UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

Diseño de una metodología basada en una técnica inteligente para el análisis de los tiempos muertos de una línea de producción. Aplicación en una empresa del sector alimenticio de la zona centro de Colombia

Diego Alejandro Garcés Pasuy

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ingeniería y Arquitectura
Maestría en Ingeniería Industrial
Manizales, Colombia
2017

Diseño de una metodología basada en una técnica inteligente para el análisis de los tiempos muertos de una línea de producción. Aplicación en una empresa del sector alimenticio de la zona centro de Colombia

Diego Alejandro Garcés Pasuy

Tesis de profundización presentada(o) como requisito parcial para optar al título de:

Magister en Ingeniería Industrial

Director (a):

Omar Danilo Castrillón Gómez

Doctor en Bioingeniería con énfasis en Bioelectrónica

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ingeniería y Arquitectura

Maestría en Ingeniería Industrial

Manizales, Colombia

2017

Agradecimientos

Primero quiero agradecer a Dios ya que gracias a él he logrado culminar mis estudios de maestría y a mi familia y seres queridos ya que ellos estuvieron presentes dándome su apoyo, compañía, confianza y consejos para no desistir en ningún momento y lograr acabar este proyecto que me ha permitido crecer personal y profesionalmente.

En segundo lugar agradezco a la Universidad Nacional de Colombia sede Manizales-Caldas por haberme aceptado y permitido ser parte de ella para poder cursar mis estudios de maestría en ingeniería industrial, al igual que a los docentes que aportaron su tiempo y conocimiento para crecer cada día profesionalmente.

Tercero quiero agradecer a mi asesor de tesis el Ingeniero Omar Danilo Castrillón por haberme permitido trabajar con él y por brindar su conocimiento y experiencia para guiarme en este recorrido y así obtener este valioso trabajo para adquirir mi título profesional de maestría.

Por último quiero agradecer a la empresa donde laboro actualmente por brindarme el tiempo para estudiar y a todos mis compañeros y amigos que de diferentes formas contribuyeron al logro de mis objetivos.

Resumen

En este trabajo se presenta una metodología basada en una técnica inteligente para analizar las fallas en las diferentes máquinas de una línea de producción, con el fin de establecer e identificar las principales variables que generan la mayor fracción de tiempos muertos en el sistema productivo y plantear posibles soluciones. El desarrollo se realizó en cinco pasos. El primero corresponde a la recolección de la información en una base de datos; el segundo es la estandarización de la descripción de los fallos; el tercero es la aplicación de la minería de datos a partir de la información recolectada; el cuarto es la determinación del modelo matemático a aplicar; el quinto es concluir a partir de los resultados obtenidos. La herramienta utilizada es WEKA con el modelo de árbol de clasificación J48. El resultado de la metodología propuesta en comparación a la metodología actual es positivo, ya que se logra un incremento de 3.58 puntos porcentuales en el indicador de eficiencia global, lo que concluye que la herramienta sirve para identificar y reducir los tiempos muertos de una línea de producción.

Palabras clave: minería de datos; tiempo muerto; mantenimiento; producción; WEKA; árbol de decisión.

Design of a methodology based on an intelligent technique for the analysis of the idle times of a production line. Application in a company of the food sector of the central zone of Colombia

Abstract

This paper proposed methodology based on an intelligent technique to analyze the failures in the different machines of a production line, in order to establish and identify the main variables that generate the greatest fraction of idle times in the system and to propose possible solutions. The development of the methodology was carried out in five steps. The first corresponds to the collection of information in a database; the second is the standardization of the description of the faults; the third is the application of data mining from the information collected; the fourth is the determination of the mathematical model to be applied; the fifth is to conclude from the results obtained. The tool used was WEKA with the classification tree J48. The result of the proposed methodology in comparison with the current methodology, is positive, because it is achieved increase of 3.58 percentage points is achieved in the overall efficiency indicator, which allows to conclude that the tool is used to identify and reduce the idle times of a line of production.

Keywords: data mining; idle time; maintenance; productions; WEKA; decision tree.

Contenido

Agradecimientos ..... **V**

Resumen ..... **VI**

Abstract ..... **VII**

Lista de figuras ..... **XI**

Lista de tablas ..... **XII**

Introducción **14**
1. Aspectos preliminares 14
1.1 Justificación 14
1.2 Preguntas de investigación 16
1.3 Objetivo general 16
1.4 Objetivos específicos 17
1.5 Hipótesis 18
1.6 Consideraciones éticas 18

2. Estado del arte **14**

Metodología propuesta **43**
3.1 Paso 1: Recolección de información y documentación en una base de datos .. 43
3.2 Paso 2: Filtrar y estandarizar la descripción de los fallos de la base de datos .. 45
3.3 Paso 3: Aplicación de la minería de datos a partir de la información recolectada 47
3.4 Paso 4: Determinación del modelo matemático a aplicar 50
3.5 Paso 5: Concluir a partir del resultado obtenido 51

4. Resultados de la metodología aplicada **52**
4.1 Paso 1: Recolección de información y documentación en una base de datos 52
4.1.1 Clase de aviso 52
4.1.2 Aviso 54
4.1.3 Fecha de aviso 54
4.1.4 Mes 54
4.1.5 Descripción 54
4.1.6 Ubicac. Técnica 54
4.1.7 Denominación 55
4.1.8 Equipo 55

4.1.9 Denominación equipo 55
4.1.10 Autor del aviso 55
4.1.11 Centro coste 55
4.1.12 Inicio avería 55
4.1.13 Hora in avería 55
4.1.14 Fin de avería 56
4.1.15 Hora fin de avería 56
4.1.16 Duración parada 56
4.1.17 Indicador ABC 56
4.1.18 Orden 56
4.1.19 Status sistema 56
4.2 Paso 2: Filtrar y estandarizar la descripción de los fallos de la base de dato 57
4.3 Paso 3: Aplicación de la minería de datos a partir de la información recolectada 60
4.4 Paso 4: Determinación del modelo matemático a aplicar 62
4.5 Paso 5: Concluir a partir del resultado obtenido 67

5. Conclusiones 76

A. Anexo: Articulo aceptado en revista Información Tecnológica categoría A1 (http://www.citrevistas.cl/a1.htm) 78

B. Anexo: Carta de aceptación del artículo “Diseño de una Técnica Inteligente para Identificar y Reducir los Tiempos Muertos en un Sistema de Producción”. 107

C. ANEXO: Imagen del correo enviado a la revista información tecnológica con las modificaciones sugeridas por el editor y el árbitro asignado. 108

Bibliografía 110

Lista de figuras

Figura 4-1: Diagrama de Pareto para analizar los procesos de la línea de producción objeto de estudio. 59
Figura 4-2: Árbol de decisión, resultado de la metodología tradicional o actual, generado con el algoritmo J48. 64
Figura 4-3: Árbol de decisión, resultado de la metodología propuesta, generado con el algoritmo J48..... 74

Lista de tablas

Tabla 2-1. Metodologías aplicadas para identificación de fallas en la producción. Fuente propia.....34
Tabla 4-2: Información para análisis de Pareto. Fuente propia.....58
Tabla 4-3. Lista de atributos para ser analizados en el programa WEKA. (Mark et al., 2009). 62
Tabla 4-4. Matriz de confusión. Ilustración adaptada de WEKA (Mark et al., 2009) 63
Tabla 4-5. Lista de atributos: Fallas. Fuente propia 65
Tabla 4-6: Lista de atributos: Experticia del Rol. Fuente propia 66
Tabla 4-7: Lista de atributos: Condiciones. Fuente propia 66
Tabla 4-8: Lista de atributos: Servicios industriales. Fuente propia 67
Tabla 4-9: Eficiencia global resultante de la metodología tradicional o actual. Fuente propia.....68
Tabla 4-10: Calculo de disponibilidad con metodología tradicional o actual. Fuente propia 68
Tabla 4-11: Solución para fallas identificadas. Fuente propia 69
Tabla 4-12: Calculo de disponibilidad con metodología propuesta. Fuente propia.....73
Tabla 4-13: Eficiencia global con metodología propuesta. Fuente propia 73
Tabla 4-14: Cuadro resumen atributos de árbol de decisión. Fuente propia 75

Introducción

El trabajo de grado se basa principalmente en la identificación y control de los tiempos muertos de una línea de producción en una empresa de la zona centro del país, con el objetivo de alcanzar la máxima eficiencia en la productividad, teniendo como principio que las palabras “tiempos muertos” significan paros totales generados en la línea de producción, que originan retrasos en las entregas de los pedidos e incumplimientos a los clientes, retrabajos, perdida de la configuración de los servicios industriales, disminución de los márgenes de rentabilidad y decremento en la capacidad productiva, por lo cual una de las principales razones para desarrollar el trabajo de grado es la oportunidad que existe para optimizar los procesos productivos y contribuir con el desarrollo industrial de la región fomentando el crecimiento fabril que se puede ver reflejado en la rentabilidad de los procesos y en la competitividad del producto fundamentada en la calidad, los beneficios funcionales y el precio.

Desarrollar un proceso para la identificación de los tiempos muertos es un tema de interés, desde el punto de vista de la ingeniería industrial, ya que uno de los objetivos globales es armonizar los procesos productivos mediante la minimización de errores en las líneas de producción, logrando eficiencias que permiten generar ventajas competitivas a las organizaciones del sector industrial en el que se desenvuelven.

Sin importar el tamaño de las organizaciones y de la complejidad de los sistemas de recolección de datos, profundizar en las diferentes herramientas para analizar los tiempos muertos, genera en las pequeñas empresas, opciones de evaluación y diferentes soluciones que eliminan las fallas y mejoran los procesos dando

como resultado el desarrollo de las industrias, por lo cual el trabajo puede ser la base para otros estudiantes o profesionales que trabajen en la optimización de las líneas de producción.

Para desarrollar el trabajo de grado primero se recolectan y documentan las causas que generan los fallos en una base de datos, para este caso un ERP, que integra la información de la organización. Los datos son tomados de las diferentes máquinas de la línea de producción del modulo de mantenimiento, en donde se encuentran organizados de manera estandarizada, con el objetivo de que cada falla tenga un nombre propio y específico, de modo tal que si vuelve a suceder sea nombrado de igual forma y permita tener un historial de recurrencia de esta.

Segundo la información de la base de datos de los fallos debe ser filtrada y estandarizada de acuerdo a su descripción. El objetivo de este paso es eliminar espacios o columnas innecesarias que dificulten el análisis y facilitar la denominación de las causas que permitan eliminar los tiempos muertos y determinar y predecir el mantenimiento preventivo. Adicionalmente, se emplea el diagrama de Pareto para identificar cuál de los procesos de la línea de producción genera la mayor cantidad de fallos, y determinar cómo el 80% de los paros producidos es generado por el 20% de las principales causas como lo menciona Bonet (2005).

Tercero, los datos recolectados son almacenados y analizados en un programa que permite correlacionarlos entre sí e iniciar a identificar las causas que generan los tiempos muertos en la línea de producción, con el objetivo de aumentar el indicador de eficiencia global a través del incremento de la disponibilidad de los equipos. La información debe ser cargada al programa en un archivo plano con la extensión .arff. También, aunque no es tema del trabajo de grado se debe tener presente que la información colectada permite iniciar el cálculo y la medición de los indicadores de MTBF (tiempo medio entre fallos) y MTTR (tiempo medio para reparar), ya que son factores fundamentales del mantenimiento y direccionan a la organización hacia la mejora continua.

El cuarto paso se basa en elegir una técnica inteligente basada en la minería de datos que almacena e identifica los patrones y la tendencia de los elementos, aclarando cual es la falla más recurrente para entender el problema, plantear soluciones y eliminarlos de raíz. En el trabajo se utiliza la técnica de árbol de decisión la cual se utiliza para información extensa y análisis que requieran de la asociación y de la generación de vínculos entre los datos, como lo expresa Silvente, Rubio y Baños (2013).

Por último la metodología aplicada basada en una técnica inteligente es comparada con el método tradicional utilizado en la organización y se realiza de forma manual, lo cual significa que la generación del análisis lo realiza una persona en una hoja de Excel de modo que no todos los fallos son identificados ni almacenados en la base de datos y existen inconsistencias en los análisis. Adicionalmente, se plantean y ejecutan las alternativas para solucionar los fallos de raíz y obtener como resultado el aumento del indicador de eficiencia global a través de la disponibilidad de los equipos.

En general, el trabajo permite mejorar la disponibilidad con referencia a los datos actuales de las máquinas de la línea de producción, por la eliminación de los tiempos muertos que disminuyen la eficiencia, además la metodología es un claro ejemplo para replicar en el resto de la planta.

Antes de iniciar el desarrollo del trabajo se debe recordar lo siguiente: primero, se expone el estado del arte donde se evaluó como a través de los años diferentes autores han aplicado metodologías para analizar los fallos y se demuestra que lo planteado en el trabajo es algo nuevo para la academia; segundo, se describen los pasos utilizados para llevar a cabo el trabajo; tercero, se ejecutan los pasos de la metodología expuesta en la línea de producción; cuarto, se expresan las conclusiones del trabajo realizado y por último se listan todas las referencias utilizada

1. Aspectos preliminares

1.1 Justificación

El planteamiento y el desarrollo del trabajo de grado me permitirán obtener el título de Máster en Ingeniería Industrial, acompañado de un crecimiento profesional y un desarrollo de habilidades como la creatividad, métodos de análisis, pensamiento sistémico e investigativo que se materializarán en el planteamiento de soluciones para el problema elegido y que se está presentando en las organizaciones. Este trabajo también me permitirá aprender el método basado en técnicas inteligentes, por lo cual se debe realizar una profundización del tema obteniendo nuevos conocimientos para desarrollar el proyecto y aportar soluciones claras a la empresa. Adicional el método aplicado para desarrollar el trabajo, indiferente a lo que se está aplicando y buscando, es de gran aporte para el crecimiento profesional, ya que puede ser usado en otros temas donde se requieran análisis profundos para obtener resultados objetivos y argumentados que permitan plantear nuevas técnicas para mi desempeño laboral.

El trabajo para el análisis de los tiempos muertos de una línea de producción permite aplicar los conocimientos técnicos de la Ingeniería Industrial mediante la aplicación de una técnica inteligente en una empresa del sector confitero, lo cual permite mejorar el proceso de producción y la aplicación de teorías aprendidas en la Universidad Nacional de Colombia corroborando el alto nivel de educación ofertada y brindando tranquilidad a las empresas que cuentan con profesionales egresados de esta, además permite afianzar las relaciones con las diferentes empresas del sector industrial. Se debe tener presente que la experimentación y el desarrollo de nuevas estrategias de mejora no

terminaran, siempre y cuando sigan existiendo oportunidades de analizar procesos y metodologías, que desde la teoría pueden ser evaluadas y que desde la Universidad sigan existiendo los recursos y las oportunidades para fomentar la investigación.

La empresa mediante la propuesta planteada podrá mejorar uno de los procesos en una línea de producción, a través de la identificación de las causas de los fallos que generan paros provocando deficiencias en los tiempos óptimos de fabricación que pueden sobrecargar los costos de manufactura e impedir el planteamiento de ventajas competitivas diferenciadoras frente al resto de las organizaciones que se desenvuelven en el sector. Esta aplicación será la base que permita replicar la metodología en el resto de las líneas de la planta, por lo cual los análisis y cada uno de los planteamientos generados a través del desarrollo del trabajo deberán hacerse minuciosamente y bajo una posición analítica que permita tener certeza de lo logrado. Además es de suma importancia para la empresa, saber que cuenta con profesionales que se están preparando diariamente y que le están aportando conocimientos claves para el desarrollo de la organización. También la compañía debe afrontar las diferentes situaciones que se presentan día a día, por lo cual le corresponde asumir y aprovechar todas las oportunidades de mejora identificadas de una manera metódica y estructurada que por medio del estándar establecido se puedan ejecutar.

A través del desarrollo de la metodología propuesta para la disminución de los fallos y la identificación de las causas que generan los tiempos muertos o inactivos, se busca ajustar de manera global sobre el producto final una mejora en el margen de utilidad en 4 o 5 puntos porcentuales sobre el dato promedio de la disponibilidad de la línea, actuando sobre los costos de fabricación y generando posibles aumentos de los ingresos a la compañía, que le permitirán invertir en nuevas líneas de producción, fomentando empleo y aportando al desarrollo empresarial y económico de la región.

Debido a que el trabajo queda a disposición de cualquier persona que lo desee consultar en la biblioteca de la Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales es posible que el conocimiento se disemine y pueda ser aplicado en la mejora de un proceso en cualquier empresa de la región.

1.2 Preguntas de investigación

De acuerdo al tema de investigación surgen las siguientes preguntas:

¿Cómo a través de una metodología basada en una técnica inteligente que permita recolectar y realizar análisis de la información que genera los tiempos muertos, se puede determinar cuáles son las principales causas que generan los fallos en la máquinas y tomar las mejores decisiones al momento de solventar los problemas y mejorar los procesos?

¿Cómo explorar y determinar cuáles son las principales técnicas para la detección y solución de fallos que generan tiempos muertos de producción y como la propuesta desarrollada contribuye a la investigación?

¿Cómo a través de una técnica inteligente se puede establecer la relación entre las variables que generan los tiempos muertos para identificar las causas que los provocan?

¿Cómo mediante la recolección de información relacionada a los fallos se puede determinar las causas de los tiempos muertos?

1.3 Objetivo general

- Diseñar una metodología que analice las fallas en las diferentes máquinas de una línea de producción, mediante la aplicación de una técnica inteligente basada en la herramienta de minería de datos, con el fin de establecer, relacionar e identificar las principales causas que generan el mayor número de tiempos muertos en el sistema y plantear posibles soluciones

1.4 Objetivos específicos

- Realizar una revisión bibliográfica y tecnológica sobre el estado del arte en el análisis de tiempos muertos de producción, ingresando a los bancos de datos de la Universidad Nacional y buscando todos los artículos relacionados a los temas afines con tiempos inactivos, paros de maquinas, minería de datos y TPM, con el fin de determinar las principales técnicas existentes en la detección y solución de estos problemas y corroborar que lo que se está proponiendo contribuye a la investigación.

- Identificar las relaciones entre las principales variables que incurren en los tiempos muertos generados en una línea de producción, mediante la recolección de información en una base de datos alineada a los paros generados en las máquinas de la línea, con el fin de aplicar una metodología basada en una técnica inteligente.

- Simular, por medio de la metodología elegida, las relaciones que pueden generarse entre las principales causas que inciden directamente en los tiempos muertos de la línea de producción, ingresando los datos recolectados y corriendo el programa para determinar las causas raíz de las fallas, con el fin de reducir los paros y comparar los resultados de la metodología desarrollada con las metodologías aplicadas de los artículos encontrados y evaluados en el marco teórico.

1.5 Hipótesis

Con una metodología basada en una técnica inteligente se pueden identificar las relaciones que existen entre las variables causantes de los tiempos muertos de una línea de producción y generar análisis sobre las causas que los originan para reducir el número de fallos que provocan los tiempos inactivos, contribuyendo al estudio y la metodología de las técnicas tradicionales.

1.6 Consideraciones éticas

El desarrollo de la tesis del trabajo de grado de la maestría en ingeniería industrial permite identificar, recolectar, almacenar, analizar y solucionar las causas que generan los tiempos muertos que impactan directamente el indicador de disponibilidad de las máquinas y la eficiencia de la línea de producción, lo cual no significa que la carga laboral será mayor y sobrepasara los límites de capacidad hora hombre o incluso generara una disminución en la nómina conllevando a despidos masivos, por el contrario se implementaran un gran número de mejoras en la producción como por ejemplo la especialización de colaboradores en procesos puntuales que facilita la toma de decisiones de manera inmediata en el puesto de trabajo, lo cual puede generar una competencia sana y aumentar la capacidad productiva en la línea.

Sin embargo es claro que todas las actividades realizadas por el ser humano de manera repetitiva dentro de la organización son susceptibles a errores, por lo cual el sistema permitirá identificar de manera precisa las relaciones que existen entre los fallos de manera estándar con el fin de obtener la evaluación final bajo los mismos criterios.

Es posible que precisando la identificación de las causas raíz que generan los tiempos muertos, se liste las actividades necesarias para programar el mantenimiento preventivo de la línea, disminuyendo el tiempo de intervención y aumentando los tiempos entre fallas, lo cual conlleve a la optimización de un rol dentro del grupo de los técnicos de mantenimiento, el cual puede ser seleccionado para iniciar con la implementación y replicación de la metodología en el resto de las líneas, tomando como base los resultados del indicador de disponibilidad.

Se debe tener presente, que para diseminar el conocimiento y evitar que el método aplicado se deteriore a través del tiempo en la organización, se debe capacitar a los directamente implicados en el proceso como lo son los colaboradores de mantenimiento y producción. Además se debe entregar un documento escrito, claro y sencillo, que explique a detalle cómo se desarrolla el análisis a través de la metodología planteada. Adicional un tema que puede incentivar a la organización en invertir e implementar la metodología, es la mejora de los costos que se refleja en la rentabilidad del producto.

La aplicación también impactara y aportara nuevos conocimientos a los estudiantes de carreras afines, a la Universidad Nacional de Colombia, a la empresa y a todos los que estén interesados en la metodología, teniendo claro que los resultados pueden variar de acuerdo a la aplicación y al tipo de línea de producción en la que se desarrolle esta.

De acuerdo a lo anterior fomentar una cultura de mejora continua permitirá a la organización ser competitiva en el mercado que se desarrolla y generara un impacto en la región a través del proyecto de profundización para obtener el título de la maestría en ingeniería industrial.

2. Estado del arte

Para conservar y tener una empresa competitiva, las organizaciones han trabajado a través de los años en mejorar los niveles de producción, por lo cual uno de los temas a estudiar es la eliminación y el control de los tiempos muertos de las líneas de producción, los cuales generan retrasos e ineficiencias que impactan los costos de operación. En la actualidad se han desarrollado diferentes metodologías de acuerdo al objetivo económico de cada organización para solucionar los diferentes problemas que se presentan día a día y que muchas veces por falta de conocimiento o inversión se convierten en dificultades que no permiten generar la rentabilidad planteada o incluso llevar a la compañía a un punto de quiebre irreversible.

Los tiempos muertos tienen una influencia negativa sobre el desarrollo eficiente de la producción, lo cual conlleva a que estén directamente interrelacionadas y se pueden controlar teniendo claro el manejo del tiempo inactivo y de la productividad, como lo expresa Herbaty (1976), planteando como objetivos la reducción de los paros y el control de los costos relacionados al mantenimiento de la maquinaria.

Christer y Whitelaw (1983) exponen dos métodos para identificar problemas de mantenimiento el primero se basa en el desarrollo y la aplicación de la teoría de la fiabilidad y segundo en el análisis del crecimiento de la fiabilidad, ambos basados en la identificación de las causas que generan los fallos de los tiempos muertos, los cuales pueden ser clasificados o atribuidos a errores humanos, fallos de diseño, desgastes, sobrecargas u obsolescencias de la maquinaria por los años de funcionamiento, lo que

permite plantear los argumentos para tomar decisiones asertivas en los procesos y eliminar al máximo y de raíz los tiempos inactivos.

El dBASE III PLUS es una herramienta operada por medio de un microprocesador como lo menciona Schreiner (1987), la cual compila todos los tiempos muertos de la línea de producción, almacenándolos en una base de datos en un formato de tabla de frecuencias, lo que permite determinar la disponibilidad de la maquina, los componentes que generan paros y los tiempos inactivos recurrentes o extendidos.

Lin y Timus (1995) plantean un ejemplo claro de como la empresa ABC con la recolección de datos y la utilización del diagrama de pareto, logro identificar los principales elementos generadores de los fallos y así mejorar la fiabilidad de las maquinas, a través del ajuste de los datos mediante la distribución de WEIBULL, lo cual permitió concluir lo siguiente primero practicar en lo mínimo posible el mantenimiento correctivo y establecer políticas que permitan plantear el mantenimiento preventivo aumentando la fiabilidad de los componentes y así no llevar los equipos hasta el límite de fallo y segundo, las empresas remplazan elementos de las maquinas sin investigar las causas raíz que ocasionaron los desgastes o los daños contundentes de las piezas, provocando sobrecostos, por lo cual Lin y Timus (1995) iniciaron la implementación del modelo de sustitución de edad, el cual permite visionar los años útiles de los componentes de la maquina.

Haukas y Aven (1996) mediante la simulación de Monte Carlo generan una aproximación para calcular los fallos en una distribución de tiempos inactivos, teniendo como principio que cualquier componente es estocásticamente independiente e idéntico ya que falla, se repara y arranca nuevamente.

Un aporte importante es el de Smith (1997) que utiliza la teoría de renovación que está fundamentada en algoritmos que permiten determinar los tiempos de vida útil de operación y el numero de reparaciones de la maquinaria, basado en el seguimiento previo de la frecuencia de fallo de cada elemento y en la determinación de la cantidad de unidades a tener disponibles en inventario durante un periodo establecido. Esta teoría se aplica en un sistema con reparaciones redundantes por fallas de los componentes, donde no se pueden generar tiempos muertos por falta de repuestos en el momento de llevar a cabo las intervenciones.

También Christer, Wang, Sharp y Baker (1998) argumentan que el mantenimiento preventivo puede reducir los tiempos inactivos de producción, a través de la identificación de las fallas de los equipos y evitando su recurrencia, mediante la aplicación del proceso de Poisson homogéneo de fallos y el análisis de estimación subjetiva del tiempo inactivo. En otro caso Labib, Williams y O'Connor (1998), desarrollaron un modelo de toma de decisiones para el mantenimiento a través de un Proceso Analítico Jerárquico (AHP) y una lógica difusa basada en reglas de control, las cuales tienen en una primera instancia obtener criterios de priorización e identificación de fallos y segundo utilizar los datos del paso uno para controlar la lógica, con el fin de obtener un modelo de ejecución del mantenimiento y evitar paros en las líneas de producción por fallas.

Christer y Lee (2000) centran su modelo en demoras basadas en PM (Mantenimiento Preventivo) para mejorar las inspecciones del mantenimiento. Ellos utilizan el modelo en procesos homogéneos perfectos y no perfectos y en procesos perfectos no homogéneos donde pueden determinar con precisión el tiempo real de parada y el costo.

Stephens y Sommers (2004) centran su trabajo en la empresa Holcim's Devil's Slide Cement Plant (2004) donde plantean la filosofía "si no se puede medir, no se puede controlar" (p.301-3014). Ambos optaron por implementar el diagrama de pareto utilizando los datos obtenidos por el sistema automático de monitoreo de tiempo inactivo (ADM, por sus siglas en inglés) que rastrea, contabiliza y almacena los tiempos de paro, para graficar, identificar y analizar las oportunidades de mejora y tomar decisiones asertivas sobre los problemas registrados.

Los señores Lee y Ni (2004) utilizan una herramienta que les permite almacenar y analizar los datos recolectados de la línea de manera autónoma, para predecir los fallos que generan tiempos inactivos antes que sucedan y evaluar el decremento del rendimiento de la maquina, a través de herramientas basadas en algoritmos de evaluación del multisensor de rendimiento y predicción, establecidos por modelos estadísticos.

