



Inteligencia de negocios de nueva generación en manufactura

New generation business intelligence in manufacturing

Nova geração de business intelligence na fabricação

Johanna Jackeline Cevallos-Cuenca ^I
annitajackelinne@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0002-5870-9835>

Hugo Giovanni Vera-Flores ^{II}
hugo.vera@ucacue.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-9626-4099>

Correspondencia: annitajackelinne@gmail.com

Ciencias de las ingenierías
Artículo de investigación

***Recibido:** 19 de diciembre de 2019 ***Aceptado:** 20 de enero de 2020 * **Publicado:** 03 de febrero de 2020

- I. Ingeniera de Sistemas, Magíster en Administración de Empresas, Jefatura de Posgrados, Universidad Católica de Cuenca, Cuenca, Ecuador.
- II. Ingeniero en Sistemas, Magíster en Gerencia de Sistemas y Tecnologías de la Información, Docente, Jefatura de Posgrados, Universidad Católica de Cuenca, Cuenca, Ecuador.

Resumen

El presente trabajo de investigación pretende dar a conocer los beneficios que los países desarrollados han tenido al impulsar su manufactura, mediante el uso de herramientas tecnológicas y de análisis de datos. Es importante también resaltar cómo las empresas manufactureras de países en vías de desarrollo, específicamente ecuatorianas, ante el entorno actual de competencia global, se ven forzadas a reorganizar sus procesos, integrando tecnologías de fabricación y de la información, para generar nuevos e innovadores sistemas de manufactura, que permiten optimizar los procesos de fabricación, obtener mayor eficiencia en sus procesos, generar mejores propuestas de valor a sus clientes y responder oportunamente a las necesidades del mercado.

Palabras clave: Manufactura digital; manufactura inteligente; inteligencia de negocios; analítica visual.

Abstract

This research analysis reveals the benefits that developed countries have had with the technological and data analysis. In the same way is also important to highlight how manufacturing companies in developing countries, specifically Ecuadorian, in the current global competitive environment are forced to reorganize their processes, integrating manufacturing and information technologies to generate new and innovative manufacturing and management systems that allow optimize manufacturing processes, obtaining greater efficiency in their processes, generate better value proposals to their customers and respond timely to market needs.

Keywords: Digital manufacturing; intelligent manufacturing; business intelligence; visual analytics.

Resumo

Este trabalho de pesquisa visa conscientizar sobre os benefícios que os países desenvolvidos tiveram em impulsionar sua fabricação, por meio do uso de ferramentas tecnológicas e análise de dados. Também é importante destacar como as empresas manufatureiras dos países em desenvolvimento, especificamente os equatorianos, diante do atual ambiente de concorrência global, são forçadas a reorganizar seus processos, integrando tecnologias de manufatura e

informação, a fim de gerar sistemas novos e inovadores de a manufatura, que permite otimizar os processos de manufatura, obter maior eficiência em seus processos, gerar melhores propostas de valor para seus clientes e responder em tempo hábil às necessidades do mercado.

Palavras-chave: Manufatura digital; fabricação inteligente; inteligência de negócios; análise visual.

Introducción

Como es conocido, la mayoría de empresas en la actualidad, cuentan con bases de datos donde almacenan la información de su gestión, procesos, clientes y proveedores, a través de diferentes programas informáticos, facilitando sus datos históricos, los cuales podrían ser agrupados, tratados y analizados para extraer información que ayude y de soporte a la toma de decisiones de la empresa, se conoce como Inteligencia de Negocio o Business Intelligence (en adelante BI).

Desde siempre, el desarrollo de la tecnología ha tenido un impacto directo e importante en la manufactura, la cual ha ido evolucionando con el pasar del tiempo. Actualmente, las tendencias de los procesos de manufactura se enfocan en hacer uso masivo de algoritmos, técnicas y herramientas de inteligencia, basados en tecnologías de hardware y software, que permitan transformar la industria de la manufactura con procesos productivos totalmente integrados, automatizados y optimizados, permitiendo mejorar la eficiencia operativa y desempeño organizacional (Schwarz, 2014).

Para el análisis del presente trabajo, no solamente se hará referencia a conceptos, sino también, se desarrollará un caso de estudio para una empresa local, dedicada a la manufactura de línea blanca, utilizando herramientas de BI y análisis visual, como lo es Tableau. Lo que permitirá contar con herramientas de mejoras de producción contribuyendo en el análisis de resultados y visual de: tiempos de para de producción, mala utilización de materia prima, problemas en la cadena de transporte y suministros, mantenimiento preventivo y correctivo de equipamiento.

El objetivo del presente trabajo es: implementar un cuadro de mando para la toma de decisiones, con una herramienta de Inteligencia de Negocios de nueva generación, en el área de Operaciones de la empresa local, dedicada a la manufactura de línea blanca, que ayude a determinar las líneas de producción con mayor o menor eficiencia dentro del proceso productivo de la planta, analizando las horas de para de producción, su cumplimiento con respecto a las horas de para de

producción presupuestadas, el top de las causas por las cuales se dan estas horas de para de producción y el costo de horas hombre por las paras en cada línea de producción.

En cuanto a la estructura y contenido del presente artículo, se presentan: en la sección 2 los conceptos relacionados de la investigación, la necesidad de implementar una plataforma de Inteligencia de Negocios de Nueva Generación en una empresa local dedicada a la manufactura de línea blanca y cómo se desarrolló la propuesta de prototipo. En la sección 3 se detalla la metodología utilizada. En la sección 4 se describen resultados del prototipo implementado. Finalmente, en la sección 5 se detallan las conclusiones.

