



Implementación De Modelo De Gestión De Confiabilidad Para La Industria De Producción De Empaques De Alimentos – Caso De Estudio

Ronal Camilo Burbano Ortega
Cra. 50FF #10sur – 31
rcburbano@alico-sa.com
Medellín – Colombia

Fernando Jesus Guevara Carazas
Calle 59A # 63 - 20
fjguevarac@unal.edu.co
Medellín – Colombia

Resumen

En la producción de empaques plásticos flexibles, la confiabilidad y disponibilidad de los equipos es clave para garantizar la continuidad operativa y minimizar pérdidas. Este estudio propone un método estratégico basado en análisis cíclico con indicadores clave y herramientas de confiabilidad. Los resultados muestran mejoras significativas en la operación del equipo, destacando la eficacia de una gestión estructurada basada en análisis y datos.

Introducción

El sector de empaques plásticos flexibles es fundamental para las industrias de alimentos, farmacéutica y cosmética, al ofrecer soluciones de embalaje eficientes y sostenibles. La cadena de fabricación está compuesta básicamente por los procesos de extrusión, impresión, laminación, corte y sellado [1].

De esta forma el proceso inicia con, el material peletizado que se transforma en película plástica mediante coextrusión de burbuja soplada, generando bobinas que luego pasan al área de impresión para aplicar diseños específicos mediante máquinas flexográficas. Posteriormente, el material se somete al proceso de laminación, que consiste en la unión de dos o más sustratos por medio de un adhesivo entre ellos, para mejorar sus propiedades mecánicas y químicas. Finalmente, las bobinas impresas y laminadas se cortan, refilan y sellan para obtener empaques individuales listos [1].

Enfocado en una gestión efectiva de activos, la disponibilidad y confiabilidad de los equipos son críticos para garantizar la continuidad operativa y minimizar las pérdidas en los procesos productivos. En la empresa objeto de este estudio, se enfrenta una problemática relacionada con la disponibilidad de los equipos. Durante los años 2021 y 2023, se observó un incremento en el número de averías y el tiempo improductivo de las máquinas de la planta, como se muestra en la Figura 1, lo que afecta directamente a los procesos productivos y genera pérdidas operativas considerables.

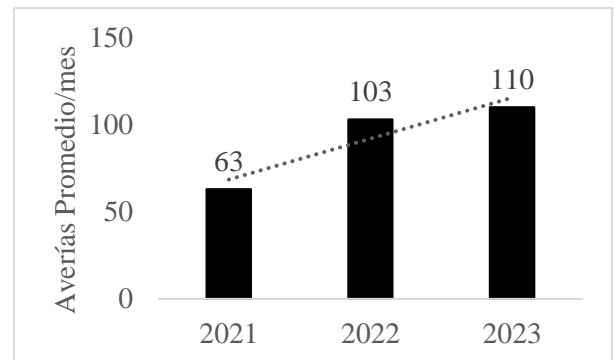


Fig 1. Averías promedio por mes de la planta 2021-2023 (fuente propia)

Frente a esta problemática, este trabajo presenta la implementación de un método estructurado con la finalidad de mejorar los indicadores de confiabilidad y disponibilidad de los equipos, optimizando los procesos operativos analizados desde los indicadores clave.



8º CONGRESO MUNDIAL
DE MANTENIMIENTO Y
GESTIÓN DE ACTIVOS



21 · 22 · 23
MAYO · 2025
Centro de Convenciones
Cartagena de Indias · Colombia



22º Congreso Iberoamericano de Mantenimiento
27º Congreso Internacional de Mantenimiento y Gestión de Activos - CIMGA

Marco teórico

La confiabilidad y disponibilidad de los activos es un pilar fundamental en la industria de empaques alimenticios, ya que afecta tanto la eficiencia operativa como la calidad del producto final. Según Garg & Ram [2], la confiabilidad se define como la capacidad y probabilidad de un sistema para cumplir con éxito su función prevista durante un período de tiempo especificado bajo condiciones predeterminadas.