Kimber, Zhang, Franklin y Bauer (2006) hablan de como las empresas les exigen a los proveedores de maquinaria una mayor disponibilidad operativa de los equipos vendidos

para tener la menor cantidad de tiempos muertos en las líneas de producción, y así obtener ventajas competitivas frente a sus competidores en el mercado, ya que los costos de fabricación son menores, por lo cual ellos a través de un ejemplo demuestran las ventajas de utilizar un sistema computacional que modela los tiempos inactivos planificados del sistema, para posteriormente analizarlos, proponer posibles soluciones y reducirlos al máximo hasta su eliminación.

Eaton, Rama y Macak (2008) montaron en una refinería de petróleo un sistema de cero tiempos muertos por el gran impacto tanto improductivo como económico que puede generarse si el sistema falla, por lo cual configuraron la unidad de frecuencia variable (AFD por sus siglas en inglés) en los componentes, la cual posee un nivel de tolerancia que le permite tomar decisiones, sobre la continuidad del proceso basado en un pulso de amplitud modular (PWM). Se montaron varios módulos AFD que sirven de backups, ya que si el primero falla por medio de un interruptor el sistema pasa al número dos sin interrumpir la operación. Todos los eventos y las decisiones que toma el sistema son guardados en el control del compresor.

Para Flood, Houlding, Wilson y Vilkomir (2009) los tiempos inactivos deben ser manejados con un modelo de probabilidad, que a través de una estructura matemática de disponibilidad genere una distribución de predicción del comportamiento en el sistema, el cual al identificar la generación de un fallo, establezca varios niveles de recuperación rápida y lenta, de acuerdo con la limitación e inoperancia identificadas para resolver el problema.

A través del monitoreo de las fuentes de alimentación eléctrica en una empresa, Zimmerman y McDaniel (2009) identificaron un foco de generación de tiempos muertos en la línea de producción al momento que ocurre un daño eléctrico, por lo cual determinaron que el uso de datos de eventos reales digitales puede generar una base de datos valiosa para identificar la causa principal del problema y mejorar directamente el índice de fiabilidad.

Otro método para medir el tiempo inoperante es el utilizado por Hu, Yue and Zhao (2012) que utilizan el análisis de disponibilidad equivalente que tiene como principio dos métodos el primero es el de reducción y el segundo es el de mejoramiento a través de la reducción de tasas de fracaso de un conjunto tomado como un total. Adicional ellos

resaltan que un sistema reparable puede mejorarse aumentando el personal de mantenimiento y enfocándolo en el mantenimiento de sus componentes.

Ocampo, Clark y Liggayu (2012), utilizaron balizas como método de acción inmediata para la reparación de fallos, lo cual ha sido esencial para tener sistemas de producción eficientes y productivos que permiten minimizar los tiempos de respuesta, influyendo directamente en la disminución de tiempos muertos, ya que la señal visual da aviso al equipo de mantenimiento para asistir rápidamente la maquina.

Yu, Guo, y Liao (2013) utilizan un sistema basado en modelos matemáticos para la predicción de fallas, como lo es el proceso de poisson no homogéneo al cual denominaron PPNH y sirve para modelar un fallo de un sistema reparable como lo son la ley de potencia, las funciones de log-lineal y las funciones de forma de 1 – 6 que utilizan las funciones de intensidad de fracaso, asociados a la tasa de ocurrencia de fallas, donde ellos utilizan el tiempo de funcionamiento y el número de reparaciones para caracterizar la intensidad de fallo y el efecto de las reparaciones.

En una planta de energía eléctrica de Nigeria, Osaraenmwinda y Okorie (2013), llevaron a cabo un análisis enfocado en el estudio de los tiempos muertos ocasionados por los fallos, ya que originan perdidas de producción y altos costos de mantenimiento. Ellos identificaron los componentes críticos que generan los tiempos inactivos, a través de un análisis de Pareto, herramienta tradicional que permitió dirigir todos los esfuerzos a los principales fallos, para obtener mejores resultados.

Otros métodos muy interesantes para reducir los tiempos muertos, fueron los trabajados por Brown y Badurdeen (2013) quienes utilizaron la teoría de colas y la simulación de eventos discretos como herramientas básicas, para determinar los tiempos inactivos y el tiempo de reanudación de la maquina al proceso, obteniendo cada vez, un escenario más ajustado a la realidad.

Wijaya, Lundberg y Kumar (2012) en una maquina de trabajo pesado denominada martillo neumático, desarrollaron dos métodos para solventar y determinar las principales causas de los paros no planificados generadores de los tiempos muertos, el primero es el

de visualización del tiempo inactivo y el segundo es para analizar el tiempo de inactividad. Ellos utilizaron la distribución de Weibull para estimar los intervalos entre los tiempos de fallo más conocido como el indicador MTBF y la distribución logarítmica normal para los tiempos de reparación o MTTR, ambos indicadores se desarrollaron en el software Matlab con un nivel alfa de significación de 0,05.

El análisis realizado por Livelli (2012) desarrolla un acercamiento muy valioso al gasto monetario que una organización genera por tiempos muertos como lo son los paros no programados y la mala calidad, por lo cual incorporaron un dispositivo inteligente, construido con sensores y microprocesadores, que capturan datos producidos por las fallas, recolectando información valiosa para realizar los análisis.

Alcanzar la máxima eficiencia en una línea de producción es uno de los intereses primordiales de las empresas y uno de los problemas más frecuentes que obstaculiza el avance de esa meta es la aparición de tiempos muertos, razón por la cual es necesario identificarlos y eliminarlos como lo menciona Woollam (1986). En una línea con máximo 10 puestos de trabajo no pueden presentare tiempos inactivos, debido a que esto provoca un paro total, que, a su vez, ocasiona disminución de la rentabilidad, por lo cual se aplican varias heurísticas para evitar tiempos inactivos, como los son CAMP 2, DELTA, GELDER y NAWAZ; siendo ésta última la mejor y más completa opción para aplicar.

Liao (1993) propone disminuir los tiempos inactivos de las máquinas y los tiempos entre fallas a través de los modelos de programación entera en una máquina y el algoritmo heurístico, resaltando el último, ya que permite encontrar soluciones en tres maquinas al mismo tiempo. Para Liao (1993) lo fundamental de disminuir los tiempos inactivos es primero eliminar al máximo los arranques de la maquinaria entre turnos ya que toman más tiempo de lo requerido y segundo aumentar el tiempo entre fallos que le permita a la organización programar de mejor manera los mantenimientos preventivos.

Para Azizoglu, Koksalan y Koksalan (2003) se debe mantener una armonía entre los factores internos como por ejemplo el flujo de producción medido a través de retrasos máximos y factores externos como las cantidades de producto a entregar y a mantener en el stock de inventario medidos por la cantidad de trabajos retrasados, con el objetivo de minimizar los retrasos, a través de algoritmos de tiempos polinomiales para problemas jerárquicos.

Ida y Osawa (2007) proponen un método de tiempos inactivos cortos para resolver los problemas de programación en un Job shop (JSPs), por lo cual insertan un método de algoritmos genéticos, con el objetivo de encontrar una programación con el mínimo tiempo de funcionamiento posible sin dejar de cumplir los objetivos de producción establecidos.

Otra método para disminuir los tiempos inactivos son los algoritmos evolutivos como lo expresan Castrillon, Sarache y Giraldo (2011), quienes realizaron el estudio en una empresa del sector metalmecánico obteniendo resultados positivos, ya que lograron reducir en un 33% el tiempo de procesos y en un 55% los tiempos inactivos con una aproximación en los resultados del 99%.

Zhu y Zhou (2014) mencionan que las averías son interrupciones comunes en los sistemas de producción, por lo cual desarrollaron 3 tipos de algoritmos predictivos para minimizar las tardanzas que se miden a través del rendimiento y la estabilidad o previsibilidad, el primer tipo es la sustitución optimizada de una medida heurística, el segundo es la programación lineal basada en algoritmos y por ultimo algoritmos de retroalimentación.

La distribución exponencial es otra heurística que Rajagopal y Xavior (2014) proponen para minimizar los tiempos muertos o inactivos de los procesos de producción, la cual mediante modelos matemáticos estudia e identifica los eventos que están sucediendo para tomar decisiones y optimizar las condiciones del proceso.

El tiempo de procesamiento conocido en ingles como “Takt time” debe ser valorada y evaluado de manera rigurosa a través de la clara identificación de los hechos, la interpretación de los hechos identificados y el establecimiento de un marco analítico que pueda disminuir un retraso en la producción para mejorar el proceso productivo como lo menciona Delbridge (2000), sin embargo la interpretación de los hechos, requiere de un historial recolectado de la línea de producción que permita la asertividad de las decisiones tomadas.

Bradley y Willet (2004), proyectaron sus estudios en la mejora de la productividad y en la disminución de los gastos operacionales en respuesta a la demanda exigida por los clientes y la competencia, por lo cual plantearon la implementación del programa de manufactura esbelta o Lean manufacturing, que tiene por objetivos implementar indicadores de producción, ejecutar eventos Kaizen, reducir los tiempos de arranque, aumentar el tiempo entre fallos, crear los mapas de proceso para cada producto de la organización y mejorar la eficiencia en toda la cadena de producción mediante la eliminación de tiempos muertos.

Para Bhale, Baki y Azab (2014), el modelo de programación lineal entero mixto en las operaciones de mecanizado puede resolver problemas de restricciones en la carga de la máquina, en la asignación de herramientas y en el límite de tiempo de procesamiento, a través de la identificación de las precedencias, los tiempos de ciclo y las restricciones de compatibilidad. Lo anterior apoya el argumento para plantear el trabajo propuesto hacia el desarrollo de un modelo que identifique las causas de los tiempos muertos de una línea de producción y disminuir los paros de la maquinaria.

Los sistemas esbeltos de producción planteados por Ali y Deit (2014), sustentan el concepto de eficiencia a través de los indicadores de OEE (overall equipment effectiveness por sus siglas en ingles o Eficiencia total de los equipos) y OWE (Overall Work In Process efficiency por sus siglas en ingles o eficiencia total de los trabajos en proceso), como elementos claves para el resultado exitoso del tiempo de procesamiento medido a través de los KPI’s (keep performance indicator) que permiten identificar los orígenes de los tiempos muertos de las líneas de producción.

Jaeger y Baliga (1985) como principio básico controlan y miden cada una de las operaciones de la organización a través de la identificación de objetivos cuantitativos y de la asignación de metas personales y grupales, lo cual le permite a las empresas Japonesas tener un factor diferenciador en el mundo industrial, demostrando que se deben tener datos básicos para entender lo que está sucediendo en los procesos productivos y tomar las mejores decisiones frente a estos. Adicionalmente, se utiliza la herramienta visual denominada JIDOKA, manejada por Jaeger y Baliga (1985), facilita la caracterización de los problemas de producción y la recolección de los datos para su solución.

Fredendall, Patersson, Kennedy y Griffin (1997), sustentan que el TPM es otra de las herramientas clave de la industria japonesa, que centra sus objetivos en la mejora de la calidad, la fiabilidad, la flexibilidad y los tiempo de entrega, lo cual conlleva nuevamente a la identificación de paros, para evitar tiempos muertos o inactivos, con el objetivo de cumplir los programas de planeación y entrega de productos a los clientes.

La metodología de Gosavi, Murray, Tirumalasetty y Shewade (2011) contempla la reducción de la media y la variabilidad del tiempo de procesos, mediante dos modelos, el primero basado en la teoría de renovación para elementos individuales y el segundo es los enfocados en la decisión de Markov para sistemas de varias unidades, los cuales impactan directamente los costos de operación. Sin embargo no todas las disminuciones de tiempos muertos van ligadas a paros de maquinas y a programas sistémicos, ya que por medio de operaciones de limpieza e inspecciones básicas desarrolladas por el TPM, como lo clarifica Ungureanu y Ungureanu (2013), se pueden mantener las condiciones básicas de las maquinas, lo cual genera continuidad en los procesos y aumenta el tiempo entre fallos.

Hariga (1996), bajo una función heurística de densidad de probabilidad de fallo en un intervalo único de inspección, busca maximizar los beneficios y plantear un programa de mantenimiento preventivo que genere paros programados y controlados y eviten los paros inesperados que entorpecen la producción. Tai, y Chan (2009), proponen utilizar los modelos ocultos de Markov o HHM's por sus siglas en ingles, para detectar los fallos de la maquina y mejorar el control de los procesos en la industria.

Lin y Lee (2011) utilizan un enfoque de inferencia difusa, que a través de la estadística puede determinar el grado de fallo de la máquina con el objetivo de generar un diagnostico y evitar que los técnicos de mantenimiento pierdan tiempo en la identificación de la causa de fallo, aumentando la fiabilidad de la intervención mecánica y evitando paros de la producción.

Tsarouhas (2012) aplica el análisis RAM fundamentado en la fiabilidad, disponibilidad y facilidad del mantenimiento, para determinar los puntos críticos en el área de producción a través de controles y de la identificación de fallos, buscando mejorar los sistemas,

ampliar la vida útil de las maquinas, identificar las maquinas que fallan con mayor frecuencia y reducir los costos financieros.

Harnett (1969) más que describir una metodología, teoriza sobre la importancia del mantenimiento preventivo, ya que describe la aplicación del sistema propuesto en una planta de tratamiento de aguas que consta de 3100 millas de tubería y tiene 93 plantas de bombeo, por lo cual no puede fallar y tampoco generar tiempos muertos en la operación ya que surte agua a mas de 1’100.000 clientes.

La recolección de datos permite identificar los fallos y plantear soluciones, para iniciar la determinación del mantenimiento preventivo que como lo menciona Burney (1982) a mayor sofisticación de equipos se debe formalizar y estructurar mucho mejor el mantenimiento, lo cual requiere de una gran inversión en tiempo y dinero al inicio, sin embargo los aumentos de la producción se verán reflejados en la reducción de costos de operación y del mantenimiento.

Brown y Proschan (1982) fundamentan su trabajo en un modelo de reparación imperfecto, basado en procesos estocásticos y en las propiedades de monotocidad para las variables aleatorias, logrando disminuir los fallos del proceso. De acuerdo a lo anterior el líder de mantenimiento de la empresa puede clasificar y asignar los paros en los siguientes ítem “1) reparar la parte equivocada, 2) reparar parcialmente las pieza desgastadas o defectuosas, 3) reparar totalmente la pieza, 4) evaluar el estado de la maquina y 5) realizar el mantenimiento no cuando se solicito sino en el momento más adecuado” (p.181) para evitar tiempos muertos en la producción.

Jordan (1987) expone el ejemplo de cómo una planta de tratamiento de aguas obtiene beneficios tangibles e intangibles a través del desarrollo de sistemas de mejoramiento, de la planeación del mantenimiento preventivo y la reducción de los paros, lo cual le permitió obtener operaciones eficientes y rentables económicamente.

Luxhoj y Tao (1987) fundamentaron sus teorías en Sistemas Basados en el Conocimiento o KBS por sus siglas en ingles, como herramientas de gestión para la programación del mantenimiento con el objetivo de disminuir los tiempos inactivos, aplicado a través de un hardware y un software, ya que los costos generados por fallas se incrementan y la rotación de personal de mantenimiento cada vez es más común.

Kobbacy, Proudlove y Harper (1995) proponen un Sistema Inteligente para la Optimización del Mantenimiento (IMOS por sus siglas en ingles) con el objetivo de mejorar las rutinas de las intervenciones y disminuir los tiempos muertos. Kobbacy et al. (1995) desarrollaron dos prototipos el primero en FORTRAN y el segundo en un paquete estadístico, resaltando la captura de datos como fundamento para correr los programas y determinar las mejoras.

Yang, Djurdjanovic y Ni (2008) aplicaron un algoritmo genético con probabilidad de fracasos, fundamentado en la predicción por la degradación de los equipos, utilizando los tres tipos de mantenimiento el preventivo, el condicional y el correctivo, en busca de reducir al máximo los fallos, optimizar la producción y reducir los costos de mantenimiento.

El modelo de programación integral Cero-Uno para maximizar la disponibilidad de la línea de producción, planteado por Alardhi y Labib (2008), apunta directamente a la identificación de los fallos y a la generación de un programa de mantenimiento preventivo para garantizar la continuidad en los procesos.

Rebai, Kacem y Adjallah (2012) para resolver los problemas que afectan la disponibilidad de las líneas de producción, primero utilizaron métodos exactos como la programación lineal y los métodos consolidados y luego aplicaron métodos metaheurísticos enfocados en algoritmos genéticos, siendo la ultima la mejor opción para resolver los problemas de programación y de disponibilidad.

En los departamentos de ingeniería clínica como lo mencionan Taghipour, Banjevic y Jardine (2011) es necesario aplicar modelos de decisión multicriterio (MCDM) para evaluar, priorizar y seleccionar el atributo múltiple de la maquina más propensa a sufrir un fallo y la de mayor complejidad de intervención de acuerdo al proceso medico, por lo cual la metodología es usada con el fin de mantener los equipos seguros, fiables y con cero tiempos muertos para evitar al máximo los fallos funcionales.

Mungani y Visser hablan (2012) directamente de 3 métodos de mantenimiento el primero es el Mantenimiento Centrado en la Confiabilidad (RCM), luego el Mantenimiento

Productivo Total (TPM) y por último el Mantenimiento Centrado en el Negocio (BCM), los cuales se seleccionan de acuerdo al tipo de producto, sin embargo todos tienen por objetivo eliminar y evitar al máximo los tiempos muertos de producción.

Para la identificación de los tiempos muertos por medio de la caracterización de las fallas presentadas en las diferentes maquinas de una línea de producción, se propone trabajar con una metodología basada en una técnica inteligente como lo es la minería de datos o pesca, como lo denomina Lovell (1983). Chatfield (1995) sugiere que al trabajar con esta técnica, el interesado debe hacer todo lo posible para obtener un excelente ajuste y resultado confiable.

Denton (1985) afirma que la minería de datos puede ser distorsionada por un solo ejecutor de la técnica, ya que al utilizar una ecuación de regresión con conjuntos alternativos, tiene la probabilidad de caer en un error, sin embargo Denton (1985) también expresa que utilizar los mismos datos por más de un investigador puede ser errado, debido a que cada uno no es consciente de cómo están trabajando los demás, generando análisis colectivos individuales, sin embargo esto debe ser de ocupación individual. Hand (1998) de acuerdo a lo anterior no está de acuerdo en utilizar la minería de datos, ya que argumenta que es una disciplina que miente en la interfaz de la estadística.

Chung y Gray (1999) toman la minería de datos como una herramienta valiosa ya que genera conocimiento y permite plantear hipótesis que pueden ser posteriormente aprobadas a través de pruebas t o de otras herramientas estadísticas, que conllevan a las empresas a tomar las mejores decisiones sobre los temas que se estén evaluando. Adicional Chung y Gray (1999), plantean 9 pasos para aplicar la minería de datos asertivamente los cuales están expresados en su artículo y pongo a continuación “1. Desarrollar un entendimiento de la aplicación, del conocimiento previo relevante, y de los objetivos del usuario final, 2. Crear un conjunto de datos objetivo establecidos para ser utilizado para el descubrimiento, 3. Limpiar datos y procesamiento previo (incluyendo el manejo de campos de datos que faltan, ruido en los datos, lo que representa para las series temporales, y los cambios conocidos), 4. Reducir el número de variables y encontrar representaciones invariantes de datos si es posible. 5. Seleccione la tarea de minería de datos (clasificación, regresión, clustering, etc.), 6. Seleccione el algoritmo de minería de datos, 7. Búsqueda de patrones de interés (esto es la minería de datos

actual), 8. Interpretar el patrón extraído. Si es necesario, iterar a través de cualquiera de los pasos 1 a 7, 9. Consolidar el conocimiento descubierto y preparar un informe." En conclusión para Chung y Gray (1999) el objetivo de la minería de datos es validar, identificar lo potencialmente útil y correlacionar los datos existentes procediendo de abajo hacia arriba o viceversa.

Para Spangler, May y Vargas (1999) la minería de datos es una técnica para identificar patrones que permiten clasificar los resultados obtenidos, mediante el uso de técnicas estadísticas que unen o relacionan las diferentes variables. Spangler et al. (1999) utilizan tres metodologías: la primera, de análisis de discriminación lineal, la segunda, redes neuronales y, por último, la metodología de arboles de decisión. Todas ellas fueron evaluadas y caracterizadas en una matriz para revisar su desempeño, determinando la segunda técnica como la más adecuada.

Jian-Hong, Hao-ren, De-ren y Wei (2002), tienen como objetivo analizar la información recogida en tiempo real a través del Sistema de Adquisición de Datos (DAS), que utiliza la minería de datos basada en los siguientes enfoques: "la Teoría de decisión de bayes, las red neuronal artificial, la colección teórica de proximidad y la lógica difusa" (p. 539). Ellos centran el trabajo en análisis en tiempo real, ya que enfocan la investigación en resolver rápidamente los problemas que se presentan en una planta de energía eléctrica puesto que no puede parar, por lo cual no dejan las decisiones de intervención mecánica en manos de los colaboradores que trabajan en la planta, ya que el sistema realiza una verificación de eventos sucedidos anteriormente y sugiere la intervención que se debe realizar.

A través de la minería de datos se pueden analizar problemas de relaciones electrónicas de gestión con el cliente (eCRM por sus siglas en ingles) como lo mencionan Padmanabhan y Tuzhilin (2003) ya que facilita el estudio de los problemas con los clientes, las interacciones con el mismo y la mejora de los parámetros. Lo anterior es posible lograrlo utilizando metodología matemática basada en la clasificación de la programación lineal, la programación no lineal y la programación entera.

Obenshain (2004) por el contrario que Spangler, May y Vargas, plantean que la minería de datos está compuesta por las etapas resumidas en el acrónimo SEMMA que es Muestra, Explora, Modifica, Modela y Evalúa. Obeshain plantea 4 objetivos de modelación de la minería de datos que son la predicción, la clasificación, la exploración y la afinidad, los cuales pueden ser manejadas por técnicas de regresión logística, redes neuronales, arboles de decisión, razonamiento basado en la memoria, maquina de vectores de soportes, los clasificadores de Bayes, entre otras. Su trabajo fue aplicado en el área de la salud bajo tres enfoques el primero de Control de infecciones en hospitales, segundo la clasificación de los hospitales y por último la identificación de los riegos altos en pacientes.

Hsu y Want (2005) aplican la minería de datos basada en la técnica de árbol de decisión, en una empresa del sector textil para determinar y clasificar los patrones antropométricos del cuerpo de los soldados y tener la cantidad optima de prendas de vestir como pantalones y camisas en el inventario. Esto suplementa la teoría de la importancia de recolectar los fallos e identificar los patrones que generan los tiempos muertos en la maquinas de las líneas de producción.

Sadoyan, Zakarian y Mohanty (2006) aplican la minería de datos en procesos de control para la fabricación de herramientas y troqueles, basada en la teoría de conjuntos de aproximación (RS) con reglas de decisión. Adicional Sadoyan et al. (2006) comparan la técnica utilizad frente al método basado en redes neuronales, concluyendo que los conjuntos de aproximación son de mayor precisión, eficacia, velocidad y facilidad de uso.

Ping (2006) a través de la teoría de conjuntos de aproximación, usada comúnmente en la minería de datos, ha facilitado la extracción y análisis de información de una gran base de datos soportada en algoritmos de cuantificación, para los comportamientos y fallos de una caldera de una central térmica.

Otra aplicación para la teoría de conjuntos de aproximación es la predicción de desastres de gas en las minas de carbón como lo analizan Shao y Fu (2008) obteniendo como resultado una predicción muy aproximada a los posible fallos. Adicional, ellos destacan que la metodología aplicada es práctica, exacta y de alta veracidad.

Introducción

La minería de datos solo necesita de información concreta, ya que como lo expresan Matos, Chalmeta y Coltell (2006) para tomar una buena decisión, solo se necesita del conocimiento que pueden aportar los datos generados a través del tiempo en la empresa.

Jin, Wang, Zhou y Wang (2009) presentan reglas de asociación en un algoritmo de minería de datos aplicadas a grandes conjuntos, obteniendo como resultado una mejor velocidad de extracción de los datos y una eficacia de análisis de la información recolectada.

Jin y Liu (2009) resaltan la categoría descriptiva y la predictiva de la minería de datos, la primera describe los datos de forma concisa y la segunda analiza el posible comportamiento de los datos, sin embargo ellos se centran en los modelos de visualización que existen para graficar los datos recolectados e identificar rápidamente las características, las relaciones y las tendencias ocultas que alteran el resultado en el momento de tomar una decisión. Algunos métodos de visualización que mencionan Jin y Liu (2009) son gráficos de barras, gráficos de líneas, mapas qq, diagramas de dispersión, curvas de regresión parcial, diagramas de temporización, entre otros.

Baesens, Mues, Martens y Vanthienen (2009) aclaran que la minería de datos se basa en la identificación de los datos patrón y en encontrar las relaciones del análisis para apoyar los sistemas de toma de decisiones. Para Baesens et al. (2009) la minería de datos tiene soluciones ya desarrolladas, para diferentes problemas, basadas en redes neuronales, redes bayesianas, algoritmos genéticos, entre otros, sin embargo adicionaron los métodos de interpretabilidad y el de legibilidad que permiten un éxito sobre los factores críticos.

Romero y Ventura (2010) más que hablar de herramientas, hablan de la importancia de la educación de la minería de datos (EDM por sus siglas en ingles) y de cómo esta ha ido creciendo a través de los años por el número de publicaciones acerca del tema, por lo cual especifican que es un área madura y de alto impacto, generando miles de aplicaciones que apalancan el interés de aplicar alguna de sus técnicas para identificar las causas que generan tiempos muertos en una línea de producción.

Knauf, Sakurai, Takada y Tsuruta (2010) desarrollaron un modelo a través de la minería de datos basado en la storyboard o guion de grafico, para evaluar cual carrera universitaria debían elegir los estudiantes para tener más probabilidad de éxito, a partir de datos cuantitativos como las notas y cualitativos como los talentos de cada uno.

Zhang y Bi (2010) han trabajado en la protección de los datos usados en la minería de datos, ya que la privacidad de las personas puede ser violada por el tipo de análisis que produce y la relación que genera al cruzar la información de los estados de un paciente, las preferencias, las tarjetas de créditos, entre otras e iniciar a arrojar resultados de las tendencias de cada uno de los individuos. Zhang y Bi (2010) para proteger los sistemas utilizan la matriz de perturbación aleatoria para datos discretos de tipo característico, tipo booleano, tipo de clasificación y tipo de números para generar una medida de protección a la privacidad.

Overmeyer, Dreyer y Altman (2010) aseguran que el rendimiento y la eficiencia en las líneas de producción son fundamentales para las fábricas, por lo cual se focalizan en un método de minería de datos basado en la predicción y en la configuración de los sistemas de producción interrelacionados cíclicamente. Esto permite analizar e interrelacionar diferentes datos en el software RapidMiner y obtener resultados precisos para facilitar la toma de decisiones.

Chen (2012) aclara que los tiempos de fabricación son fundamentales para formalizar compromisos de cantidad y fijar tiempo de entrega con los clientes, por lo cual enfoca su trabajo en las técnicas de clasificación y minería de datos fundamentados en la clasificación difusa bidireccional y el enfoque neuronal con el objetivo de mejorar los sistemas de producción.