Desarrollo

Conceptos relacionados

BI

BI hace referencia a las herramientas, tecnologías, aplicaciones y prácticas que satisfacen las necesidades de las empresas para analizar, extraer, visualizar y explotar la información, siendo esta una necesidad crítica para toda empresa (Leite, Pedrosa, & Bernardino, 2019). BI es considerado como el conjunto de metodologías, aplicaciones, prácticas y capacidades implementadas a través de software enfocada a la creación y administración de la información que permite tomar mejores decisiones a los usuarios de una empresa (Díaz, 2012).

El concepto de BI fue introducido en 1989 por Howard Dresner quien en su momento perteneció al Grupo Gartner, describiéndolo como un conjunto de conceptos y métodos para mejorar la toma de decisiones comerciales utilizando hechos basados en sistemas de soporte (Power, 2007). Mientras que Davenport define una plataforma de BI como un conjunto de procesos y software utilizado para recompilar, analizar y difundir datos para mejorar la toma de decisiones (Davenport, 2006). Según Negash, BI surge como un conjunto de conceptos y métodos para ayudar en la capacidad en la toma de decisiones en las organizaciones, al transformar los datos en conocimiento (Radonić, 2007).

Las plataformas de BI utilizan los datos disponibles en las empresas para generar y entregar información para el apoyo a la toma de decisiones (Leite et al., 2019). Las cuales suelen asociar estas tecnologías:

Data warehouse o base de datos corporativas: Es un repositorio integrado que almacena la información del negocio, la cual puede ser analizada por OLAP y/o herramientas de minería de

datos (Leite et al., 2019). Siendo una colección integrada de datos históricos y actuales de la empresa que se encuentran de forma estructurada (Radonić, 2007). Estos datos son relevantes para la empresa y se almacenan en repositorios donde son validados y organizados para posteriormente ser considerados en la toma de decisiones (Rao & Kumar, 2011).

Data mining o Minería de datos: Utiliza algoritmos de minería de datos que identifican patrones, relaciones, modelos, etc. (Leite et al., 2019). Es considerada como la ciencia de extraer información valiosa de la empresa utilizando diferentes tipos de algoritmos para encontrar, identificar patrones a partir de una gran cantidad de datos ya almacenados (Silwattananusarn, T., Tuamsuk, 2012).

Análisis OLAP (On Line Analytical Processing): es un análisis multidimensional que permite analizar la información desde diferentes perspectivas (Leite et al., 2019), generando informes de diferentes variables o dimensiones (Jamalpur, B., Sharma., 2012). Explora y analiza grandes cantidades de datos mediante algoritmos de cómputo y sus relaciones.

Integración de datos (incluye ETL: Extract, Transform, Load): es un grupo de procesos denominado ETL que trabajan como uno, pero con funciones diferentes, se encargan de extraer, transferir y cargar datos en diferentes de bases de datos, programas o sistemas computarizados. El primer proceso es extracción, se encarga de extraer los datos de diferentes fuentes de bases de datos. El segundo proceso es transferir, donde se limpian y estructuran los datos, se trata de eliminar datos inconsistentes, perdidos o simplemente inválidos. El último es carga o “load”, carga los datos limpios y estructurados en la base de datos corporativa o “Data Warehouse” (Arrieta-Díaz, Delia Alabat-Pino, 2018).

Algunos de los beneficios de utilizar BI:

Transforma los datos en información que genera conocimiento para mejorar la tomar de decisiones en la empresa, proporcionando de esta manera mejores resultados (Leite et al., 2019).

Permite tener una visión global, histórica y de calidad de la información. Contribuyendo a la creación, manejo y mantenimiento de métricas, indicadores claves de rendimiento (KPI del inglés Key Performance Indicator) e indicadores claves de metas (KGI del inglés Key Goal Indicator).

Aporta información actualizada resumida y detallada. Apoyando a mejorar la comprensión de la misma.

Ayuda a mejorar la competitividad de la empresa al tomar decisiones ágilmente. Debido al acceso rápido a la información, determinando qué información es relevante.

Es utilizada para reducir costos, identificar nuevas oportunidades comerciales y modificar procesos ineficientes (Leite et al., 2019).

Visual Analytics

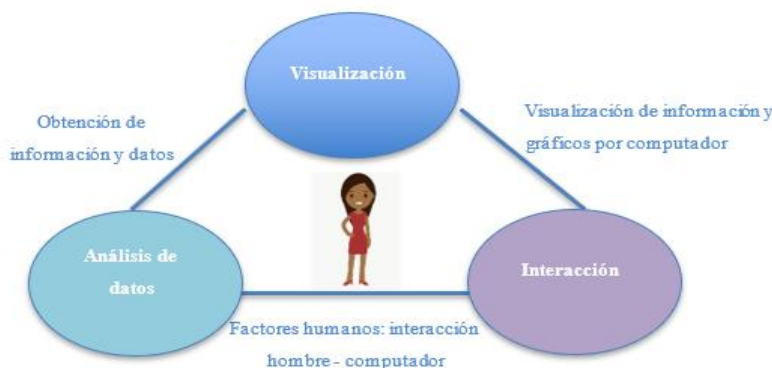
Visual Analytics o Analítica Visual es la ciencia del razonamiento analítico con el apoyo de las interfaces visuales interactivas (Thomas, James J.; Cook, 2005). Integra las capacidades analíticas de la computadora y las habilidades de las personas, permitiendo de esta manera nuevos descubrimientos en los análisis y la potestad de las personas en tener el control del proceso analítico. Otra definición más actual nos dice que Analítica Visual es la representación y presentación de los datos que explota nuestras capacidades de percepción visual para amplificar la cognición (Kirk, 2012).

