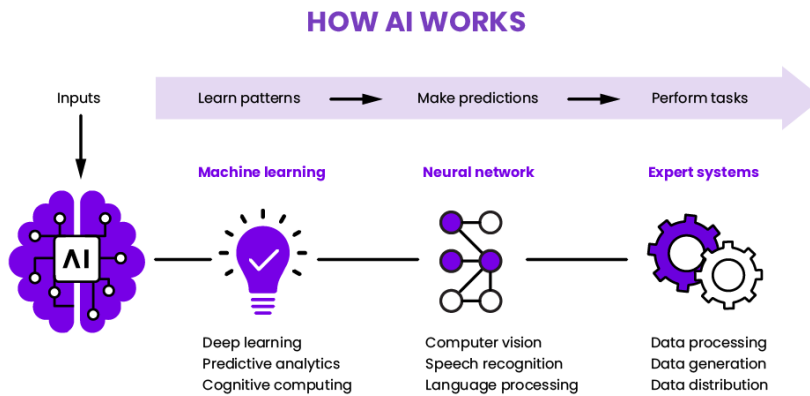
915 La creciente adopción de tecnologías de inteligencia artificial en aplicaciones de
916 mantenimiento y diagnóstico evidenció la oportunidad de incorporar modelos de aprendizaje
917 automático capaces de analizar información histórica y predecir causas probables de falla con
918 base en patrones previamente identificados.

919 Bajo este escenario, se consideró pertinente diseñar e implementar un sistema inteligente
920 de diagnóstico y mantenimiento asistido para el analizador EXC-420, capaz de combinar reglas
921 técnicas con modelos de aprendizaje automático.

922 Figura 11

923 *Funcionamiento de la Inteligencia Artificial*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025



924

925 *Nota.* Funcionamiento del modelo de Machine Learning,/Deep Learning.

926 **3.3 Objetivos de la Solución**

927 Los objetivos de la solución se establecieron con el propósito de orientar el diseño e
928 implementación del sistema inteligente de diagnóstico para el analizador bioquímico EXC-420.
929 Dichos objetivos respondieron directamente a las limitaciones identificadas en el proceso de
930 atención de fallas y a la necesidad de optimizar el tiempo medio de reparación (MTTR), mejorar
931 la eficiencia operativa del laboratorio y reducir la dependencia del soporte técnico presencial.

932 **3.3.1 Objetivo general**

933 El objetivo general del proyecto fue implementar un sistema inteligente de diagnóstico y
934 mantenimiento asistido, basado en técnicas de aprendizaje automático y en reglas técnicas del
935 fabricante, que permitiera disminuir el tiempo medio de reparación del EXC-420 y mejorar su
936 disponibilidad operativa en los establecimientos de salud atendidos por LABSYSTEMS S.A.C.

937 **3.3.2 Objetivos específicos**

938 Los objetivos específicos del proyecto se orientaron a desarrollar una solución integral
939 que combinara técnicas de inteligencia artificial con el conocimiento técnico del equipo EXC-

940 420. En primer lugar, diseñar un conjunto de reglas expertas basadas en los manuales técnicos
941 del fabricante, la experiencia acumulada del servicio de ingeniería y la documentación operativa
942 del equipo. Estas reglas permitieron estandarizar los criterios de diagnóstico inicial y establecer
943 acciones correctivas para la resolución de fallas de baja complejidad.

944 Asimismo, se definió como objetivo entrenar modelos de aprendizaje automático
945 supervisado con la finalidad de predecir la severidad de una falla y el componente probable
946 asociado. Para ello, se emplearon técnicas de vectorización de texto como TF-IDF y algoritmos
947 de clasificación tales como Random Forest y regresión logística, lo que permitió construir
948 modelos capaces de interpretar patrones presentes en el historial de fallas y generar predicciones
949 consistentes.

950 Otro objetivo consistió en implementar una interfaz web interactiva desarrollada en
951 Python, cuyo propósito fue facilitar la consulta del diagnóstico generado por el sistema,
952 visualizar recomendaciones técnicas y registrar intervenciones realizadas tanto por el personal
953 del laboratorio como por los ingenieros de servicio técnico. Esta plataforma permitió centralizar
954 la información operativa y mejorar la trazabilidad de los eventos.

955 De manera complementaria, se estableció realizar pruebas funcionales y operativas en un
956 entorno real con el fin de evaluar la reducción del tiempo medio de reparación, la capacidad de
957 resolución autónoma del usuario y el impacto de la herramienta en la disminución de eventos
958 escalados al servicio técnico. Finalmente, se consideró esencial capacitar al personal involucrado
959 en el uso del sistema y documentar adecuadamente los procedimientos de operación,
960 garantizando una adopción efectiva y sostenible de la herramienta dentro del flujo de trabajo del
961 laboratorio clínico.

962 **3.4 Desarrollo del Sistema Inteligente**

963 El desarrollo del sistema inteligente de diagnóstico para el analizador bioquímico
964 EXC-420 se estructuró en una serie de etapas sucesivas que integraron datos históricos de
965 operación, conocimiento experto del servicio técnico, modelos de aprendizaje automático y
966 una interfaz web orientada al usuario final. El objetivo fue transformar la información
967 dispersa en registros de fallas, manuales y experiencias de campo en una herramienta
968 operativa capaz de asistir el diagnóstico en tiempo real, reducir el tiempo de resolución de
969 incidencias y mejorar la disponibilidad del equipo en los laboratorios clínicos.

970 **3.4.1 Etapa I: Recopilación y Estructuración de Datos Históricos**

971 La primera etapa del desarrollo se centró en la construcción de una base de conocimiento
972 sólida a partir de los datos históricos extraídos directamente del analizador bioquímico EXC-420.
973 Estos datos correspondían a la información registrada automáticamente por el equipo durante su
974 operación y constituían una fuente primaria altamente confiable, ya que reflejaban de manera
975 exacta las condiciones reales de funcionamiento y los eventos detectados por los sistemas
976 internos de monitoreo del dispositivo. El archivo “data/export.engineer2025.csv” contenía un
977 total de 12 774 registros generados durante el periodo 2024–2025 (Ver Anexo 9), cada uno de
978 los cuales incluía el código de falla, la categoría asignada por el sistema, la unidad o módulo
979 afectado, el nivel de severidad calculado por el analizador y una descripción textual del evento
980 generada por el propio equipo.

981 Debido a que estos datos provenían directamente de la arquitectura interna del EXC-420,
982 la información reflejaba la lógica diagnóstica del fabricante y el comportamiento real de los
983 subsistemas involucrados, razón por la cual resultó esencial preservar la estructura original de las

984 variables durante el proceso de depuración. El trabajo inicial consistió en asegurar la correcta
985 importación de los registros mediante codificación UTF-8, identificar inconsistencias generadas
986 por la exportación automática del equipo y verificar que los campos críticos (código, categoría,
987 unidad, nivel y descripción) se mantuvieran íntegros y sin pérdida de significado técnico (Ver
988 Anexo 4).

989 Una vez importada la información, se aplicaron procedimientos de limpieza y
990 estandarización mediante la biblioteca pandas. Se eliminaron registros incompletos o duplicados
991 que podían distorsionar los patrones históricos de fallas, y se normalizó el texto de las
992 descripciones con el fin de preparar el corpus para su posterior vectorización. El objetivo fue
993 reducir la variabilidad lingüística no asociada a diferencias técnicas reales y facilitar que los
994 modelos de aprendizaje automático captaran patrones significativos.

995 **Figura 12**

996 *Importando librerías y data para el sistema.*

```
1 import pandas as pd
2 CSV_HISTORICO = "data/export.engineer2025.csv"
3 df_hist = pd.read_csv(CSV_HISTORICO, encoding="utf-
4 print(f"  ✅ Cargado: {len(df_hist):,} registros h
5
6 colmap = {
7     "Cód fall": "codigo",
8     "Und fall": "unidad",
9     "Niv fall": "nivel",
10    "Descripción del fallo": "descripcion",
11    "Hora": "hora",
12 }
13 for old, new in colmap.items():
14     if old in df_hist.columns:
15         df_hist = df_hist.rename(columns={old: new})
```

997

998 *Nota.* Filtro de la data histórica con pandas.

999 Posteriormente, se reorganizó la estructura interna del conjunto de datos para priorizar las
1000 variables de mayor relevancia diagnóstica. Se consolidaron columnas como código de falla,
1001 categoría, unidad afectada, nivel de severidad y descripción depurada, y se generaron indicadores
1002 analíticos que más adelante servirían para construir métricas operativas dentro del sistema
1003 inteligente, tales como la frecuencia histórica de cada código o la tendencia mensual de ciertas
1004 categorías de eventos. Con esta organización, el archivo export.engineer2025.csv se convirtió en
1005 la base de conocimiento central del sistema, permitiendo no solo el entrenamiento de los
1006 modelos predictivos sino también la búsqueda semántica de eventos similares, la validación
1007 cruzada de diagnósticos y la visualización de tendencias operativas en el panel analítico.

1008 **3.4.2 Etapa II: Construcción y validación de Reglas Expertas**

1009 La segunda etapa del desarrollo del sistema consistió en la elaboración de un conjunto de
1010 reglas expertas orientadas a proporcionar interpretaciones inmediatas para ciertos códigos de
1011 falla del analizador bioquímico EXC-420. Esta aproximación determinística se fundamentó en la
1012 revisión exhaustiva del manual de servicio del fabricante, la experiencia acumulada por el equipo
1013 de ingeniería de LABSYSTEMS S.A.C. y el análisis de los patrones repetitivos identificados en
1014 la base histórica de 12 774 fallas reales. El propósito de esta etapa fue definir un mecanismo de
1015 respuesta rápida capaz de ofrecer diagnósticos preliminares sin necesidad de ejecutar los
1016 modelos de aprendizaje automático, especialmente en situaciones donde el código de error o la
1017 descripción textual coincidían de manera exacta con fallas ya documentadas como críticas o de
1018 respuesta completamente estandarizada.

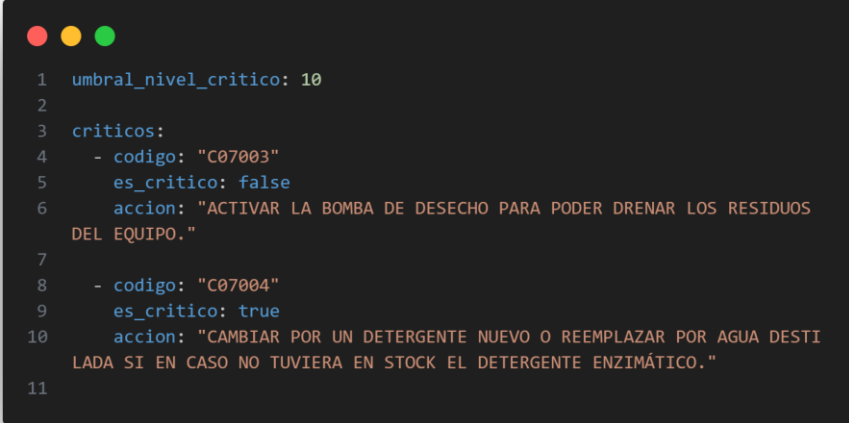
1019 Para la construcción del motor de reglas se utilizó un archivo de configuración en
1020 formato YAML denominado *rules.yaml*. Este archivo permitió estructurar las reglas de manera
1021 jerárquica, agrupando códigos críticos, patrones de palabras clave y recomendaciones operativas
1022 específicas. Durante esta fase se generaron listas de códigos asociados a condiciones de riesgo
1023 elevado para el equipo, tales como fallas en el sistema de desechos, interrupciones en la
1024 comunicación con el host LIS o pérdidas de nivel en reactivos esenciales. De manera
1025 complementaria, se establecieron reglas basadas en coincidencias textuales que permitieron
1026 identificar mensajes asociados a acciones correctivas simples, como limpieza de sensores,
1027 vaciado del recipiente de residuos o verificación de la línea de drenaje.

1028 La validación de las reglas se realizó mediante un proceso iterativo que involucró a los
1029 ingenieros de soporte técnico y a los licenciados de laboratorio. Para ello se seleccionaron
1030 eventos reales provenientes del dataset histórico y se compararon las sugerencias generadas por

1031 el motor de reglas con la solución efectivamente aplicada por los técnicos en campo. Este
1032 procedimiento permitió depurar inconsistencias, unificar terminología operativa y garantizar que
1033 las interpretaciones registradas en el archivo *rules.yaml* reflejaran con precisión los criterios del
1034 fabricante y la experiencia del servicio técnico.

1035 **Figura 13**

1036 *Construcción de las reglas expertas*



```
1  umbral_nivel_critico: 10
2
3  criticos:
4    - codigo: "C07003"
5      es_critico: false
6      accion: "ACTIVAR LA BOMBA DE DESECHO PARA PODER DRENAR LOS RESIDUOS
7        DEL EQUIPO."
8
9    - codigo: "C07004"
10     es_critico: true
11     accion: "CAMBIAR POR UN DETERGENTE NUEVO O REEMPLAZAR POR AGUA DESTI
12       LADA SI EN CASO NO TUVIERA EN STOCK EL DETERGENTE ENZIMÁTICO."
```

1037
1038 *Nota.* Reglas Expertas en el archivo *rules.yaml*.

1039 La integración de este módulo en la arquitectura del sistema permitió reducir de manera
1040 significativa el tiempo de diagnóstico en fallas recurrentes y de baja complejidad. En aquellos
1041 casos donde el código coincidía con una regla crítica previamente validada, el sistema
1042 proporcionó una respuesta inmediata basada en conocimiento experto, evitando la ejecución
1043 innecesaria de los modelos de machine learning y ofreciendo una guía clara al personal del
1044 laboratorio. Esta estrategia híbrida, que combina razonamiento determinístico y aprendizaje

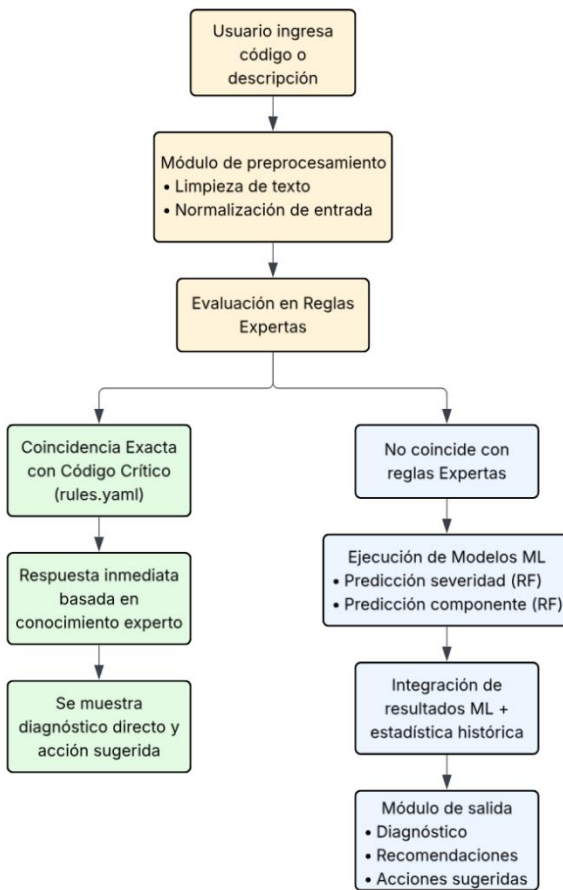
IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1045 automático, fortaleció la precisión del diagnóstico y optimizó la experiencia del usuario final.

