

CONECTANDO DATA MINING Y LEAN MANUFACTURING PARA LA MEJORA CONTINUA

Por: **Ing. René Cortez**, Ingeniero Industrial, UCA. Certificado en el área de implementación de mejoras mediante la metodología Lean Six Sigma.

00083515@uca.edu.sv

Ing. Roger Merlos, Ingeniero Industrial, UCA. Es certificado en el área de mejoras mediante Lean Six Sigma. Actualmente es administrador de un taller de reparación automotriz en Chinameca, San Miguel.

00023614@uca.edu.sv

Ing. Pablo Quijano, Ingeniero Industrial, UCA. Con experiencia y certificación como Analista de Datos y Procesos en el sector industria.

00151716@uca.edu.sv

Ing. Evita Álvarez, Académica adscrita al Departamento de Operaciones y Sistemas, UCA.

Ingeniería en Industrial, UES. Con experiencia en el sector de logística e ingeniería de métodos.

ealvarez@uca.edu.sv

RESUMEN

La presente investigación trata sobre el desarrollo de un modelo de Data Mining adaptable al contexto de la empresa donde se aplique, con el cual se interpreta de una forma más profunda, comparada a los métodos tradicionales, la realidad de diferentes procesos en una imprenta de tecnología Offset. El análisis de datos resultante del minado de datos permite plantear la aplicación de tres herramientas de Lean Manufacturing, además de retroalimentar a los operadores de las máquinas intervenidas para apoyarles en sus propósitos de mejora continua.

Palabras clave: Data mining, lean manufacturing, árboles de decisión, SMED, mejora continua, El Salvador.

Introducción

El desarrollo industrial en Centroamérica y El Salvador presenta un crecimiento lento, puede ser causado por la introducción de nuevos sistemas tecnológicos que representan un alto coste para muchas empresas. Por lo tanto, teniendo en cuenta estas limitaciones, este artículo se enfoca en aplicar herramientas como Minería de Datos y Lean Manufacturing, para optimizar procesos con un toque humano.

La presente investigación se realizó en una imprenta offset, dividida en cuatro secciones: guillotina, impresión, tipografía y acabados. Las máquinas analizadas fueron 19, cada una de ellas alojada en una base de datos con información desde el 01/01/2018 hasta el presente, y encontrada en estado ocioso.

En este caso, encontrar una base de datos ociosa, representó un potencial de mejora no aprovechado, debido a la calidad de información y hallazgos que pueden obtenerse desde la base, como: trabajador, proceso (o reproceso), tiempo de la actividad, desperdicios y comentarios del operador sobre la actividad realizada.

Y debido a que la finalidad era aprovechar la información, se utilizó la técnica de minería de datos, la cual utiliza herramientas estadísticas para analizar y explorar grandes volúmenes de información, permitiendo interpretarlos en diferentes formas (también conocidas como modelos). Por lo cual, posteriormente, se podría presentar a instancias gerenciales para facilitar el proceso de toma de decisiones, mediante evidencia de estos procesos.

De tal manera que, el complemento de la interpretación de datos, cuenta con la metodología de Lean Manufacturing, es decir, un conjunto de

herramientas enfocadas en reducir los desperdicios de dinero, tiempo, materias primas y movimientos, entre otros. En otros términos, una gestión eficiente de los recursos de cualquier empresa.

Sin embargo, una de las limitantes de Lean Manufacturing es la dependencia a recorridos visuales y apreciación de las personas, señalan Rødseth y Schjøberg (2014). Por su parte, la minería de datos es una técnica que permite descubrir información muy difícil de ver a simple vista, por lo que ambas metodologías pueden trabajar hombro a hombro.

El objetivo de esta investigación es describir la aplicación de técnicas de Minería de Datos y Lean Manufacturing para la mejora de las actividades de producción, específicamente, en una imprenta Offset.

