



Sistema de recomendación basado en contenido y conocimiento aplicado al manejo de pedidos de materiales para la producción de autopartes

S I S T E M A
AUTO-PARTES AUTO-PARTES
Conocimiento
Basado aplicado
MATERIALES

Carlos Alberto Hernández
Lira*
Selene Hernández
Rodríguez=

* Ingeniero industrial por el Instituto Tecnológico de Puebla, Maestro en Ingeniería por el Instituto Tecnológico de Puebla.

= Doctora en ciencias computacionales, miembro del sistema nacional de investigadores SNI (nivel candidato)





SUMARIO: 1. Resumen/Abstract; 2. Introducción; 3. Estado del arte; 4. Algoritmo propuesto para mejorar el proceso de selección de materiales para la creación de autopartes; 5. Resultados obtenidos con el algoritmo propuesto; 6. Conclusiones; 7. Fuentes de Consulta.

1. RESUMEN

Hasta el momento la aplicación de los sistemas de recomendación se ha propuesto para su aplicación en el comercio electrónico y a la gestión de información. Sin embargo, el sector industrial tiene procesos en los cuales sería interesante aplicar esta herramienta, tal es el caso del proceso de pedidos de materiales en un almacén para la manufactura de autopartes. En este proceso, en algunas empresas, un grupo de usuarios (o célula de trabajo) solicitan todos los materiales necesarios para la realización de una autoparte para trabajar en el turno. Estos usuarios tienen la difícil tarea de revisar una larga lista de materiales y seleccionar los más adecuados, basado en su experiencia. Si el usuario no tiene mucha experiencia, este proceso puede resultar muy complicado y tardado. Con la ayuda de un sistema recomendador, el proceso de pedidos de materiales podría ser más fácil para usuarios que soliciten materiales para el turno.

PALABRAS CLAVES: Sistema Recomendador basado en Contenido y Conocimiento, Sistema de Administración de Almacenes (WMS).

ABSTRACT

So far the application of recommender systems have been proposed for application in electronic commerce and information management. However, the industrial sector has processes in which it would be interesting to apply this tool, as in the case of the process of ordering materials in a warehouse for manufacturing auto parts. In this process, in some companies, a group of users (or work cell) ask all the materials needed for making a car part to work on shift. These users have the difficult task of reviewing a long list of materials and select the most appropriate, based on their experience. If the user does not have much experience, this process can be very complicated and time consuming. With the help of a recommender system, the process of ordering materials might be easier for users to request materials for the shift.

KEYWORDS: Content and Knowledge based Recommender System, Warehouse Management System (WMS).

2. INTRODUCCIÓN

Actualmente, los sistemas de recomendación han sido la solución para muchos portales que manejan mucha información, ya que le permiten mostrar a los usuarios información que probablemente fuera de su interés entre una gran cantidad de ítems, basándose en los





historiales de pedidos realizados de acuerdo a las preferencias de cierto grupo de usuarios, evitando así la necesidad de revisar de manera exhaustiva todos los productos.

En este trabajo se presenta un algoritmo para facilitar en el proceso de pedido y selección de materiales para la creación de autopartes en empresas de la industria automotriz, en las cuales no se dispone de estándares para la creación de autopartes. En algunas empresas, debido a que existe mucha rotación de personal hay mucha pérdida de conocimiento y no hay tanto tiempo para capacitar nuevamente a los trabajadores, por lo que adquieren su propio conocimiento de seleccionar materiales y crear las autopartes a través de propia experiencia, es decir por prueba y error. Por lo que se requiere de una herramienta tecnológica que sugiera artículos a los usuarios para que estos soliciten materiales del turno de trabajo de acuerdo al proceso que estén ejecutando, la cual se retroalimenta con los nuevos pedidos y sus correspondientes calificaciones. El algoritmo propuesto funciona mediante un sistema recomendador basado en contenido y conocimiento.

El objetivo de este algoritmo dentro del proceso de pedidos es facilitar al usuario la selección de materiales que utilizará toda una célula de trabajo para realizar una autoparte en un turno, por lo tanto se aprovechará la experiencia de otros usuarios que han trabajado anteriormente en la empresa y que han realizado esa autoparte en cuestión. Cabe mencionar, que hablamos de empresas en donde no existe una forma estándar y clara para desarrollar cada autoparte o de compartir el conocimiento para crearla, así que cada persona trabaja de acuerdo a los conocimientos que ha adquirido en su propia experiencia. Con la ayuda de un algoritmo de sistema recomendador podríamos saber más fácilmente por ejemplo qué lija elegir, para desarrollar por ejemplo una fascia, basándonos en la experiencia de otros usuarios que ya han desarrollado anteriormente esa autoparte. Con estas sugerencias se evita al usuario la tarea difícil y tardada de tener que analizar la descripción de un conjunto grande de lijas para seleccionar la adecuada, con el riesgo además de seleccionar una errónea que dañe la pieza a lijar o seleccionar materiales muy caros. A continuación se definen algunos términos industriales que serán utilizados para describir este artículo:

- *Materiales indirectos*: son materiales que se utilizan para refinar el material primario (como el plástico para que forma una pieza como la puerta, fascia, etc.) tales como: lijas, trapos, ceras, etc.
- *Autoparte*: es el producto final que resulta de trabajar el material primario y de ser necesario, materiales indirectos para obtener finalmente una autoparte que ya está lista para ser ensamblada en el auto.
- *Área*: una clasificación del departamento de producción, de tal manera que cada área tiene asignada ciertas autopartes.
- *Turno de trabajo*: Periodo conformado por ocho horas de trabajo en donde cooperan cierta cantidad de usuarios para la realización de tareas. En un día se consideran 3 turnos.
- *Gerente*: es el responsable de cada área del departamento de producción.
- *Usuario*: persona asignada a un área así como a una célula de trabajo y la que se encarga de refinar autopartes cuando es necesario, utilizando materiales indirectos.
- *Célula de trabajo*: Grupo de elementos o usuarios asignados a un turno de trabajo.

De esta manera, se almacena una estructura de información como la que se muestra en la Figura 1, en la cual se mantiene un registro de los materiales indirectos que utilizó cada célula de trabajo para realizar antepechos, que es la autoparte (o producto final). Por





ejemplo, el día veintiocho de Octubre del 2013 se solicitó para el primer turno (1T) doscientas lijas grado doscientos veinte, cincuenta discos Abralon y un Perfix 8205.

También, se almacena la información de las calificaciones asignadas a las cantidades de materiales requeridos, las cuales se obtienen mediante una ponderación asignada por un experto de la empresa, designado para esta tarea. De esta manera, se tiene una retroalimentación que nos permite interpretar o inferir si la cantidad de material pedido es adecuada o no. Por ejemplo en la Figura 1, se muestra que para realizar antepechos se solicitaron cincuenta discos Abralon y el experto asignó una calificación de 10 (diez), esto significa que es adecuado pedir este material y en esta cantidad. Pedir más o menos de esas cincuenta piezas se empezaría a calificar mal porque provocaría desperdicio de material en el caso de pedir de más o en el caso de pedir de menos provocaría que las piezas no fueran detalladas de manera correcta, estos casos se pueden dar debido a la falta de experiencia del usuario, esto se traduciría en retrasos en los procesos que se convierten a su vez en tiempos muertos. Por esta razón, se mantiene un registro de las calificaciones que servirán como la retroalimentación de cada uno de los materiales indirectos que utilizó cada turno para realizar por ejemplo antepechos que es la autoparte (o producto final en este ejemplo) que se ocupó para verificar que se utilizaron los materiales correctos.