En este contexto, el análisis de KPI se presenta como una herramienta fundamental para identificar puntos críticos y desarrollar estrategias de mantenimiento efectivas para los equipos de laminación y es particularmente relevante, pues, la productividad depende en gran medida de una alta confiabilidad [3].

KPIs de mantenimiento: nos enfocamos en dos indicadores básicos, Número de fallas y Tiempo Improductivo (inherente a mantenimiento), ya que son una medida directa y tangible del comportamiento del activo, adicionalmente permiten el cálculo de otros indicadores; el tiempo medio entre fallas, MTBF; Tiempo medio de reparaciones, MTTR; y la disponibilidad. Tanto el MTBF como el MTTR se utilizan en todos los métodos cuantitativos para el análisis del rendimiento de los sistemas y equipos, pues, son fundamentales para la gestión de mantenimiento en activos críticos [4], [5].

La disponibilidad representa el porcentaje del tiempo en que un activo quedó al servicio de operación para desempeñar su actividad. Este indicador es de suma importancia para la gestión del mantenimiento y producción, pues se relaciona directamente con los objetivos estratégicos [4], [5].

Análisis Causa Raíz: también conocido por sus siglas en inglés como RCA, se define como un método utilizado para determinar la causa raíz de una falla y poder determinar acciones para prevenir la ocurrencia de esta o mitigar el impacto, de no ser posible eliminar por completo el problema [6]. Es considerado como una herramienta valiosa para la construcción de modelos, como se ilustra en S. Boral, et al. [7] para construir un modelo de detección y diagnóstico de fallos basado en experiencias. De igual manera, esta herramienta también ha sido utilizada para mejorar las decisiones relacionadas con la actividad de mantenimiento, en modelos basados en datos históricos de averías [8].

Es posible encontrar múltiples casos de éxito con este método, como el caso de López, en donde se aplicó RCA en conjunto con otras herramientas, que permitieron determinar las causas fundamentales de los problemas del proceso de generación de una central termoeléctrica, permitiendo identificar planes de acción importantes, mostrando una mejora significativa en los indicadores clave y una mayor eficiencia técnica y económica [9].

Modelos y enfoques basados en datos (MBD): además de los conceptos fundamentales de confiabilidad, es importante conocer que los enfoques basados en datos y estrategias estructuradas de mantenimiento buscan optimizar la gestión de activos a partir del análisis de un conjunto de herramientas de confiabilidad, como lo son indicadores clave y herramientas analíticas.

Según J.J Montero, et al. los MBD son aquellos en donde se utilizan datos de forma explícita o implícita para estudiar la degradación de los componentes, el estado actual del sistema o su vida útil restante. Entre los diferentes MBD se encuentran los modelos basados en datos de

confiabilidad, los cuales permiten la evaluación y predicción de la vida útil y estados de falla de los componentes y sistemas a través del análisis de datos históricos de falla, producción y mantenimiento utilizando modelos probabilísticos, analíticos y técnicas estadísticas [10].

Diferentes estudios destacan el uso de métodos basados en datos de confiabilidad y estrategias enfocadas para mejorar la disponibilidad y confiabilidad de los procesos industriales. Por ejemplo, J. Mesarsova, et al., emplearon AMEF para identificar modos de fallo en componentes críticos y modelar parámetros de falla mediante regresión lineal, generando una infraestructura de sensores en componentes críticos [11]. De manera similar, S. Kumar, et al. aplicaron diversas herramientas de confiabilidad como AMEF, FTA y experiencia operativa para mejorar la eficacia en la detección y mitigación de fallos en un sistema de manipulación de carbón de una central eléctrica [12]. Palchevskyi y Krestyanpol desarrollaron un modelo de mantenimiento predictivo para una máquina selladora de film basada en análisis de criticidad, FTA y datos históricos, logrando predecir fallas y estimar la vida útil restante (RUL) del equipo [13].