Contexto

La empresa analizada durante la investigación es de larga trayectoria en el ramo de las artes gráficas, con 45 años de experiencia, se ha caracterizado por ser administrada de forma visionaria, adoptando tecnologías superiores a su competencia. Según Porras y Calva (2021), en el afán de adaptarse al contexto de la cuarta revolución industrial, los datos juegan un rol importante, es así que la empresa toma con entusiasmo una propuesta para poder brindar utilidad a la base de datos existente desde 2018, con la finalidad de hacer un análisis de fortalezas y debilidades de la planta de producción, con el propósito de brindar propuestas de mejora a la misma.

Minería de datos

La minería de datos conocida también como Data Mining (en inglés) implica una serie de técnicas de descripción y predicción de datos que tienen su base en conceptos estadísticos (Porras, *et al.*, 2021). Estas permiten a los usuarios observar, con mayor facilidad, características particulares en grandes conjuntos de datos. Entre algunas de las herramientas de minería de datos, podemos encontrar: árboles de decisión (para fines de clasificación), redes neuronales (para

facilitar la extracción de información de datos en grandes volúmenes), entre otras.

Además, se pueden entender como técnicas auxiliares las consultas (queries) de las bases de datos; aunque esto último depende en gran medida del autor referenciado. Lo anterior, se debe a que el concepto de la misma es algo amplio y varía según distintos autores.

Árboles de decisión

Los árboles de decisión son herramientas de análisis de datos cuya finalidad es la clasificación de la información en categorías que compartan rasgos similares. El principio bajo el cual se construyen los árboles es el de «entropía informativa», es decir, homogeneidad en los grupos de información extraídos de la base de datos.

En ese sentido, los árboles de decisión normalmente generarán «ramas» (categorías) de información con mucha semejanza entre sí, permitiendo segmentar la información en una forma bastante marcada, por ejemplo: se tienen dos canastos, en cada uno existen diez frutas. En uno existen nueve naranjas y una pera. Mientras que en el otro existen cuatro naranjas y seis peras.

El método buscará dar como solución el sistema donde exista una menor entropía (mayor homogeneidad), el primer canasto cumple con lo dicho anteriormente; ya que existe una gran cantidad de naranjas dentro de él. Lo anterior, permite observar semejanzas informativas bastante visibles.

Los árboles de decisión existen en diversos tipos, los más relevantes son:

Information Gain: Tiende a escoger al atributo con la mayor uniformidad posible.

Gain Ratio: Es un derivado de Information Gain, que busca conjuntos de datos más uniformes y con menor cantidad de datos para analizar con más detalle.

Accuracy: Se escoge un atributo (característica) para partirlo en diferentes partes (mayor precisión).

Índice Gini: Métrica que se encarga de medir el grado de igualdad entre conjuntos de datos, utilizado comúnmente como indicador de equidad en la repartición de la riqueza en el mundo.

Tipos de árboles de decisión

Dependiendo de la cantidad de variables, los árboles pueden ser univariados (una única variable involucrada para análisis) o multivariados (dependiente de dos o más variables para análisis).

En el caso de esta investigación, se utilizaron árboles de decisión univariados, centrados en el análisis de tiempo demorado en el cumplimiento de actividades reportadas en la base de datos de la empresa. El método utilizado involucró: Information gain, gain ratio y accuracy.

Manufactura Esbelta (Lean Manufacturing)

La definición estándar más utilizada es referente a la mejora continua en la industria. Se enfoca en identificar y eliminar desperdicios visibles en las plantas de producción, como: La sobreproducción (producción excesiva), tiempo de espera (de materiales), transporte (retrasos en entrega), exceso de procesamiento (no añaden valor a la vista del cliente), reprocesamiento (defectos), movimientos innecesarios y reducir todo lo que no genera valor percibido por el cliente (Matías, Idoipe indicaron (2013).