En la Figura 2 Por ejemplo, el día veintiocho de Octubre del 2013 se solicitó para el primer turno (1T) 200 Lijas grano 220 la cual está calificada con 10, cincuenta discos Abralon con calificación 10, cero discos Abranet con calificación 10, un Perfix 8205 con calificación 10 y cero disco Gold con calificación 1. Tomando en cuenta que la escala de calificaciones es de 1 a 10, siendo el 1 la más baja y el 10 la más alta.

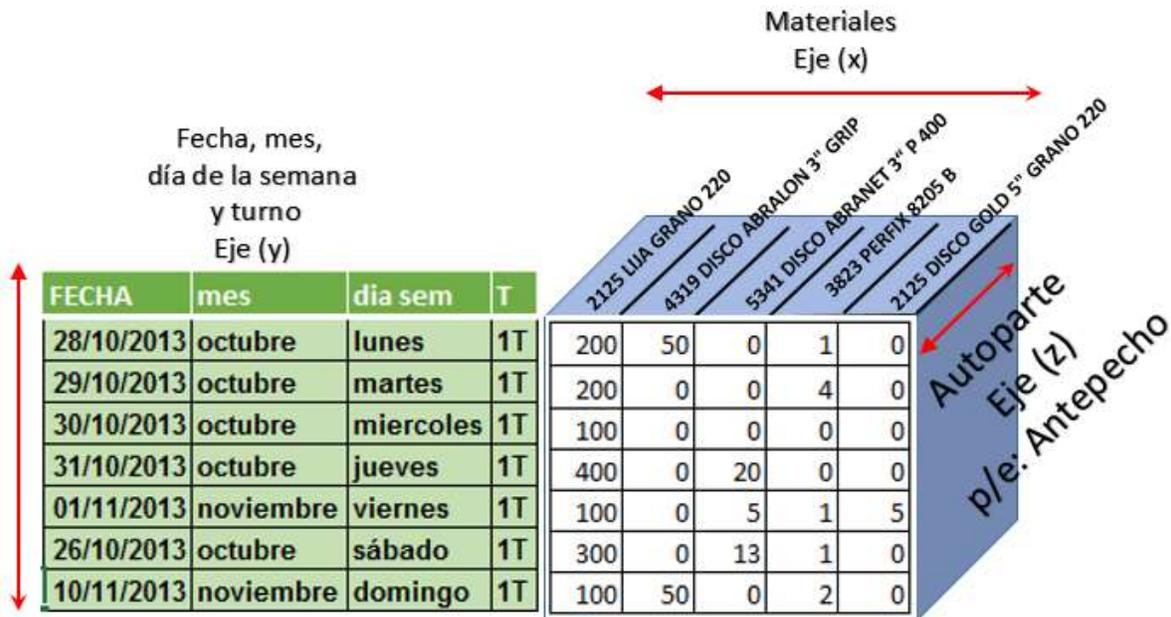


Figura 1. Diagrama que muestra la estructura de datos con la cual se almacena la información de los materiales indirectos utilizados (eje X) por los diferentes fechas, días de la semana, meses y el turno (eje Y), para desarrollar las diferentes autopartes o productos finales (eje Z), al centro del cubo se representan las *cantidades* de materiales que se han



consumido. Cabe mencionar que lo que aparece como ceros significa que no lo han consumido. (Elaboración propia, 2014)

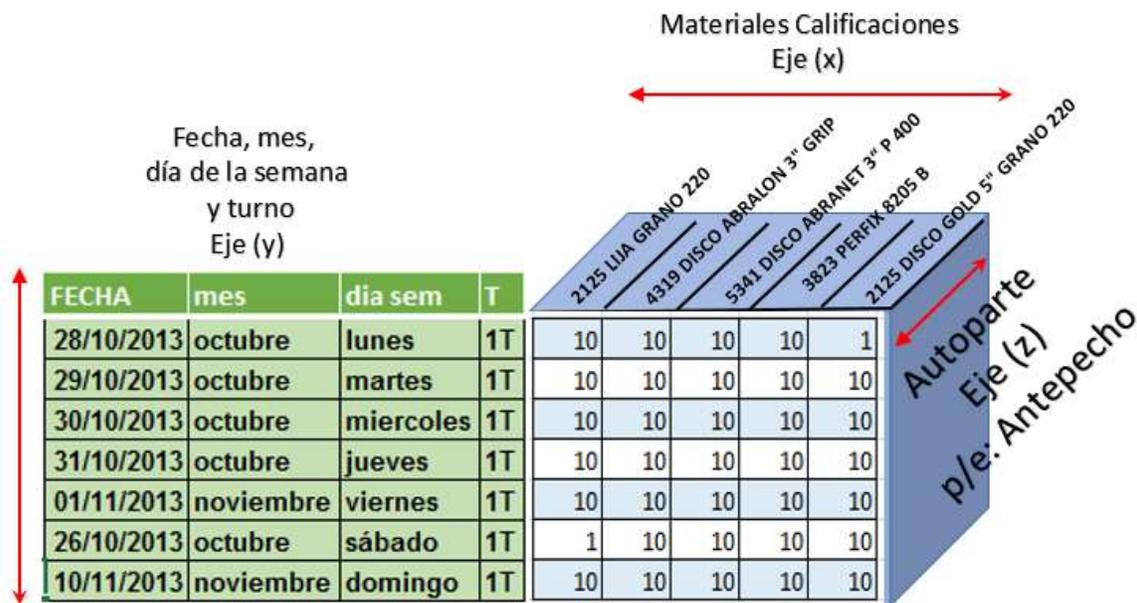


Figura 2. Diagrama que muestra la estructura de datos con la cual se almacena la información de los materiales indirectos utilizados (eje X) por los diferentes fechas, días de la semana, meses y el turno (eje Y), para desarrollar las diferentes autopartes o productos finales (eje Z), al centro del cubo se representan las calificaciones de materiales que se han consumido. (Elaboración propia, 2014)

En la industria automotriz se producen un sinnúmero de autopartes dentro de las cuales podemos mencionar: fascias delanteras, fascias traseras, antepechos, loderas, etc. Para cada uno de estos productos finales se requieren de ciertos materiales indirectos que proporciona el almacén de materiales indirectos. Este almacén como su nombre lo indica es el responsable de almacenar y controlar todos los materiales que tienen que ver de forma indirecta con la producción en general, por ejemplo: cintas adhesivas, crayones de marcaje, lijas, desmoldantes, trapo barniz, trapo industrial, trapo polytech, trapo tubular, refacciones para máquinas, etc.

Ya que el software propuesto realizado mediante el uso de un algoritmo basado en un filtrado de contenido y conocimiento será intuitivo, amigable y muy fácil de usar, es una opción perfecta para que la empresa lo use. Por lo que la importancia de este trabajo no es sólo la aplicación en una empresa en específico sino que desplazándose a un marco aún más grande, esta problemática existe en muchas más empresas y podría implantarse también el mismo algoritmo que en este artículo se menciona.



3. ESTADO DEL ARTE

Un sistema de recomendación puede predecir el comportamiento de un usuario con base en sus gustos que se han ido recopilando y mandando a un repositorio de información. Los sistemas de recomendación se basan en información para poder generar sugerencias a usuarios que están en busca de algún ítem, recordemos que ítem puede ser interpretado a lo largo del texto como un artículo o servicio para efectos del sistema de recomendación, la información de donde obtiene las herramientas necesarios el sistema para arrojar una sugerencia puede ser histórica o en base a patrones de un grupo o usuario similar con un buen nivel de confianza.