Con todo esto, el enfoque basado en datos y en estrategias de confiabilidad permiten una gestión más eficiente de los activos. La aplicación de indicadores clave, combinada con herramientas analíticas como el análisis de RCA y diversas herramientas, ofrecen una base sólida para optimizar el proceso de mantenimiento.

Metodología

La metodología utilizada en este trabajo se diseñó para garantizar un enfoque sistemático en la evaluación y mejora de la confiabilidad de

una laminadora de film, como caso de estudio, un equipo crítico en la producción de empaques de barrera. Este apartado detalla las etapas clave, desde la descripción del equipo hasta el diseño e implementación de estrategias.

En la Figura 2 se presentan las etapas del método propuesto: el análisis de indicadores extraídos de una base de datos, la priorización de averías mediante el diagrama de Pareto, y un análisis de criticidad de sistemas. Posteriormente, se implementa el Análisis de RCA para diagnosticar las causas de fallo, seguido del diseño e implementación de planes de acción enfocados en la solución de dichas causas. Este enfoque asegura una mejora continua al retroalimentar las etapas con los resultados obtenidos.

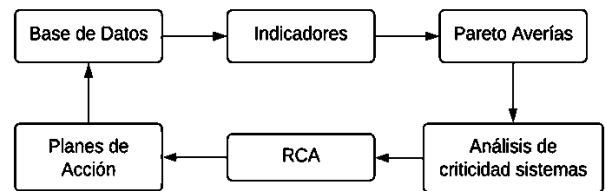


Fig 2. Método estructurado propuesto para incrementar disponibilidad y confiabilidad

A continuación, se presenta inicialmente una descripción las funciones y sistemas de máquina, para luego explicar cada etapa del proceso de análisis y en simultaneo la implementación en el equipo de estudio.

Descripción del equipo en estudio:

Una laminadora de película une dos o más sustratos mediante adhesivos y solventes. Los sustratos se colocan en carros desbobinadores y se guían a través de un conjunto de rodillos, pasando por tratadores corona, que ionizan la superficie de los materiales. Luego, en el sistema aplicador, los rodillos calandra impregnan la película con adhesivo, que se

seca en un túnel antes de adherirse al otro sustrato en el sistema laminador. Finalmente, el material laminado se rebobina. El dosificador prepara y suministra adhesivo al sistema aplicador, mientras los termorreguladores controlan la temperatura del agua en los rodillos calandras. La Figura 3 muestra una máquina laminadora.



Fig 3. Laminadora de film Comexi [14]

Método estructurado de mantenimiento: como se explicó anteriormente, el método propuesto consta de una estructura cíclica realimentada que parte de la base de datos de ordenes de trabajo de correctivo, que se procesa y se evalúan los indicadores clave; posteriormente, se traza un Pareto de averías por sistemas para identificar anormalidades y un análisis de criticidad por sistemas de la máquina, esto servirá para establecer prioridades. Teniendo identificado los sistemas críticos, se realiza RCA a las fallas representativas de estos, llevando a establecer planes de acción contundentes. El ciclo vuelve a empezar cuando los planes de acción han sido ejecutados y se reevalúa la base de datos con los indicadores clave.

Recopilación y Análisis de Datos: los datos para el análisis son los extraídos de las ordenes de trabajo, reportados por operarios y técnicos a través del ERP y procesados en Microsoft Excel. La información se filtra y procesa para que sea más precisa. El periodo de análisis para el caso de estudio fue de tres años 2022, 2023 y 2024.

Cabe resaltar que existen averías que son producto de errores humanos, es decir, cuando la falla es producida a raíz de un desconocimiento de los procedimientos, funciones de la máquina, o simplemente errores de manejo y operación. Estos fallos serán excluidos y no contabilizarán en los indicadores KPI, pues salen del alcance del trabajo.