Por ello, el objetivo final de Lean Manufacturing, es la adopción de una nueva cultura de trabajo basada en la comunicación y apoyo entre el equipo de trabajo, buscando la manera más fácil y económica de hacer las cosas.

Para el desarrollo de un proyecto de Lean Manufacturing, de acuerdo a Gromov y Kazantsev (2016) «la técnica más común es el ciclo DMAIC» que significa Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar, respectivamente. Para aplicar esta técnica lean Manufacturing cuenta con diversas herramientas que se enfocan en la mejora continua. Entre ellas, podemos mencionar: 5S como herramienta que se enfoca en la limpieza y Orden, SMED que se utiliza

para reducir el tiempo de preparación y Jidoka para poder dotar a los trabajadores con criterios de calidad, al punto de darles capacidades para ser sus propios inspectores de calidad.

Las 5'S:

Es una herramienta de Lean Manufacturing que, de acuerdo a Piñero, Esperanza y Kaviria (2018) «hace énfasis en el orden y la limpieza del área de trabajo, se basa en cinco principios conocidos como: Seiri, Seiton, Seiso, Seiketsu Y Shitsuke», que significan: eliminar lo innecesario, ordenar y limpiar el sitio de trabajo; inspeccionar, estandarizar y crear hábito de producir con calidad y cuidado del entorno.

SMED (Single Minute Exchange Die):

Es una herramienta enfocada en la reducción del tiempo demorado en arreglos manuales de una máquina (preparaciones, ajustes de color, montaje de materia prima, etc.) esto se realiza mediante diversas técnicas de recolección informativa; esto implica que deben eliminar movimientos que sean innecesarios y estandarizar procesos, como Nguyen y Huynh (2019) plantearon.

Su aplicación consta de cuatro fases que son: Análisis preliminar, diferencia entre tarea interna y externa, Disminuir y transformar tareas internas en externas y por último mejorar tanto las tareas internas y externas restantes.

Jidoka:

Según Lubnina, *et al.* (2018), el Jidoka es una metodología para la automatización con un toque humano, capaz de proponer que el operario sea su propio inspector de calidad, creando criterio propio para determinar si el proceso se encuentra bajo control. El objetivo es minimizar desperdicios por reprocesos, sobreproducción y fallas de producción.

Metodología

Para desarrollar la investigación, se creó una adaptación a partir de estándares del manejo y minado de datos, además de considerar parte del ciclo DMAIC,

ya que la mejora (I) y control de procesos (C) es algo que, por limitantes de tiempo de la investigación, no podrá realizarse. A continuación se detalla la forma en la que se realizó la investigación:

1. Comprensión del negocio

En esta etapa se buscó describir algunos aspectos generales de la empresa. Con el objetivo de entender el trasfondo y de esta forma evaluar la situación en la que se encuentra actualmente. Lo anterior incluye aspectos clave como: recursos con los que se contó, supuestos, restricciones y terminología.

Para, posteriormente, desarrollar los objetivos de la investigación y elaborar un plan del proyecto que se adapte mejor a la situación.

2. Comprensión de los datos

Se empezó a discriminar los datos, enfocándose en los que se tenía un especial interés. Lo anterior se desarrolló tomando en cuenta los objetivos de investigación y como fuente la base de datos interna de la empresa sujeta a investigación, esta base fue estudiada con el objetivo de determinar en qué máquinas era viable ocupar la técnica de árboles de decisión.

Se tomaron en cuenta criterios como la cantidad de datos presentes por máquina, la calidad inherente a los mismos, representatividad (que al menos 70 % de los datos correspondan a empleados que trabajen en la empresa mientras se desarrolla la investigación).

En esta etapa fue crítico entender la composición de la base de datos y el aporte de los atributos contemplados en ella.

3. Preparación de los datos

Posteriormente, se seleccionaron los datos sobre los cuales se harían los árboles de decisión, no sin antes pasarlos por procesos de limpieza, desechando campos que no fueron relevantes (mínimo 50 reportes por campo, asegurando que los empleados analizados aparezcan en proporciones similares

en los registros). También se realizaron procesos de cambio de formato, en los cuales se reorganizó la base con el objetivo de que el software aceptara dicho formato de entrada.