Wang, Wang y Gu (2011) realizaron un análisis basado en la minería de datos acerca de los software existentes para desarrollar proyectos reales y aplicarlos en la sociedad, obteniendo como resultado la lista de las siguientes herramientas: “Excel, SAS, MATLAB, SPSS, SPSS Clementine, SAS Enterprise Miner, KXEN y Salford Cart, MARS y TreeNet” (p 95), el orden de los software es de acuerdo al resultado de la votación obtenida de la pagina web KDnuggets.com como lo mencionan Wang et al. (2011).

Morik, Bhaduri y Kargupta (2012) no hablan de la aplicación de la minería de datos en la industria, sin embargo exponen la importancia de la metodología a través de un algoritmo

de tiempo real para la predicción de eventos naturales como el clima, los desastres y el estado de los recursos naturales generando informes del comportamiento del ecosistema. Adicional a lo anterior la investigación permite entender la amplitud, la precisión y el alto impacto de la aplicación de la minería de datos a través de los análisis para la predicción y la toma de decisiones frente a problemas identificados.

Chiang, Lin y Chen (2014) aplican la minería de datos en las áreas donde se utilizan bases de datos para generar informes valiosos de diversos temas, ya que a través de una técnica de asociación se pueden generar relaciones entre diferentes datos, corroborando que los tiempos muertos pueden ser analizados mediante esta técnica logrando posiblemente muy buenos resultados. Es importante mencionar que Chiang et al. (2014) utilizan la heurística basada en clases de modificación (MCBH) y en la heurística basada en semillas de asociación.

Hajiabadi (2014) planteo un método para aumentar la velocidad y la precisión de búsqueda de todos los temas relacionados a la odontología en la web a través de la minería de datos mediante un algoritmo de clasificación basada en gráficos.

Timarán–Pereira (2013) analiza la información recolectada a través de los métodos de acoplamiento, de asociación y de las tareas de clasificación relacionados a la minería de datos. La aplicación de Timarán-Pereira (2013) define nuevas operaciones algebraicas y primitivas para plantear nuevas reglas de asociación y de clasificación.

Hsueh, Huang y Tseng (2013) direccionaron el estudio de minería de datos basado en los análisis de árbol, hacia los análisis de riesgo laboral en las obras civiles llevadas a cabo en Taiwan, ya que permitieron establecer las reglas y la clasificación de la información recolectada, para determinar la tipología del accidente e iniciar con la prevención de los riesgos de la construcción y la mejorar en los indicadores de seguridad.

Dam, Phan, Ho, y Nguyen (2014) extraen la información importante de grandes bases de datos a través de la minería de datos. Ellos aplicaron la metodología en la ciencia de materiales por medio de un algoritmo avanzado de minería estadística en regresión lineal

múltiple para determinar la relación que existe entre las propiedades estructurales y las físicas, con el objetivo de mejorar y desarrollar nuevos diseños de los materiales.

Ameri, Alizadeh y Hadizadeh (2014) aplicaron la minería de datos en pacientes infértiles para determinar la influencia de los medicamentos y por medio del árbol de decisión evaluar los diferentes efectos que los medicamentos generaban en estos. La aplicación permite generar un inventario para evitar faltantes de medicamentos y evitar futuros problemas.

Rajaretnam (2014) define minería de datos como “un conjunto de técnicas que se utilizan para extraer datos escondidos o desconocidos de grandes bases de datos” (p.295). Basado en la definición Rajaretnam también expreso una preocupación sobre la pérdida de la privacidad de las personas, ya que los estados gubernamentales tienen acceso a acciones cotidianas como la navegación en el internet, el uso de las tarjetas de crédito, entre otras, permitiéndoles, por medio de la minería de datos, establecer las tendencias de las actividades comunes de los individuos. Lo anterior demuestra el poder y el alcance de la herramienta y la capacidad de análisis que genera.

Zuo, Hu, Li y Zhang (2014) utilizan la minería de datos para determinar las causas del agrietamiento por enfriamiento sobre la superficie de un ducto; comparan y relacionan los resultados obtenidos de la tubería de hierro y los tubos de polietileno de alta densidad, basándose en la influencia de la velocidad del caudal y evidenciando la perdida de temperatura del tubo de hierro cuando el flujo es inferior a 50L/min, lo cual afecta directamente la resistencia del material.

Qiang, Rui-Chun y Hui (2014) a través de la minería de datos lograron identificar los productos que los comerciantes vendían con el objetivo de mejorar las ventas en línea, a través de la utilización de un algoritmo basado en series de tiempos que relaciona las transacciones del comercio electrónico con los registros de la transacción. Cabe mencionar que Qiang et al. (2014) llevaron a cabo esta prueba en MATLAB para demostrar la asertividad del algoritmo.

Falavi y Abdoli (2015) basan su estudio en identificar la relación que existe entre el capital y el desempeño de la empresa, para determinar el riesgo y la rentabilidad, a través de la minería de datos y otras técnicas como la red neuronal, el árbol de decisiones, redes neuronales, entre otras.

Zheng, Zhang, Hu y Shi (2015) evaluaron la importancia de la relación que existe entre las características geométricas y los parámetros de proceso para las operaciones de conformado en caliente, a través de la minería de datos basada en un algoritmo de árbol de decisión aplicado en el software WEKA (Waikato Environment Knowledge Analysis), obteniendo resultados muy positivos que permitieron tomar decisiones asertivas.

Ring y Eskofier (2015) utilizan la minería de datos para evaluar los patrones que generan los tumores hepáticos en ratones de laboratorio demostrando la relevancia que tiene relacionar las diferentes variables como el género, la especie, la edad, entre otros. Esto permite asegurar que los tiempos muertos pueden ser analizados con gran precisión y determinar las posibles las causas que los generan, a través de atributos cualitativos y de la minería de datos.

Mani, Ravindran, Mannepalli, Vang, Luciw, Hogarth, Khan, y Krishnan (2015) aplican herramientas de minería de datos en la epidemiologia para tener mayor precisión en los ensayos realizados durante dos años en ratones de laboratorio. También les permitió observar la tendencia que tienen los agentes infecciosos y la tolerancia que tienen los ratones frente a estos, por lo cual se puede asegurar la identificación de las causas que generan los fallos, por las tendencias que se pueden generar a través de la minería de datos.

Es fundamental tener claro que WEKA es una herramienta que funciona a través de la extracción de información de una base de datos en un software JAVA con una licencia GPL como lo exponen Hernández y Ferri (2006).

El presente trabajo tiene como finalidad describir una metodología que analice las fallas de las máquinas en una línea de producción, mediante la aplicación de la técnica inteligente conocida como minería de datos con la que se establece, relaciona e identifica las principales causas que generan el mayor número de tiempos muertos en un sistema productivo. A través de la herramienta de minería de datos WEKA se logra relacionar las diferentes causas de las fallas y determinar cuáles son las más comunes para plantear posibles soluciones. Basados en un proceso de clasificación denominado árbol de decisión, se logra tomar las mejores decisiones para clasificar y analizar la información,

como lo describen Barrientos, Cruz, Acosta, Rabatte, Gogeascoechea, Pavón y Blazquez (2009).

WEKA es una herramienta flexible que puede utilizarse en cualquier ámbito laboral como lo sostienen Castro, Sifuentes, González y Rascón (2014), quienes a través de la investigación y de la minería de datos lograron estudiar los cambios de los bosques en los últimos 20 años y las posibles amenazas al ecosistema, generando un pronóstico de lo que puede suceder en las próximas décadas.

Otro caso particular, es el modelo para pacientes de hipertensión arterial, diseñado por Joyanes, Castaño y Osorio (2015) quienes a través de WEKA y la minería de datos, determinaron el impacto económico generado a través del diagnóstico preciso realizado a cada paciente. Otros trabajos realizados como el de Mosquera et al. (2016), enfocado en el estudio del análisis de los posibles riesgos psicosociales que pueden sufrir los docentes de educación básica primaria y secundaria, a través de árboles de clasificación J48 y Naive Bayes, reafirman que la metodología utilizada en WEKA, es aplicable en diferentes escenarios.

Después de realizar la revisión bibliográfica acerca de las metodologías planteadas para analizar las causas que generan los tiempos inactivos de una línea de producción, se puede concluir que se han generado grandes trabajos de investigación para resolver este vacío como se ve en la tabla 2-1, sin embargo, esto no quiere decir que a la fecha no existan múltiples metodologías que puedan seguir siendo estudiadas, como la herramienta WEKA, que a pesar de que ha sido empleada en varios ámbitos, no pierde vigencia ya que contribuye a mejorar y eliminar los tiempos muertos, por medio de la representación de los fallos en un árbol de decisión que condensa la información, que cualquier industria podría incorporar en su modelo de análisis.

La metodología planteada fue comparada con la técnica manual aplicada en la línea de producción de la organización, logrando determinar que la propuesta tiene mayor precisión en el momento de tomar decisiones relacionadas con la intervención de las máquinas y con la programación del mantenimiento preventivo, que se debe diseñar apoyado en las predicciones que se logren constituir. Finalmente, por medio de WEKA se logró establecer en un 95,6% de confiabilidad la eficiencia del análisis de los datos, versus el método manual actual.

Tabla 2-1. Metodologías aplicadas para identificación de fallas en la producción. Fuente propia

Autores	Año	Contribución
Falavi y Abdoli.	2015	Técnicas utilizadas: red neuronal, árbol de decisión.
Zheng, Zhang, Hu y Shi.	2015	Algoritmo de árbol de decisión aplicado en software WEKA.
Ring y Eskofier.	2015	Análisis de tiempos muertos con gran precisión.
Mani, Ravindran, Mannepalli, Vang, Luciw, Hogarth, Khan, y Krishnan.	2015	Minería de datos en la epidemiologia para mayor precisión en los experimentos.
Zhu y Zhou.	2014	Sustitución optimizada de una medida heurística, programación lineal basada en algoritmos y algoritmos de retroalimentación.
Rajagopal y Xavior.	2014	Distribución Exponencial.
Bhale, Baki y Azab.	2014	Programación lineal entera mixta en las operaciones de mecanizado.
Ali y Deit.	2014	Sistemas esbeltos.

Tabla 2-1: (Continuación)

Autores	Año	Contribución
Chiang, Lin y Chen.	2014	Heurística basada en clases de modificación (MCBH) y heurística basada en semillas de asociación.
Hajiabadi.	2014	Minería de datos basada en un algoritmo de clasificación apoyada en gráficos.
Dam, Phan, Ho, y Nguyen.	2014	La minería de datos aplicada a la recolección de información de grandes bases de datos.
Ameri, Alizadeh y Hadizadeh.	2014	Minería de datos aplicada en el campo médico.
Rajaretnam.	2014	Minería de datos, Preocupación por la pérdida de privacidad que se tiene al utilizar la herramienta.
Qiang, Rui-Chun y Hui.	2014	Mejorar las ventas en línea mediante algoritmo basado en series de tiempo y Demostración de la asertividad del software en MATLAB.
Yu, Guo, y Liao.	2013	Proceso Poisson no homogéneo (PPNH).
Osaraenmwinda y Okorie.	2013	Análisis de Pareto para identificar los componentes críticos de los tiempos inactivos.
Brown y Badurdeen.	2013	Teoría de colas y Simulación de eventos discretos.
Ungureanu y Ungureanu.	2013	Continuidad de procesos.

Tabla 2-1: (Continuación)

Autores	Año	Contribución
Timarán–Pereira.	2013	Métodos de análisis: acoplamiento, asociación y clasificación.
Hsueh, Huang y Tseng.	2013	La minería de datos basados en los análisis de árbol.
Hu, Yue and Zhao.	2012	Análisis de disponibilidad equivalente: reducción y mejoramiento gracias a la disminución de tasas de fracaso.
Ocampo, Clark y Liggayu.	2012	Balizas para la reparación inmediata de daños en la maquinaria.
Wijaya, Lundberg y Kumar.	2012	Visualización del tiempo inactivo y análisis del tiempo de inactividad.
Livelli.	2012	Dispositivo inteligente que captura datos producidos por los fallos y paros.
Tsarouhas.	2012	Análisis RAM para análisis de fiabilidad, disponibilidad y facilidad del mantenimiento.
Rebai, Kacem y Adjallah.	2012	Programación lineal y métodos metahurísticos enfocados en algoritmos genéticos.
Mungani y Visser.	2012	Mantenimiento Centrado en la Confiabilidad (RCM), Mantenimiento productivo Total (TPM), Mantenimiento Centrado en el Negocio (BCM).

Chen.	2012	Mejorar sistemas de producción basados en la clasificación difusa bidireccional y el enfoque neuronal.

Tabla 2-1: (Continuación)

Autores	Año	Contribución
Morik, Bhaduri y Kargupta.	2012	Algoritmo en tiempo real para la predicción de eventos naturales.
Castrillon, Sarache y Giraldo.	2011	Algoritmos evolutivos.
Gosavi, Murray, Tirumalasetty y Shewade.	2011	Reducción de la media y variabilidad del tiempo de procesos.
Lin y Lee.	2011	Estadística para el grado de fallo de una máquina.
Taghipour, Banjevic y Jardine.	2011	Modelos de Decisión de Multicriterio (MCDM).
Wang, Wang y Gu.	2011	Análisis de software existentes para la minería de datos.
Romero y Ventura.	2010	Evolución de la educación de la minería de datos (EDM).
Knauf, Sakurai, Takada y Tsuruta.	2010	Método basado en la storyboard para evaluar el perfil de los estudiantes.

Zhang y Bi.	2010	Privacidad y protección en la información y Matriz de perturbación aleatoria para datos discretos.
Overmeyer, Dreyer y Altman.	2010	Utilizan software RapidMiner para facilitar la toma de decisiones.

Tabla 2-1: (Continuación)

Autores	Año	Contribución
Flood, Houlding, Wilson y Vilkomir.	2009	Modelo de probabilidad que maneje los tiempos inactivos.
Zimmerman y McDaniel.	2009	Uso de datos de eventos reales digitales.
Tai y Chan.	2009	Métodos ocultos de Markov (HHM's).
Jin, Wang, Zhou y Wang.	2009	Reglas de asociación aplicadas a grandes conjuntos para el algoritmo de minería de datos.
Jin y Liu.	2009	Dos Categorías: Predictiva y Descriptiva; Modelos de visualización para graficar datos.
Eaton, Rama y Macak.	2008	Unidad de Frecuencia Variable (AFD).
Yang, Djurdjanovic y Ni.	2008	Algoritmo genético con probabilidad de fracasos.
Alardhi y Labib.	2008	Modelo de programación integral Cero-Uno.

Shao y Fu.	2008	Predicción de desastres de gas como aplicación de la teoría de aproximación.
Ida y Osawa.	2007	Métodos de algoritmos genéticos.
Kimber, Zhang, Franklin y Bauer.	2006	Factor de disponibilidad para los equipos a través de modelos computacionales.

Tabla 2-1: (Continuación)

Autores	**Año**	**Contribución**
Sadoyan, Zakarian y Mohanty.	2006	Teoría de Conjuntos de Aproximación (RS).
Ping.	2006	Algoritmos de cuantificación para analizar los comportamientos de las máquinas.
Hsu y Want.	2005	Minería de datos basada en arboles de decisión.
Stephens y Sommers.	2004	Sistema Automático de Monitoreo de Tiempo inactivo ADM.
Lee y Ni.	2004	Evaluación del Multisensor de rendimiento y predicción basados en modelos estadísticos.
Bradley y Willet.	2004	Lean Manufacturing.
Obenshain.	2004	SEMMA: Muestra, Explora Modifica Modela y Evalúa.
Azizoglu, Koksalan y Koksalan.	2003	Algoritmos de tiempos polinomiales para problemas jerárquicos.

Padmanabhan y Tuzhilin.	2003	Análisis de relaciones electrónicas de gestión con el cliente (eCRM).
Jian-Hong, Hao-ren, De-ren y Wei.	2002	Sistema de Adquisición de datos (DAS).
Christer y Lee.	2000	Procesos Homogéneos perfectos y no perfectos. Procesos perfectos no homogéneos.

Tabla 2-1: (Continuación)

Autores	**Año**	**Contribución**
Chung y Gray.	1999	Minería de datos a través de pruebas T y los nueve pasos para aplicar Minería de Datos.
Spangler, May y Vargas.	1999	Análisis de discriminación lineal, redes Neuronales y arboles de decisión.
Christer, Wang, Sharp y Baker	1998	Mantenimiento preventivo para reducir los tiempos inactivos de producción
Labib, Williams y O'Connor.	1998	AHP y Logic Fuzzy.
Hand.	1998	Minería de datos como disciplina que no es correcta en la interfaz de la estadística.
Smith.	1997	Algoritmos fundamentados en la teoría de renovación.

Fredendall, Patersson, Kennedy y Griffin.	1997	Calidad, fiabilidad, flexibilidad y plazos de entrega en la producción.
Haukas y Aven.	1996	Simulación De Monte Carlo.
Hariga.	1996	Función heurística de la densidad de probabilidad de fallo en un intervalo inspeccionado.
Lin y Timus.	1995	Distribución de WEIBULL.

Tabla 2-1: (Continuación)

Autores	**Año**	**Contribución**
Kobbacy, Proudlove y Harper.	1995	Sistema Inteligente Para la Optimización del Mantenimiento (IMOS).
Chatfield.	1995	Minería de datos.
Liao.	1993	Modelo de programación entera en una máquina con un algoritmo heurístico.
Schreiner.	1987	dBASE III PLUS.
Jordan.	1987	Sistemas Basados en el Conocimiento (KBS).
Woollam.	1986	CAMP 2, DELTA, GELDER y NAWAZ.
Jaeger y Baliga.	1985	Control y medición de cada operación en la organización a través de metas y objetivos.
Denton.	1985	Ecuación de regresión con conjuntos alternativos.

Christer y Whitelaw.	1983	Teoría de la fiabilidad.
Lovell.	1983	Minería de Datos.
Burney.	1982	Planteamiento del Mantenimiento Preventivo.
Herbaty.	1976	Costos en el Mantenimiento.
Harnett.	1969	Teoriza la Importancia del mantenimiento preventivo.

Metodología propuesta

Para desarrollar el trabajo planteado se debe establecer una serie de pasos que a partir de una secuencia lógica permitan identificar y analizar las causas que generan los tiempos muertos en la línea de producción, a través de una técnica inteligente denominada minería de datos y establecer soluciones que permitan operar la línea de forma eficiente. De acuerdo a lo anterior primero se debe recolectar la máxima información posible de la línea de producción en una base de datos, segundo se clasifica la información de acuerdo a los fallos identificados, tercero se parametriza la herramienta de minería de datos denominada WEKA para realizar el análisis que permite identificar las principales fallas que generan los tiempos muertos, cuarto establecer el modelo matemático que clasifica y agrupa la información y genera el informe de fallos y quinto determinar cuáles son las principales fallas de la línea de producción, establecer posibles soluciones y eliminarlas de raíz.

A continuación, se explican cada uno de los pasos establecidos para desarrollar la metodología propuesta:

3.1 Paso 1: Recolección de información y documentación en una base de datos

Para obtener un resultado confiable y verídico se debe recolectar, en una base de datos, información referente a las diferentes causas que generan los fallos en la línea de producción, para que estos luego sean procesados y convertidos en conclusiones objetivas, que generen un conocimiento concreto y útil para la organización.

La información es recolectada en un sistema de planeación de recursos denominado ERP (Enterprise Resource Planning), que según Silva y Silva (2008), es una solución informática que integra los recursos materiales de la organización, a través de módulos

determinados de acuerdo a los diferentes procesos como producción, planeación, calidad, logística, financiera, mercadeo y compras. Adicionalmente, Shang y Seddon (2000) resaltan que los ERP mejoran la información y la integración operacional del negocio.

El ERP manejado por la empresa es SAP que de acuerdo a Yescas (2007), por sus siglas es: Systeme, Anwendungen und Produkte o en español Sistemas, Aplicaciones y Productos en Procesamientos de Datos; para Ovando (2004) este sistema automatiza los procesos, da confiabilidad, proporciona funcionalidad y facilidad a procesos de búsqueda complejos que flexibilizan el acceso y consulta de información con resultados en tiempo real.

La organización utiliza de SAP, los módulos de producción y mantenimiento para almacenar los datos de análisis de fallas. Para realizar esta operación, los líderes, también denominados gestores, deben ejecutar dos tareas fundamentales, primero diligenciar de forma manual las planillas de producción de acuerdo a los resultados obtenidos y a las novedades presentadas turno a turno, para que los digitadores ingresen y guarden los datos en la plantilla parametrizada de SAP y estén disponibles para posteriores consultas.

Segundo, por medio de los avisos de mantenimiento, los colaboradores deben reportar todos los fallos y las paradas de las maquinas, esta información incluye:

- Clase de aviso
- Aviso
- Fecha de aviso
- Mes
- Descripción
- Ubicac. Técnica
- Denominación
- Equipo
- Denominación equipo
- Autor del aviso
- Centro coste
- Inicio avería

- Hora in. Avería
- Fin de avería
- Hora fin avería
- Duración parada
- Indicador ABC
- Orden
- Status sistema

El ingreso de los datos para la generación de avisos es realizado directamente por el gestor, en el mismo lapso de tiempo de la ocurrencia del paro y es cerrado inmediatamente termina la intervención para tener veracidad en los datos alimentados al sistema. El técnico de mantenimiento debe acompañar al gestor para llenar los espacios relacionados a la ubicación técnica, denominación y la descripción del fallo presentado en la línea de producción.

Como se describe en este paso, para llevar a cabo el proyecto, los datos se recolectan a través de un seguimiento realizado durante un mes en la línea de producción. Sin embargo, otros datos fueron tomados de las planillas de producción turno a turno.

3.2 Paso 2: Filtrar y estandarizar la descripción de los fallos de la base de datos

La información subida al sistema SAP es para integrar los procesos de la organización que requieren de datos para tomar decisiones importantes y precisas.

Para el proyecto es fundamental eliminar de la base de datos los espacios que no contribuyen con la determinación y predicción del mantenimiento preventivo, de tal modo que se pueda establecer relaciones, almacenar información y clasificar las variables para realizar los análisis sobre las causas que generan los tiempos muertos en la línea de producción.

Debido a que los fallos son ingresados al sistema de acuerdo al conocimiento y al concepto del gestor y del técnico de mantenimiento, se estableció un listado de paros con una denominación estándar que facilitó y obligó a los colaboradores a ser más disciplinados al momento de alimentar el modulo de mantenimiento en SAP, ya que si los

datos diligenciados están incompletos, los resultados obtenidos no serán precisos. Tener el estándar para denominar e ingresar los fallos facilita la agrupación de los datos para realizar análisis y determinar la cantidad de veces que ocurrió el paro y la frecuencia con la que sucedió durante un tiempo establecido.

Para la elaboración del producto la línea de producción está constituida por ocho procesos que cuentan con dispositivos y maquinaria que pueden fallar y generar tiempos muertos, por lo cual SAP está configurado para diligenciar el sistema con la ubicación exacta de la falla y el grupo al que pertenece y así posteriormente agrupar los fallos por proceso, los cuales se listan a continuación:

1. Alistamiento - Pesaje
2. Cocimiento
3. Aromatizado
4. Depositado
5. Maduración
6. Desmoldeo
7. Acabados
8. Embolsado

Para mejorar la precisión de la focalización de los fallos que se deben tratar, se utilizó el diagrama de pareto, que permite identificar cuáles de los ocho procesos relacionados con la línea de producción, son los que generan la mayor cantidad de fallos que dan como resultado ineficiencias atadas a los tiempos muertos, ya que como lo menciona Bonet (2005) esta herramienta determina cómo el ochenta por ciento de los fallos producidos es generado por el veinte por ciento de las principales causas, las cuales al ser resueltas eliminan al máximo la improductividad.

Se tomaron datos de sesenta días hábiles de operación de la línea de producción, sobre los cuales se hizo un análisis de Pareto para determinar cuál era el proceso que ocasionaba el mayor número de paros y así atacar directamente la fuente, como lo utilizaron Osaraenmwinda y Okorie (2013) al plantear un análisis de pareto, con el objetivo de identificar el ochenta por ciento de los componentes que generaban los tiempos inactivos en una planta de energía eléctrica en Nigeria.

3.3 Paso 3: Aplicación de la minería de datos a partir de la información recolectada

A partir del resultado obtenido después de aplicar el diagrama de pareto sobre los ocho procesos se obtiene una información organizada y filtrada para identificar con mayor claridad los fallos, a partir de la recurrencia y la frecuencia de cada uno de ellos en el sistema.

La información recolectada y que representa el ochenta por ciento de los fallos en la línea de producción es incorporada al sistema WEKA que clasifica, agrupa y esquematiza los datos, estableciendo las posibles relaciones que pueden existir entre la información diligenciada y la interacción entre las diferentes causas que ocasionan los tiempos muertos en la línea de producción.

Las fallas de la línea de producción recolectadas en el módulo de mantenimiento de SAP se descargan del sistema en un formato con extensión .xlsx de Excel, lo cual facilita la construcción del diagrama de pareto por su flexibilidad, sus múltiples herramientas y funciones de gráficos, sin embargo las razones para descargar el archivo en este formato es la compatibilidad que tiene para migrar la información a un formato plano .arff y la flexibilidad que otorga para organizar y clasificar la información en cinco grupos o atributos para WEKA que se listan a continuación:

- Falla
- ServiciosIndustriales
- ExperticiaRol
- Condiciones
- Producción

El atributo denominado falla, hace referencia a los posibles eventos que puedan generarse por problemas relacionados a los sistemas mecánicos, eléctricos u operativos. Los problemas mecánicos están directamente relacionados a las fallas por fracturas, fatigas, desgastes y presión. Los problemas eléctricos son atribuidos producidos por cortos circuitos, daños de sistemas de control, sobretensión, y cables sin aislamiento y por último los fallos operativos que son problemas de ejecución donde el colaborador irrespeta algún proceso para trabajar alguna maquina.

Los servicios industriales son los elementos necesarios para alimentar y conectar la maquinaria para su funcionamiento, por lo cual la ausencia de uno de estos puede ocasionar una interrupción al proceso productivo. Los principales servicios industriales utilizados para la producción son vapor generado desde la caldera, el cual produce la energía necesaria para cocinar el producto, el segundo es el aire utilizado para la operación de cilindros o pistones, válvulas y sistemas de presión, y por ultimo esta el agua que es fundamental para las recetas del producto, la lubricación y los sistemas de enfriamiento, de lavado y de limpieza.

Ser máster, sénior o junior representa el nivel de experticia en el rol que puede poseer cada una de las personas de la organización de acuerdo a su liderazgo, conocimiento y empoderamiento. Los empleados máster están ubicados en puestos de trabajo denominados críticos donde un paro es más complejo, pero que a la vez puede solucionar él mismo de manera autónoma. El cargo como sénior, es un rol en el que el colaborador esta puliendo su conocimiento con práctica constante en la operación y ejecutando lo aprendido. Por último está el rol Junior que son las personas con poca experticia, no tienen el conocimiento base para intervenir la maquina, está generando disciplina y aun no puede operar solo los sistemas, necesita de un colaborador sénior durante uno o dos meses para que la formación sea exitosa y el trabajador sea eficiente en la operación.