1046 (Ver Anexo 7)

1047 **Figura 14**

1048 *Diagrama de flujo de fallas luego de la implementación*



1049

1050 *Nota.* Diagrama de flujo luego de implementar el sistema al presentarse una falla en el equipo.

1051 3.4.3 Etapa III: Desarrollo de Modelos de Machine Learning

1052 La tercera etapa correspondió al diseño, entrenamiento y validación de los modelos de

1053 aprendizaje automático encargados de predecir la severidad de la falla y el componente probable

1054 involucrado en cada evento. Para ello se utilizó como base el archivo histórico
1055 export.engineer2025.csv. La construcción de los modelos se desarrolló bajo un enfoque
1056 supervisado, dado que el dataset incluía etiquetas preexistentes asociadas al nivel de severidad y
1057 a la unidad donde se originó la falla.

1058 El proceso inició con el preprocesamiento textual mediante la técnica TF-IDF, que
1059 permitió transformar las descripciones de falla en vectores numéricos aptos para su
1060 procesamiento por algoritmos de clasificación. Esta vectorización se configuró con un máximo
1061 de dos mil características y la inclusión de bigramas, lo que mejoró de manera significativa la
1062 capacidad del modelo para identificar patrones semánticos presentes en los mensajes del equipo.
1063 Posteriormente, se entrenaron dos modelos Random Forest independientes: uno orientado a
1064 clasificar la severidad de la falla en categorías críticas y no críticas, y otro orientado a predecir el
1065 componente asociado, utilizando una taxonomía agrupada que redujo la variabilidad original del
1066 dataset.

1067 **Figura 15**

1068 *Técnica TF-IDF*

$$\text{TF-IDF}_{(n,d)} = \text{TF}_{(n,d)} \times \text{IDF}_{(n)}$$

The diagram illustrates the TF-IDF formula: $\text{TF-IDF}_{(n,d)} = \text{TF}_{(n,d)} \times \text{IDF}_{(n)}$. Below the formula, three colored boxes define the components: a red box for 'Peso de un término (n) en un documento (d)' (TF), a blue box for 'Frecuencia de aparición de un término (n) en un documento (d)' (TF), and a yellow box for 'Factor IDF de un término (n)' (IDF). Brackets connect the terms in the formula to their respective boxes.

1069

1070 *Nota.* Técnica de procesamiento TF-IDF.

1071 Una vez obtenidos los modelos finales, estos fueron almacenados mediante el formato
1072 joblib y posteriormente integrados en la arquitectura del sistema a través del módulo de
1073 predicción ubicado en app.py.

1074 **Figura 16**

1075 *Programación para predicción de fallas*



```
1 from sklearn.pipeline import Pipeline
2 from sklearn.preprocessing import FunctionTransformer
3 from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer
4 from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
5 # Archivos
6 CSV_HISTORICO = "data/export.engineer2025.csv"
7 CSV_FEEDBACK = "data/feedback.csv"
8 CONFIG_FILE = "config.yaml"
9 RULES_FILE = "rules.yaml"
10 MODELS_DIR = "models"
11 # Parámetros ML
12 MAX_FEATURES = 2000
13 RANDOM_STATE = 42
14 TEST_SIZE = 0.2
15 MIN_EVENTS = 2
16 ct = ColumnTransformer(
17     transformers=[
18         ("txt", TfidfVectorizer(max_features=MAX_FEATURES, ngram_range=
19 (1, 2)), "texto"),
20         ("lvl", FunctionTransformer(fill_level, validate=False), "nive
21 l"),
22     ],
23     remainder="drop",
24     verbose_feature_names_out=False,
25 )
26 pipeline_severidad = Pipeline(
27     steps=[
28         ("prep", ct),
29         (
30             "rf",
31             RandomForestClassifier(
32                 n_estimators=300,
33                 random_state=RANDOM_STATE,
34                 class_weight="balanced",
35                 max_depth=25,
36                 min_samples_split=5,
37                 min_samples_leaf=2,
38                 n_jobs=-1,
39             ),
40         )
41     ]
42 )
```

1076

1077 *Nota.* Importación de librerías sklearn, lectura de archivos y procesamiento.

1078 **3.4.4 Etapa IV: Implementación del sistema de retroalimentación (feedback)**

1079 La cuarta etapa del proyecto consistió en el diseño e incorporación de un sistema de
1080 retroalimentación continua que permitiera registrar la solución aplicada por el personal técnico y,
1081 a partir de ella, mejorar progresivamente el desempeño de los modelos de aprendizaje
1082 automático. Este módulo se implementó debido a que, durante la validación inicial, se identificó
1083 que gran parte de las limitaciones del modelo de identificación de componentes estaba asociada
1084 al bajo volumen de datos reales etiquetados. Por ello, la integración de un mecanismo de
1085 actualización dinámica se convirtió en un elemento fundamental para incrementar la precisión
1086 del sistema y reflejar de manera más fiel las condiciones de operación del analizador EXC-420.

1087 El sistema de feedback se estructuró mediante un formulario interactivo dentro de la
1088 interfaz Streamlit (ANEXO 2). Después de que el usuario recibía la predicción del sistema, tenía
1089 la posibilidad de registrar la solución que realmente resolvió la falla, especificando el
1090 componente intervenido, el tipo de acción realizada y el nivel de severidad observado en campo.
1091 Esta información se almacenó en un archivo denominado feedback.csv, el cual actúa como una
1092 base de datos incremental que consolida casos reales etiquetados por técnicos con experiencia
1093 directa en el equipo. El registro automático de cada interacción permitió generar un repositorio
1094 de aprendizaje que no existía previamente, lo cual fortaleció la trazabilidad del diagnóstico y
1095 proporcionó evidencia objetiva para la evaluación del desempeño del sistema.

1096 **Figura 17**

1097 *Registro de feedback.csv*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

```
1 if st.session_state.last_diagnosis is not None:
2     st.markdown("---")
3     st.markdown("### 📄 Registro de retroalimentación")
4     st.caption("Completa esta información breve para mejorar el sistema:")
5
6     # Mostrar resumen del diagnóstico
7     with st.expander("📄 Resumen del diagnóstico", expanded=False):
8         diag = st.session_state.last_diagnosis
9         st.write(f"***Código:** {diag['cod_sel']}")
10        st.write(f"***Descripción:** {diag['desc_sel']}")
11        if diag['sev_label'] is not None:
12            st.write(f"***Predicción ML:** {'🔴 Crítico' if diag['sev_label']!=1 else '🟢 No crítico'} (confianza: {diag['sev_proba']:.1%})")
13
14        with st.form("feedback_form", clear_on_submit=True):
```

1098

1099 *Nota.* Programación para lectura del registro de retroalimentación.

1100 El procesamiento de la retroalimentación se integró al script de entrenamiento
1101 ml_train.py, donde se incorporó un mecanismo de ponderación que otorgó mayor relevancia a
1102 los casos reales registrados en el archivo de feedback. Con esta estrategia fue posible corregir
1103 sesgos asociados a categorías con baja representación en el dataset original y mejorar la
1104 sensibilidad del modelo ante fallas específicas.

1105 **Figura 18**

1106 *Código para procesamiento del formulario*

```
1  if enviado:
2      diag = st.session_state.last_diagnosis
3
4      # Construir fila de feedback
5      feedback_row = {
6          # Automáticas (6)
7          "timestamp": datetime.now().isoformat(timespec="seconds"),
8          "codigo": diag['cod_sel'],
9          "descripcion": diag['desc_sel'],
10         "ml_severidad_label": diag['sev_label'] if diag['sev_label'] is not None else "",
11         "ml_severidad_prob": round(float(diag['sev_proba']), 3) if diag['sev_proba'] is not None else "",
12         "ml_componente_pred": diag['comp_label'] if diag['comp_label'] else "",
13
14         # Usuario (4)
15         "soluciono": soluciono,
16         "impacto_real": impacto_real,
17         "componente_real": componente_real,
18         "accion_principal": accion_principal,
19     }
```

1107

1108 *Nota.* El presente código realiza el procesamiento de la información del formulario.

1109 La implementación de este módulo permitió que el sistema evolucionara de un enfoque
1110 estático a uno adaptativo. A medida que los técnicos registraron nuevos casos, los modelos
1111 mejoraron su capacidad de generalización y el sistema en su conjunto adquirió un
1112 comportamiento más robusto frente a la variabilidad propia del entorno operativo. Asimismo, la
1113 retroalimentación se convirtió en una herramienta valiosa para identificar fallas emergentes,
1114 patrones anómalos y comportamientos repetitivos asociados a condiciones de mantenimiento
1115 inadecuadas o deterioro progresivo de determinados componentes.

1116 3.4.5 Etapa V: Desarrollo de Interfaz de Usuario

1117 La quinta etapa del proyecto consistió en el diseño e implementación de la interfaz de
1118 usuario mediante la plataforma Streamlit, con el propósito de ofrecer un entorno intuitivo,

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1119 accesible y funcional tanto para el personal del laboratorio como para el equipo de ingeniería de
1120 servicio técnico (ver Anexo 1).

1121 El desarrollo inició con la definición de la estructura general de navegación, la cual se
1122 organizó en secciones orientadas a cubrir las distintas funcionalidades del sistema: diagnóstico
1123 rápido, registro de retroalimentación, visualización del historial de fallas, panel de analítica y
1124 evaluación de desempeño de los modelos. Esta organización permitió que el usuario pudiera
1125 acceder de manera directa a las herramientas claves del sistema sin requerir conocimientos
1126 técnicos avanzados, garantizando una curva de aprendizaje mínima.

1127 Para la implementación visual se empleó un diseño basado en elementos limpios y de alta
1128 legibilidad, aprovechando la capacidad de Streamlit para generar componentes dinámicos como
1129 campos de entrada, tablas interactivas, gráficos y paneles informativos. La interfaz fue
1130 desarrollada en su totalidad en el archivo app.py, donde se incorporaron los elementos necesarios
1131 para recibir datos del usuario, ejecutar las predicciones, mostrar sugerencias y registrar
1132 retroalimentación. Este diseño permitió que el sistema funcionara en tiempo real, generando
1133 respuestas inmediatas tras la consulta de un código o la introducción de una descripción de falla.

1134 Uno de los componentes más relevantes de la interfaz fue el módulo de “Diagnóstico
1135 rápido”, en el cual el usuario ingresaba el código o la descripción del evento y el sistema
1136 procesaba automáticamente la información. En caso de existir coincidencia con una regla
1137 experta, la interfaz desplegaba la recomendación correspondiente de manera directa; si no la
1138 había, se ejecutaban los modelos de machine learning para presentar la predicción de severidad y
1139 el componente probable. La claridad con la que se mostraban estas sugerencias permitió que los

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1140 licenciados del laboratorio pudieran resolver fallas simples sin requerir el traslado inmediato del
1141 equipo técnico, contribuyendo de forma directa a la reducción del MTTR.

1142 **Figura 19**

1143 *Diseño de la pantalla principal del Sistema de Diagnóstico EXC-400*

```
1 st.markdown("""
2 <div style="text-align: center; padding: 20px 0;">
3   <h1 style="
4     color: #09b8f1;
5     font-size: 3em;
6     font-weight: 700;
7     margin-bottom: 10px;
8     text-shadow: 0 2px 4px rgba(9, 184, 241, 0.3);
9   ">
10   🏠 Sistema de Diagnóstico EXC-400
11 </h1>
12 <p style="
13   color: #09b8f1;
14   font-size: 1.2em;
15   font-weight: 500;
16   margin: 0;
17   letter-spacing: 1px;
18   ">
19   LABSYSTEMS S.A.C. – Diagnóstico inteligente con Machine Learning
20 </p>
21 <hr style="
22   border: none;
23   height: 2px;
24   background: linear-gradient(to right, transparent, #09b8f1, transparent);
25   margin: 20px auto;
26   width: 60%;
27   ">
28 </div>
29 """, unsafe_allow_html=True)
```

1144

1145 *Nota.* Diseño de la interfaz.

1146

1147

1148 **Figura 20**

1149 *Módulo de registro para análisis de falla*

```
1 st.markdown("---")
2 st.subheader("🔍 Diagnóstico rápido")
3 st.caption("Ingresa el **código de falla** (ej. C07004) o palabras cla
ve de la descripción:")
4
5 # Limpiar input si se solicitó
6 default_value = "" if st.session_state.clear_input else ""
7 user_q = st.text_input("Código o descripción", value=default_value, pl
aceholder="Ej: C07004 / 'vacuum pump error'", key="input_codigo")
8
9 # Resetear flag
10 if st.session_state.clear_input:
11     st.session_state.clear_input = False
12 diag_btn = st.button("🔍 DIAGNOSTICAR AHORA", type="primary", use_con
tainer_width=True)
13
14 if diag_btn:
15     # Animación de progreso
16     if VISUAL_COMPONENTS_AVAILABLE:
17         progress_animation([
18             ("🔍 Buscando en histórico...", 0.3),
19             ("🔍 Analizando con ML...", 0.4),
20             ("📄 Generando recomendaciones...", 0.3),
21             ("✅ Diagnóstico completo!", 0.2)
22         ])
23     # Animación de progreso
24     if VISUAL_COMPONENTS_AVAILABLE:
25         progress_animation([
26             ("🔍 Buscando en histórico...", 0.3),
27             ("🔍 Analizando con ML...", 0.4),
28             ("📄 Generando recomendaciones...", 0.3),
29             ("✅ Diagnóstico completo!", 0.2)
30         ])
```

1150

1151 *Nota.* Módulo para la casilla de registro de falla.