En este apartado, es importante mencionar que el software (base de datos) no contaba con un mecanismo de consulta de reprocesos, por lo cual se tuvieron que desarrollar trabajos en Microsoft Excel con el objetivo de extraer esta información y determinar cuál máquina tenía mayor cantidad de reprocesos.

Esto fue crítico para determinar en qué máquinas había una cantidad de problemas significativa y centrar el análisis de árboles de decisión en los datos de dichas máquinas.

4. Modelado

En esta etapa se desarrollaron los modelos de árboles de decisión, ocupando los datos y un software especializado para poder realizar la clasificación de los mismos. Con la finalidad de asegurar datos precisos, se realizaron diseños de prueba donde se probaron diversos tipos de árboles como: Gain Ratio, Information Gain, entre otros.

También fue necesario hacer una revisión que confirmase que la depuración de la base de datos había sido realizada de forma correcta, dejando así únicamente cuatro (4) atributos en consideración de un total de 26 atributos, siendo esos: Operador, proceso, máquina y tiempo en cada reporte. Se agregó un análisis de estadísticos descriptivos con el fin de mostrar de mejor forma el rendimiento de los trabajadores en diferentes procesos en sus máquinas.

5. Evaluación

En esta etapa final del desarrollo del análisis de minería, se procedió a verificar si los resultados cumplían con los objetivos y crear una lista de posibles acciones a tomar en cuenta por parte de la empresa.

Dichas decisiones fueron realizadas a partir del análisis de fortalezas y debilidades de los trabajadores, con la finalidad de poder reforzar a los trabajadores con menor rendimiento a partir de técnicas de trabajadores con un mejor rendimiento.

Esto garantiza que las mejoras puedan ser aplicadas fácilmente, ya que corresponde a ideas ya aplicadas en el contexto de investigación.

6. Elaboración de manual (Lean Manufacturing):

Una vez finalizado el proceso de minería de datos se procedió a especificar las formas con las cuales se les daría resolución a las problemáticas, mediante la técnica de observación directa a los procesos.

Se desarrollaron diagramas en los cuales se recolectó información y se definió, de manera esquemática, el proceso analizado. Además, se creó un plan de implementación (manual), junto con una matriz donde se evalúan los riesgos de ejecución.

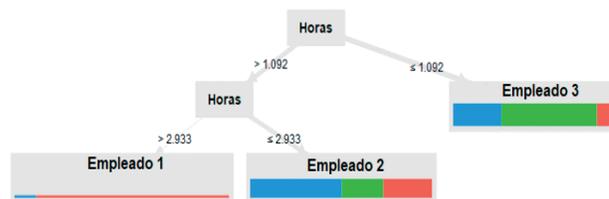
Resultados

Reprocesos:

De la preparación de los datos en Microsoft Excel, durante el análisis de reprocesos, se pasó de recortar la lista desde un total de 19 máquinas iniciales a cuatro, a través de la priorización de máquinas que contaron con la mayor cantidad de órdenes reprocesadas entre el 2018 e inicios de 2021. Las dos con más reprocesos se incluyeron, además de añadirse las ubicadas en el puesto quinto y sexto del ranking, esto a causa de que el tercer y cuarto puesto no contaban con datos que aseguraran representatividad ni facilitaron la posibilidad de realizar observaciones en planta.

En las cuatro máquinas, solo fueron cuatro (4) atributos los escogidos, se mencionan a continuación: empleado, proceso, tiempo y máquina. Estos fueron sometidos a una depuración para eliminar anomalías estadísticas (outliers); además, de descartar a todos aquellos procesos con menos de cincuenta (50) registros, con la intención de poder realizar un análisis fiable con datos más homogéneos.