Análisis de Indicadores: los indicadores que se evaluaron son el número de averías, tiempo improductivo, MTBF, MTTR, Disponibilidad. Los tres primeros se evalúan de manera directa por conteo en la base de datos; para los tres últimos se tienen las siguientes ecuaciones:

$$MTBF_{cal} = \frac{T_{calendario}}{\#Fallos} \quad (1)$$

$$MTTR = \frac{T_{reparación}}{\#Fallos} \quad (2)$$

$$Disp_{mtto} = \frac{MTBF_{cal}}{MTBF_{cal} + MTTR} \times 100 \quad (3)$$

Se considera el tiempo calendario como la base temporal para el cálculo del MTBF y disponibilidad, esto, teniendo en cuenta que el enfoque del estudio solamente aplicado a la disponibilidad inherente a mantenimiento, sin considerar tiempos improductivos referentes a proceso o administrativos [5], [6].

Análisis de Pareto de averías y Criticidad: después de procesar los datos, se clasifican las averías por sistema y se grafican paretos para número de averías y tiempo improductivo de cada sistema, esto permite, de manera organizada determinar una criticidad por sistema de la máquina, aquí se lleva a cabo un análisis diferencial donde se prioriza los sistemas a intervenir como los más determinantes, esto, mediante la incorporación

de un parámetro denominado “CRT” que estima la criticidad calculada como el producto del número de averías por el tiempo improductivo de cada sistema, esto proporcionará un indicador de criticidad de sistemas en la máquina.

Análisis Causa Raíz: para los sistemas críticos determinados, se identifican los fallos graves y crónicos, en los cuales se realizará el procedimiento de RCA, se consideran críticos aquellos que superen 4 horas de tiempo improductivo, y crónico aquellas que se presenten con una incidencia mensual mayor a 5 fallos. Lo anterior se estimó por medio de trazabilidad de máquina. El proceso se lleva a cabo con un equipo de análisis compuesto por: técnico gestor del área, operario de máquina y analista de mantenimiento.

Se realizan dos tipos de análisis: monocausal y multicausal. Se utilizan dependiendo del tipo de fallo particular. Para los primeros, el método a usar es “5W1H” para determinar el fenómeno y “5 ¿Por qué?” para identificar la causa raíz. En cuanto a los multicausales el método a usar es el diagrama de Ishikawa.

Diseño de plan de acción y estrategias: tras identificar la causa raíz de las averías críticas se procede a trazar el plan de acción que puede ser de dos tipos; evitable, si el plan impide que se vuelva a presentar el fallo o no evitable, para fallos donde no es posible evitarlos por las condiciones de proceso, aquí el plan de acción es controlar y minimizar el impacto.

Los planes de acción se clasifican según la causa raíz del fallo: por deterioro natural, ajustando frecuencias de mantenimiento o métodos de detección; por deterioro forzado, fortaleciendo estándares básicos como limpieza, lubricación y ajuste; por sobrecarga, estandarizando los procesos para evitar exceder

las condiciones máquina; y por puntos débiles de diseño, implementando rediseños en componentes o elementos defectuosos.

Los planes de acción y estrategias se consolidan dentro de un cronograma, para llevar un seguimiento continuo, priorizando cada acción dependiendo de la complejidad del plan y su impacto. Finalmente, ejecutados los planes de acción se pretende disminuir las averías en la máquina que fueron identificadas, mejorando de manera contundente los KPIs.

Cabe resaltar que, si bien las bases de datos trabajadas son de 2022, 2023 y 2024. Los análisis para los planes de acción fueron contruidos con datos del año 2022 y primer semestre del año de 2023. Por lo tanto, el segundo semestre del año 2023 y todo 2024 se muestran los resultados.

Resultados

En la Figura 4 se muestran los indicadores de número de averías y tiempo improductivo para el año 2022 por mes. El comportamiento de ambos indicadores es variable y aleatorio, sin embargo, se puede mencionar que, en promedio, para este año, se tuvieron 4,83 averías por mes con 9,94 horas de tiempo improductivo asociadas.