El producto necesita de características especiales denominadas condiciones ambientales las cuales garantizan la calidad final del producto y el rendimiento de la línea. Principalmente se deben regular la humedad y la temperatura, ya que el producto para adquirir su textura final debe pasar por unas condiciones que mejoran su cuerpo y resistencia ante ambientes agresivos. Si las variables se salen del límite superior e inferior establecido, también se puede generar deformaciones en los productos como aplastamientos, los cuales afectan la forma final, generando fallas en las maquinas envolvedoras, las cuales rechazan el producto que se encuentra por fuera de los limites de las dimensiones establecidas para el empaque.

Por último se tiene un atributo denominado producción el cual establece si la línea está en funcionamiento o se encuentra parada; si la línea está operando normalmente se denomina con la palabra “Produce”, pero si la línea se encuentra parada por alguna falla se nombra con las palabras “Tiempo Muerto”. Esta designación se establece de acuerdo

a las posibles combinaciones que se pueden generar de acuerdo a los atributos descritos en los párrafos anteriores como por ejemplo si se tuvo condiciones de falla eléctrica en los sensores de nivel de la tolva, si se generaron variaciones de presión de vapor en la caldera, si el rol de la persona que se encontraba operando el equipo era máster y las condiciones ambientales del área de producción sobrepasaron los parámetros de humedad, la línea pudo operar normalmente a pesar de la complicaciones, por lo cual el resultado se designa con la palabra Produce.

- Falla: Eléctrica
- ServiciosIndustriales: Vapor
- ExperticiaRol: Máster
- Condiciones: Humedad
- Producción: Produce

Sin embargo si la línea fallo mecánicamente porque los carros del apilador se descarrilaron, si se presento un daño en la tubería y no hubo suministro de agua, si el rol de la persona que se encontraba operando la maquina era Junior y el cuarto de producción excedió el límite superior de la temperatura establecida, se obtiene como resultado un fallo que genera el paro total de la línea de producción que resulta en un tiempo muerto.

- Falla: Mecánica
- ServiciosIndustriales: Agua
- ExperticiaRol: Junior
- Condiciones: Temperatura
- Producción: Tiempo Muerto

Es fundamental aclarar que el filtro utilizado entre los niveles de instancias y de atributos fue el segundo bajo atributos de discretización.

3.4 Paso 4: Determinación del modelo matemático a aplicar

Para el desarrollo del trabajo de grado, determinar el modelo matemático a aplicar mediante una selección selectiva, es uno de los pasos fundamentales para que el resultado obtenido sea lo más objetivo posible para eliminar de raíz los fallos que generan tiempos muertos en la línea de producción.

El modelo utilizado se basa en una técnica de minería de datos conocida como Árbol de Decisión que permite predecir el valor de la variable específica dependiente, por medio del análisis de las variables independientes como lo mencionan Silvente, Rubio y Baños (2013), para ellos también es fundamental aplicar esta metodología ya que permite analizar los datos para evaluar la información resultante de diversos eventos, aportando argumentos para tomar las mejores decisiones a partir de la asociación y agrupación de la información y predecir sucesos futuros.

Franco, Carrasco, Sánchez y Martínez (2013) realizan un aporte importante al aclarar que los árboles de decisión pueden ser usados en bases de datos extensas y sin limitación, lo cual permite afirmar que no se tiene restricciones al momento de desarrollar el trabajo propuesto con esta metodología.

De acuerdo a lo anterior el método utilizado para desarrollar el trabajo de grado es el árbol de decisión que clasifica y agrupa en subconjuntos la información y compara el desempeño de los clasificadores en conjuntos de datos no balanceados como lo expresan Caballero, López y Bautista (2015). El árbol de decisión utilizado en el programa WEKA es el J48, que es una mejora realizada al algoritmo C4.5, el cual selecciona un atributo como base y crea ramificaciones con cada uno de los valores suministrados y sobre cada rama repite el proceso, además tiene como principio evitar que las variables mas predominantes sean las protagonistas al momento de la clasificación como lo expresa Cueva (2010). Cada nodo sebe tener un atributo que divida y genere la mejor separación de las fallas para clasificarlas con la mejor precisión y objetividad posible y con la probabilidad de error más baja.

3.5 Paso 5: Concluir a partir del resultado obtenido

Para concluir que la metodología basada en una técnica inteligente impacta los procesos productivos de la organización, en este caso el mejoramiento de la productividad a través de la identificación y generación de alternativas para la eliminación de los tiempos muertos, se deben confrontar los resultados obtenidos versus la metodología tradicional aplicada en la empresa, basada en el manejo de los datos relacionados con los fallos y con la operación para calcular la eficiencia de la máquinas objeto de estudio.

4. Resultados de la metodología aplicada

4.1 Paso 1: Recolección de información y documentación en una base de datos

Todos los fallos presentados en la línea de producción deben ser diligenciados en SAP en la matriz establecida, conformada por 19 columnas, que deben ser llenados con precisión para que la información resultante de los análisis sea objetiva y permita tomar las mejores decisiones para intervenir y reparar la máquina.

Para desarrollar el trabajo es necesario descargar la información del sistema a un archivo .xlsx de Excel que permite organizar y listar la información, lo cual facilita la ejecución del paso 2.

A continuación se listan y se explican los ítems que son diligenciados en SAP:

4.1.1 Clase de aviso

Clasificación realizada de acuerdo al tipo de intervención mecánica que se va a ejecutar por la falla presentada en la máquina. Se pueden clasificar de acuerdo a los avisos listados a continuación:

- Aviso de avería: se elige cuando la maquina pierde su función inesperadamente.

- Aviso alistamiento para producción: se selecciona cuando la línea va a iniciar a operar después de un aseo o después del paro del fin de semana, ya que se deben revisar sensores, paros de emergencia, presión de caldera, entre otros.

- Aviso desde orden: se selecciona cuando se reprograma una actividad de mantenimiento que se identifica durante la operación, pero no se puede ejecutar

inmediatamente por falta de repuestos, disponibilidad de técnicos de mantenimiento o por cumplimiento de pedidos. Este aviso se elige cuando la falla no atenta contra la integridad general de la maquinaria, ósea que no va a ocasionar un daño mayor que perjudique completamente partes mecánicas o eléctricas.

- Aviso mantenimiento correctivo: en ocasiones se puede presentar una anormalidad en la maquina la cual puede ser ajustada temporalmente con arreglos parciales que permiten que el equipo siga operando, sin embargo se debe seleccionar el aviso para programar la reparación mediante un correctivo programado que debe ser ejecutado lo más pronto posible para evitar que el daño se agrave y el paro genere ineficiencias mayores.

- Aviso de reparaciones locativas: este tipo de aviso se selecciona cuando se deben realizar trabajos de obra civil en la infraestructura del edificio del área de producción. Las reparaciones pueden ser pintura de paredes, arreglo de pisos, pegado de enchape, lavado de cubiertas y fachadas y reparaciones de planta de tratamiento de aguas industriales y residuales, sondeado de red hidráulica, instalación de ventanas y cubiertas, entre otras. Este tipo de trabajos pueden ser una causa de paro de la línea, ya que muchas de las tareas no se pueden ejecutar mientras la producción este en marcha, debido a que se puede generar una contaminación cruzada que atente con la calidad del producto y afecte directamente al consumidor.

- Aviso TPM: la metodología TPM impulsa a realizar recorridos a través de las líneas de producción en busca de no conformidades que afecten la eficiencia y el orden exigido de las 5´S, por lo cual se utiliza una técnica de marcación basada en la ubicación de tarjetas rojas plastificadas, y en algunos casos imantadas, sobre la maquina o el elemento que pueda generar una falla. El objetivo es que los técnicos de mantenimiento en el recorrido a través de la línea de producción identifiquen las tarjetas rojas, las retiren, establezcan el trabajo que se debe realizar, programen los arreglos necesarios en SAP por medio del aviso TPM y ejecuten la tarea en las dos semanas siguientes y así evitar futuros paros.

4.1.2 Aviso

Es un número consecutivo asociado a una actividad de mantenimiento a ejecutar. El técnico reporta este número para tener claridad de la actividad que debe realizar, que repuestos utilizar y tener trazabilidad de lo ejecutado mensualmente durante sus turnos de producción.

4.1.3 Fecha de aviso

En esta columna se pone el día, el mes y el año en que se presenta y reporta en SAP la falla generada en la línea de producción.

4.1.4 Mes

Para facilitar el seguimiento de las fallas se establece una columna de mes que permite agrupar y clasificar el paro.

4.1.5 Descripción

Se tiene establecido y estandarizado, a través de 3 listas de fallas, los posibles eventos que pueden suceder durante el turno:

- El primer listado está enfocado en la Descripción del tipo de falla que sucede en la línea. La falla es reportada por el área de producción en cabeza del gestor o supervisor.

- La lista tres se establece de acuerdo al tipo de actividad que se ejecuta de acuerdo a los síntomas y está asociado al tipo de máquina a reparar. Inicia con un verbo en infinitivo y se complementa con el nombre del elemento que se va a intervenir como por ejemplo cambiar rodamiento, ajustar tornillería, calibrar sensor, entre otros. El espacio es diligenciado por el técnico de mantenimiento.

- El último listado está asociado a la Causa de falla, relacionada directamente al tipo de máquina a reparar.

4.1.6 Ubicac. Técnica

Se diligencia de acuerdo a los activos fijos establecida por la compañía y que están ubicados en las líneas de producción de la planta.

4.1.7 Denominación

La línea de producción está compuesta por subprocesos los cuales permiten generar grupos para ser objetivos en la ubicación de la falla. En la columna se pone el subproceso que tiene integrado la máquina que genero el paro.

4.1.8 Equipo

Cada máquina tiene un código establecido a partir del listado de activos fijos de la compañía el cual se debe diligencia en la columna.

4.1.9 Denominación equipo

En la columna la persona pone el nombre estándar del equipo, establecido internamente por la compañía.

4.1.10 Autor del aviso

Persona que genera el aviso para realizar la intervención de la maquina que está presentando fallas.

4.1.11 Centro coste

Cada línea de producción tiene un centro de costos denominado con un número en SAP, al cual se le asignan los costos asociados a la intervención de la maquina. Los costos son generados por la mano de obra, repuestos y/o servicios externos necesarios para eliminar la falla que genera el paro en la producción.

4.1.12 Inicio avería

Es el mes, el día y el año del momento, en el que la máquina paro por la presencia de una falla en la operación.

4.1.13 Hora in avería

Es la hora en la que el técnico de mantenimiento inicia a intervenir la maquina.

4.1.14 Fin de avería

Es el mes, el día y el año en el que el técnico termina de intervenir la maquina y queda lista para iniciar la producción.

4.1.15 Hora fin de avería

Es la hora reportada por el área de producción, en la que la maquina inicia el ciclo de producción después de solucionada la falla.

4.1.16 Duración parada

Es el tiempo total de paro de la máquina y en algunos casos de la línea de producción. Es establecido por la hora de inicio y la hora fin de la avería.

4.1.17 Indicador ABC

Las maquinas son clasificadas de acuerdo a la criticidad o gravedad del paro ocasionado en la línea de producción. Si la maquina es clasificación A debe tener un stock de repuestos amplio y una disponibilidad total de los técnicos, quienes deben intervenirla lo más rápido posible, ya que puede parar totalmente la producción. Las maquinas B pueden parar parcialmente una línea o bajar el flujo de producción y por ultimo esta la clasificación C que son equipos que si fallan no paran la producción.

4.1.18 Orden

Es el número que se debe crear cuando se requieren repuestos o servicios para la intervenir la máquina.

4.1.19 Status sistema

La columna se actualiza de acuerdo al momento en el que se encuentra la ejecución de la intervención, puede ser reporte de actividad, en ejecución, pendiente de intervención o fin de la ejecución.

De las 19 columnas extraídas de SAP se seleccionaron 4 para desarrollar el trabajo de grado, las cuales enfocan la información que se subirá en el programa WEKA. A continuación se listan los ítems seleccionados:

- Fecha de aviso
- Descripción
- Denominación
- Duración parada

Es importante aclarar que se pueden realizar otras combinaciones para realizar análisis con diferentes columnas extraídas de SAP.

También se extrajo información relevante, de las planillas de producción, enunciada a continuación:

A) Experticia en el rol ya que a partir de la habilidad de la persona, los fallos de la línea pueden disminuir. El colaborador puede ser Junior, sénior o máster.

B) Condiciones del ambiente: humedad y Temperatura, debido a que el producto en proceso reacciona de forma diferente en las máquinas y por ultimo

C) Servicios industriales como vapor, aire y agua, ya que si varía alguno de estos elementos frente a los parámetros de operación estándar pueden ocurrir variaciones sobre las condiciones normales de la maquinaria.

4.2 Paso 2: Filtrar y estandarizar la descripción de los fallos de la base de dato

Como se mencionó en la metodología aplicada del paso número dos, para clasificar y enfocar el trabajo se utilizó el diagrama de pareto con el fin de seleccionar los procesos que generaran la mayor cantidad de fallos en la línea de producción.

Para hacer el diagrama primero se descargo de SAP la información de fallos y consecutivamente se exportó a un documento de Excel; segundo se generó la tabla 4-2, donde se totalizó el número de fallas por proceso; luego los valores se organizaron de mayor a menor de acuerdo a la cantidad de fallas, posteriormente, se calculo el porcentaje que cada proceso representa del total y en la última columna se obtuvo el porcentaje acumulado de todos los procesos. En la tabla 4-2, se encuentran todos los

datos organizados para realizar el análisis de pareto ilustrado en el gráfico de barras de la figura 4-1.

Tabla 4-2: Información para análisis de Pareto. Fuente propia

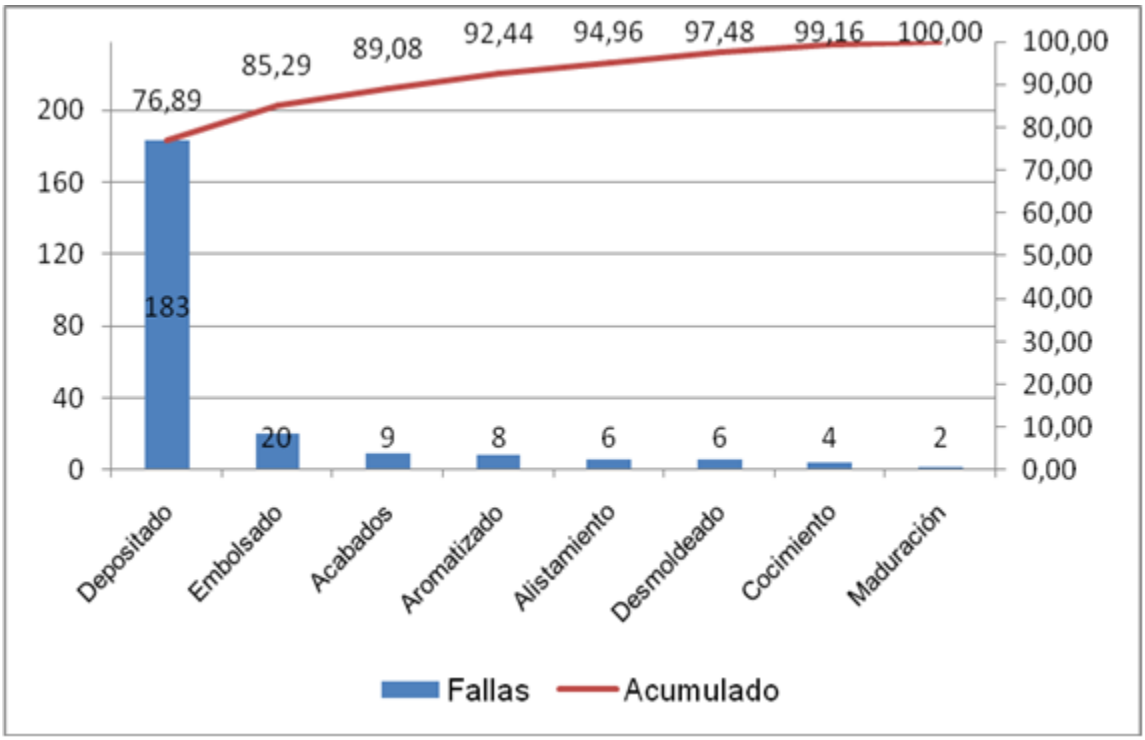
Análisis de Pareto			
Proceso	**Fallas**	**Representación %**	**Acumulado (%)**
Depositado	183	76,9%	76,89
Embolsado	20	8,4%	85,29
Acabados	9	3,8%	89,08
Aromatizado	8	3,4%	92,44
Alistamiento	6	2,5%	94,96
Desmoldado	6	2,5%	97,48
Cocimiento	4	1,7%	99,16
Maduración	2	0,8%	100,00
TOTAL	**238**	**100%**	

Luego de organizar la información se continúa con la creación del diagrama de pareto, el cual debe establecerse de acuerdo a los siguientes ítems representados en la figura 4-1:

- El eje Y izquierdo, representa el número de fallas.

- El eje Y derecho, tiene una escala de cero a cien por ciento para indicar el acumulado de cada proceso.
- El eje X de la parte inferior, tiene listados todos los procesos de la línea de producción, organizados de mayor a menor de acuerdo a la cantidad de fallas generadas.
- Las barras de color azul indican la cantidad de veces que paro la línea de producción por un fallo.
- La línea roja es la curva que ilustra el porcentaje acumulado de las fallas de cada uno de los procesos de la línea de producción.

Figura 4-1: Diagrama de Pareto para analizar los procesos de la línea de producción objeto de estudio.



Nombre de la fuente: Autoría propia.

Como se observa en la figura 4-1, de los procesos de la línea de producción, el que tiene la mayor participación es el Depositado con una representación del 76,89% equivalente a 183 fallos, posicionándolo como el máximo generador de causas de tiempo muertos, por lo cual es el seleccionado como tema de estudio.

De acuerdo a lo anterior la mayoría de los paros son generados por un solo proceso, por lo cual si se eliminan las causas que generan los fallos, un gran porcentaje desaparecerá y disminuirán los tiempos muertos de la línea de producción de manera representativa.

Es importante aclarar que para el trabajo solo se tendrá en cuenta el proceso de depositado, sin embargo para eliminar los problemas de raíz se tienen que tratar posteriormente los 7 procesos restantes, generando nuevamente el diagrama de Pareto y repitiendo todo lo ejecutado en la tesis.

4.3 Paso 3: Aplicación de la minería de datos a partir de la información recolectada

Una vez seleccionado el proceso a analizar y de acuerdo a la metodología argumentada, se debe seguir con la organización de todos los datos, con el objetivo de hacer una clasificación que permita incorporarlos al programa WEKA (versión libre), ya que este tiene una parametrización especial que permite generar la agrupación de la información para arrojar los análisis necesarios y determinar los planes de acción con el fin de eliminar los fallos.

De acuerdo a lo anterior, se condensó la información en 5 atributos listados a continuación con los posibles resultados a obtener de acuerdo a la información recolectada de la línea de producción:

- Atributo Falla: “Mecánica”, “Eléctrica”, “Operativa”
- Atributo ServiciosIndustriales: “Vapor”, “Aire”, “Agua”
- Atributo ExperticiaRol: “Máster”, “Sénior”, “Junior”
- Atributo Condiciones: “Humedad”, “Temperatura”
- Atributo Producción: “Produce”, Tiempo Muerto”

Esta clasificación permite correr los datos en el programa bajo un modelo establecido denominado árbol de decisión J48. A partir de los atributos mencionados en el párrafo anterior, se relacionaron 183 filas con los datos tomados en el momento en que ocurría la falla para determinar las tendencias de estas y tener resultados que permitieran plantear las posibles soluciones a cada factor de paro de máquina.

A continuación, se listan solo algunos atributos, del total de la información, con los datos subidos al programa WEKA, ya que si se registran todos los resultados colectados, el trabajo se extendería por el gran contenido de avisos no relevantes, y el objetivo es explicar cómo funciona la metodología propuesta:

- Mecanica,Vapor,Master,Humedad,TiempoMuerto
- Mecanica,Vapor,Master,Temperatura,TiempoMuerto
- Electrica,Vapor,Master,Humedad,Produce
- Operativa,Aire,Master,Humedad,Produce
- Operativa,Agua,Senior,Humedad,Produce
- Operativa,Agua,Senior,Temperatura,TiempoMuerto
- Electrica,Agua,Senior,Temperatura,Produce
- Mecanica,Aire,Master,Humedad,TiempoMuerto
- Mecanica,Agua,Senior,Humedad,TiempoMuerto
- Operativa,Aire,Senior,Humedad,Produce
- Mecanica,Aire,Senior,Temperatura,TiempoMuerto
- Electrica,Aire,Master,Temperatura,Produce
- Electrica,Vapor,Senior,Humedad,Produce
- Operativa,Aire,Master,Temperatura,TiempoMuerto
- Electrica,Agua,Senior,Temperatura,TiempoMuerto
- Mecanica,Agua,Junior,Temperatura,TiempoMuerto
- Electrica,Agua,Junior,Temperatura,TiempoMuerto
- Operativa,Vapor,Junior,Humedad,TiempoMuerto
- Operativa,Agua,Junior,Humedad,Produce

De acuerdo al listado anterior se debe respetar el siguiente orden de atributos para que el programe arrastre la información:

Falla, ServiciosIndustriales, ExperticiaRol, Condiciones, Producción.

En la tabla 4-3, se observa la lógica utilizada para que la información sea ejecutada a través del documento en formato .arff (Attribute - Relation File Format) que permite compartir una serie de atributos y posteriormente es llamado y cargado por la ventana “reprocess” desde el botón “Open file” del sistema WEKA, que es el sistema responsable de la clasificación e integración de la información.

Tabla 4-3. Lista de atributos para ser analizados en el programa WEKA. (Mark et al., 2009).

```
@RELATION relation
@ATTRIBUTE Falla {"Mecanica","Electrica","Operativa"}
@ATTRIBUTE ServiciosIndustriales {"Vapor","Aire","Agua"}
@ATTRIBUTE ExperticiaRol {"Master","Senior","Junior"}
@ATTRIBUTE Condiciones {"Humedad","Temperatura"}
@ATTRIBUTE Produccion {"Produce","TiempoMuerto"}
@DATA
Mecanica,Vapor,Master,Humedad,TiempoMuerto
Electrica,Vapor,Master,Humedad,Produce
……
Operativa,Vapor,Junior,Humedad,TiempoMuerto
Operativa,Agua,Junior,Humedad,Produce
```

4.4 Paso 4: Determinación del modelo matemático a aplicar

Después de ingresar los datos, se selecciona de WEKA la ventana Classification que permite clasificar y generar esquemas de regresión para evaluar la precisión del análisis.

Primero se selecciona la configuración del algoritmo de clasificación a través del botón Choose y la carpeta classifiers, que contiene varias familias listadas a continuación:

- Bayes: está basada en los métodos de aprendizaje de Bayes.
- Function: es utilizada en métodos matemáticos como redes neuronales.
- Lazy: es un método que no construye un modelo.
- Trees: son arboles de decisión.
- Entre otras.

Para desarrollar el trabajo se seleccionó la familia Trees y se eligió el algoritmo J48, ya que es el algoritmo de la minería de datos adecuado a aplicar de acuerdo a lo analizado en el estado del arte, ya que genera un alto nivel de confianza para el análisis, el cual influye definitivamente en el tamaño y la predicción del árbol generado. Antes de obtener el árbol de decisión es necesario seleccionar del botón “Test options”, u opciones de

prueba traducido al español, la alternativa Use training set, que permite evaluar el clasificador de acuerdo a la predicciones realizadas.

Después de ajustar la configuración en WEKA de acuerdo a los parámetros especificados en los párrafos anteriores, se debe aplicar el algoritmo J48 al conjunto de datos seleccionados y cargados. A partir de los datos colectados y subidos al sistema se obtuvo como resultado una clasificación correcta del 95.6% sobre los datos y con errores del 4.4%, lo cual indica que el estudio va obtener resultados confiables. A partir de la matriz de confusión, que da la clasificación de los datos y está representada en la tabla 4-4, se logra de la columna “A” 88 registros, de los cuales 80 fueron correctos y 8 incorrectos y de la columna “B” 0 errores de 87 registros correctos; de acuerdo a la teoría los datos de la diagonal deben ser mayores que sus opuestos, por lo tanto se clasifica con alta confiabilidad en los resultados obtenidos.

Es importante aclarar que la denominación “Produce” quiere decir que la línea de producción a pesar de que presentó problemas opera continuamente, mientras que cuando se hace referencia a “Tiempo muerto” significa que la línea presentó una falla, ocasionando un paro sobre la línea de producción.

Tabla 4-4. Matriz de confusión. Ilustración adaptada de WEKA (Mark et al., 2009)

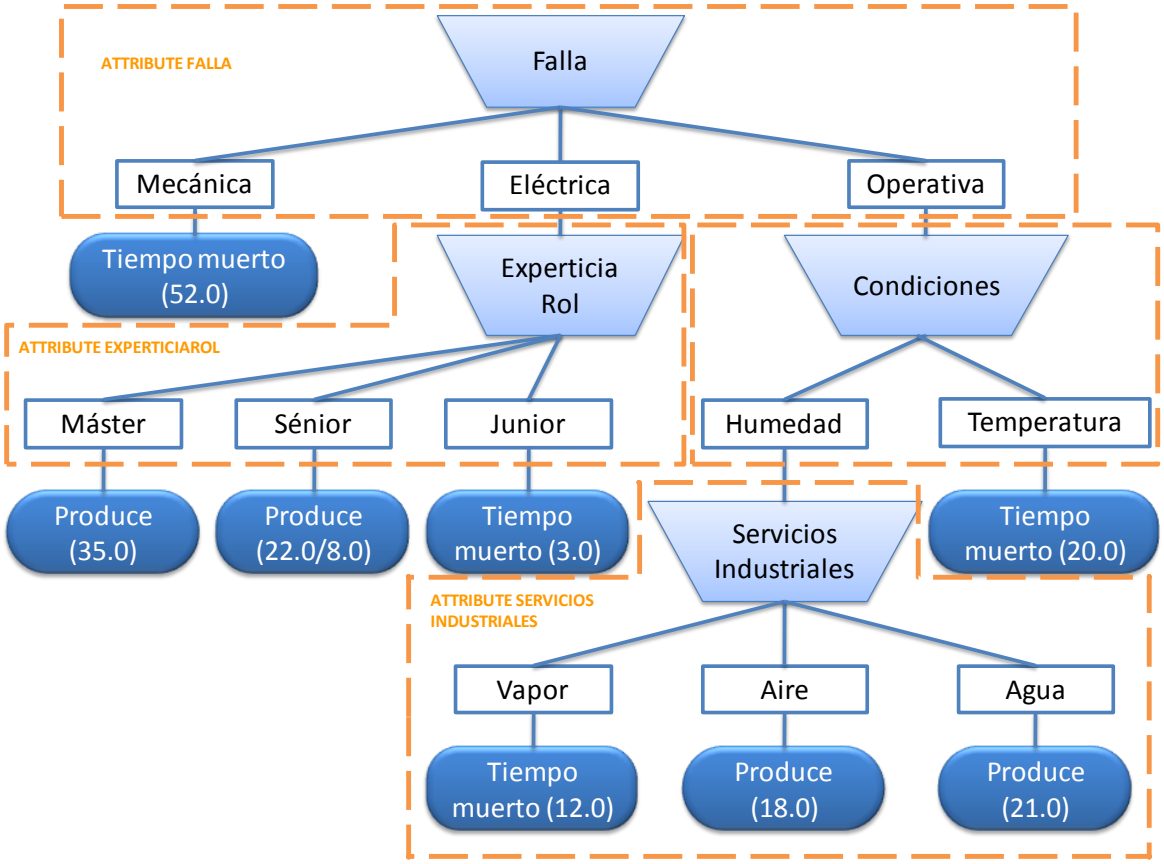
A	B	< --	Classified as
88	0		A = Produce
8	87		B = TiempoMuerto

Al ser el algoritmo J48 un clasificador que tienen como opción los árboles de decisión, se ilustra en un gráfico tipo árbol, la clasificación de los datos alimentados al programa, los cuales permiten iniciar el análisis que determinará cuáles son los atributos a solucionar, con el fin de tomar las mejores alternativas y facilitar el planteamiento del mantenimiento preventivo de la máquina.