Los métodos de Visual Analytics permiten a los responsables de la toma de decisiones combinar su flexibilidad humana, creatividad y conocimiento previo con las enormes capacidades de almacenamiento y procesamiento de las computadoras de hoy en día para obtener información sobre problemas complejos. Mediante el uso de interfaces visuales avanzadas, los humanos pueden interactuar directamente con las capacidades de análisis de datos de la computadora actual, lo que les permite tomar decisiones bien informadas en situaciones complejas. (Keim, Mansmann, Oelke, & Ziegler, 2008)

En el Gráfico 1, Visual Analytics puede verse como un enfoque integral que combina las áreas:

- Visualización: interviene la visualización de información y gráficos por computador.
- Factores humanos: que incluye las áreas cognitivas y la percepción, muy importantes en la comunicación entre el humano y la computadora, así como en el proceso de toma de decisiones.
- Análisis de datos: se basa en metodologías desarrolladas en recuperación de información, gestión de datos y representación del conocimiento y minería de datos.

Gráfico 1. Áreas que combina Visual

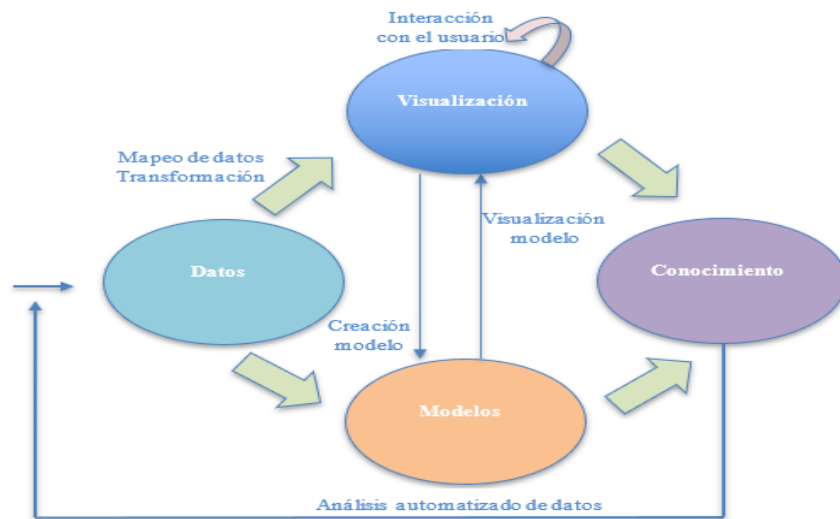


científicas que
Analytics

Fuente: Elaboración propia.

El proceso de Visual Analytics combina métodos de análisis automáticos y visuales con la interacción humana para obtener conocimiento de datos. En el Gráfico 2, se muestran las diferentes fases y cómo se interactúan entre ellas a través de diferentes procesos.

Gráfico 2. Proceso para analizar datos mediante Visual Analytics



Fuente: Elaboración propia.

Para lo cual:

Se deben consolidar las diferentes fuentes de información para poder aplicar métodos automáticos o visuales de análisis de información.

Se debe hacer un pre-proceso (que incluye la limpieza de datos, normalización y agrupación e integración de fuentes de datos heterogéneas) y transformación de los datos para poder crear diferentes representaciones de exploración o mapeo de datos.

El analista de datos puede aplicar métodos:

Automáticos de análisis: se aplican métodos de data mining para crear modelos a partir de los datos originales. Cuando el modelo está creado, debe ser evaluado y mejorado para lo cual es preferible se interactúe con los datos.

Visuales de análisis: permiten interactuar con los métodos automáticos modificando los parámetros o seleccionando otros algoritmos de análisis.

El alternar entre estos métodos se consigue mejorar los resultados preliminares al detectar errores antes de obtener los resultados finales.

En el caso que se realice primero una exploración visual de los datos, el usuario debe confirmar las hipótesis generadas mediante un análisis automático. Es necesario interactuar con los datos visualmente para encontrar información útil.

Trabajos relacionados

Como es conocido, la mayoría de las empresas en Latinoamérica, especialmente en Ecuador, cuentan con sistemas y gestores de base de datos donde almacenan la información de su gestión, procesos, clientes, proveedores y producción a través de diferentes programas informáticos facilitando sus datos históricos, los cuales podrían ser agrupados, tratados y analizados para extraer información que ayude y de soporte a la toma de decisiones.

El prototipo fue diseñado para el área de Operaciones de una empresa ecuatoriana especializada en la manufactura de línea blanca. Empresa que cuenta con un ERP JD Edwards y base de datos Oracle, además utiliza Tableau para el análisis de información y toma de decisiones para algunas de sus áreas siendo la excepción el área de Operaciones.

La función del área de Operaciones es fundamental e imprescindible para la empresa, puesto que, es la encargada de gestionar toda la línea de producción: desde las materias primas hasta su transformación en producto terminado de alta calidad, mismo que llegará al cliente. Para lo cual debe:

Identificar los insumos necesarios para el proceso productivo. Los departamentos encargados de esta función son: Manufactura, Abastecimiento y Distribución, Producción e I+ D.

Planificar la producción una vez que los insumos necesarios estén listos y disponibles. Los departamentos encargados de esta función son: Manufactura, Producción, Ingeniería de procesos, I+D y Planificación.

Minimizar los costes de producción, es decir encontrar las formas efectivas de reducir el coste unitario de producción con el fin de maximizar la rentabilidad de la empresa. Los departamentos encargados de esta función son: Manufactura, Abastecimiento y Distribución, Producción, Ingeniería de procesos, I+D, Planificación y TI.

Innovar y mejorar el producto final, para lo cual es necesario que se supervise cada proceso de producción e identificar posibles mejoras en cada proceso, minimización de tiempos y costes de producción. Los departamentos encargados de esta función son: Mejora Continua, Manufactura, Abastecimiento y Distribución, Producción, Ingeniería de procesos, I+D y Calidad.

Asegurar la calidad del producto, para lo cual continuamente los responsables se encuentran monitoreando errores y fallas en los distintos procesos de producción del producto, realizan continuamente evaluaciones y controles de calidad en procesos de producción y en el producto en sí. Los departamentos encargados de esta función son: Calidad, Manufactura y Producción.