Figura 1. Ejemplo de un árbol de decisiones.



Fuente: Autoría Propia

Dependiendo de la homogeneidad de la información presentada, el árbol de decisiones creará un conjunto de "n" ramas a partir de "n" grupos que comparten rasgos similares en los datos minados.

En el ejemplo, al asomar el cursor de la computadora, se obtuvo el conjunto de datos pertenecientes a cada operador, resaltando como título del grupo el operario con la mayor cantidad de datos. El mostrar la cantidad de actividades por grupo permitió utilizar un método que permitió cuantificar, mediante porcentajes, la cantidad de actividades que cada operario tiene en los segmentos de tiempo mostrados, esto se detalla en la Tabla 1.

Tabla 1. Cuadro resumen del rendimiento

| Ajuste de Color | | | |
|-----------------|-----------|---------------|-------------|
| Empleado 1 | 29.03% | 56.45% | 14.52% |
| Empleado 2 | 75.61% | 24.39% | 0.00% |
| Empleado 3 | 41.23% | 57.89% | 0.88% |
| Intérvulo (h) | 0 a 1.092 | 1.092 a 2.933 | 2.933 a 3.5 |

Fuente: Autoría Propia

Para construir el recuadro fue necesario totalizar los reportes de cada trabajador y considerar cuántos reportes cumplían con los intervalos de tiempo que cada árbol de decisión creaba durante el minado de datos.

Esta actividad tuvo que ser replicada por cada uno de los procesos considerados como «significativos» en la etapa de depuración de los datos, en las máquinas con más reprocesos realizados en la planta.

Para propósitos de simplificación, se mostrarán resultados del proceso de preparación en las cuatro

máquinas intervenidas en el formato mostrado en la Tabla 1.

Tabla 2. Preparación de orden en tipografía 1

| Preparar Orden - Tipografía 1 | | |
|-------------------------------|----------|-------------|
| Empleado 1 | 57.04% | 42.96% |
| Empleado 2 | 43.23% | 56.77% |
| Intervalo (h) | 0 a 1.20 | 1.20 a 3.15 |

Fuente: Autoría Propia

En la máquina «Tipografía 1» se tuvo un total de 1,819 reportes de preparación. El empleado 1 tiene 852 reportes mientras que el segundo empleado reportó 967 veces.

Tabla 3. Preparación de orden en tipografía 2

| Preparación - Tipografía 2 | | | |
|----------------------------|-----------|---------------|--------------|
| Empleado 1 | 57.43% | 38.97% | 3.59% |
| Empleado 2 | 46.06% | 50.88% | 3.06% |
| Intervalo (h) | 0 a 1.258 | 1.258 a 3.158 | 3.158 a 4.05 |

Fuente: Autoría Propia

Para la máquina «Tipografía 2» se tuvo un total de 2,561 reportes, siendo 1,419 de parte del empleado 1 y el segundo con 1,142 actividades de preparación reportadas.

Tabla 4. Preparación de orden en impresora 1

| Preparación - Impresora 1 | | | |
|---------------------------|-----------|---------------|--------------|
| Empleado 1 | 1.84% | 95.15% | 3.01% |
| Empleado 2 | 1.09% | 93.44% | 5.46% |
| Empleado 3 | 1.62% | 98.38% | 0.00% |
| Intervalo (h) | 0 a 0.125 | 0.125 a 2.008 | 2.008 a 2.43 |

Fuente: Autoría Propia

Con la máquina «Impresora 1», se tienen tres (3) empleados, el primero reportó 598 veces; el segundo 915, y el tercero 493.

Empleado 1 tiene 598, 2 tiene 915 y 3 tiene 493.