En la figura 4-2, se observa la relación que existe entre los atributos determinados y se identifica que la falla mecánica es el componente que genera la mayor cantidad de tiempos muertos en el proceso productivo con un total de 52 paros, seguida de la falla

operativa que relaciona las condiciones de Humedad y Temperatura siendo mayor la segunda con 20 paros, el tercer atributo relevante son los servicios industriales que generan problemas por vapor reflejados en 12 paros y por ultimo esta la falla eléctrica relacionada a la Experticia del Rol específicamente en el componente Junior con 3 paros.

Figura 4-2: Árbol de decisión, resultado de la metodología tradicional o actual, generado con el algoritmo J48.



Nombre de la fuente: Ilustración adaptado de WEKA (Mark et al., 2009)

Al mencionar falla mecánica, eléctrica u operativa se relacionan las fallas que ocasionan los paros en la línea de producción y se listan en la tabla 4-5. Para el resto de atributos las fallas se listan en las tablas 4-6, 4-7 y 4-8, debido a que es fundamental identificar con precisión cada elemento que puede generar un paro, para eliminar de raíz la falla y mejorar la eficiencia del proceso para obtener como resultado la disminución de tiempos muertos en la línea de producción.

Tabla 4-5. Lista de atributos: Fallas. Fuente propia

Falla "Mecánica"	**Filtros colmatados**	**Carros apilador descarrilados**
	Tolva con fugas	Carros desapilador descarrilados
	Lubricación nula	Cadena sin tiempos
Falla "Eléctrica"	Sensores de nivel de la tolva sin señal	Daño en la pantalla de control
	Sin energía	Daño en la tarjeta electrónica
	Daño PLC	Desconexión del sistema de control
Falla "Operativa"	Arranque de maquina sin aseo	Ausencia de colaborador en la línea
	Arranque de maquina con paros de emergencia activados	Arranque inadecuado de la maquina
	Planeación inadecuada del programa de producción	No se alistaron las materias primas requeridas para el arranque de la línea

Tabla 4-6: Lista de atributos: Experticia del Rol. Fuente propia

Atributo: Experticia Rol	
Máster	La persona perteneciente a este nivel debe tener mínimo las siguientes características: 4 años en la organización, aprobar los exámenes de conocimiento de la operación, tener la capacidad de transmitir el conocimiento a sus compañeros, ser un líder en la línea de producción, ser capaz de resolver problemas de la maquina haciendo en parte lo que puede hacer un técnico de mantenimiento y aplicar las 5´S.
Sénior	El colaborador con este rol se encuentra en el punto intermedio del aprendizaje, debe ser activo e ir perfilándose para ser máster, el ideal es que pasados cuatro años la persona pueda ascender a máster, sin embargo si no ha desarrollado las habilidades requeridas durará en este nivel lo necesario hasta que alcance las expectativas requeridas.
Junior	Las características son: persona nueva en la organización, requiere de un acompañamiento mínimo de 2 meses y está en un periodo de prueba del proceso productivo.

Tabla 4-7: Lista de atributos: Condiciones. Fuente propia

Atributo: Condiciones	
Humedad	Debe ser retirada del producto en un área especial para alcanzar la textura idónea. Debe ser controlada del ambiente para que el producto no se reseque rápidamente y pierda su brillo.
Temperatura	Es controlada para mejorar las condiciones de producción y así permitir que el producto salga con las características requeridas.

Tabla 4-8: Lista de atributos: Servicios industriales. Fuente propia

Atributo: Servicios industriales	
Vapor	Es la energía térmica utilizada para la operación de los equipos y la transformación de las materias primas a productos terminados. Es producido por una caldera y regulada por válvulas que permiten el paso necesario de vapor a los equipos para ejercer su función.
Aire	Es necesario para la operación de varias maquinas, las cuales tienen accionamientos neumáticos de pistones y aperturas de válvulas. Se debe garantizar la presión necesaria para el funcionamiento óptimo de los equipos.
Agua	Es una materia prima fundamental que hace parte del producto, de los sistemas de temperatura y es necesaria para el lavado de los equipos.

4.5 Paso 5: Concluir a partir del resultado obtenido

El proceso productivo es medido a través del indicador de Eficiencia Global (EG), el cual es aplicado bajo la metodología TPM (Mantenimiento Productivo Total) que es el resultado de la multiplicación de las variables de disponibilidad, rendimiento y calidad como lo indican Ungureanu N., Ungureanu M. y Alexandrescu (2011).

Para el caso de estudio la variable que se debe evaluar es la disponibilidad, ya que permite medir el tiempo real de trabajo sobre el tiempo programado de producción para establecer la mejora que existe entre el proceso realizado actualmente versus la mejora planteada a partir de los tiempos muerto identificados.

De acuerdo a lo anterior se ilustra en la tabla 4-9 el resultado de la multiplicación de cada una de las variables del TPM obteniendo como resultado una eficiencia global del 71,5%.

Tabla 4-9: Eficiencia global resultante de la metodología tradicional o actual. Fuente propia.

Variables	Metodología tradicional
Disponibilidad	83,16%
Rendimiento	90,50%
Calidad	95,00%
Eficiencia global (EG)	71,50%

El resultado de la variable disponibilidad para la metodología tradicional o actual se calcula con base en los datos de la tabla 4-10. Para calcular el tiempo real en horas programadas/mes se establecieron turnos de 8 horas por 3 turnos días por meses de 24 días laborados. Respecto a las horas trabajadas mes se sumaron los tiempos totales de los paros equivalentes a 97 horas y se le restaron al tiempo programado mes, dando como resultado 479 horas reales laboradas. De acuerdo a lo anterior se dividieron las horas trabajadas mes sobre las horas programadas mes obteniendo como resultado un 83,16% de disponibilidad del proceso de depositado.

Tabla 4-10: Calculo de disponibilidad con metodología tradicional o actual. Fuente propia

8	horas/turno		**Tiempo con metodología tradicional o actual**		
3	turnos/día		Tiempo real trabajado	576	horas programadas/mes
24	días/mes			479	horas trabajadas/mes
576	horas/mes			83,16%	Del tiempo disponible

A partir del árbol de decisión de la figura 4-2, se plantean soluciones a las fallas identificadas en el proceso de depositado, expuestas en la tabla 4-11, lo cual permite aumentar de manera representativa la variable de disponibilidad.

Para analizar los fallos identificados y garantizar la eliminación de los tiempos muertos de raíz se utilizaron dos herramientas: la primera el 5W+1H (Who, What, Where, When, Why

y How), que es una metodología que consiste en responder una serie de preguntas, que inician con las palabras quien, que, donde, cuando, por qué y cómo, en busca de una solución concreta, como lo expresan Trias, Gonzales, Fajardo y Flores (2009).

La segunda, es la herramienta de los 5 porqué, la cual, como lo menciona el ministerio de seguridad pública (2012) en cabeza de Mario Alberto Arnesto, tiene como objetivo preguntar 5 veces el porqué suceden los eventos de manera secuencial, esto quiere decir que la primer respuesta al porqué inicial se vuelve una segunda pregunta y así sucesivamente hasta repetirlo mínimo 5 veces, lo cual permite obtener la respuesta raíz y eliminar al 100 por ciento la causa del fallo.

Tabla 4-11: Solución para fallas identificadas. Fuente propia

Lista de solución para las principales fallas identificadas	
Variables identificadas que generan "tiempo muerto"	**Soluciones a variables identificadas.**
Filtros colmatados	Se realiza limpieza general de filtros y se establece rutina de limpieza que evite la colmatación del polvo en el sistema.
Tolva con fugas	Se verifican condiciones de empaques de la tolva para establecer desgaste y realizar cambio. Se establece cambio de empaques por unos de mayor calidad que generen el ajuste establecido. Se plantea rutina de revisión de empaques de la tolva.
Lubricación nula	Al no cumplir con la rutina de lubricación establecida la maquina no opera de forma correcta. El plan de lubricación existe, se inicia a garantizar el cumplimiento de este.

Tabla 4-11: (Continuación)

Variables identificadas que generan "tiempo muerto"	**Soluciones a variables identificadas.**
Carros apilador descarrilados y Carros desapilador descarrilados	Se ve desgaste en las uñas de los carros que cogen los recipientes, las cadena de cada uno de los carros esta destemplada lo cual ocasiona una diferencial de alturas en el par de carros, generando caída del recipiente con producto. De acuerdo a lo anterior se cambian carros, se solicitan repuestos para tener en stock y se establece rutina de revisión para evitar desgastes de los elementos.
Cadena sin tiempos	Falta aceitar la cadena, esta se encuentra destemplada, las guías están fuera de posición, pines a punto de salir, oxidación en algunas partes. Se cambia cadena, se solicita repuesto para tener en el stock del almacén, se eliminan sustancias de los mecanismos que generen oxidación, se establece rutina de limpieza y aceitado de la cadena.
Variación de la temperatura	La variación en la temperatura afecta directamente la textura, forma y cuerpo del producto, esta se debe a la falta de cumplimiento del mantenimiento preventivo de la unidad. Se plantea mantenimiento preventivo y se evita el almacenamiento de estibas con producto caliente en el cuarto ya que genera cargas adicionales en el área variando la temperatura del ambiente

Tabla 4-11: (Continuación)

Variables identificadas que generan "tiempo muerto"	Soluciones a variables identificadas.
Variaciones de Vapor	Falta revisión interior y exterior de la tubería, caída de presión, verificación del estado y funcionamiento de las válvulas. Se plantea cronograma para hacer revisión y cambio de la tubería que puede estar incrustada, se sellan las fugas que posiblemente pueden interactuar en los cambios de presión, se publica documento donde se especifica la forma regular de alimentar la caldera y se verifica la calidad de carbón que se compra para determinar si es necesario cambiarlo.
Nivel de experticia Junior	Falta seguimiento y determinación de las principales tareas que el trabajador debe ejecutar en su puesto de trabajo. Se genera plan de capacitaciones referentes a los temas pertinentes de la operación, adicional se genera acompañamiento constante con un trabajador del nivel máster. Se verifica la criticidad de la operación para determinar si debería están un trabajador de mayor experticia en el puesto de trabajo.

Luego de listar las fallas e identificar las posibles soluciones, primero se inicio con la recuperación de las condiciones básicas de las máquinas y de los ambientes controlados para la operación. Posteriormente, se generó una lista de chequeo con todas las actividades necesarias para poner en marcha o parar la línea de producción, siguiendo la metodología del mantenimiento conductivo que se basa en la supervisión para que los equipos funcionen de forma correcta, segura y óptima como lo explica Viguer (2012). A pesar de que el mantenimiento conductivo no es resaltado por los autores como lo son el

mantenimiento preventivo y el correctivo, se encontró que las tareas referentes a este tema generan el 14% de las inspecciones necesarias para disminuir las fallas leves que terminan siendo paros de líneas, entre las principales intervenciones se encuentran la detección de fugas y ruidos extraños en los mecanismos de la maquinaria, verificación de sistemas de alarmas y sensores, ajustes de los parámetros para los ambientes controlados y la lubricación. Luego de recuperar las condiciones básicas y de plantear las rutinas de arranque y paro de línea, se estableció un programa de mantenimiento preventivo a partir de lo identificado en la tabla 4-11 para evitar los tiempos muertos en la línea de producción y obtener los resultados de la tabla 4-13.

Pese a que las personas no son repuestos o componentes funcionales de la maquina, juegan un papel fundamental en el funcionamiento de esta, ya que son ellas quienes garantizan una alta productividad, por lo cual después de realizar todos los ajustes mecánicos se puede observar entre las figuras 4-2 y 4-3 como el comportamiento del atributo Experticia del rol varia, el máster en ambos casos puede resolver los problemas y continuar con la producción ya que su experticia le permitió solucionar los inconvenientes, el sénior en el primer caso pudo resolver el 63.64% de las dificultades y posteriormente luego de los ajustes mecánicos y de recibir una capacitación pudo resolver el 87.5% de los problemas sin generar paros, por ultimo esta el colaborador junior que paso de tener 3 a 10 paros, que ocasionaron tiempos muertos de producción, ya que no tenía las capacidades y la experiencia para resolver los problemas, a diferencia del máster que es una persona con más de 6 años de experticia y con una gran responsabilidad y respeto frente a la empresa. De acuerdo a lo anterior es posible determinar el atributo Experticia del rol como una variable circunstancial que genera diferentes índices de productividad de acuerdo a múltiples factores, ya que a pesar de que todas las personas están bajo el mismo régimen laboral fundamentado en un contrato, un salario y una jornada laboral regida y auditada por el gobierno Colombiano, de acuerdo al rol tienen unos premios que son otorgados por su experiencia, por el cumplimiento de la eficiencia global y por el comportamiento ético dentro de la organización, por lo cual es posible que tengan una motivación diferente entre los roles para cumplir con las metas establecidas y evitar al máximo que la maquinas paren.

De acuerdo a las soluciones de las fallas listadas en la tabla 4-11 y la ejecución de las mismas, se logro aumentar la disponibilidad 4,17 puntos porcentuales pasando de 83,16% a 87,33%. Como se expresa en la tabla 4-12 las horas mes pasaron a 503 horas

reales de producción aumentando 24 horas respecto al tiempo de paro inicial de la tabla 4-10 que fue de 479 horas.

Tabla 4-12: Calculo de disponibilidad con metodología propuesta. Fuente propia

8	horas/turno		**Tiempo con metodología propuesta.**		
3	turnos/día		Tiempo real trabajado	576	horas programadas/mes
24	días/mes			503	horas/mes
576	horas/mes			87,33%	tiempo disponible

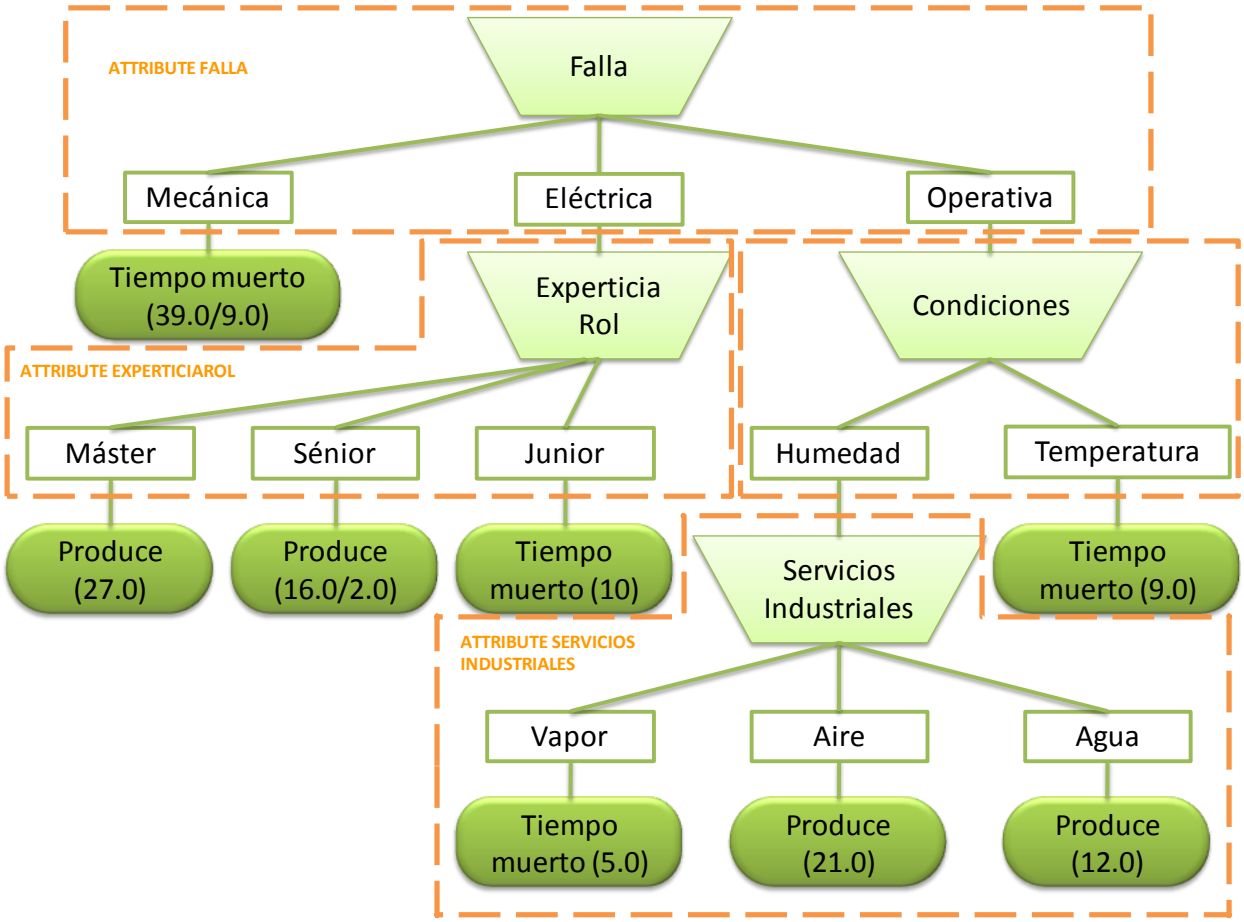
Con el nuevo valor de la variable disponibilidad se calculo nuevamente la eficiencia global como se observa en la tabla 4-13 aumentando 3,58 puntos porcentuales dando un total global de 75,8%.

Otra forma de reflejar la mejora en el indicador de disponibilidad, es a través de la representación del nuevo árbol de decisión con los fallos obtenidos donde hay una disminución de los tiempos muertos y se ven reflejados en la figura 4-3.

Tabla 4-13: Eficiencia global con metodología propuesta. Fuente propia

Variables	**Metodología tradicional o actual**	**Metodología propuesta**
Disponibilidad	83,16%	87,33%
Rendimiento	90,50%	90,50%
Calidad	95,00%	95,00%
Eficiencia global (EG)	71,50%	75,08%

Figura 4-3: Árbol de decisión, resultado de la metodología propuesta, generado con el algoritmo J48



Nombre de la fuente: Ilustración adaptado de WEKA (Mark et al., 2009)

De acuerdo a los arboles de decisión de las figuras 4-2 y 4-3 resultantes del análisis en el programa WEKA, se hace evidente la diferencia en los datos recolectados antes de llevar a cabo el presente trabajo y los resultados obtenidos después de ejecutar las mejoras propuestas y listadas en la tabla 4-11. Los fallos totales de la línea de producción, de acuerdo a la tabla 4-14, disminuyeron en un 24% pasando de 183 a 139 y los tiempos muertos que son paros totales de línea se redujeron en un 64,6% pasando de 130 a 46 problemas en la producción.

Tabla 4-14: Cuadro resumen atributos de árbol de decisión. Fuente propia

		Paros promedio Antes de análisis		**Paros promedio en la actualidad**	
Atributos		Produce *(Fallo sin paro de maquina)*	Tiempo muerto *(Fallo con paro de maquina)*	Produce *(Fallo sin paro de maquina)*	Tiempo muerto *(Fallo con paro de maquina)*
Falla	Mecánica		52	9	30
	Eléctrica				
	Operativa				
Servicios Industriales	Vapor		12		5
	Aire	18		21	
	Agua	21		12	
Experticia Rol	Máster		35	27	
	Sénior	14	8	14	2
	Junior		3	10	
Condiciones	Humedad				
	Temperatura		20		9
FALLOS TOTALES		**53**	**130**	**93**	**46**
		183		**139**	

5. Conclusiones

- Se realizó la revisión bibliográfica y tecnológica acerca de los métodos utilizados para tratar los tiempos muertos en una línea de producción, encontrando que ningún autor había utilizado la minería de datos con los arboles de decisión denominados algoritmo J48, para analizar e integrar los fallos más recurrentes que generan paros en la maquinaria, lo cual permitió plantear soluciones para su eliminación de raíz, lo cual demuestra que se contribuye a la investigación y a las organizaciones del sector industrial, las cuales pueden tomar este trabajo de ejemplo para solucionar sus problemas.

- Se identificaron las relaciones existentes entre las variables que intervienen en los tiempos muertos del proceso de depositado a través del programa WEKA, que integró los diferentes fallos de acuerdo a los atributos establecidos y formo un árbol de clasificación con una confiabilidad del 95.6%, que demostró que las principales causas de los tiempos muertos eran las relacionadas a las fallas mecánicas con 52 paros, seguidas de los fallos operativos concernientes a los problemas de temperatura con 20 paros, al igual que los inconvenientes generados por vapor, y por último la falla eléctrica relacionada a la experticia del rol en el componente junior con 3 paros, por lo cual la productividad se afectaba y el indicador de eficiencia global no subía del 71.5%.

- Se analizó, planteó y ejecutó un plan de trabajo basado en las soluciones para las principales fallas que generaban los tiempos muertos en el proceso de

depositado, lo cual permitió incrementar 3.58 puntos porcentuales el indicador de eficiencia global pasando del 71.5% al 75.08%. De los tres componentes utilizados para calcular el indicador se trabajó en el aumento de la disponibilidad la cual paso de 83.2% a 87.3% aumentando 4.17 puntos porcentuales.

- Después de ejecutar las mejoras planteadas, se obtuvo un nuevo árbol de decisión el cual alcanzó mejores resultados ya que la fallas mecánicas fueron 30, las fallas operativas relacionadas a la temperatura fueron 9 y por último las fallas operativas relacionadas al servicio industrial vapor fueron 5, al igual que las fallas eléctricas relacionadas al rol Junior, lo cual demuestra que después de ejecutar las mejoras planteadas resultantes del análisis realizado en el árbol de decisión de WEKA, se redujo el tiempo muerto en un 24% equivalente a 44 fallos, pasando de 183 a 139 fallos.

- La metodología de análisis de fallas planteada en el trabajo versus la metodología empleada actualmente por la empresa, permitió aumentar 3.58 puntos porcentuales el indicador de eficiencia global que mide e ilustra el comportamiento de la productividad de la líneas de producción, impactando directamente el aumento de los márgenes de rentabilidad, la entrega oportuna de los pedidos a los clientes, el aumento de la productividad y la optimización del recurso humano ya que en el mismo límite de tiempo y con las mismas personas se puedo producir más de lo habitualmente hecho.

- Uno de los pasos fundamentales para ser asertivo y lograr disminuir los tiempos muertos fue clasificar a través del diagrama de pareto el proceso que generaba el mayor número de paros en la línea de producción, ya que esto permitió filtrar y solucionar de raíz los problemas que disminuían la productividad del proceso por la recurrencia de las mismas fallas las cuales no se eliminaban contundentemente.

A. Anexo: Articulo aceptado en revista Información Tecnológica categoría A1 (http://www.citrevistas.cl/a1.htm)

Diseño de una Técnica Inteligente para Identificar y Reducir los Tiempos Muertos en un Sistema de Producción

Diego A. Garcés y Omar D. Castrillón
Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Dpto. de Ingeniería Industrial, Univ. Nacional de Colombia, Sede Manizales, Campus la Nubia, CP 170001, Manizales - Colombia.
(e-mail: dagarcesp@unal.edu.co; odcastrillong@unal.edu.co)

Resumen

En este trabajo se presenta una metodología basada en una técnica inteligente para analizar las fallas en las diferentes máquinas de una línea de producción, con el fin de establecer e identificar las principales variables que generan la mayor fracción de tiempos muertos en el sistema productivo y plantear posibles soluciones. El desarrollo se realizó en cinco pasos. El primero corresponde a la recolección de la información en una base de datos; el segundo es la estandarización de la descripción de los fallos; el tercero es la aplicación de la minería de datos a partir de la información recolectada; el cuarto es la determinación del modelo matemático a aplicar; el quinto es concluir a partir de los resultados obtenidos. La herramienta utilizada es WEKA con el modelo de árbol de clasificación J48. El resultado de la metodología propuesta en comparación a la metodología actual es positivo, ya que se logra un incremento de 3.58 puntos porcentuales en el indicador de eficiencia global, lo que concluye que la herramienta sirve para identificar y reducir los tiempos muertos de una línea de producción.

Palabras clave: minería de datos; tiempo muerto; mantenimiento; producción; WEKA; árbol de decisión

Design of Intelligent Technology to Identify and Reduce Downtime in a Production

Abstract

This paper proposed methodology based on an intelligent technique to analyze the failures in the different machines of a production line, in order to establish and identify the main variables that generate the greatest fraction of idle times in the system and to propose possible solutions. The development of the methodology was carried out in five steps. The first corresponds to the collection of information in a database; the second is the standardization of the description of the faults; the third is the application of data mining from the information collected; the fourth is the determination of the mathematical model to be applied; the fifth is to conclude from the results obtained. The tool used was WEKA with the classification tree J48. The result of the proposed methodology in comparison with the current methodology, is positive, because it is achieved increase of 3.58 percentage points is achieved in the overall efficiency indicator, which allows to conclude that the tool is used to identify and reduce the idle times of a line of production.

Keywords: data mining; idle time; maintenance; productions; WEKA; decision tree

INTRODUCCIÓN

Alcanzar la máxima eficiencia en una línea de producción es uno de los intereses primordiales de las empresas y uno de los problemas más frecuentes que obstaculiza el cumplimiento de esa meta es la aparición de tiempos muertos, razón por la cual se hace necesario identificarlos y eliminarlos como lo menciona Woollam (1986). En una línea con máximo 10 puestos de trabajo, no pueden presentarse tiempos inactivos, debido a que esto provocaría un paro total, que a su vez, ocasionaría disminución de la rentabilidad, por lo cual se aplican varias heurísticas para evitar tiempos inactivos, como los son CAMP 2, DELTA, GELDER y NAWAZ; siendo ésta última la mejor y más completa opción para aplicar. Liao (1993) propone disminuir los tiempos inactivos de las máquinas y los tiempos entre fallas, a través de los modelos de programación entera, en una máquina y un algoritmo heurístico. Posteriormente, Azizoglu et al. (2003) fundamentaron mantener una armonía entre los factores internos y externos del flujo de producción, buscando minimizar al máximo los retrasos a través de algoritmos de tiempos polinomiales para problemas jerárquicos. Ida y Osawa (2007) proponen un método de tiempos inactivos cortos para resolver los problemas de programación en un Job shop (JSPs), por lo cual insertan un método de algoritmos genéticos. Flooda et al. (2009) sugieren que los tiempos inactivos deben ser manejados con un modelo de probabilidad, que a través de una estructura matemática de disponibilidad genere una distribución de predicción del comportamiento en el sistema, el cual al identificar la generación de un fallo establezca varios niveles de recuperación rápida y lenta, de acuerdo con la limitación e inoperancia identificadas, permitiendo resolver el problema.