Actualmente el área de Operaciones cuenta con un sistema de registro y detección de horas de para de producción de las diferentes líneas de producción (línea de calor y línea de frío), pero el análisis de las mismas queda bajo criterio de cada uno de los supervisores de planta, líderes de secciones o usuarios expertos del área, mediante el uso de la herramienta Excel.

El prototipo se presenta como una solución de inteligencia de negocios para integrar la información del área de Operaciones en una sola herramienta, consolidándola, extrayéndola, procesándola para que pueda ser analizada correcta y oportunamente. La cual permitirá a la gerencia del área, responder oportuna y ágilmente ante las posibles paras de producción que puedan darse a futuro en la planta. Fomentando de esta manera una cultura de análisis de datos y mejorando notablemente el proceso de toma de decisiones.

Con la implementación del prototipo se pretende:

Determinar las líneas de producción con mayor o menor eficiencia dentro del proceso productivo de la planta.

Establecer las causas por la cuales se produjeron dichas horas de para en el proceso productivo de la planta

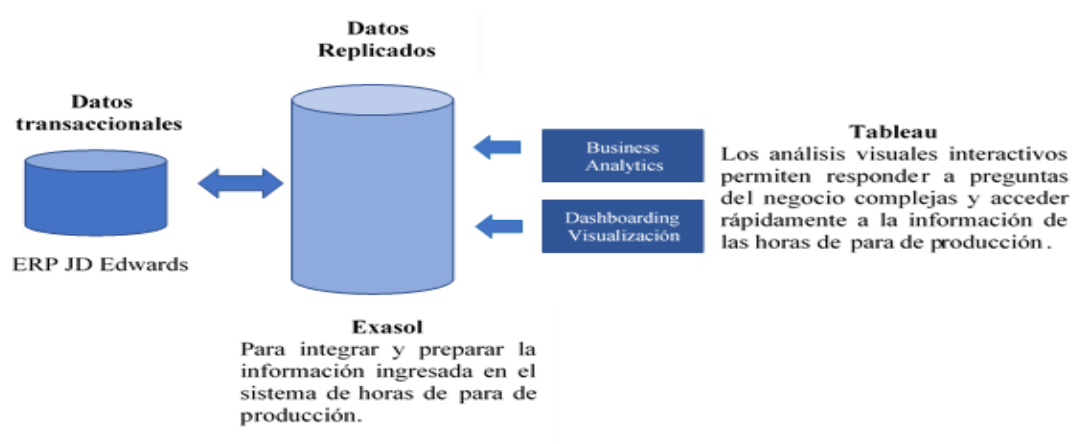
Determinar el costo de horas hombre por las paras en cada línea de producción.

Reducción del tiempo empleado por los colaboradores del área de Operaciones en realizar la reportaría y análisis de las horas de para de producción.

Arquitectura del prototipo

En el Gráfico3, se da a conocer la arquitectura propuesta del sistema analítico para el área de Operaciones, teniendo en cuenta que la empresa cuenta con un ERP y base de datos Oracle, realizándose réplicas de data a un servidor de Exasol, donde se integrará y preparará la información para que pueda ser accedida mediante vistas desde la herramienta de BI Tableau.

Gráfico 3. Arquitectura del prototipo propuesto

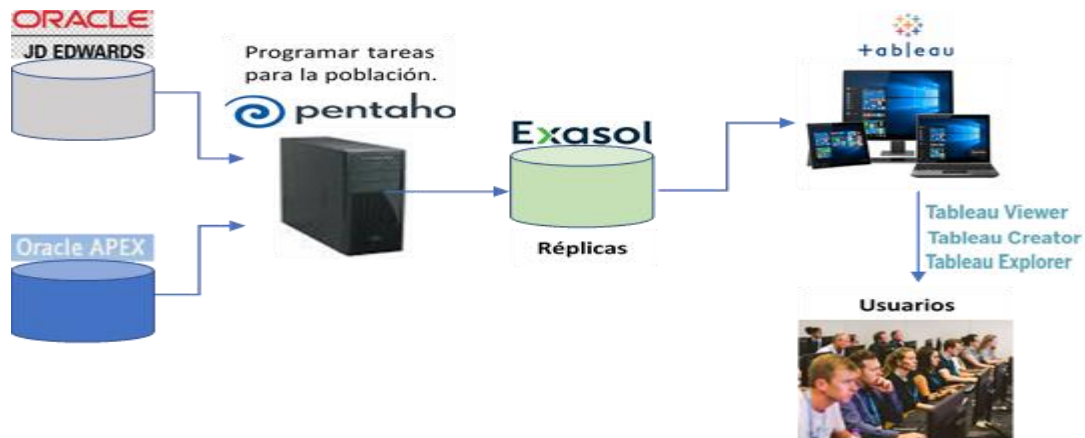


Fuente: Elaboración propia.

Plataforma del prototipo

En el Gráfico 4, se da a conocer la plataforma utilizada para la implementación del sistema analítico para el área de Operaciones. Teniendo en cuenta que la empresa cuenta con un servidor de base de datos Oracle, un servidor Pentaho donde se encuentran programadas las tareas para la réplica y población de data al servidor de Exasol, servidor que finalmente proporcionará de información al prototipo desarrollado en Tableau.

Gráfico 4. Plataforma del prototipo propuesto



Fuente: Elaboración propia.

Modelo del prototipo

El presente modelo ayudará a la gerencia del área a determinar mensualmente el número de horas de para de producción vs las horas de paras de producción presupuestadas, así como el porcentaje de cumplimiento de número de horas de paras de producción presupuestadas vs las horas de paras de producción reales. Estableciendo el top de las causas de horas de paras de producción y el costo total de horas hombre involucrados. En la Tabla 1, se describen los elementos: tabla de hechos, dimensiones y medidas. Los cuales nos ayudarán a construir el modelo del prototipo.