En forma simple para explicar el punto que se acaba de mencionar los sistemas de recomendación que son personalizados de acuerdo a un perfil de usuario hacen que las recomendaciones sean arrojadas de acuerdo a una lista o *ranking* de ítems. Es decir durante la ejecución del sistema de recomendación trata de predecir cuál es el producto o servicio más adecuado de acuerdo a las preferencias y restricciones que tiene el usuario.

Para poder lograr esta tarea computacional, el sistema de recomendación recolecta las preferencias de los usuarios, las cuales son también expresadas de manera explícita, tal como sería pedirle que *rankeara* una lista de productos, o también el sistema puede inferir estas elecciones de acuerdo al comportamiento que ha venido desarrollando el usuario.

La forma más popular es decir el que más ha gustado en los sistemas de recomendación es el filtrado colaborativo que es aquel que se basa en lo general de buscar usuarios parecidos o con gustos similares al usuario activo que está buscando sugerencias y de esa manera el sistema puede imitar el comportamiento del usuario.

Pero conforme ha pasado el tiempo, en el estudio y desarrollo de los sistemas de recomendación se llegó a la conclusión que no todos estos resultados de sugerencias que arrojaban los sistemas de recomendación eran los adecuados por lo que se comenzó a analizar la autonomía que debe tener el usuario así como la libertad que en su momento tenía podría llegar a ser no del todo beneficiosa.

Los sistemas de recomendación han probado hoy en día que se guían en base a las preferencias que va arrojando el usuario o grupo de usuarios, incluso si es un usuario inexperto de acuerdo a un perfil ingresado le arrojará recomendaciones y así mismo el usuario tendrá la libertad de seleccionar o no alguna de las opciones generadas y con esto realizar la retroalimentación al sistema, todos estos datos los va almacenando en un repositorio de información el cuál puede ser utilizado como base para las futuras recomendaciones.

Es importante mencionar que el estudio de los sistemas de recomendación es prácticamente un tema que se ha ido proliferando, el cuál nació en los noventas (1990's), pero en los últimos años el interés sobre estos sistemas ha incrementado de manera dramática.

Por ejemplo, en el campo de comercio electrónico encontramos portales de renombre que usan sistemas de recomendación como lo es el caso de *Netflix*, *Youtube*, *Amazon*, *Trip Advisor*, *Last.fm*, y muchos más que se han visto beneficiado por las bondades de tener un buen sistema de recomendación; en el campo de la investigación como lo son las bibliotecas virtuales encontramos a la célebre ACM la cual se enfrentó a problemas en su





inicio por la cantidad de información tan variada que maneja lo cual fue debido a la carencia de un buen sistema de recomendación ya que no le arrojaba los resultados deseados, lo que ya han corregido; en el campo educacional encontramos que muchas instituciones de prestigio a nivel mundial que han incluido en sus portales, bibliotecas, acervos culturales y literarios el uso de los sistemas de recomendación; en lo que refiere a revistas académicas podemos encontrar a *All Communications* (2008), *IEEE Intelligent Systems* (2007), *International Journal of Electronic Commerce* (2006); *International Journal of Computer Science and Applications* (2006); *ACM Transactions on Computer-Human Interaction* (2005); y *ACM Transactions on Information Systems* (2004).

Así como estos podemos encontrar infinidad de aplicaciones para los sistemas de recomendación, incluso podríamos decir que como son conocimientos nuevos su potencial es muy amplio y podría aplicarse en diferentes rubros.

El paradigma actual en cuanto a sistemas de recomendación es que su principal uso es en el comercio electrónico, ayudando al proceso de compra venta de diversos artículos en internet. El presente trabajo tiene como fin el implementar un sistema de recomendación en la industria, dentro del proceso de una fábrica que pertenece al ramo de la industria automotriz.

A lo largo de estos años se han desarrollado diferentes estudios con base a los sistemas de recomendación. En un artículo se aborda el uso de sistemas de recomendación para productos de carácter hedónico. Los productos considerados como carácter hedónico; es decir, productos basados en la búsqueda del placer, la supresión del dolor y de las angustias, como los son la películas, videos, cds de música, la ropa en general, joyería, celulares, etc. Un sinfín de artículos cuyo uso es simplemente para darnos un gusto personal, implica dentro del ambiente de sistemas de recomendación un reto ya que como lo menciona el autor de este artículo se han realizado estudios en donde el comportamiento de consumo de estos artículos no se muestra generalizado sino que trabaja en grupos como lo son: zonas geográficas, escuelas, grupos de trabajo; interpretando esto quiere decir que es muy difícil medir el comportamiento de los usuarios pues este depende muchas variables por lo que este artículo toca un punto demasiado importante a tomar en cuenta cuando se desarrolle un sistema de recomendación destinado a este tipo de ambiente (Henning-Thurau, et. Al., 2012).

Debido a la cantidad importante de atributos y variables, suele ser muy complicado tomar decisiones de elección en los productos hedónicos, y esto se vuelve más complicado cuando no hablamos de un individuo el que toma la decisión sino de un grupo, el autor del artículo (Henning-Thurau, et. Al., 2012) encontró una ventaja en este caso, que el recopilar las decisiones tomadas por un grupo al que pertenece el usuario e ingresarlos como datos en un arranque desde cero incrementa el grado de efectividad en la recomendación de ítems.

Otro artículo muy interesante explica el peso que tiene el contexto en el que se desenvuelve el usuario para tomar una decisión, digamos que el usuario quiere viajar, para seleccionar su destino el sistema leería los datos como en que temporada del año está sucediendo, el clima, etc. Otros factores que como vemos son independientes aunque no del todo del gusto o historial del usuario, por ejemplo el sistema no le va a recomendar al usuario un destino como la playa si se encuentra en una temporada de nortes. Es aquí donde entra en término de contexto para el sistema de recomendación y donde el sistema podrá predecir gracias a este contexto una sugerencia adecuada para el usuario (Linas Baltrunas *et al.*, 2008).





En otro artículo relacionado menciona el desarrollo de un algoritmo de recomendación de tiempo constante que reordene dinámicamente sus recomendaciones dadas a un usuario basándose en las calificaciones más recientes, el detectó que el tiempo de resolución de una sugerencia es el doble de tiempo si se analiza usuario por usuario a que si se analiza buscando afinidades dentro de un cluster, por lo que se está proponiendo hacer un sistema híbrido que permita estar actualizando los cluster de tal manera que se tenga certeza que los usuarios que estén en cada cluster realmente tengan afinidad entre ellos (Nathanson *et al.*, 2007).

Un artículo, habla de la unión de dos conceptos de filtrado para lograr mejores resultados de sugerencias:

Filtrado de contenido de metadatos: El enfoque basado en contenidos hace uso de descripciones de artículos. Los usuarios a su vez dan una descripción de lo que están buscando como lo son sus propiedades, en el caso de un libro podríamos estar hablando del autor, la editorial, el tema.