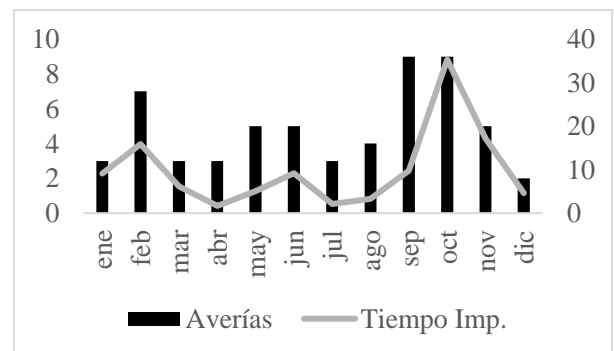


Fig 4. Averías y tiempo improductivo 2022.

Adicionalmente para el 2022 se tuvo un MTBF de 146.59 horas, lo que indica que aproximadamente, la máquina falla cada 6 días en promedio. También se calculó el MTTR para este año de 1.89 horas. Así, con los anteriores datos, se tiene una disponibilidad inherente correctiva de la máquina del 98.72%.

Se identificaron los sistemas críticos, por medio de gráficos comparativos (Figura 5) y la construcción del Pareto de averías y tiempos por sistemas de la máquina (Figura 6 y 7). Se visualizan solo los 8 primeros sistemas.

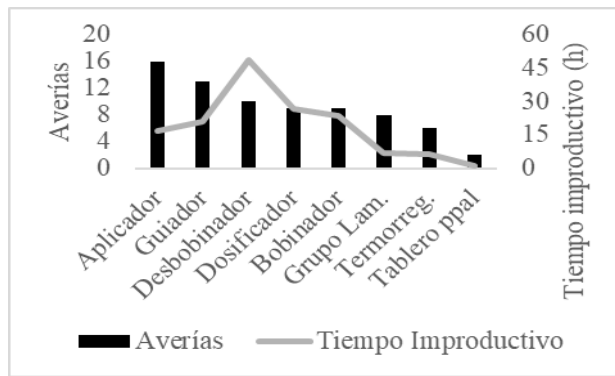


Fig 5. Comparativo de averías y tiempos improductivos por sistemas.

De la Figura 5 se evidencia que para el periodo comprendido entre el año 2022 y el primer semestre de 2023, el sistema que más falló es el Aplicador, seguido del Sistema Guiador, mientras los sistemas con mayor tiempo de intervención son el sistema Desbobinador y el Dosificador. Lo anterior se constata con las gráficas de Pareto de las figuras 6 y 7.

Se puede analizar en los dos paretos, que la criticidad para sistemas en cuanto a número de averías no es lineal con el tiempo improductivo, esto debido a la naturaleza de las fallas.