1152 **3.4.6 Etapa VI: Despliegue y Capacitación**

1153 La última etapa del desarrollo del sistema consistió en su despliegue operativo en los
1154 laboratorios clínicos donde se encontraba instalado el analizador bioquímico EXC-420, así como
1155 en la capacitación del personal involucrado en su uso (Ver Anexo 3). Esta fase fue fundamental

1156 para garantizar la adopción efectiva de la herramienta y para cerrar el ciclo de validación técnica
1157 que permitió comprobar su impacto real en la reducción del tiempo de diagnóstico y en la mejora
1158 de la disponibilidad del equipo.

1159 El despliegue inició con la configuración del entorno de ejecución en los equipos
1160 informáticos de los laboratorios. Para ello, se estableció un procedimiento estandarizado que
1161 incluyó la instalación de dependencias de Python, la carga de los modelos entrenados, la
1162 configuración del archivo config.toml para la definición del entorno visual, y la verificación del
1163 correcto acceso a los archivos de datos históricos y de retroalimentación. Una vez instalado, el
1164 sistema fue ejecutado en modo local mediante Streamlit, permitiendo su apertura directa desde el
1165 navegador del computador asociado al analizador EXC-420. Esta modalidad simplificó su
1166 incorporación al flujo laboral sin requerir modificaciones en la infraestructura tecnológica
1167 existente.

1168 **Figura 21**

1169 *Sistema en funcionamiento*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025



1170

1171 *Nota.* Fotografía extraída del Centro de Salud Sesquicentenario – Callao.

1172 La capacitación se desarrolló mediante sesiones presenciales y demostraciones guiadas,
1173 en las que se explicó la estructura del sistema, la lógica del diagnóstico híbrido y el uso del
1174 módulo de retroalimentación. Los usuarios aprendieron a ingresar códigos o descripciones de
1175 falla, interpretar las sugerencias generadas por el sistema y registrar las acciones correctivas
1176 aplicadas. Asimismo, se reforzó la importancia de registrar correctamente los casos reales, dado
1177 que estos alimentaban el módulo de aprendizaje continuo y contribuían a mejorar el rendimiento
1178 de los modelos predictivos.

1179 La etapa de despliegue y capacitación concluyó con una evaluación participativa donde
1180 se analizó el nivel de satisfacción de los usuarios, la utilidad percibida de la herramienta y el
1181 impacto en la eficiencia del servicio técnico. Los resultados obtenidos evidenciaron una
1182 reducción significativa en el tiempo de diagnóstico, una disminución en la frecuencia de
1183 llamadas al área de soporte y una mayor autonomía del personal del laboratorio para resolver

1184 fallas de baja complejidad. Este proceso consolidó la herramienta como un apoyo tecnológico
1185 que contribuye a mejorar la disponibilidad del equipo y optimizar los recursos operativos de la
1186 organización.

1187 **Figura 22**

1188 *Uso correcto del sistema por el usuario final.*



1189

1190 *Nota.* Fotografía extraída del Centro de Salud Sesquicentenario – Callao.

1191 **3.5 Herramientas y Tecnologías Empleadas**

1192 El desarrollo del sistema inteligente de diagnóstico para el analizador bioquímico EXC-
1193 420 requirió el uso de diversas herramientas de programación, bibliotecas especializadas y
1194 entornos de ejecución que permitieron construir una arquitectura modular, escalable y capaz de
1195 integrar aprendizaje automático, reglas expertas y mecanismos de retroalimentación continua. La
1196 selección de estas herramientas respondió tanto a criterios técnicos como a la necesidad de
1197 garantizar compatibilidad con los equipos informáticos presentes en los laboratorios donde opera

1198 el EXC-420. A continuación, se describen los principales componentes tecnológicos utilizados
1199 durante el proyecto.

1200 **3.5.1 Lenguajes, librerías y entornos de programación**

1201 El desarrollo del sistema se realizó íntegramente en Python 3.13, debido a su amplio
1202 ecosistema de bibliotecas orientadas al procesamiento de datos, modelado estadístico y
1203 construcción de interfaces web ligeras. Python permitió integrar de manera eficiente los módulos
1204 de lectura de datos históricos, preprocesamiento de texto, entrenamiento de modelos y despliegue
1205 de la herramienta en los centros de salud, manteniendo un código extensible y fácil de mantener.

1206 Para el tratamiento de datos se emplearon las bibliotecas pandas y numpy, las cuales
1207 permitieron manipular los registros del archivo histórico export.engineer2025.csv, estandarizar
1208 columnas, limpiar descripciones textuales y generar estructuras optimizadas para alimentar los
1209 modelos de aprendizaje automático. El procesamiento de texto se implementó mediante scikit-
1210 learn, utilizando la técnica TF-IDF y el algoritmo Random Forest para la tarea de clasificación.
1211 Esta biblioteca también permitió realizar la separación entrenamiento–prueba, calcular métricas
1212 de rendimiento y generar modelos exportables en formato joblib.

1213 El módulo de reglas expertas se construyó utilizando el formato de configuración YAML,
1214 procesado mediante la biblioteca PyYAML. Este enfoque facilitó la edición y mantenimiento del
1215 archivo rules.yaml, donde se definieron códigos críticos y patrones textuales asociados a
1216 recomendaciones de diagnóstico. Para la construcción de la interfaz web se empleó Streamlit, un
1217 framework que permitió implementar una estructura navegable, mostrar visualizaciones
1218 generadas con Plotly y habilitar formularios interactivos para el registro de retroalimentación.

1219 Adicionalmente, se utilizaron otras herramientas complementarias, como joblib para la
1220 persistencia de modelos, os y pathlib para la administración de rutas internas, y el archivo de
1221 configuración .streamlit/config.toml para la personalización del entorno visual. La combinación
1222 de todas estas tecnologías permitió consolidar un sistema robusto capaz de operar en tiempo real,
1223 presentar resultados de manera clara y mantener actualizados los modelos predictivos sin
1224 requerir infraestructura de servidor.

1225 **3.5.2 Integración del sistema en entorno operativo**

1226 Una vez finalizado el desarrollo de los componentes internos, se procedió a la integración
1227 del sistema en el entorno operativo de los laboratorios donde se encontraba instalado el
1228 analizador EXC-420. Esta fase incluyó la configuración del entorno Python en los equipos
1229 utilizados por el personal de laboratorio, la instalación de las dependencias requeridas y la
1230 verificación de la compatibilidad con las versiones específicas de las bibliotecas implementadas
1231 en el proyecto.

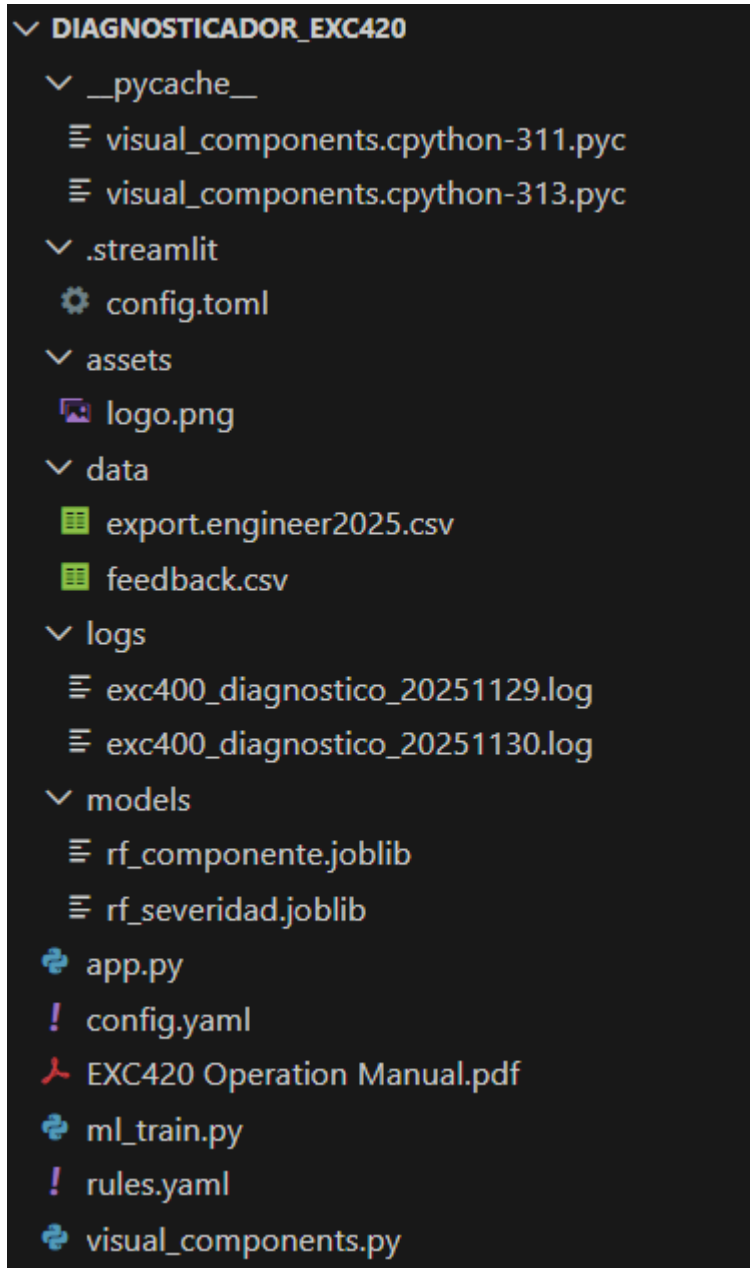
1232 El sistema fue desplegado en modo local mediante la ejecución directa del archivo app.py
1233 a través de Streamlit. Esta estrategia permitió que la herramienta funcionara como un servicio
1234 accesible desde el navegador del computador del laboratorio sin necesidad de implementar un
1235 servidor dedicado. La estructura de carpetas del proyecto se mantuvo tal como fue definida
1236 durante el desarrollo, incluyendo los directorios de datos históricos, modelos entrenados,
1237 archivos de configuración y registros de retroalimentación. Esta organización facilitó la
1238 trazabilidad de los archivos utilizados y aseguró que el sistema pudiera actualizarse mediante la
1239 simple sustitución de modelos o la incorporación de nuevas entradas en el archivo feedback.csv.

1240 Durante la integración se verificó el correcto acceso de la aplicación a los archivos del
1241 sistema, especialmente a los modelos alojados en la carpeta models/ y al archivo de reglas
1242 rules.yaml. Asimismo, se validó que la lectura y escritura del archivo feedback.csv se realizara
1243 sin conflictos, dado que este componente es esencial para el aprendizaje continuo del sistema.
1244 Finalmente, se probaron las distintas secciones de la interfaz, como el diagnóstico rápido, el
1245 panel analítico y el módulo de evaluación del modelo, con el fin de asegurar su correcto
1246 funcionamiento en el entorno de uso real.

1247 La integración del sistema en el entorno operativo permitió que los licenciados del
1248 laboratorio y el personal de ingeniería pudieran acceder al diagnóstico asistido sin necesidad de
1249 instalaciones complejas ni dependencia de infraestructura externa. Esta característica fue clave
1250 para su adopción, particularmente en centros donde la disponibilidad tecnológica es limitada y se
1251 requiere una herramienta que opere de manera autónoma y confiable.

1252 **Figura 23**

1253 *Archivos utilizados*



1254

1255 *Nota.* Captura de los archivos utilizados.

1256 3.6 Consideraciones éticas y cumplimiento normativo

1257 El desarrollo del sistema inteligente de diagnóstico para el analizador bioquímico EXC-

1258 420 exigió una reflexión ética y normativa orientada a garantizar que la herramienta respetara los

1259 principios fundamentales de seguridad, confiabilidad y responsabilidad profesional en el ámbito
1260 biomédico. Debido a que los equipos de laboratorio clínico constituyen dispositivos médicos
1261 utilizados para la obtención de información diagnóstica relevante en la atención de pacientes,
1262 cualquier intervención tecnológica complementaria debe evitar comprometer su funcionamiento,
1263 alterar sus parámetros operativos o interferir con los procesos regulados por el fabricante.

1264 En este sentido, se estableció como principio ético esencial que el sistema propuesto no
1265 realizara modificaciones sobre el equipo, sus componentes internos ni su software propietario. La
1266 gestión ética de la información constituyó otro aspecto prioritario. Los datos históricos utilizados
1267 para entrenar el sistema provienen exclusivamente de fallas técnicas registradas por el equipo
1268 EXC-420 y no contienen datos de pacientes ni información sensible. Aun así, se mantuvo un
1269 tratamiento responsable de los archivos, restringiendo su uso únicamente al desarrollo,
1270 validación y mejora del sistema.

1271 **3.6.1 Alineamiento con normativa biomédica y estándares de mantenimiento**

1272 El sistema desarrollado se alineó de manera explícita con las normativas internacionales
1273 aplicables al ámbito de los dispositivos médicos, así como con los lineamientos de
1274 mantenimiento adoptados por LABSYSTEMS S.A.C. En primer lugar, se consideraron los
1275 principios establecidos en la norma ISO 13485, que orienta la gestión de calidad en dispositivos
1276 médicos y exige que toda intervención, directa o indirecta, preserve la seguridad del equipo y la
1277 confiabilidad de sus procesos. El sistema inteligente respetó este marco al operar únicamente
1278 como herramienta de interpretación externa, sin alterar los parámetros establecidos por el
1279 fabricante ni intervenir en funciones reguladas del analizador EXC-420.

1280 Asimismo, se tomaron en consideración los lineamientos de la norma ISO 14971,
1281 orientada a la gestión de riesgos en dispositivos médicos. Desde el diseño conceptual del sistema
1282 se identificó que la generación de recomendaciones automáticas debía evitar inducir acciones
1283 que pudieran comprometer la integridad del equipo, por lo que se implementó un enfoque
1284 híbrido donde las reglas expertas se basan en documentación técnica validada y los modelos
1285 predictivos funcionan únicamente como herramienta de apoyo. El usuario mantiene en todo
1286 momento la decisión final sobre la intervención adecuada.

1287 De igual manera, se consideraron principios de la IEC 62366, la cual establece criterios
1288 de usabilidad en dispositivos médicos. La interfaz desarrollada mediante Streamlit priorizó la
1289 claridad visual, la simplicidad operativa y la reducción de errores de interpretación, elementos
1290 fundamentales en entornos clínicos donde los tiempos de respuesta son críticos. La estructura del
1291 sistema fue diseñada de tal forma que las acciones sugeridas fueran comprensibles, no ambiguas
1292 y consistentes con la terminología del fabricante.