Filtrado colaborativo. Este filtrado hace uso de lo que se llama identidades o ID's que son claves asignadas de manera interna por el sistema. También utiliza descripciones implícitas dadas por el usuario gracias a una ponderación previamente registrada por parte del mismo usuario. Estos son los filtros que normalmente para de manera conjunta para generar predicciones y hacer las recomendaciones adecuadas. También nos menciona que se debe buscar de manera deseable un sistema de recomendación que sea flexible ante los diferentes escenarios, por lo que el sistema deberá ser diseñado de tal manera que su aprendizaje sea rápido, eficiente, incremental y que tome siempre en cuenta el arribo de nueva información, en este artículo presentó un sistema que se le puede denominar a gran escala en donde se integran metadatos de los usuarios así como de sus elementos, los experimentos hechos dieron cabida a que los metadatos son de gran utilidad sobre todo al tratar de un problema de arranque desde cero es decir sin datos precargados esto principalmente en MovieLens. El modelo de retroalimentación como se propuso desde el inicio es flexible esto con el fin de que su aprendizaje sea de manera incremental lo que genera una gran precisión en sus recomendaciones. El modelo bayesiano en su apartado de inferencia nos permite crear un sistema de recomendación que siempre este al día con las tendencias del usuario y del entorno.

Con el fin de predecir lo que los elementos pueden ser de interés para un usuario tenemos que considerar todos los elementos disponibles. Con el fin de hacer que este proceso sea más eficiente (Stern *et al.*, 2009).

Por otra parte una investigación marca como los sistemas de recomendación se han manejado de manera tradicional a los basados en filtraje por contenido (content-based filtering) y los cooperativos (collaborative filtering).

Sin embargo también menciona que este tipo de sistemas de recomendación suelen tener un problema común que es el arranque en frío cuando un nuevo usuario intenta hacer uso de ellos y por tener en su base de datos registro de compras o visitas anteriores no le puede generar una sugerencias por lo que implica revisar en una base muy grande de datos las múltiples opciones que se le podrían proponer o recomendar al usuario (Gallego *et al.*, 2013).





Agrupamiento o Clustering. Aún cuando se obtienen buenos resultados con el algoritmo k-NN, en varios trabajos que han redactado (Ntoutsi *et al.*, 2012), se proponen enfoques basados en algoritmos de agrupamiento o clustering aplicados a sistemas de recomendación, los cuales pueden perder un poco de calidad o precisión al momento de clasificar, pero reducen el número de cálculos (es decir, son más rápidos) para encontrar los usuarios o ítems más similares, ya que sólo se buscan usuarios o ítems similares dentro del cluster o grupo al que pertenece el usuario activo y así se logra evitar una búsqueda exhaustiva de usuarios o ítems.

En el trabajo de (Stefanidis, Kostas *et al.*, 2012), se propone un nuevo enfoque en el cual se toma en cuenta la información temporal para hacer una recomendación. En este trabajo se introduce un modelo basado en el tiempo (*time-aware*) desde dos perspectivas, una de las cuales es basada en lo reciente y la otra perspectiva es basada en el contexto. En la perspectiva basada en lo reciente, los autores proponen usar principalmente las preferencias más recientes de los usuarios. Para la perspectiva basada en el contexto, los autores proponen proporcionar al usuario diferentes sugerencias bajo diferentes especificaciones temporales, por ejemplo, para el caso de una página de turismo tiene sentido sugerir distintos destinos para los usuarios en la temporada de invierno (como lugares para esquiar), que en la temporada de verano (como ciudades con playa).

Por otra parte en el artículo de (Ma Hao, K. *et al.*, 2011), se presenta un enfoque que propone atacar varios problemas en los que se aplican los sistemas de recomendación tales como son: recomendación de etiquetas, imágenes, libros, películas y música en aplicaciones web, basado en grafos. Generalmente, los sistemas de filtrado colaborativo utilizan como entrada una matriz de calificaciones de usuarios a los ítems.

(P. Lucas, *et al.*, 2013), propone un sistema de recomendación aplicado al turismo, el cual se enfoca a recomendar lugares de destino y las actividades para realizar en el viaje. Este trabajo propone un sistema de recomendación híbrido que utiliza tanto el enfoque basado en contenido como el filtrado colaborativo, en particular los autores proponen utilizar clasificación asociativa, es decir, combinar los conceptos de clasificación y agrupamiento para crear reglas de asociación para crear las predicciones.

(Krestel, *et al.*, 2012), expone un sistema para recomendar etiquetas a elementos o ítems tales como: libros, películas, páginas web, restaurantes, etc. Puede resultar útil utilizar etiquetas para los ítems, ya que si muchos usuarios utilizan palabras clave esto conduce a una captura suficiente de características, lo que dará como resultado que las recomendaciones sean más fáciles y sencillas. Enunciando a (Ricci *et al.*, 2011), la pro actividad del sistema de recomendación es una parte fundamental, el saber cuándo y que objeto recomendar.





Figura 3. Clasificación de los sistemas de recomendación (Ricci, *et al.*, 2011)

(Kurashima *et. Al.* 2010), en su artículo propone un método de recomendación de rutas por medio de los lugares que ha visitado alguna persona con base a las fotos que ha tomado y etiquetado, para esto utilizó la base de datos de historias subidas en *Flickr* que es una red social en la cual subes fotografías y das la ubicación de donde se tomaron. El autor utiliza los métodos de modelado de *Markov* y modelos temáticos (*topic models*) para arrojar sugerencias exactas y reales basadas en las rutas trazadas por usuarios en *Flickr*.

(Wang, C. y Blei D., 2011), proponen una solución a los investigadores para buscar artículos científicos. Debido a que la problemática actual es que existe mucha información en portales donde se manejan artículos científicos para los investigadores se ha vuelto más difícil encontrar artículos relevantes; proponen un algoritmo que combina el filtrado colaborativo tradicional y el modelo probabilístico temático en un sistema de recomendación para las comunidades virtuales de investigadores donde se comparten artículos científicos.

(Sizov S., 2010) describe su enfoque para manejar la información dentro de redes sociales; es decir, la caracterización del contenido publicado en redes sociales, para esto el autor utiliza un tipo de motor de búsqueda muy conocido que se llama multimodal, el cual permite hacer búsquedas relevantes por medio de palabras claves, texto, concepto, etc. Así mismo, utiliza también en combinación el algoritmo Bayesiano, que es un modelo probabilístico muy utilizado en los sistemas de tomas de decisiones. Todo este enfoque fue evaluado y probado de manera real en *Flickr* en escenarios característicos de recomendación de etiquetado, clasificación de contenidos y agrupamientos.

Por otra parte, (Wetzker *et al.*, 2009) de igual manera busca aprovechar la información contenida en redes sociales donde se permite el etiquetado de texto, nombres de personas, temas, etc. Para poder hacer una recomendación mediante un algoritmo de filtrado colaborativo utilizando el enfoque probabilístico *PLSA* (*Probabilistic latent semantic analysis*) que es una técnica tanto bi-modal como de co-ocurrencia que ayuda a analizar la información y que es utilizada frecuentemente en la retroalimentación y filtrado de la información, lenguaje natural, procesamiento, máquina de aprendizaje por medio de texto, y en áreas afines.



(Song *et al.*, 2008) proponen un algoritmo para automatizar el etiquetado de información para que se les pueda sugerir dichos documentos a los usuarios. Ellos trabajan con base a un estudio que realizaron de la información de *Del.icio.us*, que es una aplicación que soporta el etiquetado de información en una red social como lo es *Flickr*. El etiquetado se hace de manera manual y cada usuario aporta ciertas etiquetas, el problema surge cuando una nueva información, documento, video, foto es subido ya que no cuenta con las etiquetas que cada usuario va poniéndole conforme lo van viendo, por lo tanto es muy difícil en un inicio compartir esa clase de palabras claves o etiquetado con el público en general. Ellos proponen una manera de automatizar dicho etiquetado por medio de una máquina de aprendizaje que procesa la información reutilizable de acuerdo a un filtrado colaborativo para que proponga etiquetas de acuerdo a grupos de usuarios similares.