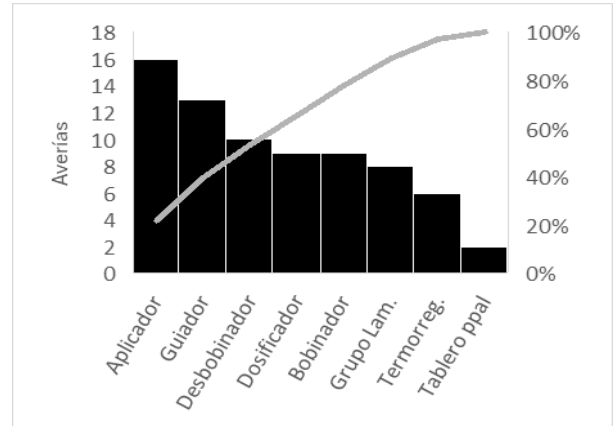


Fig 6. Pareto de averías por sistema

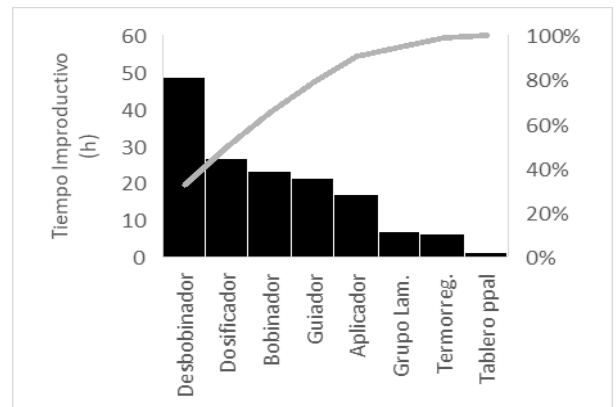


Fig 7. Pareto de tiempos improductivos por sistema

Este problema se soluciona por medio de un análisis de criticidad que permite identificar los sistemas críticos teniendo en cuenta estos dos indicadores al mismo tiempo, usando un parámetro CRT como se explicó anteriormente. En la Tabla 1 se ilustra la criticidad final en semáforo para cada sistema. Se analizan los valores más altos del CRT, que se ubican por encima del decil D6. Por lo tanto, los fallos a los cuales se les realizará RCA serán de los sistemas Desbobinador, Guiador, Aplicador, Dosificador y Bobinador, en ese orden de criticidad. Lo anterior, coincide con los paretos mostrados en las figuras 6 y 7, pues estos sistemas contienen al 80% de los datos.

Tabla I. Análisis de criticidad – Sistemas

Sistema	Averías	Tiempo Improductivo	CRT
Desbobinador	10	48,88	488,77
Guiador	13	21,22	275,82
Aplicador	16	17,06	273,01
Dosificador	9	26,74	240,69
Bobinador	9	23,40	210,57
Grupo Lam.	8	6,95	55,57
Termorreg.	6	6,35	38,08
Tablero ppal	2	1,13	2,26
Tunel de secado	1	1,29	1,29
Tablero eléc.	1	0,40	0,40
Tratador	1	0,10	0,10

De esta manera, se priorizan los análisis de causa raíz de manera que impacten directamente en indicadores como número de averías y tiempos improductivos que, por consecuencia, impactarán en MTTR, MTBF y disponibilidad. Así, se realiza RCA a las averías de estos sistemas determinadas como críticas, como se explicó en el apartado anterior, llevando a cabo 8 RCA monocausales y 1 multicausal, debido al tipo de falla. La Figura 8 muestra los tipos de causa raíz identificados en los RCA, concluyendo que el 66.67% son debidos a deterioro natural, es decir, el cumplimiento de la vida útil.

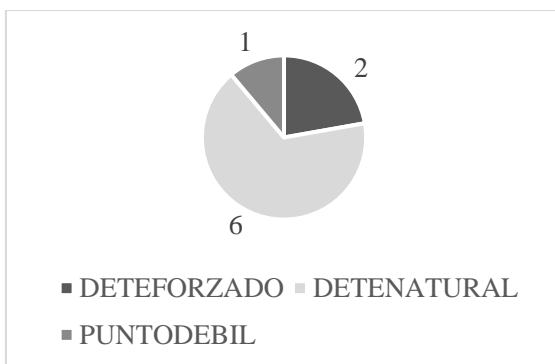


Fig 8. Causas raíz averías críticas

Con esto, se trazan los planes de acción derivados del análisis, dando como resultado un total de 13 planes clasificados en: fortalecimiento de los estándares operativos; reestructuración del plan de mantenimiento en frecuencias y creación de nuevas rutinas de inspección operativas y técnicas; modificación de política de repuestos; mejoras y rediseños.

Los planes de acción se organizan dentro de un cronograma, con las fechas y responsables, el cual, al finalizar el año 2023 fue ejecutado al 100%. Finalmente, tras implementar los planes del análisis, se muestran los resultados comparativos para los años 2022-2024.