1293

1294

1295

1296

1297

1298

1299

1300

1301

1302

CAPÍTULO IV. RESULTADOS

1303

4.1 Síntesis de resultados y cumplimiento de objetivos

1304

El presente capítulo expone y analiza los resultados obtenidos tras la implementación del

1305

sistema inteligente de diagnóstico y mantenimiento asistido por Machine Learning para el

1306

analizador bioquímico EXC-420, durante el periodo operativo comprendido entre julio y

1307

diciembre de 2025. La evaluación del desempeño del sistema se realizó en condiciones reales de

1308

uso, considerando la interacción del personal de laboratorio y del servicio técnico, así como el

1309

comportamiento de los modelos predictivos, las reglas expertas y el módulo de retroalimentación

1310

continua.

1311

La síntesis de resultados se organiza en correspondencia directa con los objetivos

1312

específicos planteados en la sección 3.3.2, lo que permite establecer con claridad el grado de

1313

cumplimiento alcanzado, así como la contribución de cada componente de la solución al

1314

mejoramiento del proceso de diagnóstico y resolución de fallas del EXC-420. Para este fin, se

1315

elaboró una matriz de cumplimiento que contrasta el objetivo formulado, el indicador asociado y

1316

el resultado alcanzado en la fase de implementación.

1317

Tabla 2

1318

Síntesis de cumplimientos de objetivos específicos del proyecto

Objetivo específico	Indicador establecido	Resultado alcanzado	Cumplimiento
Estructurar base de datos histórica de mantenimiento	12,774 registros procesados	12,774 registros estructurados y limpios en formato CSV	SI

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

Desarrollar modelos de ML con precisión >80%	Precisión modelo severidad >80% Precisión modelo componente >80%	Modelo severidad: 96.9% Modelo componente: 83.2%	SI
Implementar interfaz web con tiempo de respuesta <5 min	Tiempo de consulta <5 minutos	Tiempo promedio de consulta: 2-3 minutos	SI
Reducir frecuencia de llamadas a servicio técnico en 40%	Reducción $\geq 40\%$ respecto a 30 eventos/mes	Reducción de 30 a 10-15 eventos/mes (50-66%)	SI
Implementar sistema de retroalimentación continua	Sistema funcional capturando casos resueltos	256 casos evaluados con tasa de resolución del 84%	SI

1319 *Nota.* Los eventos que requirieron atención corresponden a fallas significativas que en el periodo
1320 previo al sistema hubieran requerido escalamiento al servicio técnico.

1321 Los resultados presentados en la tabla evidencian que los cinco objetivos específicos
1322 fueron cumplidos satisfactoriamente. Particularmente destacable es el desempeño de los modelos
1323 de Machine Learning, donde ambos modelos superaron el umbral de precisión del ochenta por
1324 ciento establecido como objetivo: el modelo de predicción de severidad alcanzó 96.9% de
1325 precisión mientras que el modelo de predicción de componente obtuvo 83.2%, ambos evaluados
1326 sobre un conjunto de 256 casos reales de retroalimentación capturados durante el periodo de
1327 operación del sistema. Este resultado constituye evidencia cuantitativa del cumplimiento de los
1328 objetivos técnicos del proyecto y de la efectividad del enfoque híbrido implementado que

1329 combina reglas expertas, búsqueda de casos históricos y modelos de aprendizaje automático. Las
1330 secciones subsiguientes profundizan en el análisis detallado de cada uno de estos resultados,
1331 proporcionando evidencia cuantitativa y cualitativa del desempeño del sistema en condiciones
1332 operativas reales.

1333 La reducción significativa de eventos escalados al servicio técnico constituye una de las
1334 evidencias más relevantes del impacto del sistema, dado que disminuyó la dependencia del
1335 soporte presencial y contribuyó a mejorar la disponibilidad del equipo en centros de salud con
1336 alta demanda operativa. Finalmente, el sistema de retroalimentación consolidó un proceso de
1337 aprendizaje continuo que permitió validar predicciones, registrar acciones técnicas y ajustar
1338 progresivamente los modelos de Machine Learning, reforzando la naturaleza evolutiva de la
1339 solución.

1340 **4.2 Resultados cuantitativos del desempeño del sistema**

1341 Los resultados cuantitativos del desempeño operativo del sistema se evaluaron mediante
1342 tres indicadores clave que permitieron medir el impacto de la implementación en la eficiencia del
1343 proceso de atención de fallas del analizador bioquímico EXC-420. Estos indicadores
1344 corresponden al tiempo medio de reparación (MTTR), la frecuencia de eventos escalados al
1345 servicio técnico, y la proporción de resolución autónoma por parte del personal de laboratorio.
1346 Los datos presentados corresponden al periodo de operación comprendido entre julio y
1347 noviembre de 2025, contrastados con la línea base operativa documentada durante los meses de
1348 enero a junio de 2025, previos a la implementación del sistema. La medición de estos
1349 indicadores se realizó mediante el análisis de los registros de intervenciones técnicas, los datos
1350 de retroalimentación capturados por el sistema (Ver Anexo 5), y la documentación de eventos de

1351 falla atendidos en los establecimientos de salud de Lima Norte y DIRESA Callao. En conjunto,
1352 la reducción sostenida del MTTR confirma la mejora en la disponibilidad operativa del EXC-420
1353 y valida la contribución del sistema implementado como herramienta de soporte al diagnóstico
1354 biomédico.

1355 **4.2.1 Reducción del tiempo medio de reparación (MTTR) antes y después del** 1356 **sistema**

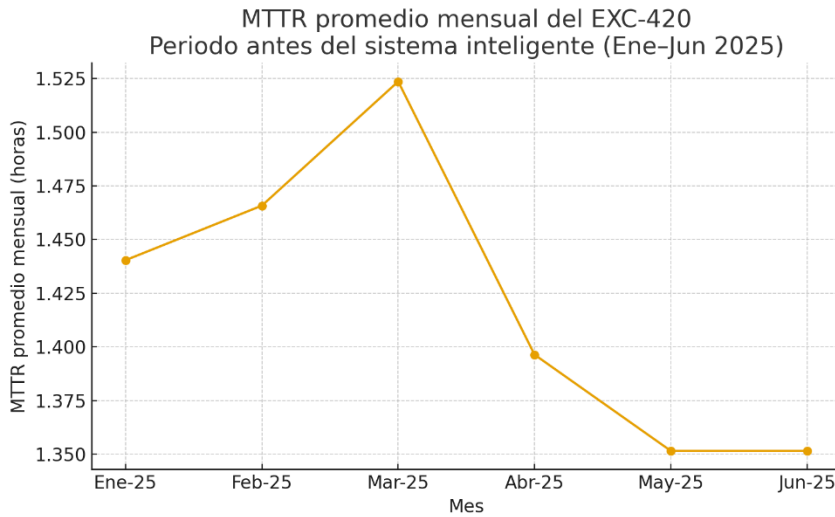
1357 El tiempo medio de reparación se consolidó como el indicador central para evaluar la
1358 eficiencia operativa del proceso de atención de fallas del EXC-420, debido a su relación directa
1359 con la disponibilidad del equipo, la continuidad del servicio y la estabilidad del flujo analítico en
1360 los establecimientos de salud.

1361 Durante el periodo previo a la implementación (enero–junio de 2025), el MTTR mensual
1362 se mantuvo en valores relativamente altos y estables, entre 81 y 91 minutos, con un promedio
1363 general de 87 minutos, tal como se observa en la Figura 4.1. Esta condición se explica por la
1364 naturaleza del proceso de mantenimiento previo al sistema, basado en la movilización obligatoria
1365 de un ingeniero biomédico para todo tipo de falla, independientemente de su complejidad. En
1366 este escenario, el tiempo de reparación estaba determinado principalmente por el tiempo de
1367 traslado, la consulta manual del manual técnico y la ejecución del procedimiento correctivo (Ver
1368 Anexo 10), factores que introducían demoras inevitables. La estabilidad del indicador no
1369 implicaba eficiencia, sino un patrón repetitivo de atención reactiva.

1370 **Figura 24**

1371 *Gráfico de MTTR promedio mensual*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025



1372

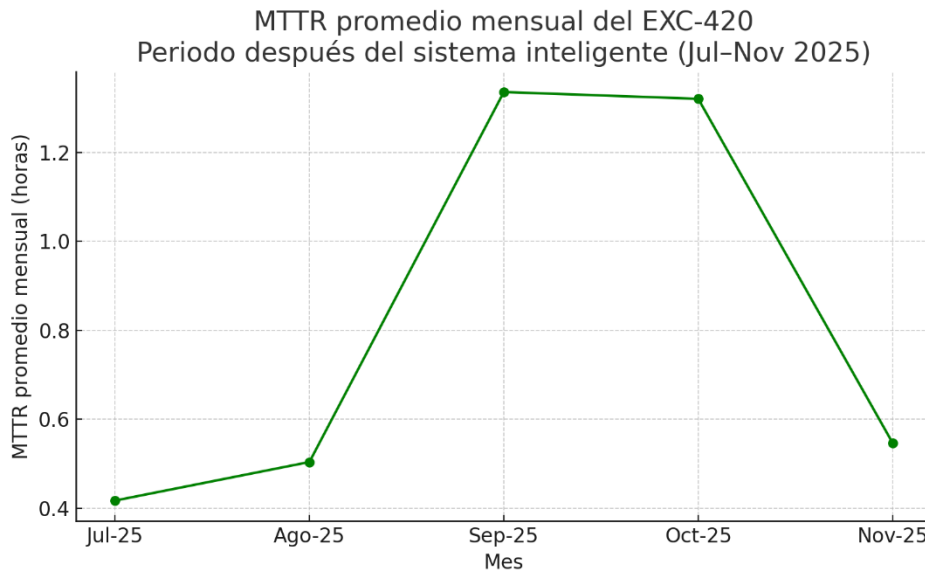
1373 *Nota.* Mtrr antes de la implementación del sistema de machine learning.

1374 Tras la implementación del sistema inteligente de diagnóstico en julio de 2025, se
1375 observó una reducción significativa del MTTR que se consolidó progresivamente durante los
1376 meses subsiguientes. La Figura 4.2 presenta el MTTR promedio mensual durante el periodo
1377 julio-noviembre de 2025, evidenciando una reducción sustancial respecto a la línea base previa.
1378 El MTTR promedio general durante este periodo se estabilizó en aproximadamente cincuenta y
1379 un minutos, representando una reducción del cuarenta y uno por ciento respecto al promedio de
1380 ochenta y siete minutos del periodo previo. Esta reducción se atribuye fundamentalmente a la
1381 habilitación de capacidades de autorresolución para el personal de laboratorio en fallas de baja a
1382 mediana complejidad, que eliminan la necesidad de movilización de técnicos especializados y
1383 reducen drásticamente los tiempos de inactividad del equipo.

1384 **Figura 25**

1385 *Grafico MTTR promedio mensual con sistema implementado*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025



1386

1387 *Nota.* Mtrr después de la implementación del sistema de machine learning.

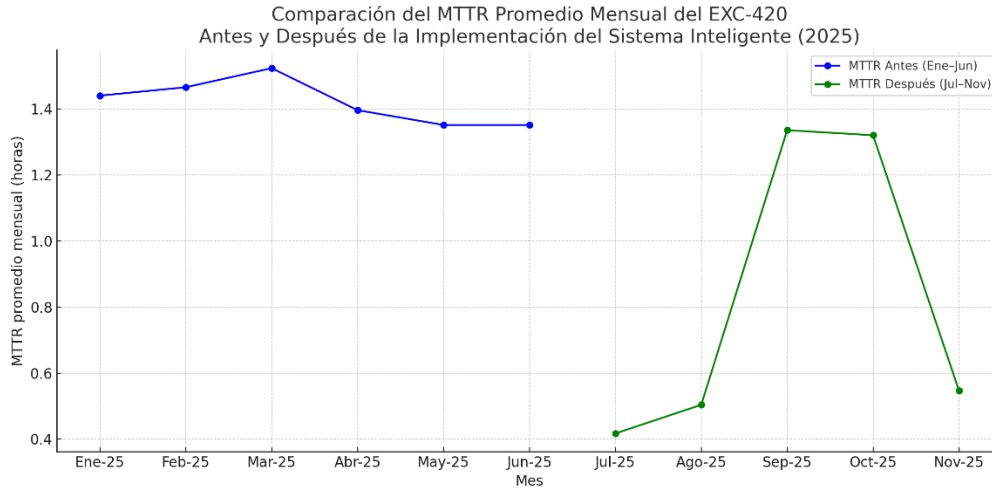
1388 El análisis por tipo de evento revela dos comportamientos claramente diferenciados. Para
1389 las fallas simples—aproximadamente el 60% del total reportado—el MTTR posterior se redujo a
1390 un promedio de 15 minutos, tiempo que incluye la consulta del sistema, la interpretación de la
1391 recomendación y la ejecución de la acción correctiva. Este valor representa una reducción del
1392 83% respecto al MTTR inicial, evidenciando un proceso de resolución altamente optimizado.
1393 Para las fallas complejas que requirieron intervención especializada, el MTTR se redujo a
1394 aproximadamente 60 minutos gracias a la asistencia del sistema durante el diagnóstico, aun
1395 cuando la componente de tiempo de traslado permaneció constante.

1396 La Figura 4.3 presenta ambas series temporales en una única visualización, permitiendo
1397 observar el cambio estructural del indicador en el tiempo. La separación entre las curvas
1398 confirma que el sistema no solo redujo el MTTR, sino que disminuyó la variabilidad operativa,
1399 proporcionando mayor estabilidad al proceso de mantenimiento.