En una planta de energía eléctrica de Nigeria, Osaraenmwinda y Okorie (2013) llevaron a cabo un análisis enfocado en el estudio de los tiempos muertos, ocasionados por los fallos que originan pérdidas de producción y altos costos de mantenimiento. Ellos identificaron los componentes críticos que generan los tiempos inactivos, a través de un análisis de Pareto, herramienta tradicional que permitió dirigir todos los esfuerzos a los principales fallos, para obtener mayores resultados. Otros métodos muy interesantes para reducir los tiempos muertos o de espera, fueron los trabajados por Brown y Badurdeen (2013), quienes utilizaron la teoría de colas y la simulación de eventos discretos como herramientas básicas, para determinar los tiempos inactivos y el tiempo de reanudación de la máquina al proceso, obteniendo cada vez, un escenario más

ajustado a la realidad. Zhu y Zhou (2014) mencionan que las averías son interrupciones sobre los sistemas de producción, para lo cual desarrollaron 3 tipos de algoritmos predictivos para minimizar las tardanzas, el primer tipo es la sustitución optimizada de una medida heurística, el segundo es la programación lineal, basada en algoritmos y por último algoritmos de retroalimentación. La distribución exponencial es otra heurística que Rajagopal y Xavior (2014) proponen para minimizar los tiempos muertos de los de procesos de producción.

Para la identificación de los tiempos muertos por medio de la caracterización de las fallas presentadas en las diferentes máquinas de una línea de producción, se propone trabajar con una metodología basada en una técnica inteligente como lo es la minería de datos o pesca, como lo denomina Lovell (1983). Chatfield (1995) sugiere que al trabajar con esta técnica, el interesado debe hacer todo lo posible para obtener un excelente ajuste y resultado confiable. Chung y Gray (1999) toman la minería de datos como una herramienta valiosa, ya que genera conocimiento y permite plantear hipótesis que pueden ser probadas a través de *pruebas t* o de otras herramientas estadísticas, que conllevan a las empresas a tomar las mejores decisiones sobre los temas que se estén evaluando. Para Spangler et al. (1999) la minería de datos es una técnica para identificar patrones que permiten clasificar los resultados obtenidos, mediante el uso de tres metodologías: la primera, de análisis de discriminación lineal, la segunda, de redes neuronales y, por último, la metodología de árboles de decisión. Todas ellas fueron evaluadas y caracterizadas en una matriz para revisar su desempeño, determinando la segunda técnica como la más adecuada.

Obenshain (2004) plantea que la minería de datos consta de las siguientes etapas Muestra, Explora, Modifica, Modela y Evalúa, resumidas en el acrónimo SEMMA. Hsu y Want (2005) aplicaron la minería de datos basada en la técnica de árbol de decisión, en una empresa del sector textil para determinar y clasificar los patrones antropométricos del cuerpo de los soldados y tener la cantidad óptima de prendas de vestir en los inventarios. Sadoyan et al. (2006) aplicaron la minería de datos en procesos de control para la fabricación de herramientas y troqueles, basada en la teoría de conjuntos de aproximación (RS) con reglas de decisión. Ping (2006)a través de la teoría de conjuntos de aproximación, usada comúnmente en la minería de datos, ha facilitado la extracción y análisis de información de una gran base de datos soportado en algoritmos de

cuantificación, para los comportamientos y fallos de una caldera de una central térmica. Otra aplicación para la teoría de conjuntos de aproximación es la predicción de desastres de gas en las minas de carbón como lo analizan Shao y Fu (2008) obteniendo como resultado una predicción muy aproximada a los posibles fallos. Adicionalmente, ellos destacan que la metodología aplicada es exacta y de alta validez.

La minería de datos solo necesita de información concreta, ya que como lo expresan Matos et al. (2006) para tomar una buena decisión, solo se necesita del conocimiento que pueden aportar los datos generados a través del tiempo en la empresa. Romero y Ventura (2010)más que hablar de herramientas, hablan de la importancia de la educación de la minería de datos (EDM por sus siglas en ingles) y de cómo esta ha ido creciendo a través de los años como lo demuestra el número de publicaciones acerca del tema, por lo cual especifican que es un área madura y de alto impacto, la cual tiene miles de aplicaciones, que apalancan el interés de aplicar alguna de sus técnicas para identificar las causas que generan tiempos muertos en una línea de producción. Para Overmeyer et al. (2010) el rendimiento y la eficiencia en las líneas de producción son fundamentales para las fábricas, por lo cual se focalizan en un método de minería de datos basado en la predicción y en la configuración de los sistemas de producción interrelacionados cíclicamente. Esto permite analizar e interrelacionar diferentes datos en el software RapidMiner y obtener resultados precisos para facilitar la toma de decisiones. Chen (2012) aclara que los tiempos de fabricación son fundamentales para formalizar compromisos de cantidad y fijar tiempo de entrega con los clientes, por lo cual enfoca su trabajo en las técnicas de clasificación y minería de datos fundamentados en la clasificación difusa bidireccional y el enfoque neuronal con el objetivo de mejorar los sistemas de producción.

Hsueh et al. (2013) direccionaron el estudio de la minería de datos, basado en los análisis de árbol, hacia los análisis de riesgo laboral en las obras civiles, llevadas a cabo en Taiwán, ya que permitieron establecer las reglas y la clasificación de la información recolectada, para determinar la tipología del accidente e iniciar con la prevención de los riesgos de la construcción y la mejora de los indicadores de seguridad. Zuo et al. (2014) utilizan la minería de datos para determinar las causas del agrietamiento por enfriamiento sobre la superficie de un ducto; comparan y relacionan los resultados de la tubería de hierro y los tubos de polietileno de alta densidad, se basan en la influencia de la velocidad del caudal y evidencian la pérdida de temperatura del tubo de hierro cuando el flujo es inferior a 50L/min, lo cual afecta directamente la resistencia del material. Zheng et al. (2015) evaluaron la importancia de la relación que existe entre las características geométricas y los parámetros de proceso para las operaciones de conformado en caliente, a través de la minería de datos basada en un algoritmo de árbol de decisión aplicado en el software Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA),

obteniendo resultados muy positivos que permitieron tomar decisiones asertivas. Es fundamental tener claro que WEKA es una herramienta que funciona a través de la extracción de información de una base de datos en un software JAVA con una licencia GPL como lo aclaran Hernández y Ferri (2006).

El presente artículo tiene como finalidad describir una metodología que analiza las fallas de las máquinas en una línea de producción, mediante la aplicación de la técnica inteligente conocida como Minería de datos con la que se establece, relaciona e identifica las principales causas que generan el mayor número de tiempos muertos en un sistema productivo. A través de la herramienta de minería de datos WEKA se logró relacionar las diferentes causas de las fallas y determinar cuáles fueron las más comunes para plantear posibles soluciones. Basados en un proceso de clasificación denominado árbol de decisión, se logró tomar las mejores decisiones para clasificar y analizar la información, como lo describen Barrientos et al. (2009).

WEKA es una herramienta flexible que puede utilizarse en cualquier ámbito laboral como lo sostienen Castro et al. (2014), su trabajo está relacionado con el manejo de información geográfica a través de la minería de datos, donde se estudian los cambios de los bosques en los últimos 20 años y las posibles amenazas al ecosistema, generando un pronóstico de lo que puede suceder en las próximas décadas. Otro caso particular, es el modelo para pacientes de hipertensión arterial, diseñado por Joyanes et al. (2015) quienes a través de WEKA y la minería de datos, plantean determinar el impacto económico generado a través del diagnóstico realizado a cada paciente. Otros trabajos realizados como el de Mosquera et al. (2016), enfocado en el estudio del análisis de los posibles riesgos psicosociales que pueden sufrir los docentes de educación básica primaria y secundaria, a través de árboles de clasificación J48 y Naive Bayes, reafirman que la metodología utilizada a través de WEKA, es aplicable en diferentes escenarios.

Después de realizar la revisión bibliográfica acerca de las metodologías planteadas para analizar las causas que generan los tiempos inactivos de una línea de producción, se puede concluir que se han generado grandes trabajos de investigación para resolver este vacío como se ve en la tabla 1, sin embargo, esto no quiere decir que a la fecha no existan múltiples metodologías que puedan seguir siendo estudiadas, como la herramienta WEKA, que a pesar de que ha sido empleada en varios ámbitos, no pierde

vigencia ya que contribuye a mejorar y eliminar los tiempos muertos, por medio de la representación de los fallos en un árbol de decisión que condensa la información, que cualquier industria podría incorporar en su modelo de análisis.

Tabla 1. Metodologías aplicadas para identificación de fallas en la producción

Contribución	Autores
Aplicaciones heurísticas: CAMP 2, DELTA, GELDER y NAWAZ	Woollam (1986)
Modelo de programación entera y un algoritmo heurístico	Liao (1993)
Algoritmos de tiempos polinomiales para problemas jerárquicos	Azizoglu et al. (2003)
Métodos de algoritmos genéticos	Ida y Osawa (2007)
Modelo de probabilidad que genere una distribución de predicción del comportamiento en el sistema	Flood et al. (2009)
Teoría de colas. Simulación de eventos discretos	Brown y Badurdeen (2013)
Sustitución optimizada de una medida heurística, Programación lineal basada en algoritmos y algoritmos de retroalimentación.	Zhu y Zhou (2014)
Heurística: Distribución Exponencial	Rajagopal y Xavior (2014)
Minería de Datos	Lovell (1983)
Minería de Datos	Chatfield (1995)
Pruebas T y herramientas estadísticas. 9 pasos para aplicar Minería de Datos	Chung y Gray (1999)
Metodologías de análisis: Análisis de discriminación lineal, redes Neuronales y árboles de decisión	Spangler et al. (1999)

Contribución	Autores
SEMMA: Muestra, Explora, Modifica, Modela y Evalúa. Técnicas de regresión logística, redes neuronales, arboles de decisión, razonamiento basado en la memoria, máquina de vectores de soportes, los clasificadores de Bayes	Obenshain (2004)
Minería de datos basada en arboles de decisión	Hsu y Wang (2005)
Teoría de Conjuntos de Aproximación (RS) con reglas de decisión. Comparación entre técnicas de conjuntos de aproximación y método de redes neuronales	Sadoyan et al. (2006)
Teoría de conjuntos de aproximación Algoritmos de cuantificación para comportamientos de máquinas	Ping (2006)
Teoría de conjuntos de aproximación	Shao y Fu (2008)
Minería de datos basada en la predicción y configuración de sistemas de producción. Utilizan software RapidMiner para facilitar la toma de decisiones	Overmeyer et al. (2010)
Minería de datos basadas en la clasificación difusa bidireccional y el enfoque neuronal	Chen (2012)
Algoritmo en tiempo real para la predicción de eventos naturales	Morik et al. (2012)
Heurística basada en clases de modificación (MCBH) y heurística basada en semillas de asociación	Chiang et al. (2014)

METODOLOGÍA

A través de una serie de pasos basados en el desarrollo de la técnica inteligente denominada Minería de datos se busca identificar y analizar las causas que generan los tiempos muertos de una línea de producción, planteada en cinco pasos:

Paso 1. Recolección de información y documentación en una base de datos.

Consiste en recolectar en una base de datos las diferentes causas que generan los fallos en la línea de producción, los cuales se extraen directamente de SAP (Systems, Applications, Products in Data Processing), que es un ERP modular que integra toda la información de las áreas de la organización. Los datos fueron recolectados a través de un seguimiento realizado durante un mes en una línea de producción a través del módulo de mantenimiento. Sin embargo, otros datos fueron tomados de las planillas de producción turno a turno como el rol del colaborador que está operando la máquina y las condiciones ambientales del cuarto donde se está produciendo.

Paso 2. Filtrar y estandarizar la descripción de los fallos de la base de datos.

Eliminar de la base de datos los espacios que no contribuyen con la determinación y predicción del mantenimiento preventivo, de tal modo que se pueda establecer relaciones, almacenar información y clasificar las variables para realizar los análisis sobre las causas que generan los tiempos muertos en la línea de producción. Adicional a esto se va a identificar a través del diagrama de Pareto, cuáles de los siete procesos relacionados con la línea de producción son los que generan la mayor cantidad de fallos que dan como resultado ineficiencias atadas a los tiempos muertos, ya que como lo menciona Bonet (2005) esta herramienta determina cómo el 80% de los fallos producidos es generado por el 20% de las principales causas.

Paso 3. Aplicación de la minería de datos a partir de la información recolectada.

A través del programa WEKA se clasifica y establece las relaciones que existen e interactúan entre las diferentes causas que ocasionan los tiempos muertos. Adicional se debe organizar los datos recolectados de modo tal que puedan ser cargados al programa

en un archivo plano formato .arff. También se debe definir el filtro a utilizar a partir de los siguientes niveles: instancias o atributos, para este caso se definió atributos discretizados.

Paso 4. Determinación del modelo matemático a aplicar.

El modelo a utilizarse basa en una técnica de minería de datos conocido como Árbol de Decisión que permite predecir el valor de la variable específica dependiente, por medio del análisis de las variables independientes. Como lo mencionan Silvente et al. (2013), es fundamental aplicar esta metodología ya que permite analizar los datos para evaluar la información resultante de diversos eventos aportando argumentos para tomar las mejores decisiones a partir de la asociación y agrupación de la información para predecir sucesos futuros. Franco et al. (2013) hacen un aporte importante aclarando que los árboles de decisión pueden ser usados en bases de datos extensas y sin limitación, lo cual permite afirmar que no se tiene restricciones al momento de desarrollar el trabajo propuesto. El método utilizado para el desarrollo del árbol de decisión es el C4.5 más conocido en WEKA como J48 el cual permite comparar el desempeño de clasificadores en conjuntos de datos no balanceados como lo expresan Caballero et al. (2015).

Paso 5.Concluir a partir del resultado obtenido.

Para concluir que la metodología basada en una técnica inteligente impacta los procesos productivos de la organización, en este caso el mejoramiento de la productividad a través de la identificación y generación de alternativas para la eliminación de los tiempos muertos, se deben confrontar los resultados obtenidos versus la metodología tradicional aplicada en la empresa, basada en el manejo de los datos relacionados con los fallos y con la operación para calcular la eficiencia de la máquina objeto de estudio.

RESULTADOS

Los resultados se presentan y discuten en cinco partes. Primero recolección de información y documentación en una base de datos; segundo filtrar y estandarizar la descripción de los fallos de la base de datos; tercero aplicar la minería de datos a partir

de la información recolectada; cuarto determinar el modelo matemático a aplicar y finalmente discutir los resultados obtenidos.

Paso 1. Recolección de información y documentación en una base de datos.

Tomando como referencia un listado de información de SAP se obtiene un listado de 19 columnas enunciadas a continuación, de las cuales solo se conservaron las tres primeras: Fecha de aviso, Descripción, Duración parada, Clase de aviso, Aviso, Mes, Ubicación Técnica, Denominación, Equipo, Denominación equipo, Autor del aviso, Centro coste, Inicio avería, Hora avería, Fin de avería, Hora fin avería, Indicador ABC, Orden, Status sistema. Por otra parte, se extrajo otro tipo de información de las planillas de producción como A) la experticia en el rol, que puede ser Junior, sénior y máster ya que a partir de la habilidad de la persona, los fallos de la línea pueden disminuir, B) las condiciones del ambiente: humedad y Temperatura, debido a que el producto en proceso reacciona de forma diferente en las máquinas y por ultimo C) los servicios industriales como vapor, aire y agua, ya que si varía alguno de estos elementos frente a los parámetros de operación estándar pueden ocurrir variaciones sobre las condiciones normales de la maquinaria.

Paso 2. Filtrar y estandarizar la descripción de los fallos de la base de datos.

Con base en la línea de producción se tomaron datos de 30 días de operación, sobre los cuales se hizo un análisis para determinar cuál era el proceso que ocasionaba el mayor número de paros y así atacar directamente la fuente como lo plantearon Osaraenmwinda y Okorie (2013) en un análisis de Pareto con el objetivo de identificar el 80% de los componentes que generaban los tiempos inactivos en una planta de energía eléctrica en Nigeria.

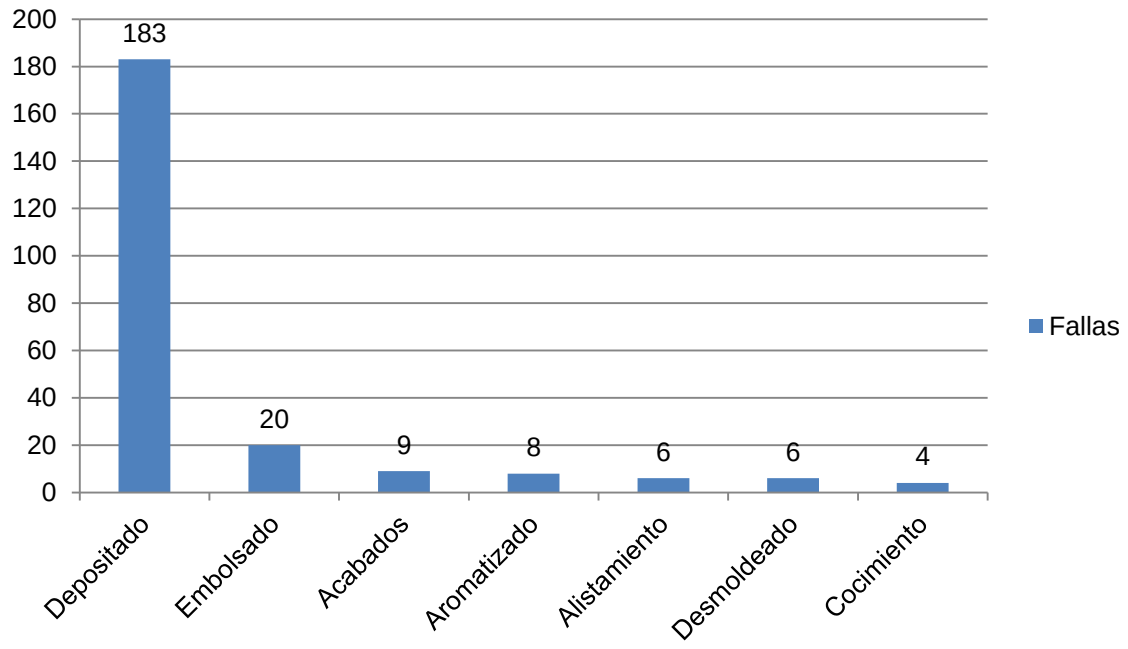


Fig. 1: Diagrama de Pareto para análisis de procesos línea de producción a evaluar.

La figura 1muestra que el proceso de Depositado es el máximo generador de causas de fallo, por lo cual será el indicado para determinar como tema de estudio y así disminuir los tiempos muertos de la línea de producción de manera representativa.

Paso 3. Aplicación de la minería de datos a partir de la información recolectada.

Una vez organizados todos los datos, se debe hacer una clasificación que permita incorporarlos al programa WEKA (versión libre), por lo cual se condensó la información en 5 atributos: (1) Falla: Mecánica, Eléctrica, Operativa; (2) ServiciosIndustriales: Vapor, Aire, Agua; (3) ExperticiaRol: Máster, Sénior, Junior; (4) Condiciones: Humedad, Temperatura; y (5) Producción: Produce, TiempoMuerto

La clasificación permite correr los datos en el programa bajo un modelo establecido denominado árbol de decisión J48.A partir de los atributos mencionados en el párrafo anterior se relacionaron 183 filas con los datos tomados en el momento en que ocurría la falla para determinar la tendencia de estas y tener resultados que permitieran plantear las posibles soluciones a cada factor de paro de máquina. A continuación se listan solo 5 de las 183 filas de los datos subidos al programa, debido a que se extendería la información

y el objetivo es entender la metodología propuesta. Cada fila está clasificada de siguiente forma: Falla, Servicios-Industriales, Experticia-Rol, Condiciones, Producción. Por ejemplo (1) Mecánica, Vapor, Máster, Humedad, TiempoMuerto; (2) Mecánica, Vapor, Máster, Temperatura, TiempoMuerto; (3) Eléctrica, Vapor, Máster, Humedad, Produce; (4) Operativa, Aire, Máster, Humedad, Produce; y (5) Mecánica, Agua, Sénior, Humedad, TiempoMuerto.

Paso 4. Determinación del modelo matemático a aplicar.

Después de aplicar el algoritmo J48 al conjunto de datos seleccionados se obtuvo como resultado un 95.6% de clasificación correcta y a partir de la matriz de confusión como se observa en la tabla 2,de la columna “A” se tuvieron 88 registros correctos y 8 errores y de la columna “B” 0 errores y 87 registros correctos. Entiéndase que al referirse a “Produce” quiere decir que la línea de producción a pesar de que presentó problemas opera continuamente, mientras que cuando se hace referencia a “Tiempo muerto” significa que la línea presentó una falla, ocasionando un paro sobre la línea de producción.

Tabla2. Matriz de confusión. Ilustración adaptada de WEKA (Mark et al., 2009)

A	B	<-- Classified as
88	0	A = Produce
8	87	B = Tiempo Muerto

Al ser el algoritmo J48 un clasificador basado en los árboles de decisión, se ilustra en un gráfico tipo árbol, la clasificación de los datos alimentados al programa, los cuales permiten iniciar el análisis que determinará cuáles son los atributos a solucionar, con el fin de tomar las mejores alternativas y facilitar el planteamiento del mantenimiento preventivo de la máquina. En la figura 2 se puede observar la relación que existe entre los atributos determinados e identificar que la falla mecánica es el componente que genera la mayor cantidad de tiempo muerto en el proceso productivo, posteriormente, la falla operativa relacionada a la condición temperatura y a la condición humedad y por

último la falla eléctrica relacionada a la Experticia del Rol Junior. Es importante aclarar que cuando hablamos de falla mecánica se relacionan una serie de variables como se observa en la tabla 3, de igual modo se aplica a cada uno de los atributos y variables mencionados en el ejercicio, ya que es fundamental identificar con precisión cada elemento que puede fallar, para eliminar de raíz la falla y mejorar la eficiencia del proceso.

Tabla 3. Listado de fallas mecánicas.

Falla "Mecánica"	
Filtros colmatados	Carros apilador descarrilados
Tolva con fugas	Carros desapilador descarrilados
Lubricación nula	Cadena sin tiempos

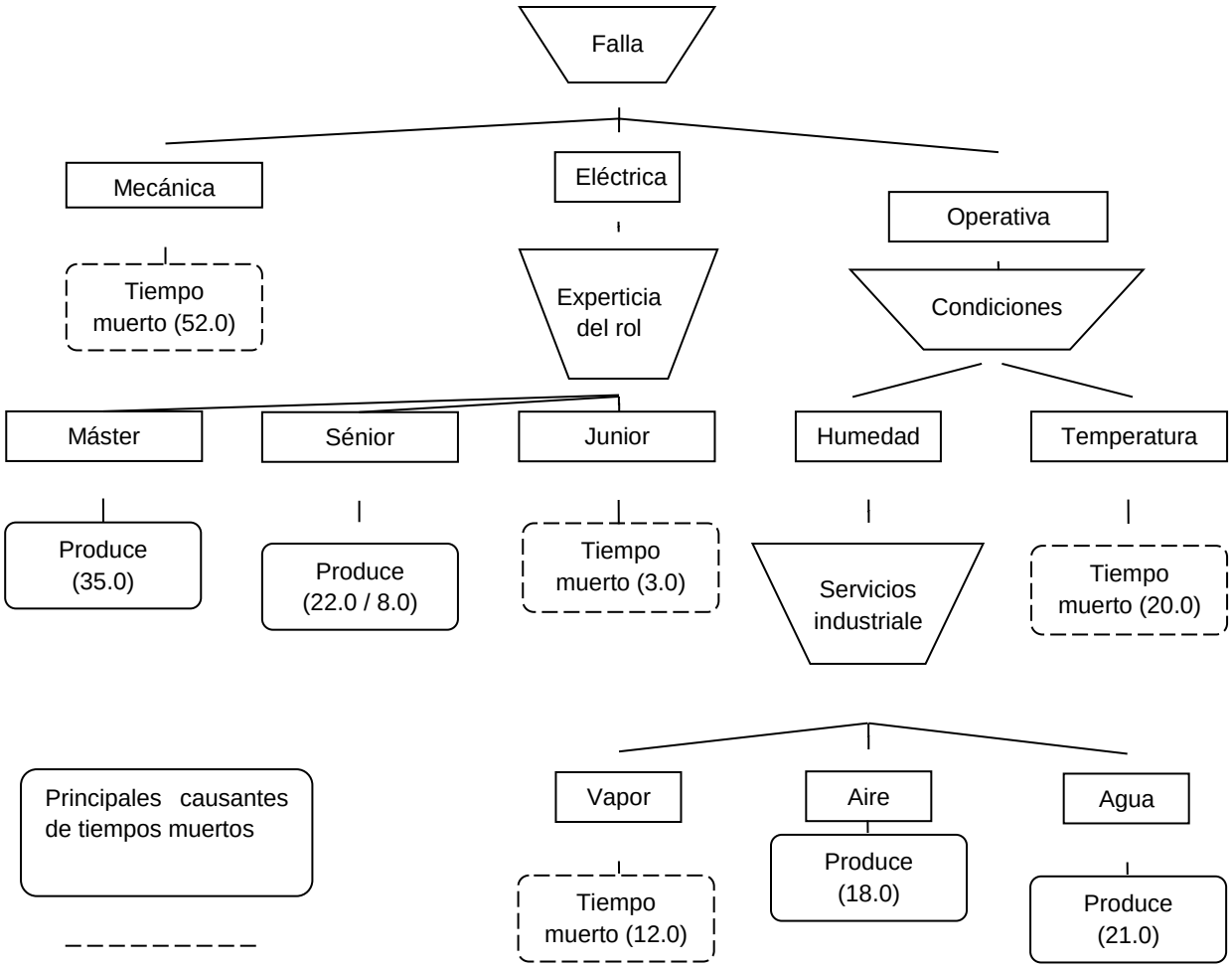


Fig. 2: Árbol de decisión generado con el algoritmo J48. Ilustración adaptado de WEKA (Mark et al., 2009)

Paso 5. Concluir a partir del resultado obtenido.

El proceso productivo es medido a través del indicador de la eficiencia global, el cual es aplicado bajo la metodología TPM (Mantenimiento Productivo Total) que es el resultado de las variables de disponibilidad, rendimiento y calidad como lo indican Ungureanu et al.(2011). Para el caso de estudio la variable que se debe evaluar es la disponibilidad, que mide el resultado entre el tiempo real de trabajo sobre el tiempo programado de producción y así establecer la mejora que existe entre el proceso realizado actualmente versus la mejora planteada. De acuerdo con lo anterior se ilustra enla tabla 4 el resultado

de la multiplicación de cada una de las variables obteniendo como resultado una eficiencia global del 71,5%. El resultado de la variable disponibilidad para la metodología tradicional se calcula con base en los datos de la tabla 5:

Tabla 4. Eficiencia global metodología tradicional.

Variables	Metodología tradicional
Disponibilidad	83,16%
Rendimiento	90,50%
Calidad	95,00%
Eficiencia global	71,50%

Tabla 5. Calculo de disponibilidad con metodología tradicional.