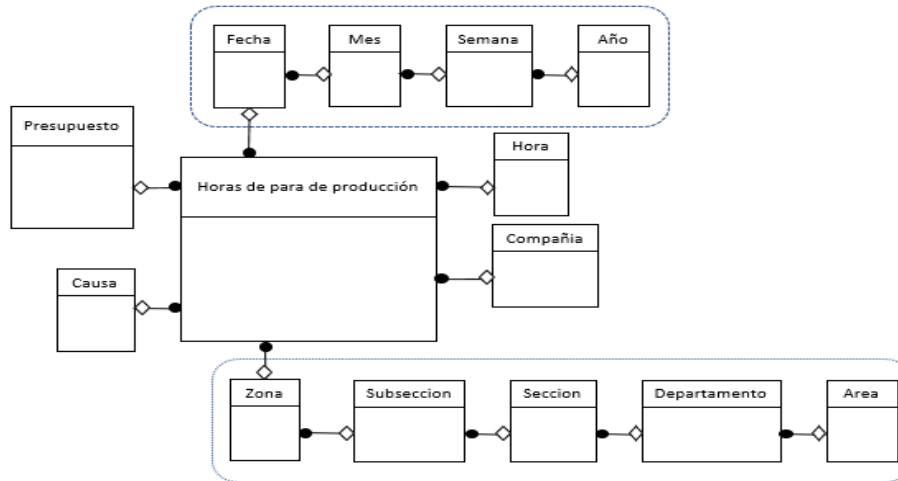
Tabla 1. Hechos, Dimensiones y Medidas

Tabla de Hechos:	Horas de para de producción.
Dimensiones	Medidas
Compañía	Número de paras
Fecha	Número de causa
Día	Número de horas de para
Mes	Número de personas
Año	Costo valor hora hombre
Hora	Presupuesto
Causa	Total horas hombre
Presupuesto	Total costo horas hombre
Área	Cumplimiento
Departamento	
Sección	
Subsección	
Zona	

Fuente: Elaboración propia.

El modelo conceptual propuesto corresponde a un esquema de copo de nieve, tal como lo podemos observar en el Gráfico 5.

Gráfico 5. Modelo Conceptual del prototipo



Fuente: Elaboración propia.

Metodología

Para el desarrollo de este prototipo se implementó el enfoque metodológico ágil SCRUM, al tratarse de una implementación de una plataforma de Inteligencia de nueva generación. Metodología mediante la cual se logró mejorar los tiempos de despliegue y hacer una implementación iterativa y flexible.

Las fases que se definieron y realizaron para la elaboración del prototipo fueron:

Análisis de los requerimientos del área de operaciones

Se levantó información de acuerdo a las necesidades del área de Operaciones, delimitando la investigación de acuerdo a los requerimientos:

Definir las horas de paras de producción, áreas y secciones que ocasionaron las paras de la planta.

Establecer las causas por las cuales se produjeron las paras de producción.

Identificar y realizar acciones correctivas para evitar futuras paras, desperdicios económicos y tiempos de fabricación.

Reducción del tiempo empleado por los colaboradores del área de Operaciones en realizar la reportería y análisis de las horas de para de producción.

Reducción del riesgo de mala generación del análisis de horas de para de producción.

Los usuarios expertos del área de Operaciones podrán elaborar reportería diaria de manera independiente acorde a sus necesidades y las del negocio.

Diseño de la arquitectura, plataforma y modelo del prototipo

Diseño de la arquitectura: la empresa cuenta con un servidor de base de datos Oracle, un servidor Pentaho donde se programan las tareas de réplica y población de data al servidor de Exasol, desde donde se proporciona la información al prototipo desarrollado en Tableau.

Diseño de la plataforma: teniendo en cuenta que la empresa cuenta con un ERP y base de datos Oracle, de donde se realizan réplicas de data programadas a un servidor de Exasol, donde se integra la información y se prepara la misma, con la finalidad de que pueda ser accedida mediante vistas desde la herramienta de BI Tableau.

Diseño del modelo: es fundamental seleccionar y determinar los elementos que nos ayudarán a construirlo y cumplir con el objetivo planteado:

Tabla de hechos: Horas de para de producción

Dimensiones: Compañía, fecha, día, mes, año, hora, causa, presupuesto, área, departamento, sección, subsección, zona.

Medidas: número de paras, número de causa, número de horas de para, número de personas, costo valor hora hombre, presupuesto, total horas hombre, total costo horas hombre, cumplimiento.

Integración de Datos: se realizó el proceso de extracción, transformación y carga de datos.

Diseño e implementación del cuadro de mando con la herramienta Tableau: el prototipo presenta la información requerida por el área de Operaciones levantados en la primera etapa: Análisis de los requerimientos del área de Operaciones.

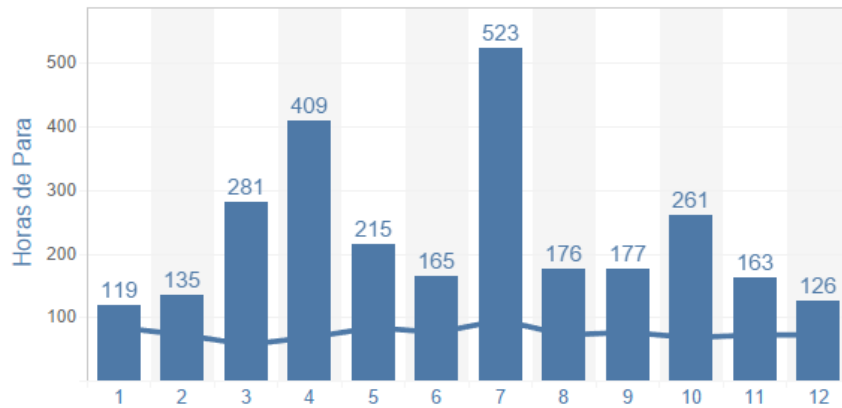
Resultados

La herramienta utilizada para el desarrollo de este prototipo es Tableau, donde el diseño del cuadro de mando que nos permite cumplir con el objetivo planteado, mismo que se encuentra construido por los siguientes análisis realizados en hojas de trabajo independientes:

Análisis mensual del número de horas de para de producción

Es primordial establecer mensualmente el número de horas de para de producción por línea de producción, para lo cual se construyó la hoja de trabajo visualizado en el Gráfico 6, donde se establecieron

siguientes
año, sección
causas por
dan las horas
producción,
de para y las



los
filtros: Mes,
que reporta,
las cuales se
de para de
horas reales

presupuestadas.