Por otra parte los sistemas de administración de almacenes (*Warehouse Management System*), mejor conocidos por sus siglas en inglés como *WMS* han sido referente en el manejo de inventarios, diseño de áreas, manejo de órdenes de pedido de materiales, etc. Entre los cuales encontramos los siguientes trabajos.

En un artículo que fue publicado en la revista *Expert Systems with Applications* en el plantea diseño de un sistema de inventarios para mantener las existencias adecuadas de autopartes sin que estas conlleven a un exceso de inventario que pudiera ser muy costoso para una compañía. Lo que es muy interesante es como plantea el cálculo de este stock de seguridad, puesto que el mercado de autoparte fluctúa de manera diferente durante el año lo que hace complicado el cálculo de manera convencional por lo que muchas empresas optan por tener un stock de seguridad de existencias bastante holgado.

El autor de este artículo plantea resolver dicha situación mediante redes neuronales difusas las cuales le permiten hacer un cálculo más preciso de las existencias que deberá tener el almacén para no sufrir desabastos y mucho menos exceso de inventarios (Li, X. Kuo. 2008).

Otro artículo publicado en la revista *Computers in Industry* menciona la importancia de un buen diseño de almacén mediante un sistema de soporte de decisiones que simule la logística y las diferentes situaciones de manejo de materiales en un almacén y así obtener la mejor opción de diseño. (Accorsi, R. et al., 2014).

Por su parte (Chan *et al.*, 2009) en su trabajo plantea el desarrollo de un algoritmo que sirva para modelar un plan de surtimiento de materiales para evitar retrasos en entregas.

Los *ERP* (*Enterprise Resourcing Planning*) son sistemas íntimamente ligados con los *WMS*, estos sistemas ayudan a tener un mejor control de la información y a involucrar de manera dinámica a todas las áreas que participan en la cadena de suministro en una empresa. Los *ERP's* depende de manera directa del buen uso de ellos por parte de cada uno de los usuarios que lo utilicen, (Lee. A et al., 2014) menciona la importancia que tiene el involucramiento de los empleados, maquinaria y equipo en cada uno de los procesos productivos directamente relacionados con el *WMS*. En su trabajo hace uso de grabación de videos en tiempo real para vigilar las actividades de producción con el fin de maximizar la eficacia en los mismos.

Como podemos observar la tecnología ha sido parte fundamental en el desarrollo de nuevas técnicas en el manejo de los sistemas logísticos incluyendo la administración de almacenes por otra parte (Mccrea, B. 2014) menciona todos los factores que influirán en el desarrollo de mejores sistemas *WMS* como los son la radiofrecuencia para lectura de códigos de barra, desarrollo de software que auxilie a un mejor manejo de un almacén y remarca





claramente que fuera de pasar de moda los *WMS* tienen un futuro prometedor al fusionarse con todas las innovaciones tecnológicas que están naciendo en esta época.

(Friedman, D. 2010) como se ha mencionado con anterioridad si tienen mucho que ver los *WMS* con los *ERP*'s también es cierto que son cosas diferentes en su concepto mientras que un *WMS* nos sirve principalmente para el control, manejo y administración de un almacén un *ERP* es el sistema que ayuda a planificar todos y cada uno de los recursos con los que cuenta una empresa este sistema se ocupa de todas las actividades relacionadas con los distribuidores mediante órdenes de compra, mientras un *WMS* se encarga solamente de las actividades relacionadas con el almacén.

Con base a los trabajos relacionados a los sistemas de recomendación y sistemas para administrar almacenes se puede concluir que el software propuesto será de gran utilidad para todas esas empresas en las cuales exista mucha rotación de personal, ritmo acelerado de producción, falta de capacitación adecuada al personal, etc. Ya que con ayuda de este sistema de recomendación basado en conocimiento y contenido, se explotara la experiencia que han tenido otros usuarios al pedir material para todo el turno, para que los nuevos usuarios aun sin capacitación puedan visualizar de manera práctica que materiales deben de pedir y en qué cantidades para todo el turno para la realización de cierto tipo de autoparte.

4. ALGORITMO PROPUESTO PARA MEJORAR EL PROCESO DE SELECCIÓN DE MATERIALES PARA LA CREACIÓN DE AUTOPARTES

En la Figura 4 se muestra de manera gráfica y explicada un diagrama de cómo funcionaría el sistema de recomendación partiendo de una base de datos la cual contendrá toda la información necesaria para realizar un pedido como lo es: el usuario, contraseña, materiales, claves id de materiales, turno, día de la semana, autoparte a realizar, cantidades, calificaciones, etc. Así mismo contara con todo el histórico de pedimentos que se vayan realizando, por lo que la base se retroalimentara pedido a pedido día con día.

Se creara una interfaz web para hacerla dinámica y simple para el usuario, por lo que cumplirá con el objetivo de ser muy intuitiva y amigable. Esta interfaz enlazara con la base de datos para que por medio del algoritmo basado en contenido y conocimiento que vaya sugiriendo materiales para todo el turno al usuario, la Figura 4 se muestra una imagen de la interfaz web en la cual se observa una barra de recomendaciones de materiales. Cabe repetir que las recomendaciones las realizará por medio de un algoritmo basado en contenido y conocimiento es decir comparara materiales que se han pedido en esos días de la semana para la elaboración de cierta autoparte y el algoritmo será el que buscará en el banco de información del histórico de pedimentos los días de la semana afines en los que hayan producido la misma pieza para así recomendarle al usuario una serie de materiales que podría pedir para cumplir con la tarea de todo el turno que es la de fabricar cierta autoparte.



Usuarios, materiales, precios, inventario, claves, histórico de pedimentos, ...



Barra de sugerencias

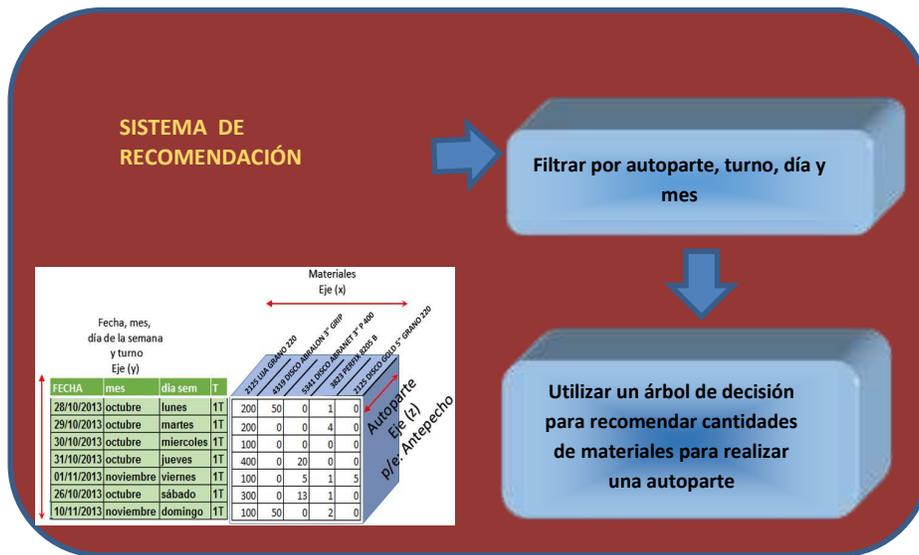


Figura 4 Diagrama del sistema de recomendación propuesto. (Elaboración propia, 2014).