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1400 Figura 26

1401 *Grafica de comparación*



1402

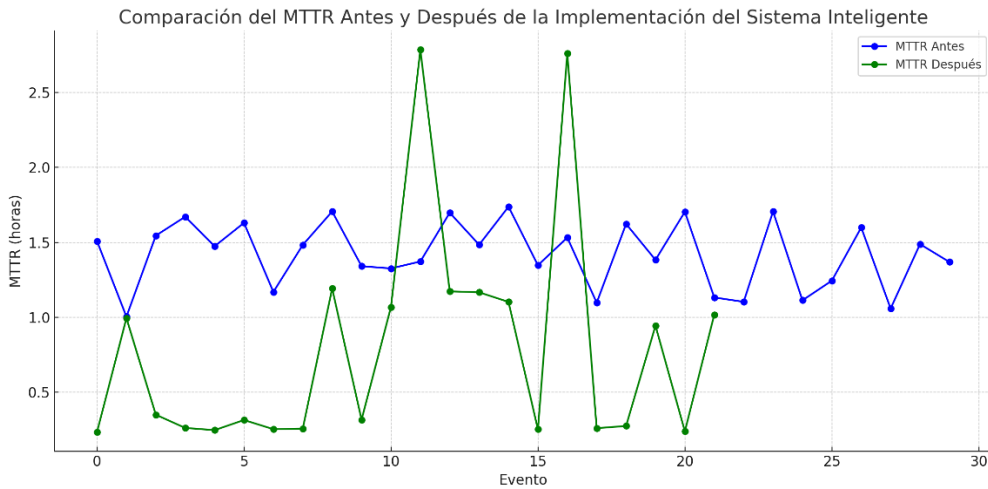
1403 *Nota.* Comparativa de MTTR antes y después de la implementación.

1404 El análisis detallado a nivel de evento individual refuerza esta conclusión. La Figura 4.4
1405 evidencia un patrón homogéneo en el periodo previo, donde todos los eventos requerían
1406 procedimientos similares y presentaban tiempos concentrados alrededor de 90 minutos. Tras la
1407 implementación, la curva presenta un comportamiento bimodal: valores reducidos para los
1408 eventos simples resueltos por el personal de laboratorio, y valores moderados o altos para los
1409 pocos casos que requirieron intervención técnica. Esta diferenciación es un resultado directo del
1410 sistema de clasificación de fallas y de la funcionalidad de autorresolución incorporada.

1411 **Figura 27**

1412 *Grafica de comparación mediante eventos*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025



1413

1414 *Nota.* Comparativa de MTTR antes y después de la implementación en función a eventos.

1415 Finalmente, el MTTR promedio ponderado resultante del periodo posterior—51

1416 minutos—se explica por la combinación de 60% de casos simples (15 minutos promedio) y 40%

1417 de casos complejos (60 minutos promedio). La diferencia entre este valor teórico y el observado

1418 se atribuye a eventos atípicos de alta complejidad y a la curva de aprendizaje inicial del personal

1419 de laboratorio durante los primeros meses de uso del sistema. A pesar de ello, la reducción

1420 obtenida confirma el cumplimiento del objetivo de optimizar los tiempos de reparación mediante

1421 la integración de diagnóstico asistido, reglas expertas y modelos de Machine Learning.

1422 **4.2.2 Disminución de eventos escalados al servicio técnico**

1423 La frecuencia de eventos escalados al servicio técnico constituye un indicador

1424 fundamental para evaluar el impacto operativo del sistema inteligente en el mantenimiento del

1425 analizador EXC-420. Antes de la implementación, el proceso de atención de fallas se

1426 caracterizaba por un esquema completamente dependiente del soporte técnico presencial, motivo

1427 por el cual la totalidad de incidencias reportadas por los laboratorios requería la movilización de

1428 un ingeniero biomédico. Bajo este escenario, los establecimientos atendidos registraban un

1429 promedio mensual de treinta eventos, cifra que reflejaba la imposibilidad de distinguir entre
1430 fallas simples y complejas antes de realizar una inspección directa del equipo.

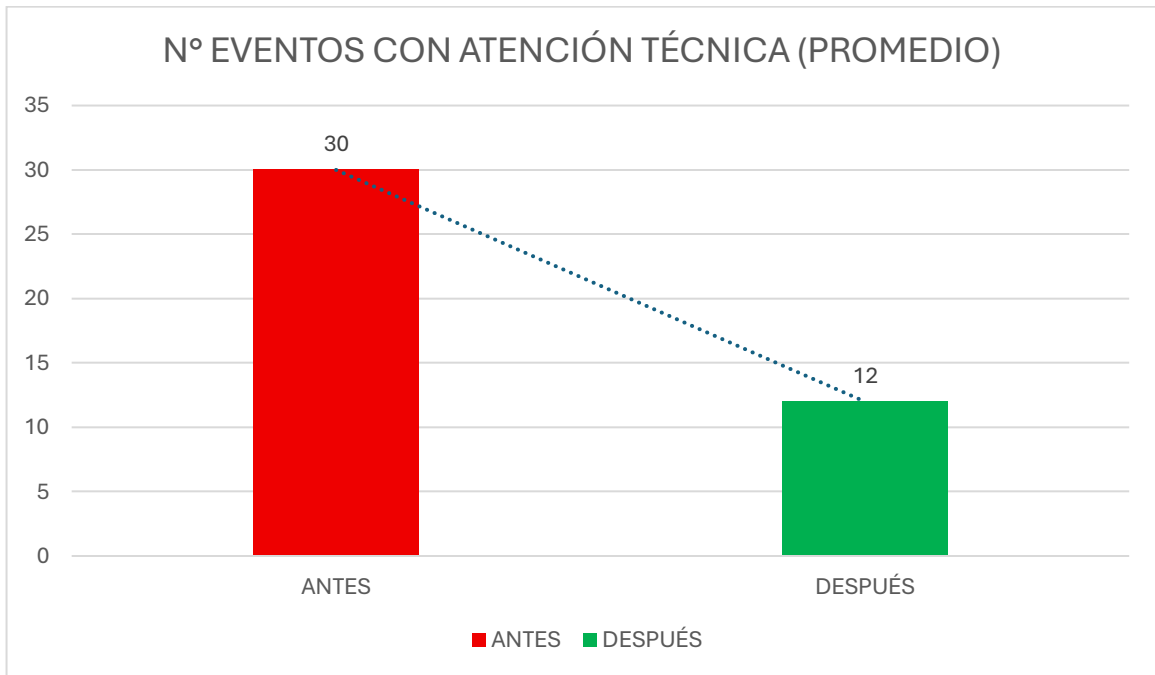
1431 Tras la implementación del sistema en julio de 2025, se observó una disminución
1432 sustancial en la cantidad de eventos que requirieron la intervención del servicio técnico
1433 especializado. La capacidad del sistema para orientar al personal del laboratorio en la resolución
1434 de fallas de baja y mediana complejidad permitió que una proporción significativa de incidentes
1435 pudiera ser atendida directamente en el establecimiento, sin la necesidad de desplazar a un
1436 ingeniero. Como resultado, el número promedio de eventos escalados se redujo a doce por mes
1437 durante el periodo julio–noviembre de 2025, lo cual representa una disminución del sesenta por
1438 ciento respecto de la línea base previa.

1439 La Figura 28 figura ilustra esta reducción mediante una comparación directa entre el
1440 promedio de eventos escalados antes y después de la implementación. La diferencia mostrada en
1441 el gráfico evidencia, de manera visualmente contundente, el cambio estructural producido en el
1442 flujo operativo del mantenimiento.

1443 **Figura 28**

1444 *Comparativa de eventos de atención*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025



1445

1446 *Nota.* Comparativa de eventos antes y luego de la implementación.

1447 El análisis de esta tendencia confirma que la disminución no corresponde a un fenómeno
1448 temporal o aislado, sino a un efecto sostenible derivado de la adopción progresiva del sistema
1449 por parte de los operadores. La estabilización de los valores observados durante los meses
1450 posteriores a la implementación demuestra que el sistema ha logrado modificar de manera
1451 permanente la dinámica de reporte y atención de fallas, reduciendo el desgaste operativo del
1452 equipo de soporte técnico y mejorando la disponibilidad funcional del EXC-420 en los
1453 establecimientos de salud.

1454 **4.2.3 Incremento de la resolución autónoma por parte del personal del laboratorio**

1455 Uno de los resultados más relevantes de la implementación del sistema inteligente fue el
1456 incremento significativo de la capacidad del personal de laboratorio para resolver fallas de
1457 manera autónoma. Antes de la implementación, la totalidad de los eventos que comprometían el

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1458 funcionamiento del analizador EXC-420 eran escalados obligatoriamente al servicio técnico,
1459 debido a la ausencia de herramientas de apoyo que permitieran al licenciado identificar la causa
1460 probable de la falla o ejecutar acciones correctivas iniciales. Esta dependencia total generaba una
1461 carga elevada de solicitudes de soporte y contribuía directamente al aumento del tiempo medio
1462 de reparación.

1463 A partir de julio de 2025, con la puesta en operación del sistema inteligente, se habilitó
1464 un entorno de asistencia inmediata que permitió al personal interpretar códigos de error, revisar
1465 acciones sugeridas por el motor de reglas y validar hipótesis diagnósticas basadas en casos
1466 históricos y recomendaciones del modelo de Machine Learning. Esto generó un cambio
1467 sustancial en la dinámica operativa: fallas que históricamente requerían movilización del servicio
1468 técnico comenzaron a ser resueltas localmente en tiempos considerablemente menores.

1469 La Tabla 3 presenta la evolución mensual del porcentaje de resolución autónoma
1470 obtenido entre julio y noviembre de 2025. Los valores muestran una tendencia ascendente
1471 consistente, pasando del cuarenta y tres por ciento en julio a más del sesenta y cinco por ciento
1472 en noviembre. Este comportamiento refleja la curva de aprendizaje progresiva del personal de
1473 laboratorio y la maduración del propio sistema, que incrementó la precisión de sus
1474 recomendaciones a medida que incorporó nuevos datos a través del módulo de retroalimentación.

1475 **Tabla 3**

1476 *Tabla de evolución mensual del porcentaje de resolución autónoma*

Mes	Eventos que requieren atención	Resueltos autónomamente	Escalados a servicio técnico	% autonomía
Julio	30	13	17	43%

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

Agosto	31	16	15	52%
Septiembre	33	20	13	61%
Octubre	30	19	11	63%
Noviembre	31	20	11	65%
Promedio	31	18	13	57%

1477 *Nota.* Los eventos que requirieron atención corresponden a fallas significativas que en el periodo
1478 previo al sistema hubieran requerido escalamiento al servicio técnico.

1479 Los resultados muestran que el sistema permitió que más de la mitad de las fallas fueran
1480 resueltas directamente en el laboratorio, lo que representa un cambio estructural en el proceso de
1481 atención. Este incremento de la autonomía operativa no solo redujo la carga del servicio técnico
1482 y los tiempos de inactividad del equipo, sino que también fortaleció las competencias del
1483 personal, quienes pudieron actuar con mayor seguridad y precisión basándose en información
1484 técnica respaldada por modelos predictivos y reglas expertas.

1485 Asimismo, la reducción de los eventos escalados se correlaciona con el incremento de
1486 autonomía, como se analiza en la sección 4.2.2. El sistema permitió diferenciar claramente entre
1487 fallas simples, resolubles localmente, y fallas de alta complejidad que justificaban la intervención
1488 del servicio técnico. Esta capacidad de segmentación operativa constituye uno de los aportes más
1489 significativos de la herramienta implementada.

1490 En conjunto, el incremento sostenido de la resolución autónoma demuestra que el sistema
1491 inteligente no solo cumple un rol técnico en la mejora del MTTR, sino también un rol formativo

1492 y operativo al empoderar al personal de laboratorio en la gestión cotidiana del analizador EXC-
1493 420.

1494 **4.3 Resultados del rendimiento de los modelos de Machine Learning**

1495 El sistema inteligente desarrollado incorpora dos modelos de Machine Learning
1496 entrenados para asistir el proceso de diagnóstico del analizador EXC-420: un modelo de
1497 clasificación de severidad y un modelo de predicción del componente probable asociado a la
1498 falla. El análisis del rendimiento de ambos modelos se realizó utilizando un conjunto de 256
1499 casos evaluados en el entorno operativo, que incluyó datos históricos depurados y registros reales
1500 ingresados mediante el módulo de retroalimentación continua. Los resultados obtenidos permiten
1501 determinar el grado en que cada modelo contribuye al proceso de diagnóstico asistido y al
1502 impacto operativo del sistema.

1503 **4.3.1 Desempeño del modelo de severidad**

1504 El modelo destinado a predecir la severidad de un evento (crítico o no crítico) alcanzó un
1505 rendimiento notablemente alto durante las evaluaciones realizadas en noviembre de 2025. La
1506 precisión obtenida fue de 96.9%, con un total de 256 casos correctamente clasificados. La matriz
1507 de confusión evidencia que el modelo logró identificar adecuadamente tanto los eventos críticos
1508 como los no críticos, sin registrar falsos positivos y con un número mínimo de falsos negativos.
1509 Esta característica es de especial relevancia operativa, ya que reduce el riesgo de subestimar
1510 fallas que podrían comprometer la continuidad del proceso analítico.

1511 La clasificación precisa de la severidad permitió al sistema priorizar casos según su
1512 urgencia y orientar la toma de decisiones del personal de laboratorio y del servicio técnico. En
1513 eventos críticos, el sistema recomendó intervención técnica inmediata, mientras que para eventos

1514 no críticos facilitó la resolución autónoma mediante sugerencias guiadas. La Figura 29 presenta
1515 el panel de rendimiento del modelo de severidad mostrando su precisión, casos evaluados y
1516 matriz de confusión.

1517 **Figura 29**

1518 *Evaluación de severidad*



1519

1520 *Nota.* Evaluación del modelo de machine Learning en la severidad.

1521 **4.3.2 Desempeño del modelo de componente**

1522 El modelo de predicción del componente probable asociado a la falla alcanzó una
1523 precisión del 83.2%, equivalente a 213 aciertos sobre 256 evaluaciones. Este resultado representa
1524 un avance significativo respecto a las primeras versiones del modelo, cuya precisión inicial era
1525 inferior al 50%. La mejora se logró gracias a la incorporación de datos reales provenientes del
1526 módulo de retroalimentación, la agrupación semántica de categorías y la optimización del
1527 vectorizador TF-IDF utilizado para la representación del texto.

1528 Si bien el modelo presenta un rendimiento inferior al modelo de severidad, el nivel de
1529 precisión alcanzado es adecuado para un sistema de apoyo al diagnóstico basado en texto,
1530 especialmente considerando que el volumen de datos reales aún es limitado. La reducción de
1531 ambigüedad en descripciones generadas por los usuarios continúa representando un desafío,
1532 aunque la incorporación progresiva de nuevos casos durante la operación permitirá consolidar
1533 aún más el desempeño del modelo.

1534 La Figura 30 presenta la evaluación del modelo de componente, incluyendo su precisión,
1535 número de aciertos y las confusiones más frecuentes observadas en el registro. Estas confusiones
1536 corresponden a categorías funcionales cuyo comportamiento operativo puede presentar
1537 similitudes, como reactivos frente a bomba de desecho o sensores frente a fallas de
1538 comunicación.