Gráfico 6. ¿Cuáles han sido las horas de para por línea de producción?

Fuente: Elaboración propia.

Análisis Porcentaje de cumplimiento de número de horas de paras de producción presupuestadas vs las horas de paras de producción reales

Es primordial establecer mensualmente el porcentaje de cumplimiento mensual de las horas de para presupuestadas vs las horas reales de para por cada línea de producción, para lo cual se construyó la hoja de trabajo visualizado en el Gráfico 7, donde se establecieron los siguientes filtros: Mes, año, sección que reporta, causas por las cuales se dan las horas de para de producción, horas reales de para y las presupuestadas.

Gráfico 7. ¿Cuál es el cumplimiento de horas de para de producción presupuestadas?

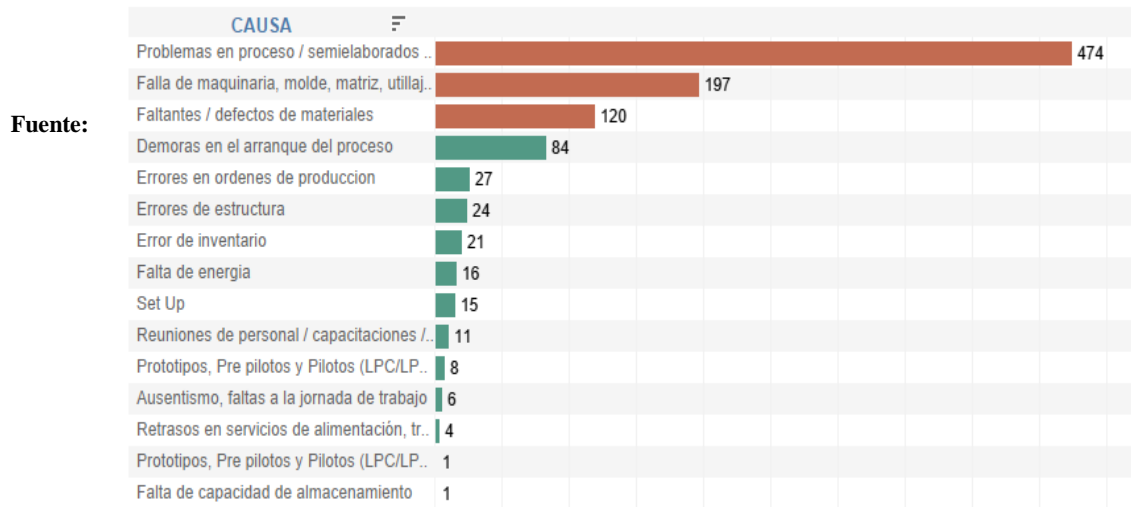
Fuente: Elaboración propia.

Análisis de las causas por las cuales se están dando dichas horas de paras de producción

Es fundamental dar a conocer al área de Operaciones el top de las causas por las cuales existen horas de paras de producción, análisis que podrá contribuir a una ejecución de acciones correctivas que ayuden a minimizar dicha pérdida de productividad, tal como se puede apreciar en el Gráfico 8, donde se establecieron los siguientes filtros: Mes, año, sección que reporta, causas por las cuales se dan las horas de para de producción y horas reales de para de producción.

V_Cumplimiento li.	592%	545%	487%	380%	255%	241%	230%	224%	215%	185%	173%	141%
NO_HORAS	409	523	281	261	215	176	177	163	165	135	126	119
PRESUPUESTO	69	96	58	69	84	73	77	73	77	73	73	84

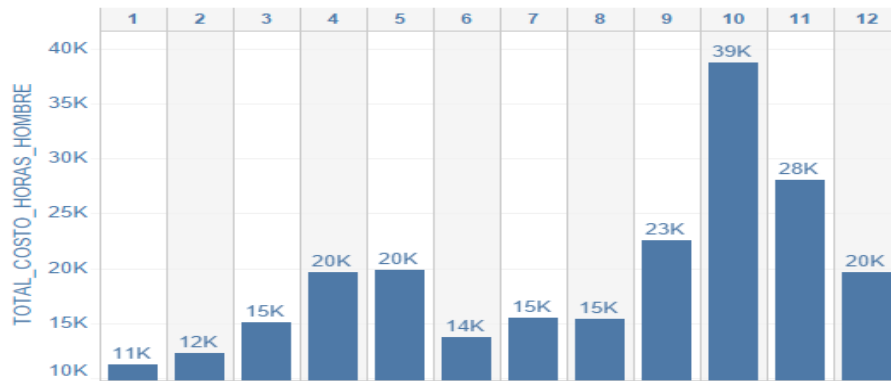
Gráfico 8. Causas por las cuales se dan horas de paras de producción



Elaboración propia.

Análisis del costo total de horas hombre involucrados en las horas de para de producción

Es vital para la empresa identificar los problemas y fallas que se están teniendo en la producción y por supuesto el costo que dichos problemas ocasionan a la empresa. A partir de esta constatación, la gerencia y la dirección pueden tomar decisiones basados en datos reales, definiendo lo que debe ser realizado para resolver el problema. Tal como se puede apreciar en el Gráfico 9, donde se establecieron los siguientes filtros: mes, año, sección que reporta, causas por las cuales se dan las horas de para de producción, costo de hora hombre y horas reales de para de producción.