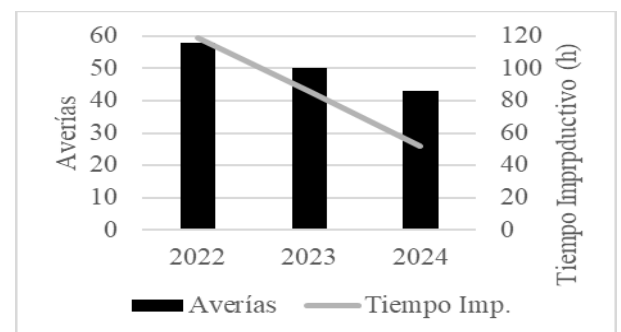


Fig 9. Número de averías y tiempo improductivo máquina laminadora 2022-2024

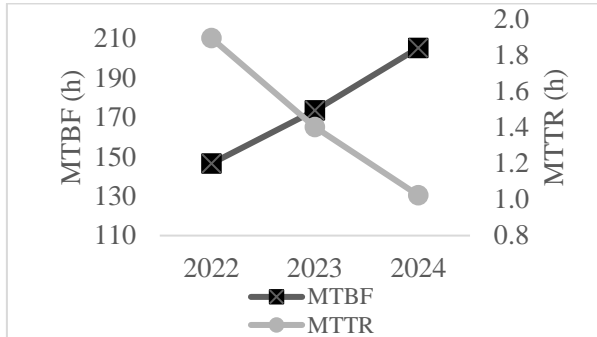


Fig 10. MTBF & MTTR máquina laminadora 2022-2024

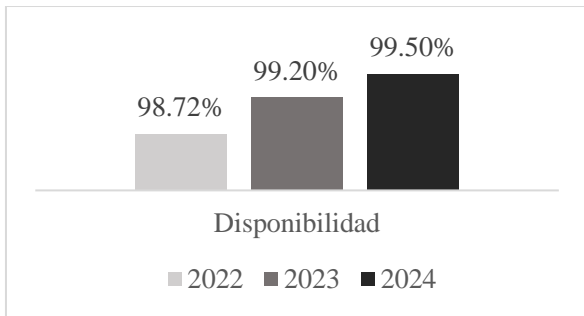


Fig 11. Disponibilidad correctiva máquina laminadora 2022-2024

La Figura 9 indica el número de averías y tiempos improductivos de la máquina laminadora para los años 2022-2024. Se observa que tuvo una disminución notable en estos años, en ambos indicadores. De manera precisa, se alcanzó entre el 2022 y el 2024 una disminución en número de averías del 25.86% y en tiempo improductivo del 56.29%. Estos resultados impactan directamente en los demás indicadores como se ilustra en la Figura 10, incrementando en un 40.03% el MTBF y una disminución de 45.95% del MTTR.

Finalmente, se observa en la Figura 11 el incremento en la disponibilidad para estos años, pasando de 98.72% en el 2022 a 99.50% en 2024. Lo cual, en conjunto con los anteriores indicadores muestra unos resultados óptimos para el método presentado.

Conclusiones

En el caso de estudio de la máquina laminadora, se realizó un análisis de confiabilidad de sus sistemas con base a los datos de mantenimiento, se clasificaron las fallas y procesaron los datos, construyendo indicadores clave como punto de partida, a la vez de utilizar herramientas de confiabilidad que permitieron identificar los sistemas críticos donde se plasman los planes de acción derivados de ACR. Se implementaron los planes y se vuelve a determinar indicadores, continuando con el ciclo del método.

Se pudo mostrar que, mediante el método estructurado mostrado se pueden alcanzar resultados bastante interesantes como ilustran los indicadores clave de mantenimiento, que se pueden resumir todos en el último indicador mostrado de Disponibilidad, alcanzado el 99.5% con disminuciones importantes en número de averías y tiempo improductivo, de 25.86% y 56.29%, respectivamente, permitiendo así, la optimización de la gestión del mantenimiento.