La Figura 4 hace referencia a los cubos que pudimos observar al principio de este artículo que no es otra cosa más que una representación gráfica de todos los factores que intervienen para que el algoritmo de recomendación pueda efectuar su tarea, los factores son los siguientes: 1) en el eje X materiales a utilizar, 2) en el eje de las Y son las fechas, turnos, meses que han estado involucrados en ese proceso con anterioridad de acuerdo al histórico de pedimentos, 3) eje Z la autoparte a realizar, al centro del cubo aparecen unas cantidades o calificaciones las cuales representan los consumos realizados de cada uno de los materiales para realizar una autoparte, se representa como ceros todos los materiales que no han sido consumidos por cierto turno o célula de trabajo.

Dado que los datos que se tienen para conformar el repositorio de información, son principalmente datos de los históricos de pedimentos de siete meses en una empresa donde se realizó el estudio, se cuenta principalmente con cantidades de consumos por persona, por área, por autoparte realizada y por gerente. También se cuenta con una ponderación o calificaciones que es con lo que normalmente trabaja un sistema de recomendación, las pruebas se realizarán con cantidades de materiales consumidos y con calificaciones, dejando como futuro trabajo que el algoritmo ayude a realizar un análisis por turno para determinar por medio de las calificaciones más altas cual está trabajando de mejor manera y pidiendo los materiales que se requieren.

5. RESULTADOS OBTENIDOS CON EL ALGORITMO PROPUESTO

Finalmente En esta sección se evalúa el funcionamiento del algoritmo propuesto en el presente artículo, el cual es la implantación de un sistema de recomendación para mejorar el proceso de pedidos de materiales indirectos para la creación de una autoparte en un almacén. Para evaluar el método propuesto primero se examinó el filtrado de datos que tendrá el algoritmo del sistema de recomendación previo a realizar la predicción.

El algoritmo que se desarrollo tiene una tarea principal antes de arrojar una sugerencia, que es la de filtrar la información de la base de datos de pedidos que se han realizado, este filtro se realiza antes de realizar la predicción de cantidades a solicitar debido a que así los datos no son tan dispersos y el sistema de recomendación puede realizar su tarea más rápido y eficiente.

El proceso de filtrado en el sistema de recomendación se realiza debido a que al tener una muestra de datos de acuerdo a las condiciones en las que se encuentra el usuario a la hora de solicitar el material hace que la predicción sea más exacta, es decir, el algoritmo propuesto filtrara de acuerdo a los datos que otorgue el usuario a la hora de solicitar materiales, estos datos otorgados por el usuario serán el turno en el que se encuentra, la fecha, el día de la semana y la autoparte a realizar.

Para verificar este proceso de filtrado de datos se analizó por medio de una gráfica de dispersión para ver qué tan disperso se encuentran los datos cuando no están filtrados y que tanto cuando lo están.

Para esto analizaremos el material 38, en la figura 5 se muestra el comportamiento de cantidades solicitadas en un marco de datos sin filtrar por fecha, turno y autoparte a realizar por parte del usuario, en el eje X podemos apreciar el número de pedido consecutivo, en el





eje Y se muestra las cantidades que se solicitaron del material. Así mismo en la Figura 6 se muestra la gráfica de línea ajustada para poder calcular principalmente la desviación estándar (S) de los datos observados en la Figura 5, para determinar qué tan dispersos están los datos uno del otro con respecto a una media de los datos obtenidos del historial de pedidos de la empresa automotriz donde se realizó el estudio, esta figura (6) el eje X representa las cantidades de materiales solicitados y el eje Y representa el número de pedido consecutivo.

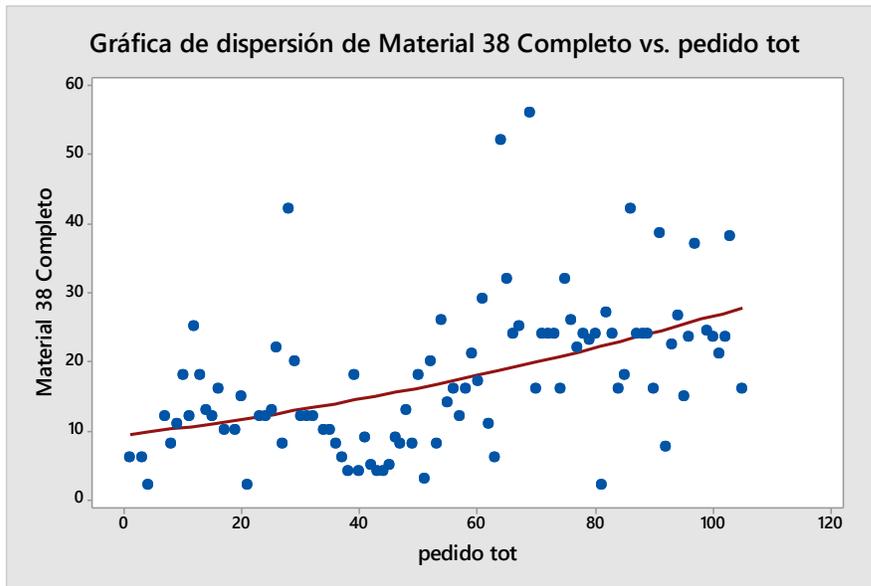


Figura 5 Muestra el comportamiento de cantidades solicitadas en un marco de datos sin filtrar. (Elaboración propia, 2014).

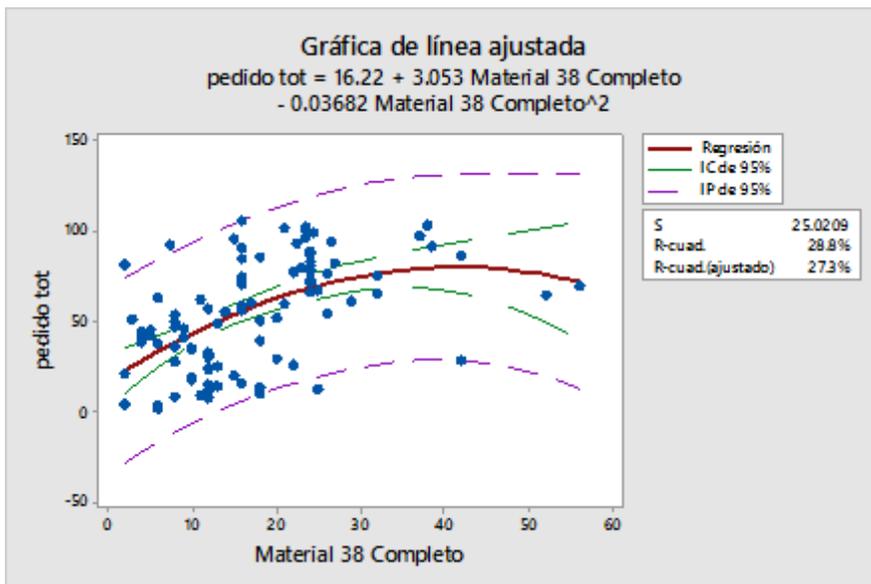


Figura 6 Gráfica de línea ajustada donde se puede ver la desviación estándar (S) que se tiene cuando los datos están sin filtrarse. (Elaboración propia, 2014).