Gráfico 9. ¿Cuál es el costo horas hombre por las paras de cada línea de producción?

Fuente: Elaboración propia.

Conclusiones

Con la implementación del prototipo propuesto se ha proporcionado al área de Operaciones una herramienta que les ayudará a:

Determinar las líneas de producción con mayor o menor eficiencia dentro del proceso productivo de la planta, mediante el análisis de las horas de para de producción y su cumplimiento con respecto a las horas de para de producción presupuestadas. Permitiendo a la gerencia la facilidad de tomar decisiones rápidas, mejores y proactivas.

Establecer las causas por la cuales se produjeron dichas horas de para en el proceso productivo de la planta, mediante el análisis del top de las causas de horas de para, lo que podrá contribuir a una ejecución de acciones correctivas que ayuden a minimizar dicha pérdida de productividad.

Determinar el costo de horas hombre por las paras en cada línea de producción, mediante su análisis de mensualidad, lo que ayudará a determinar qué tan eficientes se está siendo en la producción y cuan rentable será ese lote de producción.

Reducir el tiempo empleado por los colaboradores del área de Operaciones en realizar la reportería y análisis de las horas de para de producción, al contar con el cuadro de mando propuesto. Contribuyendo a la automatización del proceso de análisis, puesto que se eliminaron los reportes redundantes realizados en Excel. Se estima que se optimiza 3 horas diarias, por cada colaborador que realiza el proceso de análisis, tiempo que será destinado a otra actividad.

Referencias

1. Arrieta-Díaz, Delia Alabat-Pino, Y. (2018). Estudios del emprendimiento contemporáneo en América Latina. (M. P. RAMOS-ESCAMILLA, Ed.), ECORFAN (Vol. 1). Mexico. Retrieved from <http://www.ecorfan.org/series/>
2. Davenport, T. H. (2006). Competing on Analytics. Retrieved November 3, 2019, from <https://hbr.org/2006/01/competing-on-analytics>
3. Díaz, J. C. (2012). Introducción al Business Intelligence. (Josep Curto Díaz y Jordi Conesa i Caralt, Ed.) (Primera Ed). Barcelona: Editorial UOC. Retrieved from <https://play.google.com/books/reader?id=iU3RAXYQXMkC&hl=es&pg=GBS.PA17.w.1.0.0>
4. Jamalpur, B., Sharma., S. (2012). Data Mining and Business Intelligence Dashboards. International Journal of Asian Business and Information Management, Vol 3 No., 44. <https://doi.org/10.4018>
5. Keim, D. A., Mansmann, F., Oelke, D., & Ziegler, H. (2008). Visual Analytics: Combining Automated Discovery with Interactive Visualizations (pp. 2–14). https://doi.org/10.1007/978-3-540-88411-8_2
6. Kirk, A. (2012). Data visualization : a successful design process : a structured design approach to equip you with the knowledge of how to successfully accomplish any data visualization challenge efficiently and effectively. (P. Publishing, Ed.). Packt Pub. Retrieved from https://books.google.com.ec/books/about/Data_Visualization.html?id=fer3mAEACAAJ&redir_esc=y
7. Leite, N., Pedrosa, I., & Bernardino, J. (2019). Open Source Business Intelligence on a SME: A Case Study using Pentaho (pp. 1–7). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.23919/cisti.2019.8760740>
8. Power, D. J. (2007). A Brief History of Decision Support Systems. DSSResources.COM, 4.0. Retrieved from <http://dssresources.com/history/dsshistory.html>
9. Radonić, G. (2007). A Review of Business Intelligence Approaches to Key Business Factors in anking. Journal of Knowledge Management., 8. Retrieved from <http://www.tlinc.com/articlsi5.htm>

10. Rao, G. K., & Kumar, R. (2011). Framework to Integrate Business Intelligence and Knowledge Management in Banking Industry. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1109.0614>
11. Schwarz, M. (2014). Tendencias de innovación en los procesos actuales de manufactura. Universidad San Ignacio de Loyola. Retrieved from <http://repositorio.usil.edu.pe/handle/123456789/1712>
12. Silwattananusarn, T., Tuamsuk, K. (2012). Data Mining and Its Applications for Knowledge Management : A Literature Review from 2007 to 2012. International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process (IJDMP), 2 No., 12. <https://doi.org/10.5121>
13. Thomas, James J.; Cook, K. A. (2005). Illuminating the Path: The Research and Development Agenda for Visual Analytics. Retrieved from <https://www.hSDL.org/?abstract&did=485291>
14. Trejo, Á. (2019). Programa para la productividad y competitividad industrial: implementación para el desarrollo de las regiones y el impulso a la manufactura 4.0, 104. Retrieved from <http://infotec.repositorioinstitucional.mx/jspui/handle/1027/337>

References

1. Arrieta-Díaz, Delia Alabat-Pino, Y. (2018). Studies of contemporary entrepreneurship in Latin America. (M. P. RAMOS-ESCAMILLA, Ed.), ECORFAN (Vol. 1). Mexico. Retrieved from <http://www.ecorfan.org/series/>
2. Davenport, T. H. (2006). Competing on Analytics. Retrieved November 3, 2019, from <https://hbr.org/2006/01/competing-on-analytics>
3. Díaz, J. C. (2012). Introduction to Business Intelligence. (Josep Curto Díaz and Jordi Conesa i Caralt, Ed.) (First Ed). Barcelona: UOC Publishing. Retrieved from <https://play.google.com/books/reader?id=iU3RAXYQXMkC&hl=en&pg=GBS.PA17.w.1.0.0>
4. Jamalpur, B., Sharma., S. (2012). Data Mining and Business Intelligence Dashboards. International Journal of Asian Business and Information Management, Vol 3 No., 44. <https://doi.org/10.4018>