Tabla 5. Preparación de orden en impresora 2

| Preparación - Impresora 2 | | |
|---------------------------|-----------|--------------|
| Empleado 1 | 85.48% | 14.52% |
| Empleado 2 | 73.35% | 26.65% |
| Intervalo (h) | 0 a 1.525 | 1.525 a 3.85 |

Fuente: Autoría Propia

Respecto a la «Impresora 2», se tiene un total de 3,921 reportes, de los cuales 2,052 corresponden al primer empleado y 1,869 al segundo.

Lean Manufacturing:

El principal resultado de este apartado fue la elaboración de un plan de implementación de las herramientas Lean en las máquinas que más lo necesitan. El plan consta de tres etapas, cada una tomando en cuenta una herramienta propuesta, siendo estas: 5'S, SMED y Jidoka. Además, de la redacción de descripciones más detalladas de los procesos y del desarrollo de diagramas de flujo para los mismos, los cuales quedaron como registro para futuros proyectos, y sirven como herramientas para facilitar la comprensión del mismo.

Dicho plan de implementación fue planteado en forma de cronograma, con cada una de las actividades a seguir y dejando algunas holguras para una mayor flexibilidad de implementación. Siendo este un desglose de las otras etapas de la metodología DMAIC, las cuales serían: medir, analizar, mejorar y controlar.

La creación de este plan tomó en cuenta la necesidad de socializar las propuestas con los trabajadores, con la finalidad de tenerlos en cuenta en las mejoras hacia su entorno. Para evitar la sobrecarga de contenidos, se dividió el programa en tres capacitaciones, una por cada herramienta, en cada una de las máquinas para así facilitar su contextualización.

Análisis

Con los resultados obtenidos, es posible verificar los patrones de rendimiento de los trabajadores por cada máquina, siendo importante enfocarse en la persona

con la mayor cantidad de reportes concentrados en el primer o segundo intervalo de tiempo que el árbol de decisión haya creado debido a la rapidez en sus procesos. Este análisis no dejó a un lado el aspecto de calidad ya que consideró el volumen de órdenes totales y los reprocesos hechos durante un período de tres (3) años (2018-2021).

La empresa, a través de esta metodología logró pasar de tener una base de datos ociosa hacia una con utilidad, ya que consiguió determinar los estilos de trabajo de los empleados. A partir de la frecuencia de reportes en los intervalos de tiempo determinados por el árbol de decisión, a lo largo de los últimos tres años.

La mayoría de las preparaciones en las máquinas impresoras demoran menos de dos horas, aún así, algunos empleados tienen oportunidades de mejora si se les compara entre ellos. Ejemplo, el empleado tres en la máquina impresora 1 tiene, aproximadamente, tiempos un 5 % más rápidos que el resto de sus compañeros; incluso, si se les compara con compañeros de la máquina impresora 2 que, cabe destacar, es una máquina gemela de la impresora 1.

Esas técnicas pueden ayudar a mejorar los tiempos máximos en la máquina impresora 2, ya que si se observa el árbol de decisiones en las labores de preparación, el tiempo máximo alcanza las 3.85 horas, mientras que en la máquina impresora 1 solamente se alcanza 2.43 horas. Las técnicas de mejora del orden en el entorno de la máquina, realizar algunos preparativos mientras la máquina se encuentre en funcionamiento y, también, dotar de mejores criterios de calidad, podrá ayudar a la reducción de esos tiempos elevados en la máquina impresora 2.

La reducción de tiempos y la mejora en los criterios de calidad podrá ser de gran utilidad para la empresa, ya que se habilita tiempo para poder procesar más órdenes. Además de evitar fallas al detectarlas

a tiempo, pudiéndolas corregir sin que requiera reproceso total del producto ni usando tiempo adicional que pudiese ser utilizado en la generación de valor.

En las máquinas de tipografía, las condiciones cambian, pues no se están analizando máquinas gemelas como era el caso anteriormente. Para la máquina 1, las diferencias de rendimiento entre el empleado 1 y el 2 en preparación son significativas, siendo de 11.37 %, en otras palabras, si se colocan a los dos trabajadores en paralelo en condiciones similares a producir 100 órdenes iguales, el empleado 1 producirá 11 órdenes más que el segundo.