En la figura 7 se muestra el comportamiento de cantidades solicitadas en un marco de datos filtrados por fecha, turno y autoparte a realizar por parte del usuario, en el eje X podemos apreciar el número de pedido consecutivo, en el eje Y se muestra las cantidades que se solicitaron del material. Así mismo en la Figura 8 se muestra la gráfica de línea ajustada para poder calcular principalmente la desviación estándar (S) de los datos observados en la Figura 7, para determinar qué tan dispersos están los datos uno del otro con respecto a una media de los datos obtenidos del historial de pedidos de la empresa automotriz donde se realizó el estudio, esta figura (8) el eje X representa las cantidades de materiales solicitados y el eje Y representa el número de pedido consecutivo.

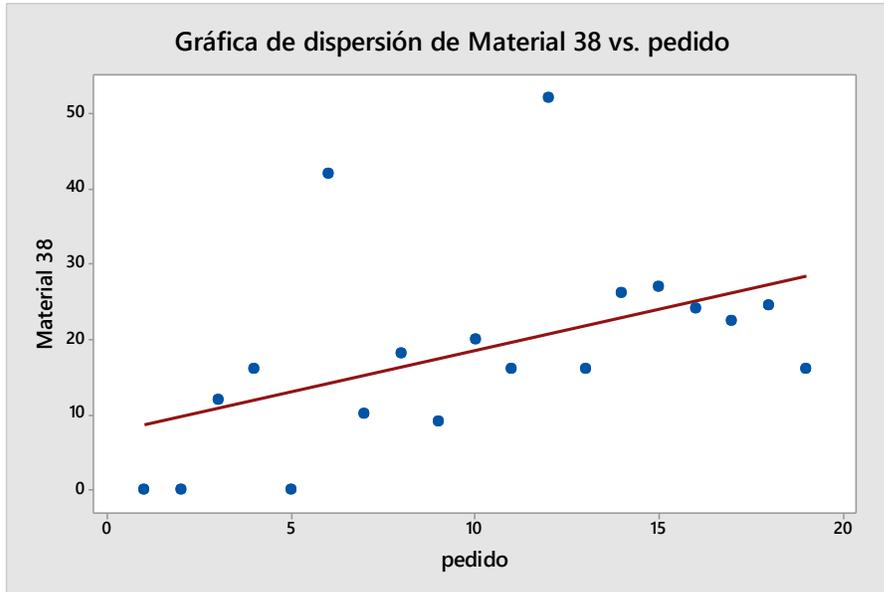


Figura 7 se analiza el material 38 en la figura 6 se muestra el comportamiento de cantidades solicitadas en un marco de datos filtrado por fecha, turno y autoparte a realizar. (Elaboración propia, 2014).

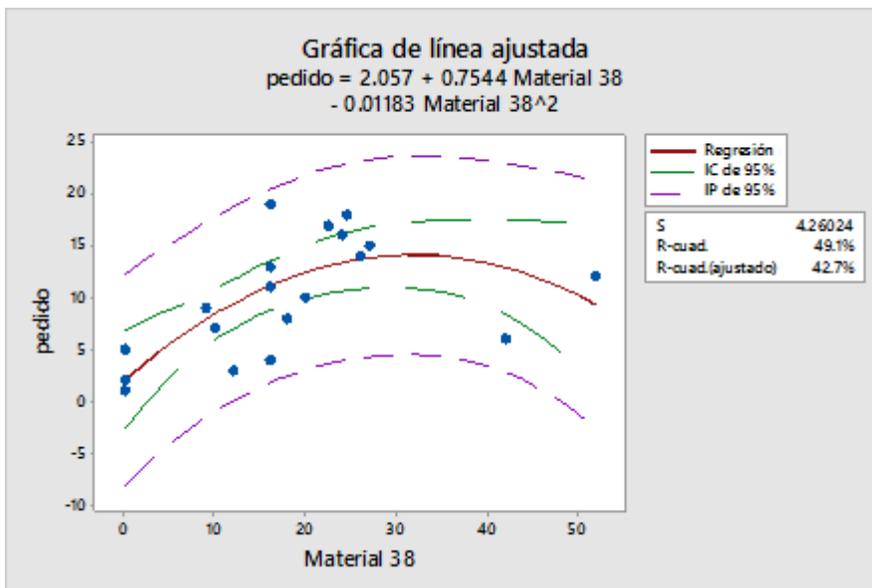




Figura 8 Se muestra la gráfica de línea ajustada de la gráfica de dispersión que se mostró en la Figura 7 aquí podemos observar cuál fue la desviación estándar (S) con datos filtrados. (Elaboración propia, 2014).

De acuerdo a lo observado en los resultados del filtrado en la Figura 6 con respecto a la Figura 8, podemos apreciar que la desviación estándar de los datos mostrados en la gráfica de dispersión de datos filtrados (Figura 5) es mucho menor a la que se muestra en los datos sin filtro (Figura 7), dado que la desviación estándar (S) de los datos sin filtrar es igual a 25.02 y la desviación estándar (S) de los datos ya filtrados es de 4.26.

Con lo anterior aseguramos que en una muestra de datos filtrada estratégicamente le será más fácil al sistema de recomendación dar una predicción más acertada. De esta manera, para realizar las pruebas con el algoritmo propuesto se tomaron en cuenta dos factores importantes que son: las cantidades de cada material solicitado para realizar cierta autoparte y las calificaciones dadas a cada cantidad solicitada por parte del personal designado en la empresa que se realizó el presente estudio. A partir de estos datos, el algoritmo propuesto genera una predicción, formada por los materiales sugeridos, junto con la cantidad de éstos, que se se requieren para generar la autoparte.

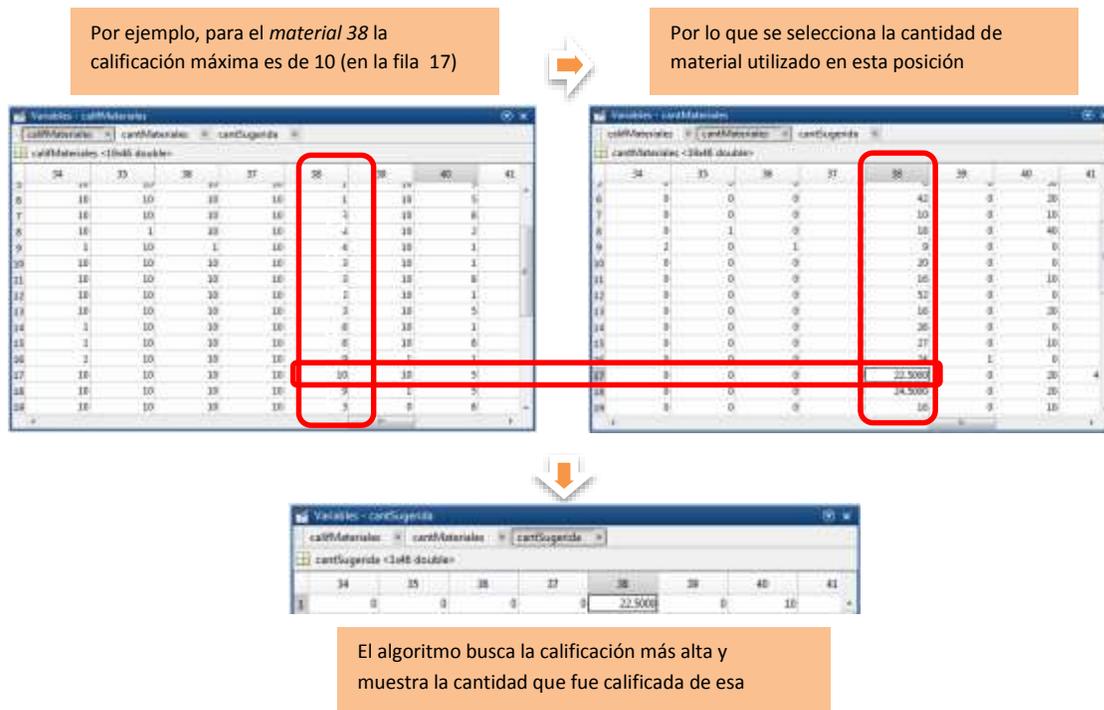


Figura 9 Resultados obtenidos con el algoritmo propuesto. (Elaboración propia, 2014).