8	horas/turno
3	turnos/día
24	días/mes
576	horas/mes

Tiempo promedio con metodología tradicional		
Tiempo real trabajado	576	horas programadas/mes
	479	horas trabajadas/mes
	83,16%	% tiempo disponible

A partir del árbol de decisión de la figura 2, se plantean soluciones de las fallas identificadas en la máquina, lo cual permitió aumentar de manera representativa la variable de disponibilidad. En la tabla 6 se observan algunas de las soluciones propuestas para las fallas listadas, las cuales permitieron aumentar la disponibilidaden 4,17 puntos porcentuales, obteniendo como resultado una eficiencia global del75,08%, lo cual indica que subió 3,58 puntos porcentuales (ver tablas 7 y 8).Es importante mencionar que, para los fallos operativos y las condiciones relacionadas a la temperatura y humedad, también se identificaron y plantearon soluciones, no obstante, ellas no son mencionadas en el artículo ya que lo importante es validar las soluciones establecidas con referencia a la eliminación de las causas que generan los tiempos muertos.

Para analizar los fallos identificados y garantizar la eliminación de los tiempos muertos se utilizaron dos herramientas: la primera fue el 5W+1H, que es una metodología que consiste en responder una serie de preguntas en busca de una solución concreta, como lo expresan Trias et al. (2009). La segunda, es la herramienta de los 5 porqué, la cual, como lo menciona Arnesto (2016), tiene como objetivo preguntar 5 veces el porqué de las cosas de manera secuencial, esto quiere decir que la primera respuesta al porqué

inicial se vuelve una segunda pregunta y así sucesivamente hasta repetirlo mínimo 5 veces, lo cual permite obtener la respuesta de raíz. Ambas metodologías son mencionadas y explicadas, esto con el fin de que el lector tenga clara la metodología por si desea replicarla en una línea de producción.

Tabla 6. Solución para fallas identificadas

Variables identificadas que generan "tiempo muerto"	Soluciones a variables identificadas
Filtros colmatados	Se realiza limpieza general de filtros y se establece rutina de limpieza que evite la colmatación del polvo en el sistema.
Tolva confugas	Se verifican condiciones de empaques de la tolva para establecer desgaste y realizar cambio. Se establece cambio de empaques por unos de mayor calidad que generen el ajuste establecido. Se plantea rutina de revisión de empaques de la tolva.
Lubricaciónnula	Al no cumplir con la rutina de lubricación establecida la maquina no opera de forma correcta. El plan de lubricación existe, lo que se inicia a garantizar es el cumplimiento de este.
Carros apilador descarrilados	Se ve desgaste en las uñas de los carros que cogen los recipientes, las cadena de cada uno de los carros esta destemplada lo cual ocasiona diferencial de alturas en el par de carros generando caída del recipiente con producto. De acuerdo a lo anterior de cambian carros, se solicitan repuestos para tener en stock y se establece rutina de revisión para evitar desgastes de los elementos.
Carros desapilador descarrilados	
Cadenasintiempos	Falta aceitar la cadena, esta se encuentra destemplada, las guías están fuera de posición, pines a punto de salir, oxidación en algunas partes. Se cambia cadena, se solicita repuesto para tener en el stock de elementos en el almacén, se eliminan sustancias de los mecanismos que generen oxidación, se establece rutina de limpieza y aceitado de la cadena.
Variación de la temperatura	La variación en la temperatura afecta directamente la textura, forma y cuerpo del producto, esta se debe a la falta de cumplimiento del mantenimiento preventivo de la unidad. Se plantea mantenimiento preventivo con compromiso de cumplimiento este debe incorporar la revisión del intercambiador. Adicional se debe mantener el cuarto libre de producto que genere cargas adicionales en el cuarto variando la temperatura del ambiente.
Variaciones de Vapor	Falta revisión interior y exterior de la tubería, caída de presión, verificación del estado y funcionamiento de las válvulas. Se plantea cronograma para hacer revisión y cambio de la tubería que puede estar incrustada, adicional se inicia a sellar las fugas que posiblemente pueden interactuar en los cambios de presión,

	adicional se publica documento donde se especifica la forma regular de alimentar la caldera y la cantidad adecuada además de verificar la calidad de carbón que se está comprando.
Nivel de experticia Junior	Falta seguimiento y determinación de las principales tareas que el trabajador debe ejecutar en su puesto de trabajo. Se genera plan de capacitaciones referentes a los temas pertinentes de la operación, adicional se genera acompañamiento constante con un trabajador del nivel máster. También se verifica la criticidad de la operación para determinar si debería están un trabajador de mayor experticia en el puesto de trabajo.

Luego de listar las fallas e identificar las posibles soluciones, primero se inició con la recuperación de las condiciones básicas de las máquinas y de los ambientes controlados para la operación. Posteriormente se generó una lista de chequeo con todas las actividades necesarias para poner en marcha o parar la línea de producción, siguiendo la metodología del mantenimiento conductivo que se basa en la supervisión para que los equipos funcionen de forma correcta, segura y óptima como lo explica Viguer (2012). A pesar de que el mantenimiento conductivo no es resaltado por los autores como lo son el mantenimiento preventivo y el correctivo, se encontró que las tareas referentes a este tema generan el 14% de las inspecciones necesarias para disminuir las fallas leves que terminan siendo paros de líneas, entre las principales intervenciones se encuentran la detección de fugas y ruidos extraños en los mecanismos de la maquinaria, verificación de sistemas de alarmas y sensores, ajustes de los parámetros para los ambientes controlados y la lubricación. Luego de recuperar las condiciones básicas y de plantear las rutinas de arranque y paro de línea, se estableció un programa de mantenimiento preventivo a partir de lo identificado en la tabla 6 para evitar los tiempos muertos en la línea de producción y obtener los resultados de la tabla 8.

Pese a que las personas no son repuestos o componentes funcionales de la máquina, juegan un papel fundamental en el funcionamiento de esta, ya que son ellas quienes garantizan una alta productividad, por lo cual después de realizar todos los ajustes mecánicos se puede observar entre las figuras 2 y 3 como el comportamiento del atributo Experticia del rol varia, el máster en ambos casos puede resolver los problemas y continuar con la producción ya que su experticia le permitió solucionar los inconvenientes, el sénior en el primer caso pudo resolver el 63.64% de las dificultades y posteriormente luego de los ajustes mecánicos y de recibir una capacitación pudo resolver el 87.5% de los problemas sin generar paros, por ultimo está el colaborador

junior que paso de tener 3 a 10 paros, que ocasionaron tiempos muertos de producción, ya que no tenía las capacidades y la experiencia para resolver los problemas, a diferencia del máster que es una persona con más de 6 años de experticia y con una gran responsabilidad y respeto frente a la empresa. De acuerdo a lo anterior es posible determinar el atributo Experticia del rol como una variable circunstancial que genera diferentes índices de productividad de acuerdo a múltiples factores, ya que a pesar de que todas las personas están bajo el mismo régimen laboral fundamentado en un contrato, un salario y una jornada laboral regida y auditada por el gobierno Colombiano, de acuerdo al rol tienen unos premios que son otorgados por su experiencia, por el cumplimiento de la eficiencia global y por el comportamiento ético dentro de la organización, por lo cual es posible que tengan una motivación diferente entre los roles para cumplir con las metas establecidas y evitar al máximo que la maquinas paren.

Tabla 7. Calculo de disponibilidad con metodología planteada.

8	horas/turno
3	turnos/día
24	días/mes
576	horas/mes

Tiempo promedio con metodología planteada		
Tiempo real trabajado	576	horas programadas/mes
	503	horas/mes
	87,33%	% tiempo disponible

Tabla 8. Eficiencia global con metodología planteada.

Variables	Metodología tradicional	Metodología planteada
Disponibilidad	83,16%	87,33%
Rendimiento	90,50%	90,50%
Calidad	95,00%	95,00%
Eficiencia global	71,50%	75,08%

A parte del indicador de eficiencia global, otra forma de reflejar la mejora obtenida, es a través de un nuevo árbol de decisión generado en WEKA a partir de los fallos obtenidos después de ejecutadas las mejoras. En la figura 3 se ilustra el resultado del nuevo árbol de decisión a partir de las intervenciones generadas por la predicción de los resultados obtenidos del primer árbol, después de correr los datos en el programa.

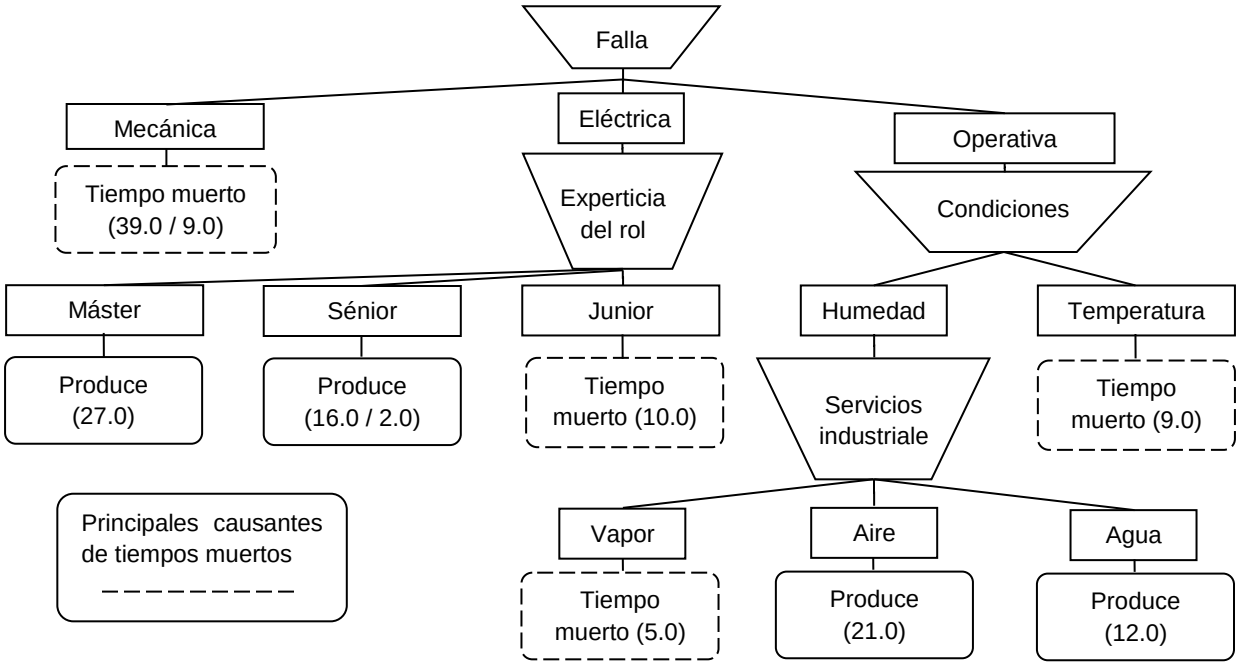


Fig. 3: Árbol de decisión generado con el algoritmo J48. Ilustración adaptado de WEKA (Mark et al., 2009)

DISCUSIÓN

Después de revisar en la tabla 1 la literatura referente a la minería de datos se puede observar que esta metodología ha sido aplicada en diferentes ámbitos, con el objetivo de resolver varios problemas incluyendo los de manufactura, pero ninguno empleado en establecer la relación existente de las causas entre los fallos con el objetivo de plantear soluciones a través del programa WEKA (versión libre) basado en el árbol de decisión J48.A pesar de que el tiempo de estudio fue relativamente corto, los resultados obtenidos fueron positivos, sin embargo, se debe seguir con la recolección y análisis de datos, para aumentar la confiabilidad de los resultadosobtenidos y hacer de esta herramienta una solución óptima para el sistema y un argumento sólido para la toma de decisiones en la organización**.**

CONCLUSIONES

A través del programa WEKA es posible aplicar algoritmos de minería de datos para identificar las principales causas que generan los tiempos muertos en las líneas de producción. En este trabajo se expone una metodología que utiliza los arboles de clasificación denominados J48 que es una mejora realizada al algoritmo C4.5, que permitió identificar, con una confiabilidad del 95.6% sobre los datos, las causas de las fallas que ocasionan los paros y diversos problemas de retrasos en las entregas de los pedidos e incumplimientos a los clientes, retrabajos, perdida de la configuración de los servicios industriales, disminución de los márgenes de rentabilidad y decremento en la capacidad productiva.

La metodología de análisis de fallas planteada en el artículo versus la metodología empleada actualmente por la empresa, permitió aumentar 3.58 puntos porcentuales el indicador de eficiencia global, pasando del 71.5% al 75.08%. El resultado del comportamiento de la productividad se refleja directamente en el aumento de los márgenes de rentabilidad, la entrega oportuna de los pedidos a los clientes, el aumento de la productividad y la calidad y la optimización del recurso humano, ya que en el mismo límite de tiempo y con las mismas personas se puede producir más de lo que habitualmente se hacía.

Las bases de datos de las organizaciones son las herramientas más importantes para mejorar la competitividad de los productos y servicios ofrecidos. La metodología planteada puede ser utilizada en otras empresas del sector.

A través de los años se ha trabajado en varias metodologías, diferentes a las desarrolladas en el presente trabajo, para identificar las causas de los tiempos muertos de la producción de acuerdo a la revisión realizada en la introducción, sin embargo se observa que la metodología heurística y la complementación de algoritmos distribuidos son temas interesantes a seguir investigando y que pueden contribuir a la predicción de eventos para optimizar los procesos productivos y las intervenciones de mantenimiento de las organizaciones.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales-Caldas por proporcionar los recursos técnicos, a través de sus docentes, para llevar a cabo este artículo, resultado de la tesis de maestría en Ingeniería Industrial de la misma institución.

REFERENCIAS

Arnesto, V., M., A., Técnicas de recopilación y análisis de datos: mejorando la calidad de nuestros (2012) hallazgos. http://www.iaicr.com/boletin/boletin09/Mejorando_calidad_delos_hallazgos.pdf. Acceso: 6 de septiembre (2016)

Azizoglu, M., Koksalan, M., y Koksalan, S. K., “Scheduling to Minimize Maximum Earliness and Number of Tardy Jobs Where Machine Idle Time Is Allowed”, doi:10.1057/palgrave.jors.2601478, The Journal of the Operational Research Society (en línea), 54(6), 661-664 (2003)

Barrientos, M., R., E., Cruz, R., N., Acosta M., H., G., Rabatte S., I., Gogeascoechea T., M., C., Pavón L., P., & Blázquez M., S., L.,, “Arboles de decisión como herramienta en el diagnostico medico”, Revista Médica de la Universidad Veracruzana, 9(2), 19-24 (2009). https://www.uv.mx/rm/num_anteriores/revmedica_vol9_num2/articulos/arboles.pdf. Acceso: 6 de septiembre (2016)

Bonet, B., C., M., “Ley de pareto aplicada a la fiabilidad”, Ingeniería Mecánica, 8(3), 1-9 (2005). http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=225118188010. Acceso: 6 de septiembre (2016)

Brown, A., J., y Badurdeen, F., “A queuing Model for Systems with rework and process Downtime”, doi: 10.1109/CoASE.2013.6654043, IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE) (en línea), (), 789-794 (2013)

Caballero, L., A., López, A., y Bautista, J., “Árbol de decisión C4.5 basado en entropía minoritaria para clasificación de conjuntos de datos no balanceados”, Reserch in Computing Science, 92(), 23-34 (2015). http://www.rcs.cic.ipn.mx/2015_92/Arbol%20de%20decision%20C4_5%20basado%20en%20entropia%20minoritaria%20para%20clasificacion%20de%20conjuntos%20de%20datos.pdf. Acceso: 6 de septiembre (2016)

Castro, A., Sifuentes, E., González, S., y Rascón, L., H., “Uso de Minería de Datos en el manejo de Información Geográfica”, doi: 10.4067/S0718-07642014000500014, Información tecnológica (en línea), 25(5), 95-102 (2014)

Chatfield, C., “Model Uncertainty, Data Mining and Statistical Inference”, doi: 10.2307/2983440,Journal of the Royal Statistical. Series A (Statistics in Society) (en línea), 158(3), 419-466 (1995)

Chen, T., “A job-classifying and data-mining approach for estimating job cycle time in a wafer fabrication factory”, doi: 10.1007/s00170-011-3786-4, International journal of advanced manufacturing technology (en línea), 62(1-4), 317-328 (2012)

Chung, H., y Gray, P, “Special Section: Data Mining”, Journal of Management Information Systems, 16(1), 11-16 (1999). http://www.jstor.org/stable/40398415. Acceso: 6 de septiembre (2016)

Flood, B., Houlding, B., Wilson, S., P., y Vilkomir, S., “A Probability Model of System Downtime with Implications for Optimal Warranty Design”, doi: 10.1002/qre.1049, Quality and Reliability Engineering International (en línea), 26(1), 83-96, (2009)

Franco, A., A.,, Carrasco, O., J., A., Sánchez D., G., y Martínez. T., J., F., “DecisiontreebasedClassifiersforlargeDatasets”, Computación y Sistemas, 17(1), 95-102 (2013). http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-55462013000100010&lng=es&nrm=iso>. Acceso: 6 de septiembre (2016)

Hernández, J., y Ferri, C., “Practica de minería de datos introducción al WEKA”, 1era edición, 1-17. Curso de doctorado Extracción Automática de Conocimiento en Bases de Datos e Ingeniería del Software. Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España (2006)

Hsu, CH., y Wang, MJ., “Using decision tree-based data mining to establish a sizing system for the manufacture of garments”, doi: 10.1007/s00170-003-2032-0, Int J AdvManufTechnol (en línea), 26(5-6) , 669-674 (2005)

Hsueh, SL., Huang CF., y Tseng Cy., “Using data mining technology to explore labor safety strategy- alesson from the construction industry”, Pakistan Journal Statistics, 29(5), 611-620 (2013). https://www.researchgate.net/publication/285989216_Using_data_mining_technology_to_explore_labor_safety_strategy-_A_lesson_from_the_construction_industry. Acceso: 6 de septiembre (2016)

Ida, K., y Osawa, A., “Solution of Job-Shop Scheduling Problems by an Idle Time Shortening Genetic Algorithm ”, Doi: 10.1002/eej.20389,Electrical Engineering in Japan (en línea), 159(2), 55-63 (2007)

Joyanes , L., Castaño, N., J., y Osorio, J., “Modelo de simulación y minería de datos para identificar y predecir cambios presupuestales en la atención de los pacientes con hipertensión arterial”, Rev. Salud pública, 17(5), 789-800 (2015). http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=42243628012. Acceso: 6 de septiembre (2016)

Liao, CJ., “Minimizing the Number of Machine Idle Intervals with Minimum Makespan in a Flow-Shop”, doi: 10.2307/2583893, The Journal of the Operational Research Society (en linea), 44(8), 817-824 (1993)

Lovell, M., C., “Data Mining”, doi: 10.2307/1924403, The Review of Economics and Statistics (en línea), 65(1), 1-12 (1983)

Matos, G., Chalmeta, R., y Coltell, O., “Metodología para la extracción del conocimiento Empresarial a partir de los datos”, Información tecnológica, 17(2), 81-88 (2006). https://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642006000200011. Acceso: 6 de septiembre (2016)

Mosquera, R., Parra-Osorio, L., y Castrillón, O., “Metodología para la Predicción del Grado de Riesgo Psicosocial en Docentes de Colegios Colombianos utilizando Técnicas de Minería de Datos”. Información tecnológica. 27(6), 259-272 (1016). https://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642016000600026. Acceso: 22 de enero (2016)

Obenshain, M., K., “Application of Data Mining Techniques to Healthcare Data”, doi: 10.1086/502460, Infection Control and Hospital Epidemiology (en línea), 25(8), 690-695 (2004)

Osarenmwinda, J. O., y Okorie, A., “Critical components that cause failure and downtime in electrical machine of a power generating plant: a case study”, doi: 10.7813/2075-4124.2013/5-6/A.16, International Journal of Academic Research (en línea), 5(6), 119-122 (2013)

Overmeyer, L., Dreyer, J., y Altmann, D., “Data Mining based configuration of cyclically interlinked production systems”, doi: 10.1016/j.cirp.2010.03.081, CIRP Annals – Manufacturing Technology, Networking and Automation (ICINA) (en línea), 59(1), 493-496 (2010)

Ping, Y., “Data mining diagnosis system based on rough set theory for boilers in thermal power plants”, doi: 10.1007/s11465-006-0017-z, Front. Mech. Eng. China (en línea), 1(2), 162-167 (2006)

Rajagopal P., y Xavior., A., M., “Minimizing Material Processing Time and Idle Time of a Critical Machine in a Flow Shop”, doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.984-985.106, Advanced Materials Research (en linea), 984-985(), 106-110 (2014)

Romero, C., y Ventura, S., “Educational Data Mining: A Review of the State of the Art”, doi: 10.1109/TSMCC.2010.2053532, IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics-part c: applications and reviews (en línea), XX(X), 1-21 (2010)

Sadoyan, H., Zakarian, A., y Mohanty, P., “Data mining algorithm for manufacturing process control”, doi: 10.1007/s00170-004-2367-1, Int J AdvManufTechnol (enlínea), 28(3-4), 342-350 (2006)

Shao, Ls., y FU, Gx., “Disaster prediction of coal mine gas based on data mining”, doi: 10.1007/s12404-008-0099-9, Journal Of Coal Science & Engineering (en línea), 14(3), 458-463 (2008)

Silvente, V., Rubio, M., J., y Baños, R., “Como aplicar arboles de decisión en SPSS”, doi: 10.1344/reire2013.6.1615, REIRE (en línea), 6(1), 65-79 (2013)

Spangler, W., May, J., y Vargas, L., “Choosing Data-Mining Methods for Multiple Classification: Representational and Performance Measurement Implications for Decision Support”, Journal of Management Information Systems, 16(1), 37-62 (1999). http://www.jstor.org/stable/40398417.Acceso: 6 de septiembre (2016)

Trias, M., Gonzales, P., Fajardo, S., y Flores, L., “Las 5W + H y el ciclo de mejora en la gestión de procesos”, Laboratorio Tecnológico del Uruguay - INNOTEC, (1), 22-25 (2009). http://ojs.latu.org.uy/index.php/INNOTEC-Gestion/article/view/5.Acceso: 6 de septiembre (2016)

Ungureanu, N., Ungureanu, M., y Alexandrescu, I., M., “Implementation of TPM principles I (first steps)”, Scientific Bulletin Series C: Fascicle Mechanics, Tribology, Machine Manufacturing Technology, 2011(25), 78-81 (2011). http://connection.ebscohost.com/c/articles/95497346/implementation-tpm-principles-i-first-steps. Acceso: 6 de septiembre (2016)

Viguer, D., Diseño y optimización del plan de mantenimiento de un edificio destinado a uso administrativo, Tesis de magister, Universidad Politécnica de Valencia, Departamento de Ingeniería Mecánica y de materiales, España, (2012)

Woollam, C., R., “Flowshop with no idle machine time allowed”, Comput& Indus Engn, 10(1), 69-76 (1986).http://dx.doi.org/10.1016/0360-8352(86)90028-8.Acceso: 6 de septiembre (2016)

Zheng, G., J., Zhang, J., W., Hu, P., y Shi, D., Y., “Optimization of hot forming process using data mining techniques and finite element method”, doi: 10.1007/s12239-015-0035-0, International Journal of Automotive Technology (en línea), 16(2), 329-337 (2015)

Zhu, H., y Zhou, H., “Single Machine Predictive Scheduling Using Inserted Idle Times”, doi:10.1155/2014/304808, Journal of Applied Mathematics (en línea), 2014(), 1-5 (2014)

Zuo, Z., Hu, Y., Li, Q., y Zhang L., “Data Mining of the Thermal Performance of Cool-Pipes in Massive Concrete via in Situ Monitoring”, doi: 10.1155/2014/985659, Mathematical Problems In Engineering (en linea), 2014(), 1-15(2014)

B. Anexo: Carta de aceptación del artículo “Diseño de una Técnica Inteligente para Identificar y Reducir los Tiempos Muertos en un Sistema de Producción”.

CIT
Información Tecnológica

Centro de Información Tecnológica (CIT)
c/ Monseñor Subercaseaux 667
La Serena - Chile http://www.citrevistas.cl

Incluida en SciELO Chile

La Serena - Chile, 1 de febrero de 2017

Diego A. Garcés
Univ. Nacional de Colombia, Sede Manizales
Facultad de Ingeniería y Arquitectura
Dpto. de Ingeniería Industrial
Campus la Nubia
CP 170001, Manizales
Colombia.

Estimado(a) autor(a):

Informamos a Ud. que el artículo titulado *“Diseño de una Técnica Inteligente para Identificar y Reducir los Tiempos Muertos en un Sistema de Producción”* de los autores Diego A. Garcés y Omar D. Castrillón, ha sido aceptado para publicación en nuestra revista internacional “*INFORMACIÓN TECNOLÓGICA*”, y será publicado en el volumen 28 número 3 (última semana de junio) del año 2017.

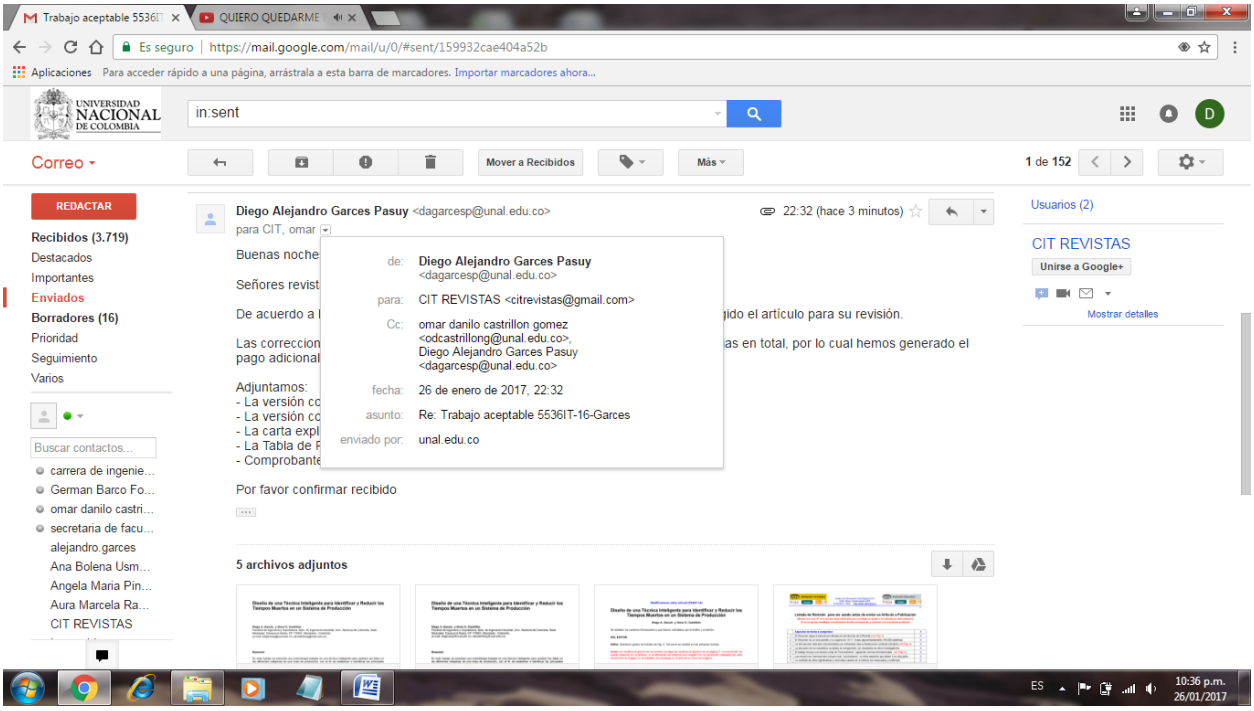
Si debe citar el trabajo en otras publicaciones puede hacerlo colocando: Autores, título, Inf. Tecnol. 28(3), en prensa (2017)

Agradeciendo su interés en nuestra revista, le saluda muy atentamente,

CENTRO DE INFORMACION TECNOLOGICA CIT LA SERENA - CHILE

Dr. José O. Valderrama
Editor

C. ANEXO: Imagen del correo enviado a la revista información tecnológica con las modificaciones sugeridas por el editor y el árbitro asignado.