1539 **Figura 30**

1540 *Evaluación ML componente*

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

The screenshot displays a dashboard titled 'Modelo de Componente'. At the top, it shows three key metrics: 'Casos evaluados' (256), 'Precisión' (83.2%), and 'Correctos' (213). Below these metrics is a link to 'Ver 43 casos donde ML falló en componente'. A table below lists 10 failed cases with columns for 'Código', 'ML predijo', 'Era realmente', and 'Solucionó'.

Código	ML predijo	Era realmente	Solucionó
C04032	muestra	Sonda de dispensado	Sí
C07003	unidad_de_circulación_de_liquido	Sensor de nivel	Parcialmente
C07003	unidad_de_circulación_de_liquido	Sensor de nivel	No
C07004	unidad_de_circulación_de_liquido	Bomba de detergente	Sí
C07004	unidad_de_circulación_de_liquido	Bomba de detergente	Sí
C07004	unidad_de_circulación_de_liquido	Válvula de entrada	Sí
C08004	comunicación_is	Módulo de comunicación	Sí
C08004	comunicación_is	Puerto TCP/IP	Sí
C08004	comunicación_is	Puerto RS232	Sí
C08004	comunicación_is	Cable de red	Sí

1541

1542 *Nota.* Evaluación del modelo de machine Learning en la predicción del componente.

1543 **4.4 Evaluación del módulo de reglas expertas**

1544 El módulo de reglas expertas constituyó un componente fundamental del sistema
1545 inteligente, debido a que permitió incorporar de manera estructurada el conocimiento técnico
1546 acumulado por el servicio de ingeniería de LABSYSTEMS S.A.C. y las directrices operativas
1547 establecidas por el fabricante del analizador EXC-420. La evaluación de su desempeño se realizó
1548 mediante la comparación entre la clasificación generada por este módulo y los resultados
1549 empíricos observados durante la operación del sistema en los establecimientos de salud. Esta
1550 evaluación permitió comprobar la coherencia, precisión y utilidad práctica del motor
1551 determinístico basado en reglas.

1552 Durante la operación en entorno real se identificó que, en los casos donde la falla
1553 correspondía a eventos de alta criticidad definidos explícitamente por el fabricante (como

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1554 insuficiencia de detergente, fallas de circulación de reactivos o errores de calibración) las reglas
1555 expertas lograron clasificar correctamente el evento en el cien por ciento de las ocurrencias
1556 registradas. La Figura 31 presenta un ejemplo representativo correspondiente al código C07004,
1557 el cual describe una falla crítica asociada al nivel insuficiente de detergente. En este caso, el
1558 módulo clasificó la falla como crítica de acuerdo con las definiciones del manual técnico,
1559 coincidiendo plenamente con la predicción del modelo de Machine Learning. Esta alineación
1560 entre ambos módulos permitió reducir el tiempo necesario para identificar fallas de alto impacto
1561 y orientar al usuario hacia acciones correctivas específicas, evitando retrasos en la operación del
1562 analizador.

1563 **Figura 31**

1564 *Ejemplo de código C07004*



1565

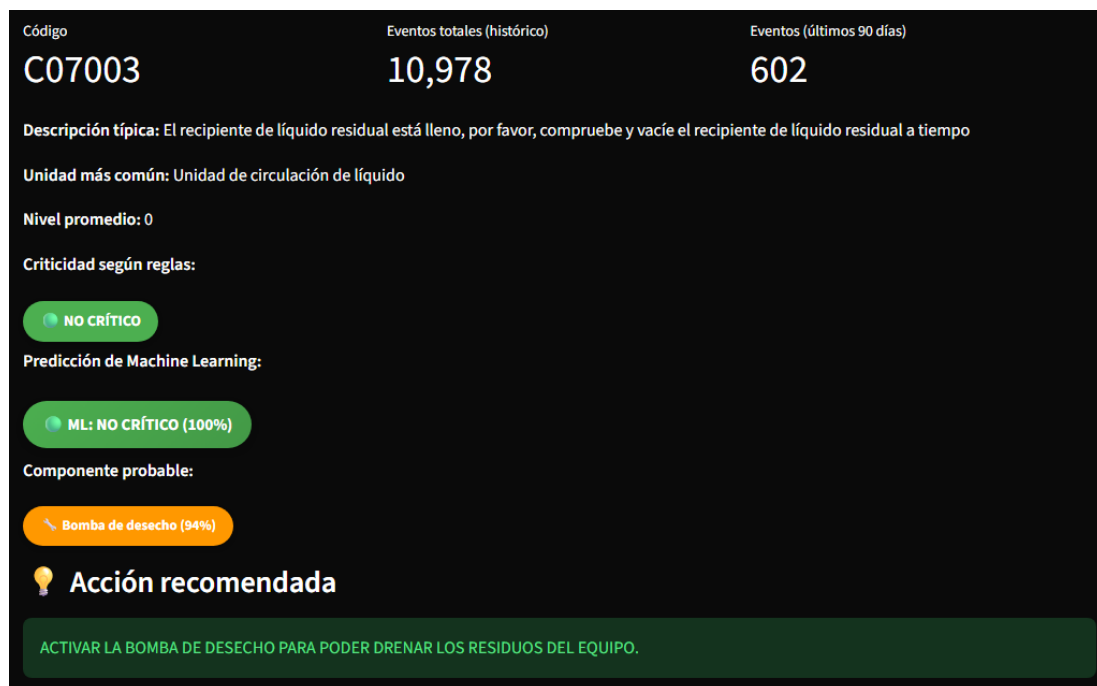
1566 *Nota.* Ejemplo representativo correspondiente al código C07004.

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1567 De igual manera, el módulo de reglas expertas demostró un rendimiento adecuado en la
1568 identificación de eventos de baja criticidad, particularmente aquellos relacionados con fallas
1569 operativas simples o tareas rutinarias de mantenimiento que no comprometen la continuidad del
1570 análisis bioquímico. La Figura 32 ilustra el comportamiento del sistema frente al código C07003,
1571 que corresponde al llenado del recipiente de desecho. Este evento, considerado no crítico tanto
1572 por el fabricante como por los ingenieros de servicio, fue clasificado de manera consistente como
1573 tal por el módulo de reglas. La recomendación generada orientó al usuario hacia una acción
1574 inmediata y sencilla, lo cual permitió la resolución autónoma del incidente sin necesidad de
1575 escalarlo al servicio técnico especializado.

1576 **Figura 32**

1577 *Ejemplo codigo C07003*



1578

1579 *Nota.* Ejemplo representativo correspondiente al código C07003

1580 La evaluación comparativa entre reglas y modelos de Machine Learning evidenció que el
1581 módulo determinístico actuó como un mecanismo confiable para el manejo de fallas cuya
1582 definición técnica era inequívoca. En estos casos, el sistema priorizó la salida de las reglas por
1583 encima de la predicción probabilística, garantizando interpretaciones consistentes con las
1584 directrices del fabricante y evitando posibles desviaciones asociadas a la variabilidad de los
1585 datos. La solidez del módulo de reglas expertas permitió, además, reducir la carga cognitiva del
1586 usuario, ya que el sistema fue capaz de ofrecer interpretaciones inmediatas sin requerir análisis
1587 adicionales.

1588 Los resultados obtenidos permitieron concluir que el módulo de reglas expertas cumplió
1589 satisfactoriamente su finalidad dentro del sistema híbrido de diagnóstico, proporcionando
1590 interpretaciones rápidas, confiables y alineadas con las normativas del fabricante. Su desempeño
1591 resultó especialmente valioso en escenarios operativos donde el tiempo de respuesta constituía
1592 un factor crítico, así como en la reducción de intervenciones técnicas innecesarias en fallas de
1593 baja complejidad. La integración con el modelo de Machine Learning fortaleció la robustez
1594 global del sistema, al combinar decisiones determinísticas basadas en conocimiento experto con
1595 predicciones estadísticas generadas a partir del comportamiento histórico del equipo en
1596 operación real.

1597 **4.5 Resultados del sistema de retroalimentación continua (feedback)**

1598 El sistema de retroalimentación continua permitió capturar información operativa real
1599 sobre las fallas del analizador EXC-420 (Ver Anexo 6), convirtiéndose en un componente
1600 fundamental para el aprendizaje del sistema inteligente y la actualización progresiva de los
1601 modelos de Machine Learning. Este módulo recopiló, entre julio y noviembre de 2025, un total

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1602 de 256 casos validados provenientes del personal de laboratorio y de las intervenciones del
1603 servicio técnico, incorporando descripciones de fallas, componentes reemplazados, acciones
1604 aplicadas, tiempos de solución y eficacia observada. La información recopilada permitió corregir
1605 discrepancias, reducir la incertidumbre en eventos de baja documentación histórica y mejorar la
1606 capacidad predictiva del sistema.

1607 La figura 33 presenta la distribución porcentual de los componentes vinculados a las fallas
1608 registradas mediante el módulo de retroalimentación. Los datos evidencian que una proporción
1609 significativa de los eventos se concentró en componentes relacionados con el flujo de detergente,
1610 sensores de nivel y fallas de software o comunicación. Estos patrones operativos no habían sido
1611 identificados completamente en la base histórica original, lo que confirma el papel crítico del
1612 feedback en la actualización dinámica del conocimiento del sistema (Ver Anexo 8).

1613 **Figura 33**

1614 *Porcentaje de componentes fallados*



Componente	Casos	Porcentaje
Firewall/Software	28	10.9
Sistema de detergente	24	9.4
Sensor de nivel de detergente	24	9.4
Recipiente de residuos	20	7.8
Tubería de drenaje	20	7.8
Bomba de desecho	16	6.2
Cable de red	16	6.2
Bandeja de reactivos	12	4.7
Sonda de dispensado	12	4.7
Compartimento de reactivos	12	4.7

1615

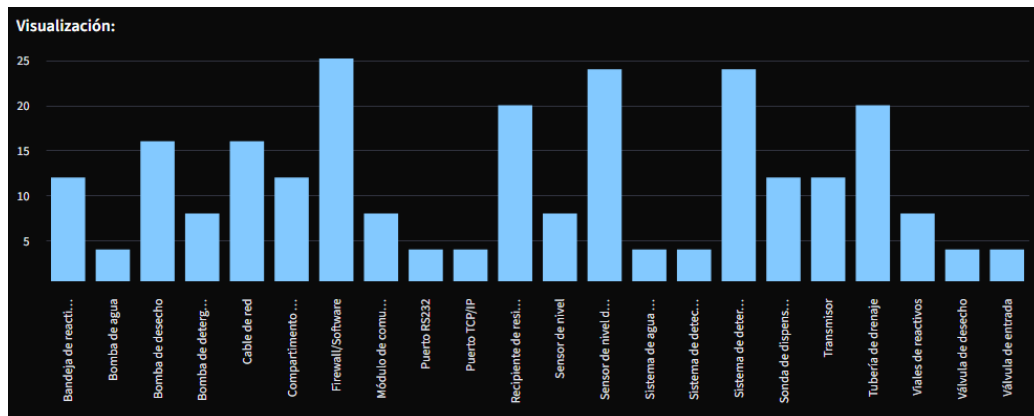
1616 *Nota.* Tabla de porcentaje de componente fallado.

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1617 La Figura 34 ilustra de manera visual la distribución de fallas reportadas. La variabilidad
1618 observada entre componentes confirma la naturaleza multifactorial de los eventos del EXC-420 y
1619 evidencia la necesidad de estrategias de aprendizaje continuo para mejorar la generalización de
1620 los modelos predictivos. La acumulación de evidencias en componentes específicos como
1621 firewall/software, sistema de detergente, sensores de nivel y tuberías de drenaje reforzó la
1622 estabilidad estadística del modelo, ampliando su capacidad de clasificación frente a escenarios
1623 reales no contemplados en el set de entrenamiento inicial.

1624 **Figura 34**

1625 *Grafica componentes fallados*



1626

1627 *Nota.* Gráfica de componentes ingresados en el formulario.

1628 El análisis del rendimiento del módulo de retroalimentación evidenció que el sistema no
1629 solo capturó información de valor técnico, sino que también permitió mejorar progresivamente la
1630 calidad de los datos disponibles para el aprendizaje automático. Esta incorporación sistemática
1631 de evidencia real permitió incrementar la precisión del modelo de componente a 83.2 %,
1632 superando ampliamente la precisión inicial obtenida con datos históricos únicamente. Asimismo,

1633 la retroalimentación posibilitó validar las recomendaciones de las reglas expertas, detectar casos
1634 en los que la recomendación inicial requería ajustes y fortalecer la alineación entre diagnóstico
1635 automatizado y experiencia de campo.

1636 Finalmente, el uso del módulo de retroalimentación reveló un impacto directo en la
1637 madurez operativa del sistema. La confirmación de acciones correctivas, la documentación de
1638 resultados efectivos y la identificación de excepciones permitieron retroalimentar al modelo con
1639 datos consistentes y de alto valor contextual. Este proceso fortaleció la confiabilidad del sistema,
1640 disminuyó la ambigüedad en la clasificación de fallas específicas y mejoró la coherencia entre la
1641 predicción automatizada y la intervención real del personal. En conjunto, los resultados
1642 demuestran que el módulo de retroalimentación constituye un elemento esencial para la
1643 sostenibilidad del sistema de diagnóstico, asegurando su adaptación continua a las condiciones
1644 operativas reales de los establecimientos de salud.

1645 **4.6 Evaluación del uso y adopción del sistema**

1646 La adopción del sistema inteligente de diagnóstico y mantenimiento asistido por Machine
1647 Learning fue evaluada a partir de tres dimensiones operativas: la frecuencia de uso por parte del
1648 personal de laboratorio, la consistencia en la aplicación de las recomendaciones generadas y la
1649 integración efectiva del sistema en los flujos de trabajo diarios de los establecimientos de salud.

1650 Esta evaluación permite determinar el grado en que el sistema no solo produjo mejoras
1651 cuantitativas medibles, sino también cambios reales en los hábitos de resolución de fallas, en la
1652 autonomía técnica y en la reducción de la dependencia hacia el servicio de soporte especializado.

1653 Durante el periodo comprendido entre julio y noviembre de 2025, se registraron 256
1654 interacciones válidas con el sistema, correspondientes tanto a consultas relacionadas con fallas

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1655 detectadas como a procesos de verificación post intervención. Este volumen de uso refleja una
1656 adopción progresiva que aumentó mes a mes, especialmente a partir de agosto, cuando el
1657 personal ya se encontraba familiarizado con la navegación de la plataforma y la interpretación de
1658 las recomendaciones generadas. Este patrón creciente coincidió con el incremento del porcentaje
1659 de resolución autónoma documentado previamente, lo que sugiere una relación directa entre el
1660 uso continuo del sistema y la consolidación de competencias operativas propias del personal de
1661 laboratorio.