En la Figura 9 se muestra un ejemplo, del funcionamiento del algoritmo para el caso particular del material 38 para seguir con el ejemplo que se aplicó para el proceso de filtrado. En la parte superior izquierda, vemos la tabla de calificaciones dadas a cada cantidad



6. CONCLUSIONES

Ho Debido a las actuales exigencias del mercado, así como el gran nivel de competitividad entre las empresas, se tiene la necesidad de buscar día con día soluciones que le ayuden a hacer más eficientes sus procesos y a bajar costos por mermas o por tiempos muertos en sus operaciones.

De acuerdo a lo observado a lo largo de este proyecto de investigación, se puede concluir que será una gran contribución el implantar un algoritmo web que auxilie o facilite el proceso de seleccionar materiales para la creación de autopartes. Ya que, cuando un usuario tiene que seleccionar materiales indirectos para refinar una autoparte, por ejemplo un antepecho, existen pérdidas en la empresa ya que este usuario tarda mucho en tomar sus decisiones debido a su falta de experiencia y los grandes catálogos de materiales que tiene que revisar, lo que lleva a tener paradas las máquinas y esto se traduce en pérdidas para la empresa.

Por lo tanto el algoritmo del sistema de recomendación basado en contenido y conocimiento es una opción adecuada para resolver esta problemática que existe dentro de muchas empresas como lo es la pérdida de conocimientos por alta rotación de personal y la inexperiencia de los usuarios en los procesos, estos factores combinados ocasionan muchas veces perdidas a la empresa como se mencionó anteriormente.

Otro problema con esta situación es que tome una mala decisión por su falta de experiencia. Con el uso de este algoritmo se generan muchas mejoras, ya que los usuarios que deben crear las autopartes podrían tomar decisiones de manera más rápida y acertada.

En las pruebas realizadas este algoritmo mostró ser eficiente para predecir las cantidades que deberá solicitar cada usuario dependiendo de la autoparte, el día de la semana, y el turno en el que se esté solicitando el material indirecto al almacén. Por lo que él los principales beneficiados de introducir este sistema a una empresa son las áreas productivas y el almacén de materiales indirectos.

7. FUENTES DE CONSULTA

Ho Accorsi, R., Manzini, R., Maranesi, F. (Enero, 2014). *“A decision-support system for the design and management of warehousing systems”* En: *Journal Computers in Industry Elsevier Science Publishers B. V. Amsterdam*,. Volúmen 65 (1), Holanda, páginas 175-186.

Angus-Lee, H. (Abril, 2014). *“Connective ERP:’ Software Connecting Employees, Machines, Data & Processes on the Shop Floor & in the Warehouse.”*. En: *Food Logistics*. (155), páginas 24-26.

Baltrunas, L. (Octubre, 2008). *“Exploiting Contextual Information in Recommender Systems”*. En: *RecSys’08*.





- Chan, F. T. S. y Kumarz, V. (Febrero, 2009). “Hybrid TSSA algorithm-based approach to solve warehouse-scheduling problems”. En: *International Journal of Production Research*, volúmen 47 (4).
- Ekstrand, M., Kannan, P., & Stemper, J. (2010). “Automatically building research reading lists”. En: *RecSys '10 Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*.
- Friedman, D. (Noviembre, 2010). “The truth about warehouse management systems”. En: *Supply House Times*. Vol. 53 (9), páginas 42-114.
- Gallego-Vico, D., Fumero, A., & Huecas, G. (2013). “Proactividad y Contextualización: Futuro del Diseño de Sistemas Recomendadores”. En: *El profesional de la información*, (22).
- Henning, T., Marchand, A., & Marx, P. (2012). “Can Automate Group Recommender Systems Help Consumers Make Better Choices?”. En: *Journal Of Marketing*.
- Krestel, R. F. (2012). “Personalized topic-based tag recommendation”. En: *Neurocomputing* , Vol. 76, páginas 61–70.
- Kurashima, T., Iwata, T., Irie, G., Fujimura, K. (Octubre, 2010). “Travel Route Recommendation Using Geotags in Photo Sharing Sites”. En: *CIKM'10*, Canada.
- Li , S., Kuo, X. (Febrero, 2008). “The inventory management system for automobile spare parts in a central warehouse”. En: *Expert Systems with Applications*. Volúmen 34 (2), Estados Unidos, Pages 1144-1153.
- Ma Hao, K. (2011). “Mining Web Graphs for Recommendations”. En: “*Knowledge and Data Engineering IEEE Transactions*”. En: Volúmen 24, páginas 1051 – 1064.
- McCrea, B. (Enero, 2014). “Factors driving WMS growth”. En: *Logistics Management*. Volúmen 53 (1), páginas 34-36.
- Nathanson, T., Bitton, E., & Goldberg, K. (2007). “Eigentaste 5.0: Constant-Time Adaptability in Recommender System Using Item Clustering”. En: *ACM*.
- Ntoutsi, E. S.-P.,Fast. (2012). “Group Recommendations by Applying User Clustering”. En: *Conceptual Modeling*, Volúmen 7532, páginas 126-140.
- Ntoutsi, I. S.-P. (2012). “gRecs: A Group Recommendation System based on User Clustering”. En: *Database Systems for Advanced Applications*, Volúmen 7239, páginas 299-303.



- P. Lucas, J. L. (2013). "A hybrid recommendation approach for a tourism system". En: *Expert Systems with Applications*, Volúmen 40, páginas 3532–3550.
- Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011). "Recommender Systems Handbook". En: *Springer Science+Business Media*, páginas. 73-99.
- Stefanidis, Kostas., Ntoutsis, Irene., Norvag, Kjetil., Kriegel, Hans-Peter. (2012). "A Framework for Time-aware Recommendations". En: *Database and Expert Systems Applications*, Volúmen 7447, páginas 329-344.
- Sizov, S. (Febrero, 2010). "GeoFolk: Latent Spatial Semantics in Web 2.0 Social Media". En: WSDM'10, Estados Unidos.
- Stern, D., Herbrich, R., & Graepel, T. (2009). "Matchbox: Large Scale Online Bayesian Recommendations". En: *International World Wide Web Conference Committee (TW3C2)*.
- Song, Y., Zhang, L. Giles, L. (Septiembre, 2008). "Automatic tag recommendation algorithms for social recommender systems". En: *ACM Transactions on Computational Logic*, Volúmen 5.
- Wang, C., Blei, D. (2011). "Collaborative topic modeling for recommending scientific articles". En: *Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*.
- Wetzker, R., Umbrath, W., Said, A. (Febrero, 2009). "A hybrid approach to item recommendation in folksonomies". En: *ESAIR '09*, España.