La técnica de Jidoka permite que se observen las actividades de los operarios de mejor forma, con la finalidad de verificar cuáles conductas o actividades facilitan al empleado 1 para obtener dicha diferencia sobre el empleado 2, de esta manera, se puede sugerir al empleado 2 a adoptarlas o moldear dichas prácticas a manera que puedan ser compatibles con su estilo de trabajo.

Una diferencia de producir 11 órdenes más, implica que pueden presentarse atrasos por parte de uno de los trabajadores que, a la larga, pueden perjudicar a quien trabaje más rápido, ya que pudiese cumplir con los requisitos de producción de una forma más anticipada.

En el caso de la máquina de Tipografía 2, se puede ayudar a que el empleado 2, que acumula el 50.88 % de sus actividades de preparación entre las 1.258 y 3.158 horas, pueda equiparar el mejor ritmo de producción del empleado 1, que concentra el 57.04 % de sus preparativos entre 1 minuto y 1.20 horas. La medición de estos patrones que, usualmente, requieren muestreo de tiempos, fueron obtenidos mediante el aprovechamiento de la base de datos de la empresa que, previamente, se tenía en estado de ociosidad.

Referencias consultadas

- Rødseth, H., Schjøberg, P. (2014). The Importance of Asset Management and Hidden Factory for Integrated Planning. (En inglés), Universidad Nacional Técnica de Noruega; Oslo, Noruega. https://www.researchgate.net/publication/286498629_The_Importance_of_Asset_Management_and_Hidden_Factory_for_Integrated_Planning.
- Porras, H., Lescano, J. y Calva, K. (2021). Entendiendo los cantones del Ecuador a través del análisis de sentimientos y su contexto socioeconómico. ECU Analytics; Quito, Ecuador.
- Matías, J. C. H. e Idoipe, A. V. (2013). Lean Manufacturing. Concepto, técnicas e implantación. Escuela de Organización Industrial; Madrid España. <https://www.eoi.es/es/savia/publicaciones/20730/lean-manufacturing-concepto-tecnicas-e-implantacion>.
- Gromov, A., y Kazantsev, N. (2016). Applying Extended DMAIC Methodology to Optimize Weakly Structured Business Processes. Universidad Nacional de Investigación, Escuela Superior de Economía; Moscú, Federación Rusa. https://www.researchgate.net/publication/311004423_Applying_Extended_DMAIC_methodology_to_optimize_weakly_structured_business_processes.
- Carvajal, H. (2016). Una Visión Humanizada y Eficiente en el Ciclo de la Automatización Automotriz Basada en la Metodología Jidoka. Instituto Tecnológico de Costa Rica; San José, Costa Rica. https://www.academia.edu/37757068/Metodologia_Jidoka_Lean_Manufacturing.
- Piñero, E., Esperanza, F. y Kaviria, L. (2018). Programa 5S para el Mejoramiento Continuo de la Calidad y Productividad en los Puestos de Trabajo. Universidad de Carabobo; Valencia, Venezuela. <https://www.redalyc.org/jatsRepo/2150/215057003009/215057003009.pdf>.
- Nguyen, H.N, y Huynh, N.H. (2019). Optimizing Equipment Efficiency: An application of SMED methodology for SMEs. Universidad Nong Lam; Ciudad Ho Chi Minh, Vietnam. <https://jad.hcmuaf.edu.vn/index.php/jadvn/article/view/25/25>.
- Lubinina, A., Gaidamashko, I., Savderova, A. y Komissarova, M. (2018). Innovative Strategy for Improving the Efficiency of Industrial Enterprises Management. Universidad Tecnológica y de Investigación de Tartaristán; Kazán, Federación Rusa. <https://www.revistaespacios.com/a18v39n09/a18v39n09p25.pdf>.