Trabajo aceptable 5536I
QUIERO QUEDARME
Es seguro | https://mail.google.com/mail/u/0/#sent/159932cae404a52b
Aplicaciones Para acceder rápido a una página, arrástrala a esta barra de marcadores. Importar marcadores ahora...
UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA
in:sent
Correo
Mover a Recibidos
Más
1 de 152
REDACTAR
Recibidos (3.719)
Destacados
Importantes
Enviados
Borradores (16)
Prioridad
Seguimiento
Varios
Buscar contactos...
carrera de ingenie...
German Barco Fo...
omar danilo castri...
secretaria de facu...
alejandro.garces
Ana Bolena Usm...
Angela Maria Pin...
Aura Marcela Ra...
CIT REVISTAS
Diego Alejandro Garces Pasuy <dagarcesp@unal.edu.co>
para CIT, omar
22:32 (hace 3 minutos)
Buenas noche
Señores revist
De acuerdo a
ido el artículo para su revisión.
Las correccion
as en total, por lo cual hemos generado el
pago adicional
Adjuntamos:
- La versión co
- La versión co
- La carta expl
- La Tabla de R
- Comprobante
Por favor confirmar recibido
de: Diego Alejandro Garces Pasuy <dagarcesp@unal.edu.co>
para: CIT REVISTAS <citrevistas@gmail.com>
Cc: omar danilo castrillon gomez <odcastrillong@unal.edu.co>, Diego Alejandro Garces Pasuy <dagarcesp@unal.edu.co>
fecha: 26 de enero de 2017, 22:32
asunto: Re: Trabajo aceptable 5536IT-16-Garces
enviado por: unal.edu.co
5 archivos adjuntos
Usuarios (2)
CIT REVISTAS
Unirse a Google+
Mostrar detalles
ES
10:36 p.m.
26/01/2017

Bibliografía

Alardhi, M. y Labib, A. W. (2008). Preventive Maintenance Scheduling of Multi-Cogeneration Plants Using Integer Programming. The Journal of the Operational Research Society, 59(4), 503-509. doi: 10.1057/palgrave.jors.2602386

Ali, R. M. y Deif, A. M. (2014). Dynamic lean Assesment for Takt Time Implemantion.Procedia CIRP, 17, 577-581. doi: 10.1016/j.procir.2014.01.128

Ameri, H., Alizadeh, S. y Hadizadeh, M. (2014). Assesing the Effects of Infertility Treatment Drugs Using Clustering Algorithms and Data Mining Techniques. J Mazand Univ Med Sci, 24(114), 26-35

Azizoglu, M., Koksalan, M. y Koksalan, S. K. (2003). Scheduling to Minimize Maximum Earliness and Number of Tardy Jobs Where Machine Idle Time Is Allowed. The Journal of the Operational Research Society, 54(6), 661-664. doi:10.1057/palgrave.jors.2601478

Barrientos, M., R., E., Cruz, R., N., Acosta M., H., G., Rabatte S., I., Gogeascoechea T., M., C., Pavón L., P., & Blázquez M., S., L., (2009). “Arboles de decisión como herramienta en el diagnostico medico”, Revista Médica de la Universidad Veracruzana, 9(2), 19-24.

Besens, B., Mues C., Martens, D. y Vanthienen J. (2009). 50 Years of Data Mining and OR: Upcoming Trends and Challenges. The Journal of the Operational Research Society, 60(1), s16-s23.doi: 10.1057/jors.2008.171

Bhale, S., Fazle Baki, M. y Azab, A. (2014).Grouping and Sequencing of Machining Operations for High Volume Transfer Lines.Procedia CIRP, 17, 76-81. doi: 10.1016/j.procir.2014.02.047

Bonet, B., C., M., (2005). “Ley de pareto aplicada a la fiabilidad”, Ingeniería Mecánica, 8(3), 1-9.

Bradley, J. R. y Willet, J. (2004). Cornell Students Participate in Lord Corporation’s Kaizen Projects. Interfaces, 34(6), 451-459**.** doi: 10.1287/inte.1040.0103

Brown, A. J. y Badurdeen, F. (2013). A queuing model for systems with rework and process downtime, 2013 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), Madison, WI, 789-794. doi: 10.1109/CoASE.2013.6654043

Brown, M. y Proschan, F. (1982). Imperfect Maintenance. Lecture Notes-Monograph Series, 2, 179-188.

Burney, C. M. (1982).Planning maintenance management. Journal (American Water Works Association), 74(2), 66-71.

Caballero, L., A., López, A., & Bautista, J., (2015). Árbol de decisión C4.5 basado en entropía minoritaria para clasificación de conjuntos de datos no balanceados, Reserch in Computing Science 92, 23-34.

Castrillón, O. D., Sarache, W. A. y Giraldo, J. A. (2011). Aplicación de un Algoritmo Evolutivo en la Solución de Problemas Job Shop-Open Shop. Información tecnológica, 22(1), 83-92. doi: 10.4067/S0718-07642011000100011

Castro, A., Sifuentes, E., González, S., & Rascón, L., H., (2014). Uso de Minería de Datos en el manejo de Información Geográfica, Información tecnológica, 25(5), 95-102. doi: 10.4067/S0718-07642014000500014

Chatfield, C. (1995). Model Uncertainty, Data Mining and Statistical Inference.Journal of the Royal Statistical. Series A (Statistics in Society), vol. 158(3), 419-466. doi: 10.2307/2983440

Chen, T. (2012). A job-classifying and data-mining approach for estimating job cycle time in a wafer fabrication factory. Int J Adv Technol, 62(1), 317-328. doi: 10.1007/s00170-011-3786-4

Chiang, D. M.-H., Lin, C.-P.y Chen, M.-C. (2014). Data mining based storage assignment heuristics for travel distance reduction. Expert Systems, 31(1), 81-90. doi: 10.1111/exsy.12006

Christer, A. H. y Lee, C. (2000). Refining the delay-time-based PM inspection model with non-negligible system downtime estimates of the expected number of failures.

International Journal of Production Economics, 67(1), 77-85. Recuperado de http://dx.doi.org/10.1016/S0925-5273(00)00011-6

Christer, A. H. y Whitelaw, J. (1983). An operational research approach to breakdown maintenance : problem recognition. The Journal of the Operational Research Society, 34(11), 1041-1052. doi: 10.2307/2581013

Christer, A. H., Wang, W., Sharp, J. y Baker, R. (1998). A Case of Modelling Preventive Maintenance of a Production Plant Using Subjective Data. The Journal of the Operation Research Society, 49(3), 210-219. doi: 10.2307/3010470

Chung, H. M. y Gray, P. (1999). Special Section: Data Mining. Journal of Management Information Systems, 16(1), 11-16. doi: 10.1080/07421222.1999.11518231

Cueva, I. (1 de junio de 2010). Aprobación de créditos bancarios utilizando inteligencia artificial. Recuperado de https://wegols.files.wordpress.com/2010/06/estado-del-arte.pdf

Dam, H. C., Pham, T. L., Ho, T. B. y Nguyen A. T. (2014). Data mining for material design: A computational study of singles molecule magnet. The journal of chemical physics, 140(4), 125-136. Recuperado de http://dx.doi.org/10.1063/1.4862156

Delbridge, R. (2000). Life on the Line in Contemporary Manufacturing: The Workplace Experience of Lean Production and the 'Japanese' Mode. Social Science Japan Journal, 3(2), 267-270.

Denton F. T. (1985). Data Mining as an Industry, The Review of Economics and Statistics, 67(1), 124-127.

Eaton, D. W., Rama, J. C. y Macak, A. L. (2008). Zero downtime. IEEE Industry applications magazine, 14(6), 15-18.doi: 10.1109/MIAS.2008.929336

Falavi, M. y Abdoli, M. R. (2015). The efficiency of data mining models in determining the effect of working capital management on corporate performance.International journal of academic research, 7(1), 339-343.

Flood, B., Houlding, B., Wilson, S. P. y Vilkomir, S. (2009).A Probability Model of System Downtime with Implications for Optimal Warranty Design. Quality and Reliability Engineering International, 26(1), 83-96. doi: 10.1002/qre.1049

Franco, A., A.,, Carrasco, O., J., A., Sánchez D., G., & Martínez. T., J., F., (2013). Decision tree based Classifiers for large Datasets, Computación y Sistemas, 17(1), 95-102.

Fredendall, L. D., Patterson, J. W., Kennedy, W. J. y Griffin T. (1997). Maintenance : Modeling Its Strategic Impact. Journal of Managerial Issues, 9(4), 440-453.

Gosavi, A., Murray, S. L., Manojramam Tirumalasetty, V. y Shewade, S. (2011). A Budget-Sensitive Approach to Scheduling Maintenance in a Total Productive Maintenance (TPM) Program.Engineering Management Journal, 23(3), 46-56.doi: 10.1080/10429247.2011.11431908

Hajiabadi, H., (2014). Ontology Based Data Mining Approach on Web Documents. International Journal of Combinational Optimization Problems and Informatics, 5(1), 21-25. Recuperado de http://dx.doi.org/10.5539/cis.v7n4p123

Hand, D. J. (1998). Data Mining: Statistics and more?. The American Statistician, 52 (2), 112-118.

Hariga, M. A. (1996). A maintenance inspection model for a single machine with general failure distribution.Microelectron. Reliab, 36(3), 353-358. doi: 10.1016/0026-2714(95)00094-1

Harnett, J. S. (1969). Preventive maintenance. Journal (American Water Works Association), 61(8), 398-400.

Haukås, H. y Aven, T. (1996). A General Formula for the Downtime Distribution of a Parallel System. Journal of Applied Probability, 33(3), 772-785. doi: 10.2307/3215358

Herbaty, F. (1976). Maintenance management system - 1.the down time improvement cycle. Plant Engineering (Barrington, Illinois), 30(21), 131-134.

Hernández, J., & Ferri, C., (2006). “Practica de minería de datos introducción al WEKA”, 1era edición, Curso de doctorado Extracción Automática de Conocimiento en Bases de Datos e Ingeniería del Software. Universidad Politécnica de Valencia, 1-17.

Hsu C.-H. y Wang, M.-J. J. (2005). Using decision tree-based data mining to establish a sizing system for the manufacture of garments. Int J Adv Manuf Technol, 26 (5), 669-674. doi: 10.1007/s00170-003-2032-0

Hsueh, S.-L., Huang, C.-F. y Tseng, C.-Y. (2013). Using data mining technology to explore labor safety strategy- alesson from the construction industry. Pak. J. Statist., 29(5), 611-620.

Hu, L., Yue, D. y Zhao, D. (2012). Availability Equivalence Analysis of a Repairable Series-Parallel System, Mathematical Problems in Engineering, vol. 2012, Article ID 957537, 1-16. doi:10.1155/2012/957537

Ida, K. y Osawa, A. (2007). Solution of Job-Shop Scheduling Problems by an Idle Time Shortening Genetic Algorithm. Electrical Engineering in Japan, 159(2), 55-63. doi: 10.1002/eej.20389

Jaeger, A. M. y Baliga, B. R. (1985). Control Systems and Strategic Adaptation: Lessons from the Japanese Experience. Strategic Management Journal, 6(2), 115-134. doi: 10.1002/smj.4250060203

Jian-Hong, C., Hao-ren, R., Den-ren, S. y Wei, L., (2002). Data-minig massive real-time data in a power plant: challenges, problems and solutions. Journal of Zhejiang University SCIENCE, 3(5), 538-542. doi: 10.1631/jzus.2002.0538

Jin, H. y Liu, H. (2009). Research on Visualization Techniques in Data Mining, 2009 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering, Wuhan, 2009, pp. 1-3. doi: 10.1109/CISE.2009.5365927

Jin, W., Wang, Y., Zhou, Y. y Wang, H.(2009). Research on Distributive Algorithm of Data Mining with Association Rules, 2009 International Conference on Management and Service Science, Wuhan, 2009, pp. 1-4. doi: 10.1109/ICMSS.2009.5305173

Jordan, K. J. (1987). Establishing a Maintenance Program. Journal (American Water Works Association), 79(8), 32-36.

Joyanes , L., Castaño, N., J., & Osorio, J., (2015). “Modelo de simulación y minería de datos para identificar y predecir cambios presupuestales en la atención de los pacientes con hipertensión arterial”, Rev. Salud pública, 17(5), 789-800. Recuperado de https://doi.org/10.15446/rsap.v17n5.39610

Kimber, D. A., Zhang, X., Franklin, P. H. y Bauer, E. J. (2006). Modeling Planned Downtime. Bell Labs Technical Journal, 11(3), 7-19.doi: 10.1002/bltj.20174

Knauf, R., Sakurai, Y., Takada, K. y Tsuruta, S. (2010). Personalizing Learning Processes by Data Mining, 2010 10th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, Sousse, 2010, pp. 488-492. doi: 10.1109/ICALT.2010.141

Kobbacy, K. A. H., Proudlove, N. C. y Harper M. A. (1995). Towards An Intelligent Maintenance Optimization System. The Journal of the Operational Research Society, 46(7), 831-853. doi: 10.2307/2583967

Labib, A. W., Williams, G. B., y O'Connor, R. F. (1998). An Intelligent Maintenance Model (System): An Application of the Analytic Hierarchy Process and a Fuzzy Logic Rule-Based Controller. The Journal of the Operational Research Society, 49(7), 745-757. doi: 10.2307/3010245

LEE, J. y NI, J. (2004).Smart Prediction to Prevent Downtime. World Scientific Publishing Company, Innovation magazine, 4(3), 41-42.

Liao, C. J. (1993). Minimizing the Number of Machine Idle Intervals with Minimum Makespan in a Flow-Shop. The Journal of the Operational Research Society, 44(8), 817-824. doi: 10.2307/2583893

Lin, L. y Lee H.-M. (2011). Machine Failure Diagnosis Model Applied with a Fuzzy Inference Approach. J. Watada et al. (Eds.): Intelligent Decision Technologies, 10, 185-190. doi: 10.1007/978-3-642-22194-1_19

Lin, T. y Titmus, D. (1995). Critical component reliability and preventive maintenance improvement to reduce machine down time.Computer ind. Engng, 29 (1-4), 21-23. Recuperado de http://dx.doi.org/10.1016/0360-8352(95)00039-4

Livelli, G. (2012, enero). Improving Productivity & Accuracies While Reducing Downtime.POWER Engineering, Recuperado de http://www.power-eng.com/articles/print/volume-116/issue-7/features/improving-productivity-accuracies-while-reducing-downtime.html.

Lovell M. C. (1983).Data Mining. The Review of Economics and Statistics, 65(1), 1-12. doi: 10.2307/1924403

Luxhoj, J. T. y Tao P. C. (1994). Knowledge-based Systems for maintenance. Journal (American Water Works Association), 86(7), 54-61.

Mani, A., Ravindran, R., Mannepalli, S., Vang, D., Luciw, P. A., Hogarth, M., Khan, I. H. y Krishnan V. V. (2015). Data Mining Strategies to Improve Multiplex Microbead Immunoassay Tolerance in a Mouse Model of Infectious Diseases. PLoS ONE 10(1): e0116262. 1-19 doi:10.1371/journal.pone.0116262

Matos, G., Chalmeta, R., & Coltell, O., (2006). "Metodología para la extracción del conocimiento Empresarial a partir de los datos", Información tecnológica, 17(2), 81-88. Recuperado de: http://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642006000200011

Ministerio de seguridad pública. (2012). Técnicas de recopilación y análisis de datos: mejorando la calidad de nuestros hallazgos. Recuperado de http://www.iaicr.com/boletin/boletin09/Mejorando_calidad_delos_hallazgos.pdf

Morik, K.,Bhaduri, K. y Kargupta, H. (2012). Introduction to data mining for sustainability.Data Min Knowl Disc, 24(2), 311-324. doi: 10.1007/s10618-011-0239-5

Mosquera, R., Parra-Osorio, L., y Castrillón, O., (1016). “Metodología para la Predicción del Grado de Riesgo Psicosocial en Docentes de Colegios Colombianos utilizando Técnicas de Minería de Datos”. Informacion tecnológica. 27(6), 259-272. Recuperado de: https://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642016000600026. Acceso: 22 de enero (2016)

Mungani, D. S. y Visser J. K. (2013). Maintenance approaches for different production methods. South African Journal of Industrial Enginnering, 24(3), 1-13

Obenshain, M. K. (2004). Application of Data Mining Techniques to Healthcare Data. Infection Control and Hospital Epidemiology, 25(8), 690-695. doi: 10.1086/502460

Ocampo, L. A., Clark, E. E. y Liggayu, A. (2012). Effect of noise and redundant auditory alarm signal on semiconductor production operators’ response to machine downtime.Noise & vibration worldwide, 43(11), 21-28.doi: 10.1260/0957-4565.43.11.21

Osaraenmwinda, J. O. y Okorie, A. (2013). Critical components that cause failure and downtime in electrical machine of a power generating plant: a case study. International journal of academic research, 5(6), 119-122.doi: 10.7813/2075-4124.2013/5-6/A.16

Ovando, C. R. (2004, junio). Outsourcing para implementar sistemas ERP en las Pymes. Recuperado de http://www.gestiopolis.com/outsourcing-implementar-sistemas-erp-pymes/

Overmeyer, L., Dreyer, J. y Altmann, D. (2010). Data Mining based configuration of cyclically interlinked production systems. CIRP Annals – Manufacturing Technology, Networking and Automation (ICINA), 59(1), 493-496. doi: 10.1016/j.cirp.2010.03.081

Padmanabhan, B. y Tuzhilin, A. (2003). On the use of Optimization for Data Mining: Theoretical Interactions and eCRM Opportunities. Management Science, 49(10), 1327-1343. doi: 10.1287/mnsc.49.10.1327.17310

Ping, Y. (2006). Data mining diagnosis system based on rough set theory for boilers in thermal power plants. Front. Mech. Eng. China, 1(2), (2006), 162-167. doi: 10.1007/s11465-006-0017-z

Qiang, X., Rui-Chun, H. y Hui, L. (2014). Data Mining Research on Time Series of E-commerce Transaction. International Journal of u-and e-Service, Science and Technology, 7(1), 9-18.

Rajagopal, P. y Xavior M. A. (2014). Minimizing Material Processing Time and Idle Time of a Critical Machine in a Flow Shop.Advanced Materials Research, 984-985, 106-610.doi: 10.4028/www.scientific.net/AMR.984-985.106

Rajaretnam, T. (2014). Data mining and data matching: regulatory and ethical considerations relating to privacy and confidentiality in medical data. Journal of International Commercial Law and Technology, vol. 9(4), 294-310.

Rebai, M., Kacem, I. y Adjallah K. H. (2012). Earliness-tardiness minimization on a single machine to schedule preventive maintenance tasks: metaheuristic and exact methods. J Intell Manuf, 23(4), 1207-1224. doi: 10.1007/s10845-010-0425-0

Ring, M. y Eskofler, B. M. (2015).Data Mining in the U.S. National Toxicology Program (NTP) Database Reveals a Potential Bias Regarding Liver Tumors in Rodents Irrespective of the Test Agent. PLoS ONE 10(2): e0116488. doi:10.1371/journal.pone.0116488

Romero, C., Ventura, S. (2010). Educational Data Mining: A Review of the State of the Art. IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics-part c: applications and reviews, 40(6), 601-618. doi: 10.1109/TSMCC.2010.2053532

Sadoyan, H., Zakarian A. y Mohanty, P. (2006). Data mining algorithm for manufacturing process control. Int J Adv Manuf Technol, 28(3), 342-350. doi: 10.1007/s00170-004-2367-1

Sadoyan, H., Zakarian A. y Mohanty, P.(2006). Data mining algorithm for manufacturing process control. Int J Adv Manuf Technol, 28(3), 342-350. doi: 10.1007/s00170-004-2367-1

Schreiner, R. (1987). Computing equipment downtime intervals and compiling a frequency table using dbase iii plus. Computers ind. Engng, 13 (1-4), 377-380.

Shang, S. y Seddon P., (2000). A Comprehensive Framework for Classifying the Benefits of ERP Systems. AMCIS 2000 Proceedings. 39. Recuperado de http://aisel.aisnet.org/amcis2000/39

Shao, L.-S. y Fu, G.-X. (2008). Disaster prediction of coal mine gas based on data mining. Journal of coal science & engineering, 14(3), 458-463.doi: 10.1007/s12404-008-0099-9

Silva P, M. A, & Silva M, D. R. (2008). Sistemas de planificación de recursos empresariales utilizados en el estado Bolívar. Universidad, Ciencia y Tecnología, 12(46), 49-54.

Silvente, V., Rubio, M., J., & Baños, R., (2013). “Como aplicar arboles de decisión en SPSS”, REIRE, 6(1), 65-79. doi: 10.1344/reire2013.6.1615

Smith, M. A. J. (1997). The Up and down time distribution in a 1 out of n system with general life time and repair time distributions. Reliability Engineering and System Safety, 55(1), 39-50.

Spangler, W. E., May, J. H. y Vargas, L. G. (1999). Choosing Data-Mining Methods for Multiple Classification: Representational and Performance Measurement Implications for Decision Support. Journal of Management Information Systems, 16(1), 37-62. Recuperado de http://dx.doi.org/10.1080/07421222.1999.11518233

Spangler, W. E., May, J. H. y Vargas, L. G. (1999). Choosing Data-Mining Methods for Multiple Classification: Representational and Performance Measurement Implications for Decision Support. Journal of Management Information Systems, 16(1), 37-62. Recuperado de http://dx.doi.org/10.1080/07421222.1999.11518233

Stephens, K. y Sommers. J, (2004).Automatic equipment downtime monitoring in the cement industry, IEEE-IAS/PCA 2004 Cement Industry Technical Conference (IEEE Cat. No04CH37518),pp. 301-314. doi: 10.1109/CITCON.2004.1309876

Taghipour , S., Banjevic, D. y Jardine AKS. (2011). Priorization of medical equipment for maintenance decisions. The Journal of the Operational Research Society, 62(9), 1666-1687. doi: 10.1057/jors.2010.106

Tai, A. H., Ching W.- K. y Chan L.Y.(2009). Detection of machine failure: Hidden Markov Model approach. Computers & Industrial Enginnering, 57(2), 608-619. doi: 10.1016/j.cie.2008.09.028

Timarán-Pereira, R. (2013). Three-Step method to tightly integrate data mining tasks into a relational database system.Ingeniería y Competitividad, 15(2), 125-136.

Trias, M., Gonzales, P., Fajardo, S., & Flores, L., (2009). “Las 5W + H y el ciclo de mejora en la gestión de procesos”, Laboratorio Tecnológico del Uruguay - INNOTEC, 2009 (1), 22-25.

Tsarouhas, P. (2012). Reliability, availability and maintainability analysis in food production lines: a review. International Journal of Food Science and Technology, 2012(47), 2243-2251. doi: 10.1111/j.1365-2621.2012.03073.x

Ungureanu, N. y Ungureanu, M. (2013). Cleaning of Industrial Equipment – Part of the TPM Concept. Scientific bulletin, Serie C, Fascicle: Mechanics, Tribology, Machine Manufacturing Technology, 2013(XXVII), 86-89.

Ungureanu, N., Ungureanu, M., & Alexandrescu, I., M., (2011). “Implementation of TPM principles i (first steps)”, Scientific Bulletin Series C: Fascicle Mechanics, Tribology, Machine Manufacturing Technology, 2011(25), 78-81.

Viguer, D., (2012). Diseño y optimización del plan de mantenimiento de un edificio destinado a uso administrativo, Tesis de magister, Universidad Politécnica de Valencia, Departamento de Ingeniería Mecánica y de materiales, España,

Wang, Y., Gu, S.-G. y Wang H. (2011). A survey of data mining softwares used for real projects, 2011 IEEE International Workshop on Open-source Software for Scientific Computation, Beijing, 2011, pp. 94-97. doi: 10.1109/OSSC.2011.6184701

Wijaya, A. R., Lundberg, J. y Kumar, U. (2012). Downtime analysis of a scaling machine. International Journal of Mining, Reclamation and Environment, 26(3), 244-260. doi: 10.1080/17480930.2011.603515

Woollam, C. R. (1896). Flowshop with no idle machine time allowed. Comput & Indus Engn, 10(1), 69-76.

Yang, Z., Djurdjanovic, D. y Ni, J. (2008). Maintenance scheduling in manufacturing systems based on predicted machine degradation. J Intell Manuf, 19(1), 87-98. doi: 10.1007/s10845-007-0047-3

Yescas, H. (10 de abril del 2007). Qué es SAP: La herramienta productiva de las organizaciones [Mensaje en un blog]. Recuperado dehttp://hectoryescas.blogdiario.com/1176213300/

Yu, Q., Guo, H. y Liao, H. (2013). An Analytical Approach to Failure Prediction for Systems Subject to General Repairs. IEEE Transactions on reliability, 62(3), 714-721. doi: 10.1109/TR.2013.2270426

Zhang, X., y Bi, H. (2010). Research on privacy preserving classification data mining based on random perturbation, 2010 International Conference on Information, Networking and Automation (ICINA), Kunming, 2010, pp. V1-173-V1-178. doi: 10.1109/ICINA.2010.5636410

Zheng , G. J., Zhang , J. W., Hu, P. , y Shi D. Y. (2015). Optimization of hot forming process using data mining techniques and finite element method. International

Journal of Automotive Technology, 16(2), 329-337. doi: 10.1007/s12239-015-0035-0

Zhu, H. y Zhou, H. (2014). Single Machine Predictive Scheduling Using Inserted Idle Times, Journal of Applied Mathematics, vol. 2014, Article ID 304808, 5 pages, 2014. doi:10.1155/2014/304808

Zimmerman, K., y R. McDaniel, R. (2009). Using Power System Event Data to Reduce Downtime, 2009 IEEE Cement Industry Technical Conference Record, Palm Springs, CA, 2009, pp. 1-15. doi: 10.1109/CITCON.2009.5116186

Zuo, Z., Hu, Y., Li, Q. y Zhang, L. (2014). Data Mining of the Thermal Performance of Cool-Pipes in Massive Concrete via in Situ Monitoring. Mathematical Problem In Engineering, vol. 2014(5), 1-15. doi: 10.1155/2014/985659