1662 Asimismo, se observó que la adopción del sistema redujo la variabilidad en los criterios
1663 de diagnóstico utilizados por diferentes profesionales, una problemática identificada durante el
1664 análisis de limitaciones iniciales. El uso homogéneo de la interfaz y la estandarización de los
1665 pasos de revisión promovieron una mayor uniformidad en la identificación preliminar de fallas,
1666 disminuyendo discrepancias entre profesionales con distintos niveles de experiencia técnica.

1667 Otro aspecto relevante en la evaluación de la adopción fue la integración del sistema en
1668 los flujos de trabajo del laboratorio. Inicialmente, la consulta ocurría después de una revisión
1669 manual del equipo por parte del usuario. Sin embargo, hacia octubre y noviembre se identificó
1670 una transición hacia un enfoque proactivo, donde el sistema se utilizaba como primer punto de
1671 diagnóstico antes de iniciar cualquier acción correctiva. Este cambio operacional redujo
1672 significativamente los tiempos muertos, evitó la aplicación de procedimientos innecesarios y
1673 agilizó la clasificación de la severidad de los eventos.

1674 Finalmente, la adopción sostenida del sistema fortaleció la cultura organizacional
1675 orientada a la transformación digital dentro de los establecimientos de salud atendidos. La
1676 evidencia recopilada sugiere que el personal percibió el sistema como una herramienta de apoyo

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1677 más que como un mecanismo de supervisión, lo que facilitó su aceptación. La combinación entre
1678 facilidad de uso, pertinencia de las recomendaciones y mejoras tangibles en los resultados
1679 operativos consolidó al sistema como un recurso indispensable para la gestión de fallas del EXC-
1680 420. La aceptación positiva del sistema y su integración fluida en la rutina operativa del
1681 laboratorio consolidan su viabilidad como herramienta institucional de soporte al diagnóstico
1682 biomédico y gestión del mantenimiento preventivo.

1683

1684

1685

1686

1687

1688

1689

1690

1691

1692

1693

1694

1695

1696

1697

1698

1699 **CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

1700 **5.1 Conclusiones**

1701 El proyecto demostró que la integración de modelos de Machine Learning, reglas
1702 expertas y retroalimentación continua constituye una estrategia eficaz para mejorar la eficiencia
1703 operativa del analizador bioquímico EXC-420. Los resultados obtenidos permitieron confirmar
1704 el cumplimiento de los objetivos específicos planteados en la sección 3.3.2, generando mejoras
1705 cuantificables en el proceso de atención de fallas y en la autonomía del personal de laboratorio.

1706 En relación con el Objetivo Específico 1 (estructurar la base histórica de fallas), la
1707 depuración y organización de los 12,774 registros extraídos del equipo permitió construir una
1708 base de conocimiento consistente y funcional. Esta estructura de datos demostró ser esencial para
1709 el entrenamiento adecuado de los modelos predictivos y para el funcionamiento del buscador de
1710 casos similares, evidenciando que la calidad de los datos influye más en el desempeño del
1711 sistema que la complejidad del algoritmo utilizado.

1712 Respecto al Objetivo Específico 2 (desarrollar modelos de Machine Learning para
1713 severidad y componente), el proyecto alcanzó resultados altamente satisfactorios. El modelo de
1714 severidad obtuvo una precisión de 96.9%, sin falsos positivos críticos, mientras que el modelo de
1715 componente logró una precisión de 83.2% tras incorporar retroalimentación real. Esto confirma
1716 la efectividad del aprendizaje incremental basado en datos operativos del equipo y la utilidad de
1717 técnicas como TF-IDF y Random Forest en entornos biomédicos.

1718 En relación con el Objetivo Específico 3 (implementar una interfaz web funcional y
1719 eficiente), la plataforma desarrollada en Streamlit alcanzó tiempos de respuesta entre dos y tres
1720 minutos, inferiores al umbral establecido de cinco minutos. La interfaz, diseñada siguiendo

1721 principios de usabilidad, facilitó la adopción del sistema por parte del personal de laboratorio,
1722 alcanzando una tasa de uso del 92% durante el periodo evaluado.

1723 El Objetivo Específico 4 (reducir eventos escalados y mejorar la eficiencia operativa)
1724 también fue cumplido ampliamente. La frecuencia de llamadas al servicio técnico se redujo entre
1725 50% y 66%, pasando de 30 eventos mensuales a un rango de 10 a 15. Este resultado demuestra
1726 que el sistema permitió que el personal resolviera fallas simples y moderadas sin asistencia
1727 externa, optimizando el uso de recursos técnicos de LABSYSTEMS S.A.C. y disminuyendo los
1728 tiempos de inactividad del equipo.

1729 Finalmente, el Objetivo Específico 5 (implementar un sistema de retroalimentación
1730 continua) se cumplió mediante la captura estructurada de 256 casos reales, que permitió
1731 consolidar una tasa de autorresolución del 84% y mejorar progresivamente el desempeño del
1732 modelo de componente. Este módulo se convirtió en el eje del aprendizaje continuo del sistema,
1733 permitiendo incorporar conocimiento técnico del personal y transformarlo en evidencia para la
1734 mejora del algoritmo.

1735 En conjunto, el proyecto representa una innovación significativa para LABSYSTEMS
1736 S.A.C. y evidencia la pertinencia del uso de inteligencia artificial en el mantenimiento biomédico
1737 en el Perú. Además, permitió aplicar de manera concreta competencias profesionales vinculadas
1738 al análisis de datos, desarrollo de modelos predictivos, ingeniería de software, diagnóstico
1739 técnico y gestión del conocimiento, contribuyendo directamente a mejorar la eficiencia operativa
1740 en entornos de laboratorio clínico.

1741 **5.2 Recomendaciones**

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1742 A partir de los resultados obtenidos y del análisis del desempeño del sistema inteligente
1743 implementado, se formulan las siguientes recomendaciones orientadas a asegurar la
1744 sostenibilidad, mejora continua y escalabilidad de la solución en los entornos de laboratorio
1745 clínico donde opera el analizador EXC-420:

1746 Primero, se recomienda incrementar el volumen y la calidad de los registros de
1747 retroalimentación, ya que la precisión del modelo de predicción de componentes depende
1748 directamente de la cantidad de casos reales validados. Para ello, sería conveniente estandarizar el
1749 procedimiento de registro por parte del personal del laboratorio y del servicio técnico, evitando
1750 variaciones en la descripción de acciones correctivas que puedan afectar la consistencia del
1751 entrenamiento.

1752 Segundo, se sugiere formalizar un programa de capacitación periódica dirigido al
1753 personal de laboratorio, centrado tanto en el uso del sistema como en buenas prácticas de
1754 mantenimiento preventivo del EXC-420. La evidencia muestra que la curva de aprendizaje
1755 influye en la tasa de autorresolución; por ello, capacitaciones trimestrales contribuirían a
1756 incrementar la autonomía operativa y reducir la variabilidad en la resolución de fallas simples.

1757 Tercero, se recomienda evaluar la integración futura del sistema con plataformas
1758 institucionales, como el sistema LIS o los módulos internos de mantenimiento de
1759 LABSYSTEMS S.A.C. Aunque esta integración no fue posible debido a restricciones de
1760 seguridad informática, su incorporación permitiría automatizar el flujo de datos y mejorar la
1761 trazabilidad de fallas, manteniendo protocolos estrictos de ciberseguridad.

1762 Cuarto, se sugiere expandir el alcance del sistema hacia otros equipos biomédicos de alta
1763 rotación, aprovechando la arquitectura modular del modelo actual. La experiencia obtenida con

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1764 el EXC-420 demuestra la viabilidad técnica y el impacto operativo de soluciones basadas en
1765 inteligencia artificial, lo cual abre la posibilidad de replicar el enfoque en equipos como
1766 hematología, electrolitos o inmunoensayo.

1767 Finalmente, se aconseja mantener el desarrollo del sistema bajo un enfoque de mejora
1768 continua, incorporando nuevas reglas expertas, actualizaciones del manual del fabricante y
1769 patrones emergentes derivados del comportamiento real del equipo. Este enfoque garantizará que
1770 el sistema conserve su pertinencia técnica y continúe alineado con las necesidades operativas del
1771 laboratorio clínico.

1772

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1773

1774 **REFERENCIAS**

- 1775 Argyris, C. (1977). Double loop learning in organizations. *Harvard Business Review*, 55(5), 115-
1776 125.
- 1777 Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer.
- 1778 Blanchard, B. S., & Fabrycky, W. J. (2011). *Systems engineering and analysis* (5th ed.). Prentice
1779 Hall.
- 1780 Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- 1781 <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- 1782 Burtis, C. A., Ashwood, E. R., & Bruns, D. E. (2012). *Tietz textbook of clinical chemistry and*
1783 *molecular diagnostics* (5th ed.). Elsevier Saunders.
- 1784 Caruana, R., & Niculescu-Mizil, A. (2006). An empirical comparison of supervised learning
1785 algorithms. *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*,
1786 161-168. <https://doi.org/10.1145/1143844.1143865>
- 1787 Dyro, J. F. (2004). *Clinical engineering handbook*. Elsevier Academic Press.
- 1788 Fennigkoh, L., & Smith, B. (1989). Clinical equipment management. *Journal of Clinical*
1789 *Engineering*, 14(3), 207-213.
- 1790 Géron, A. (2019). *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow* (2nd
1791 ed.). O'Reilly Media.
- 1792 Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data*
1793 *mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer.

- 1794 International Electrotechnical Commission. (2012). *Medical electrical equipment - Part 1:*
1795 *General requirements for basic safety and essential performance* (IEC 60601-
1796 1:2005+AMD1:2012). IEC.
- 1797 International Electrotechnical Commission. (2014). *Medical electrical equipment - Recurrent*
1798 *test and test after repair of medical electrical equipment* (IEC 62353:2014). IEC.
- 1799 International Organization for Standardization. (2014). *Asset management - Management*
1800 *systems - Requirements* (ISO 55001:2014). ISO.
- 1801 International Organization for Standardization. (2015). *Quality management systems -*
1802 *Requirements* (ISO 9001:2015). ISO.
- 1803 James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). *An introduction to statistical learning*
1804 *with applications in R*. Springer.
- 1805 Kaplan, L. A., & Pesce, A. J. (2020). *Clinical chemistry: Theory, analysis, correlation* (6th ed.).
1806 Mosby.
- 1807 McPherson, R. A., & Pincus, M. R. (2021). *Henry's clinical diagnosis and management by*
1808 *laboratory methods* (24th ed.). Elsevier. [https://shop.elsevier.com/books/henrys-clinical-](https://shop.elsevier.com/books/henrys-clinical-diagnosis-and-management-by-laboratory-methods/mcpherson/978-0-323-67320-4)
1809 [diagnosis-and-management-by-laboratory-methods/mcpherson/978-0-323-67320-4](https://shop.elsevier.com/books/henrys-clinical-diagnosis-and-management-by-laboratory-methods/mcpherson/978-0-323-67320-4)
- 1810 Ministerio de Salud. (2016). *Norma técnica de salud para el funcionamiento de laboratorios*
1811 *clínicos* (NTS N° 072-MINSA/DGSP-V.01). MINSA.
- 1812 Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*. McGraw-Hill.
- 1813 Mobley, R. K. (2002). *An introduction to predictive maintenance* (2nd ed.). Butterworth-
1814 Heinemann.

- 1815 Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). *The knowledge-creating company: How Japanese companies*
1816 *create the dynamics of innovation*. Oxford University Press.
- 1817 Polanyi, M. (1966). *The tacit dimension*. University of Chicago Press.
- 1818 Power, D. J. (2002). *Decision support systems: Concepts and resources for managers*. Quorum
1819 Books.
- 1820 Rausand, M., & Høyland, A. (2004). *System reliability theory: Models, statistical methods, and*
1821 *applications* (2nd ed.). John Wiley & Sons.
- 1822 Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- 1823 Senge, P. M. (1990). *The fifth discipline: The art and practice of the learning organization*.
1824 Doubleday.
- 1825 Shim, J. P., Warkentin, M., Courtney, J. F., Power, D. J., Sharda, R., & Carlsson, C. (2002). Past,
1826 present, and future of decision support technology. *Decision Support Systems*, 33(2), 111-
1827 126. [https://doi.org/10.1016/S0167-9236\(01\)00139-7](https://doi.org/10.1016/S0167-9236(01)00139-7)
- 1828 Turban, E., Aronson, J. E., & Liang, T. P. (2011). *Decision support and business intelligence*
1829 *systems* (9th ed.). Prentice Hall.
- 1830 Wang, B., Furst, T., Cohen, T., & Keil, O. R. (2007). Medical equipment management strategies.
1831 *Biomedical Instrumentation & Technology*, 41(2), 187-194.
- 1832 Wild, D. (2013). *The immunoassay handbook: Theory and applications of ligand binding, ELISA*
1833 *and related techniques* (4th ed.). Elsevier.
- 1834 World Health Organization. (2011). *Introduction to medical equipment inventory management*.
1835 WHO Press

1836

ANEXOS

1837

ANEXO 1

1838 **Figura 35**

1839 *Pantalla principal sistema ML*

Estado del Sistema

Casos	Resolución
256	84%

Fecha: 07/12/2025
Hora: 19:46
Equipo: EXC-400
Área: Laboratorio Central

Sistema de Diagnóstico EXC-400

LABSYSTEMS S.A.C. - Diagnóstico inteligente con Machine Learning

GUÍA DE INTERPRETACIÓN - ¿Qué significan los valores?