5. Keim, D. A., Mansmann, F., Oelke, D., & Ziegler, H. (2008). Visual Analytics: Combining Automated Discovery with Interactive Visualizations (pp. 2–14). https://doi.org/10.1007/978-3-540-88411-8_2
6. Kirk, A. (2012). Data visualization: a successful design process: a structured design approach to equip you with the knowledge of how to successfully accomplish any data visualization challenge efficiently and effectively. (P. Publishing, Ed.). Packt Pub. Retrieved from https://books.google.com.ec/books/about/Data_Visualization.html?id=fer3mAEACAAJ&redir_esc=y
7. Leite, N., Pedrosa, I., & Bernardino, J. (2019). Open Source Business Intelligence on a SME: A Case Study using Pentaho (pp. 1–7). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). <https://doi.org/10.23919/cisti.2019.8760740>
8. Power, D. J. (2007). A Brief History of Decision Support Systems. DSSResources.COM, 4.0. Retrieved from <http://dssresources.com/history/dsshistory.html>
9. Radonić, G. (2007). A Review of Business Intelligence Approaches to Key Business Factors in Banking. Journal of Knowledge Management., 8. Retrieved from <http://www.tlinc.com/articlsi5.htm>
10. Rao, G. K., & Kumar, R. (2011). Framework to Integrate Business Intelligence and Knowledge Management in Banking Industry. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1109.0614>
11. Schwarz, M. (2014). Innovation trends in current manufacturing processes. San Ignacio de Loyola University. Retrieved from <http://repositorio.usil.edu.pe/handle/123456789/1712>
12. Silwattananusarn, T., Tuamsuk, K. (2012). Data Mining and Its Applications for Knowledge Management: A Literature Review from 2007 to 2012. International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process (IJDKP), 2 No., 12. <https://doi.org/10.5121>
13. Thomas, James J .; Cook, K. A. (2005). Illuminating the Path: The Research and Development Agenda for Visual Analytics. Retrieved from <https://www.hSDL.org/?abstract&did=485291>

14. Trejo, Á. (2019). Program for productivity and industrial competitiveness: implementation for the development of the regions and the boost to manufacturing 4.0, 104. Retrieved from <http://infotec.repositorioinstitucional.mx/jspui/handle/1027/337>

Referências

1. Arrieta-Díaz, Delia Alabat-Pino, Y. (2018). Estudios do empreendedorismo contemporâneo na América Latina. (M.P. RAMOS-ESCAMILLA, Ed.), ECORFAN (Vol. 1). México Recuperado de <http://www.ecorfan.org/series/>
2. Davenport, T.H. (2006). Competindo no Analytics. Retirado em 3 de novembro de 2019, de <https://hbr.org/2006/01/competing-on-analytics>
3. Díaz, J. C. (2012). Introdução à Business Intelligence. (Josep Curto Díaz e Jordi Conesa i Caralt, Ed.) (Primeira Ed). Barcelona: UOC Publishing. Obtido em https://play.google.com/books/reader?id=iU3RAXYQXMkC&hl=pt_BR&pg=GBS.PA17.w.1.0.0
4. Jamalpur, B., Sharma., S. (2012). Mineração de dados e painéis de inteligência de negócios. *International Journal of Asian Business and Information Management*, Vol. 3, 44. <https://doi.org/10.4018>
5. Keim, D. A., Mansmann, F., Oelke, D., & Ziegler, H. (2008). Análise visual: combinando descoberta automatizada com visualizações interativas (pp. 2–14). https://doi.org/10.1007/978-3-540-88411-8_2
6. Kirk, A. (2012). Visualização de dados: um processo de design bem-sucedido: uma abordagem de design estruturado para equipá-lo com o conhecimento de como realizar com êxito qualquer desafio de visualização de dados com eficiência e eficácia. (P. Publishing, Ed.). Packt Pub. Obtido em https://books.google.com.ec/books/about/Data_Visualization.html?id=fer3mAEACAAJ&redir_esc=y
7. Leite, N., Pedrosa, I., & Bernardino, J. (2019). Inteligência de negócios de código aberto em uma PME: um estudo de caso usando o Pentaho (pp. 1-7). Instituto de Engenheiros Elétricos e Eletrônicos (IEEE). <https://doi.org/10.23919/cisti.2019.8760740>
8. Power, D.J. (2007). Uma Breve História dos Sistemas de Suporte à Decisão. DSSResources.COM, 4.0. Obtido em <http://dssresources.com/history/dsshistory.html>

9. Radonić, G. (2007). Uma revisão das abordagens de inteligência de negócios para os principais fatores de negócios em tintas. *Journal of Knowledge Management.*, 8. Recuperado de <http://www.tlinc.com/articlsi5.htm>
10. Rao, G.K. & Kumar, R. (2011). Estrutura para integrar a inteligência de negócios e a gestão do conhecimento no setor bancário. Recuperado em <http://arxiv.org/abs/1109.0614>
11. Schwarz, M. (2014). Tendências de inovação nos atuais processos de fabricação. Universidade San Ignacio de Loyola. Disponível em <http://repositorio.usil.edu.pe/handle/123456789/1712>
12. Silwattananusarn, T., Tuamsuk, K. (2012). Data Mining e suas aplicações para gestão do conhecimento: uma revisão da literatura de 2007 a 2012. *Revista Internacional de Mineração de Dados e Processo de Gerenciamento de Conhecimento (IJDGP)*, 2 No., 12. <https://doi.org/10.5121>
13. Thomas, James J.; Cook, K. A. (2005). Iluminando o caminho: a agenda de pesquisa e desenvolvimento para o Visual Analytics. Disponível em <https://www.hSDL.org/?abstract&did=485291>
14. Trejo, Á. (2019). Programa de produtividade e competitividade industrial: implementação para o desenvolvimento das regiões e aumento da produção 4.0, 104. Recuperado de <http://infotec.repositorioinstitucional.mx/jspui/handle/1027/337>