Bibliografía

- [1] S. Farris, "Main manufacturing processes for food packaging materials," Reference Module in Food Science, 2016. DOI: 10.1016/b978-0-08-100596-5.21023-8.
- [2] H. Garg & M. Ram, Reliability Management and Engineering: Challenges and Future Trends. Chennai. CRC Press, 2020.
- [3] M. Molefe and A. Pradhan, "The importance of reliability indicators in preventative maintenance," in 2022 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), 2022, pp. 1474–1477.
- [4] L. Tavares, Administración Moderna de Mantenimiento. Brasil: Novo Polo Publicaciones, 1999.

[5] BS EN 15341:2007 - Maintenance: Maintenance Key Performance Indicators. BSI Group, London, UK, 2007.

[6] L. Ante, Automatización del Proceso del Análisis Causa Raíz y la Metodología del Análisis de Modos de Falla y Efecto mediante la Utilización de Excel para la Carrera de Mantenimiento Industrial. Riobamba, Ecuador: Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, 2021.

[7] S. Boral, S. K. Chaturvedi, and V. N. A. Naikan, "A case-based reasoning system for fault detection and isolation: A case study on complex gearboxes," *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, vol. 25, no. 2, pp. 213–235, May 2019.

[8] P. Potes Ruiz, B. Kamsu Fogueu, and B. Grabot, "Generating knowledge in maintenance from experience feedback," *Knowledge-Based Systems*, vol. 68, pp. 4–20, Sep. 2014.

[9] G. F. López-Coronel, G. L. Real-Pérez, and N. R. Moreira-Mendoza, "Análisis Causa Raíz en Central de Generación Termoeléctrica de Ecuador," *MQRInvestigar*, vol. 7, no. 3, pp. 3589–3608, 2023.

[10] J. J. Montero Jimenez, S. Schwartz, R. Vingerhoeds, B. Grabot, and M. Salaün, "Towards multi-model approaches to predictive maintenance: A systematic literature survey on diagnostics and Prognostics," *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 56, pp. 539–557, Jul. 2020.

[11] J. Mesarosova et al., "Improving the level of predictive maintenance maturity matrix in industrial enterprise," *Acta logistica*, vol. 9, no. 2, pp. 183–193, Jun. 2022. doi:10.22306/al.v9i2.292

[12] S. Kumar, T. Bhatkulkar, y P. Kane, "FMEA and FTA of coal handling system of power plant," *Materials Today: Proceedings*, vol. 90, 2023.

[13] B. Palchevskiy and L. Krestyanpol, "Application of predictive maintenance in the packaging production," *Informatyka, Automatyka, Pomiar w Gospodarce i Ochronie Środowiska*, vol. 12, no. 3, pp. 27–33, Sep. 2022.

[14] Comexi, ML2 Evolution: Custom Lamination & Coating Solutions, 2024. [Online]. Disponible: <https://comexi.com/comexi-ml2-evolution/>.

Ronald Camilo Burbano Ortega

Ingeniero Mecánico egresado de la Universidad Nacional de Colombia – Sede Medellín. Actualmente se desempeña como Analista de Mantenimiento en la empresa Alico SAS. Es estudiante de la Maestría en Ingeniería Mecánica con profundización en mantenimiento en la misma universidad.

Miembro activo del grupo de investigación en mantenimiento GOMAC de la Universidad Nacional de Colombia, donde participa en proyectos relacionados con optimización de mantenimiento industrial y confiabilidad.

Correo personal: rcamilo98b@gmail.com

Correo corporativo: rcurbano@alico-sa.com

Cel: +57 3145055769

Dirección: Cra 56A #61-24 Medellín, Colombia

Fernando Jesús Guevara Carazas PhD.

Profesor e investigador de la Universidad Nacional de Colombia, Ingeniero mecánico. Líder del grupo de investigación GOMAC (Gestión, Operación y Mantenimiento de Activos) de la UNAL

Correo: fjguevarac@unal.edu.co

Cel: +573148582415

Dirección: Calle 59A # 63 – 20 Medellín, Colombia