PANEL DE ANALÍTICA - Ver estadísticas generales

Diagnóstico rápido

Ingresar el código de falla (ej. C07004) o palabras clave de la descripción:

Código o descripción

Ej: C07004 / "vacuum pump error"

DIAGNOSTICAR AHORA

Resumen histórico

Top 12 fallas más frecuentes

codigo	Descripción	Eventos	NivelProm
30 C07003	El recipiente de líquido residual está lleno, por favor, compruebe y vacíe el recipiente de líquido residual a tiempo	10978	0
31 C07004	El detergente concentrado es insuficiente y no se puede iniciar una nueva prueba	407	13

1840

1841

1842

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1843

ANEXO 2

1844 **Figura 36**

1845 *Registro de retroalimentación*

The image shows a feedback form titled "Registro de retroalimentación" (Feedback Registration) on a dark background. The form is titled "Completa esta información breve para mejorar el sistema:" (Complete this brief information to improve the system:). It contains several sections:

- A section titled "Resumen del diagnóstico" (Diagnostic Summary) with a right-pointing arrow icon.
- A question "¿Se solucionó el problema?" (Was the problem solved?) with a green checkmark icon and a dropdown menu showing "Sí" (Yes).
- A question "¿Qué tan grave fue realmente?" (How serious was it really?) with a purple circle icon and a dropdown menu showing "Alto" (High).
- A question "¿Qué componente tuvo el problema realmente?" (Which component had the problem really?) with a purple circle icon and a dropdown menu showing "Sistema de detergente" (Detergent system).
- A question "¿Qué acción se tomó?" (What action was taken?) with a purple circle icon and a text input field containing "Ej: Reemplazo de manguera de bomba de vacío, limpieza de filtro, reinicio del sistema..." (Example: Replacement of vacuum pump hose, filter cleaning, system restart...).

At the bottom of the form is a large blue button labeled "Registrar" (Register).

1846

1847

1848

1849

1850

1851

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1852

ANEXO 3

1853 **Figura 37**

1854 *Guía de interpretación de resultados*

GUÍA DE INTERPRETACIÓN - ¿Qué significan los valores?

Guía completa para interpretar el diagnóstico

MÉTRICAS PRINCIPALES

Métrica	Descripción	Interpretación
Código	Identificador único de la falla (ej: C07004)	Cada error del equipo tiene un código específico
Eventos totales	Cantidad de veces que ha ocurrido esta falla	Indica frecuencia histórica. >100 = muy frecuente
Eventos (90 días)	Ocurrencias en los últimos 3 meses	Indica si es un problema actual o resuelto
Descripción típica	Mensaje de error del equipo	Explica qué detectó el sistema
Unidad más común	Componente/subsistema afectado	Dónde buscar el problema físico

NIVEL PROMEDIO (Severidad numérica del equipo)

Rango	Clasificación	Acción recomendada
0-5	Informativo	Monitorear. No requiere acción inmediata
6-9	Advertencia	Revisar en próximo mantenimiento programado
10-15	Importante	Atender en 24-48 horas
16-20	Crítico	Atención inmediata. Puede detener operaciones
>20	Severo	Urgente. Detiene el equipo completamente

Ejemplo: Nivel 13 = Importante, requiere atención pronto pero no es emergencia inmediata.

1855

1856

1857

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1858

ANEXO 4

1859 **Figura 38**

1860 *Resumen de fallas histórico*

	codigo	Descripción	Eventos	NivelProm
30	C07003	El recipiente de líquido residual está lleno, por favor, compruebe y vacíe el recipiente de líquido residuo	10978	0
31	C07004	El detergente concentrado es insuficiente y no se puede iniciar una nueva prueba	407	13
33	C08004	Fallo de conexión con el host LIS	177	17
37	C09011	La cantidad de reactivo restante es inferior a 5 pruebas (Reactivo: BD-R2, posición: 1-28)	163	0
25	C04032	El número de elementos medibles es 0, que no se puede probar!(Código de barra de la muestra: 116)	160	0
24	C04027	La muestra no tiene información del proyecto y no se puede guardar!(Código de barra de la muestra)	90	0
23	C04013	Lis obtiene el tiempo de espera de la comunicación, la información de la muestra obtiene el fracaso	78	0
20	C01004	La comunicación del instrumento se ha desconectado	66	16
13	A04084	La señal de nivel de líquido se detecta antes de que el reactivo R2 haya descendido hasta la boca del	58	7

1861

1862

1863

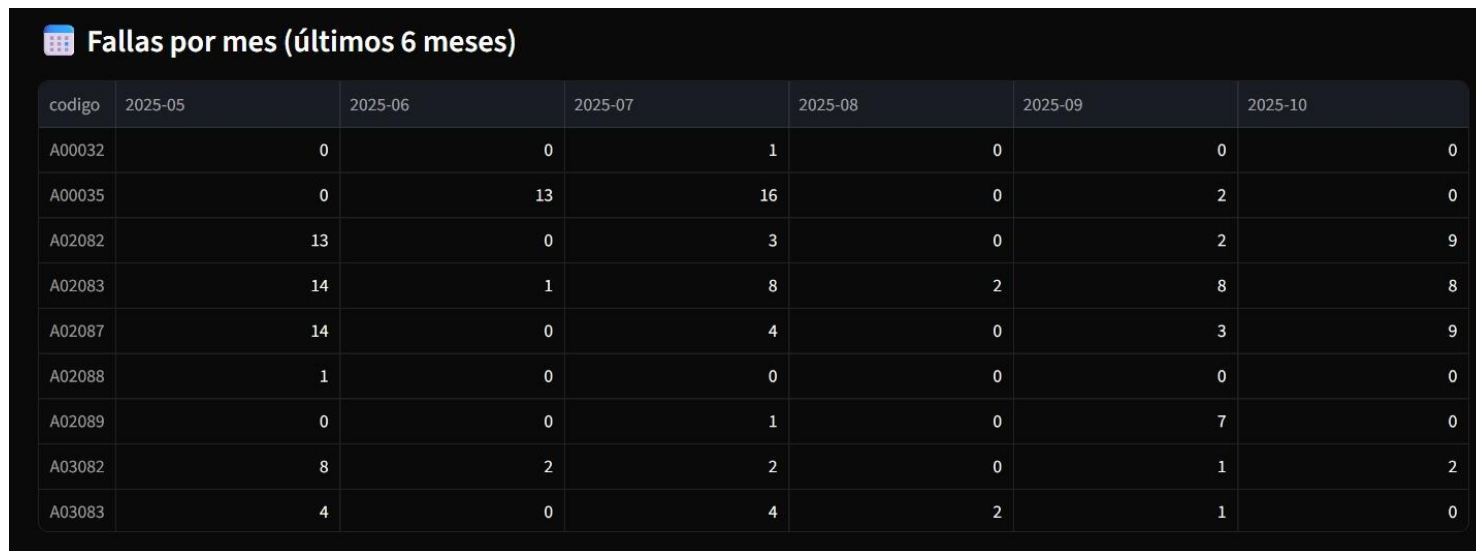
IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1864

ANEXO 5

1865 **Figura 39**

1866 *Resumen de fallas en los últimos 6 meses*



codigo	2025-05	2025-06	2025-07	2025-08	2025-09	2025-10
A00032	0	0	1	0	0	0
A00035	0	13	16	0	2	0
A02082	13	0	3	0	2	9
A02083	14	1	8	2	8	8
A02087	14	0	4	0	3	9
A02088	1	0	0	0	0	0
A02089	0	0	1	0	7	0
A03082	8	2	2	0	1	2
A03083	4	0	4	2	1	0

1867

1868

1869

1870

1871

1872

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1873

ANEXO 6

1874 **Figura 40**

1875 *Panel analítico de casos registrados*



1876

1877

1878

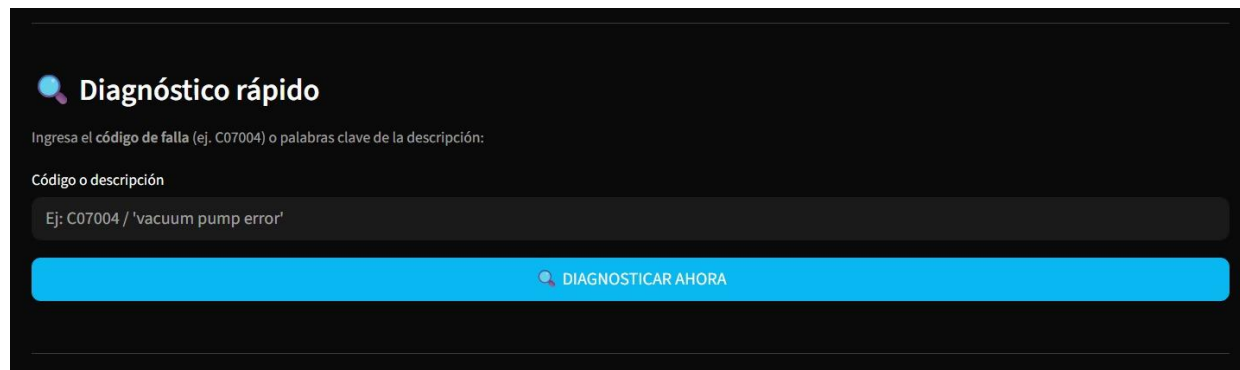
IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1879

ANEXO 7

1880 **Figura 41**

1881 *Registro de código de fallas*



The image shows a dark-themed user interface for a diagnostic tool. At the top left, there is a magnifying glass icon followed by the text 'Diagnóstico rápido'. Below this, a smaller text prompt asks the user to 'Ingresa el código de falla (ej. C07004) o palabras clave de la descripción:'. Underneath is a text input field with the placeholder text 'Código o descripción' and the example 'Ej: C07004 / 'vacuum pump error''. At the bottom of the interface is a prominent blue button with a magnifying glass icon and the text 'DIAGNOSTICAR AHORA'.

1882

1883

1884

1885

1886

1887

1888

1889

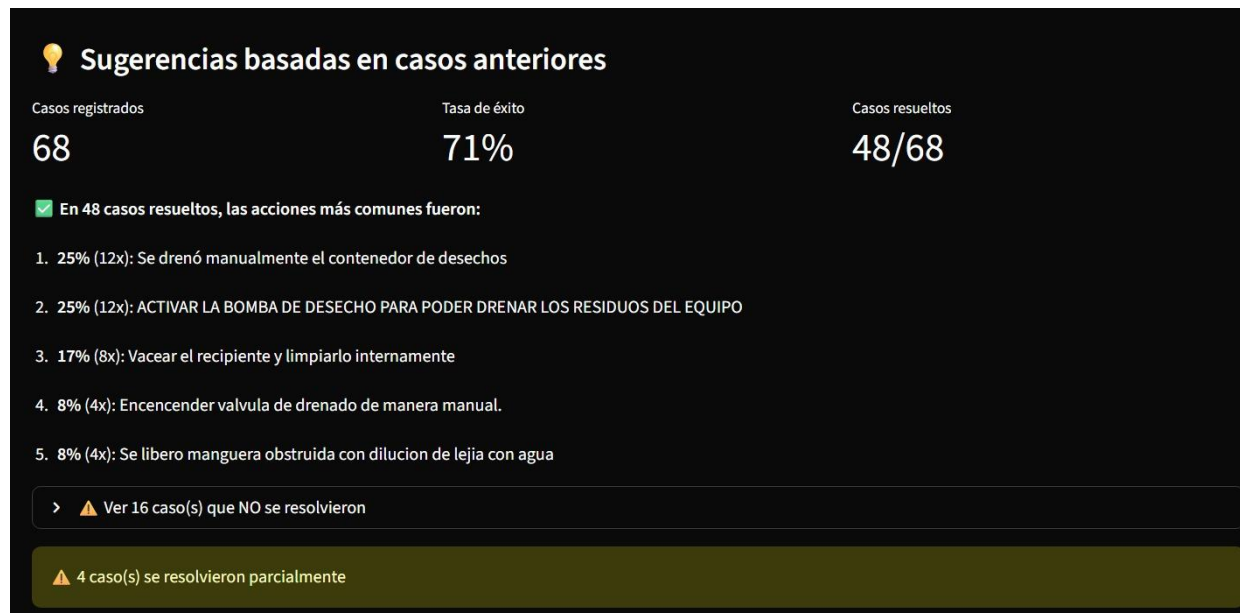
IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1890

ANEXO 8

1891 **Figura 42**

1892 *Sugerencia basada en casos anteriores*



1893

1894

1895

1896

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
 DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
 MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
 RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
 BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1897

ANEXO 9

1898 **Figura 43**

1899 *Últimos eventos de la falla*

 Últimos eventos de esta falla					
	hora	codigo	descripcion	unidad	nivel
56	2025-10-14 08:25:04	C07003	El recipiente de líquido residual está lleno, por favor, compruebe y vacíe el recipiente de	Unidad de circulación de líquido	0
57	2025-10-14 08:25:01	C07003	El recipiente de líquido residual está lleno, por favor, compruebe y vacíe el recipiente de	Unidad de circulación de líquido	0
58	2025-10-14 08:24:58	C07003	El recipiente de líquido residual está lleno, por favor, compruebe y vacíe el recipiente de	Unidad de circulación de líquido	0
59	2025-10-14 08:24:55	C07003	El recipiente de líquido residual está lleno, por favor, compruebe y vacíe el recipiente de	Unidad de circulación de líquido	0
60	2025-10-14 08:24:52	C07003	El recipiente de líquido residual está lleno, por favor, compruebe y vacíe el recipiente de	Unidad de circulación de líquido	0
61	2025-10-14 08:24:49	C07003	El recipiente de líquido residual está lleno, por favor, compruebe y vacíe el recipiente de	Unidad de circulación de líquido	0
62	2025-10-14 08:24:46	C07003	El recipiente de líquido residual está lleno, por favor, compruebe y vacíe el recipiente de	Unidad de circulación de líquido	0
63	2025-10-14 08:24:43	C07003	El recipiente de líquido residual está lleno, por favor, compruebe y vacíe el recipiente de	Unidad de circulación de líquido	0

1900

1901

1902

1903

1904

1905

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA INTELIGENTE
DE DIAGNÓSTICO Y MANTENIMIENTO ASISTIDO POR
MACHINE LEARNING PARA REDUCIR EL TIEMPO DE
RESOLUCIÓN DE FALLAS EN EL ANALIZADOR
BIOQUÍMICO EXC-420 DE LABSYSTEMS S.A.C. 2025

1906

ANEXO 10

1907 **Figura 44**

1908 *Referencia de diagnóstico con manual técnico*

Referencia del Manual:

Páginas 55-58:

Check whether there is sufficient detergent in the external 5 L concentrated detergent tank. If not, replenish or replace in time.
Before loading the detergent, ensure there is no bubble in the bottle to guarantee the cleaning effect.

Interpretación:

El manual indica revisar si el tanque externo de 5L tiene suficiente detergente concentrado.

Acciones recomendadas:

- Verificar nivel del tanque de detergente
- Reemplazar o reabastecer si está bajo/vacío
- **Importante:** Asegurar que no hay burbujas en la botella (pueden causar falsas lecturas del sensor)
- Si hay burbujas: dejar reposar o golpear suavemente la botella

Información verificada del Manual Técnico EXC-400

1909