



Trabajo de grado en modalidad de aplicación

[183036] Diseño de un aplicativo de planeación integrada de  
compras, producción y distribución para una productora de  
rodillos.

Daniela Betancourt Martínez <sup>a,c</sup>, Miguel Méndez Hernández <sup>a,c</sup>, Santiago Ramírez

Pineda <sup>a,c</sup>, Santiago Restrepo Torres <sup>a,c</sup>

Julián David Reyes Rueda <sup>b,c</sup>,

<sup>a</sup>Estudiante de Ingeniería Industrial

<sup>b</sup>Profesor, Director del Proyecto de Grado, Departamento de Ingeniería Industrial

<sup>c</sup>Pontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia

---

**Abstract**

In management of the supply chain, companies must consider various factors to make them more competitive in the market. One of the factors is the integrated planning optimization of the phases of supply: production, storage and distribution, which aims to improve the scheduling process by minimizing the costs of the company. The company where the project was done is a roller manufacturing company in Bogotá that sells more than 300 products, but for the purposes of this project 21 Pareto references were selected. In terms of planning, the company does not have a tool that integrates the areas mentioned for its monthly strategic planning thus, the current planning process is carried out by independent areas, where orders for the purchase of raw materials, production and inventory management are led by the plant manager using their experience as the sole criterion of decision.

In the distribution, each vendor / distributor performs his daily route based on a planning that is made at the beginning of the day where the status of the orders is reviewed (late / on time), then the truck is loaded with the amount of product that they consider and proceeds to deliver the orders. In addition, the company does not have forecasts, which does not allow them to understand the behavior of demand or have an efficient management in the supply chain.

Regarding this type of problems, this paper proposes a solution focused on three specific topics: the first one refers to the forecast, where the method used to develop them was moving averages. The second stage is the definition of the metaheuristics that best adaptation reflects into the mathematical models proposed together with the selected raw material inventories model, and finally, the third stage is the creation of the integration tool, previously described, where the phases of the company are integrated minimizing the associated costs and delivering a feasible planning for the company.

In terms of development a forecast tool, the behavior of the demand was analyzed and then the mobile averages method was used due to its performance against the MAD (minimum average deviation) and MAPE (Mean Absolute Percentage Error). After that, a genetic algorithm metaheuristic its proposed to do the integrate planning for its good results, based on the previous papers consulted. This algorithm delivers an integrated planning of production order, purchase order and inventories showing us when and how much to produce, order and storage. In addition, Tabu metaheuristics was proposed to develop a planification of customer service routes, considering the restrictions that bring the model to reality. To have mathematical support of the problem, linear models for integrated planning and attention list for distribution were developed as a starting model to create the tools that were the outputs of this work.

As a result, an area integration application was created, using the Microsoft Excel® Visual Basic tool that yields the following: forecasts for a month, when and how much to buy raw materials, when and how much to produce products, an order list of attention for delivery for a seller and total costs. In comparison with the current management in the planification of production, purchases and inventory of the company, the proposed application shows a reduction in costs of 23 % represented in 60.402.619 COPS in one month.

## 1. Justificación y planteamiento del problema.

Rodillos Mastder Ltda es una empresa colombiana con aproximadamente 60 empleados que ha operado durante 58 años, experiencia que le ha permitido posicionarse en el sector de producción de rodillos y elementos afines a la aplicación de pintura en Colombia. La empresa ha estimado que cuenta con una participación en el mercado de rodillos de aproximadamente 50%, satisfaciendo, en promedio, las necesidades de 4.000 clientes fijos, y manejando un portafolio de 318 productos categorizados en nueve familias: rodillos, brochas, cubetas, espátulas, herrajes, repuestos, tapas, telas y otros. Debido a la gran cantidad de productos que comercializa la empresa y con el objetivo de identificar aquellos que generan un mayor impacto en las ventas, se realizó un análisis Pareto donde se observó que un grupo de 26 referencias representan el 20% de los productos y a su vez aportan el 80% de las ventas. Adicionalmente, dada la similitud en requerimientos de materias primas y su proceso de producción, se llegó a la conclusión de trabajar únicamente con un grupo de 21 productos referentes a la familia de rodillos. A continuación, se presenta el gráfico Pareto.



*Gráfico 1: Pareto de ingresos para el periodo de agosto 2017 a agosto 2018  
Fuente: Elaboración propia*

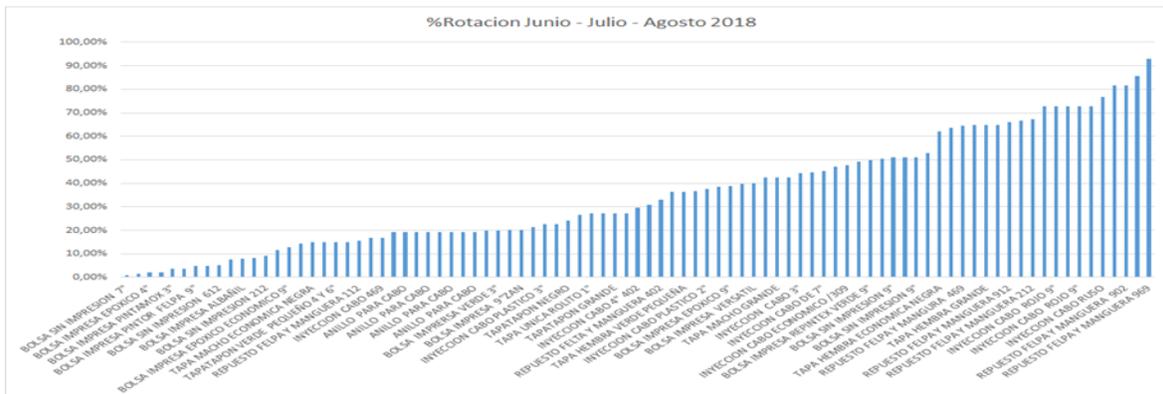
Para el cumplimiento de los pedidos de estos productos, se planean y realizan actividades en cuatro fases principales: abastecimiento, producción, almacenamiento y distribución. Con respecto a planeación de este proceso productivo se observaron dos elementos que constituyen el objeto de este estudio, en primer lugar, la carencia de una herramienta que permita optimizar sus procesos de manera integrada y, en segundo lugar, la creación y gestión ineficiente de rutas de atención a clientes, todo esto traducido en un aumento de costos lo cual es una gran preocupación para la empresa. Para un mayor entendimiento, a continuación, se describe cada una de las fases como también sus problemáticas particulares y costos asociados para el mes de febrero de 2018.

- **Fase de abastecimiento:** se efectúa la compra de las materias primas según estimaciones de la demanda que el jefe de planta deduce por experiencia, después de una revisión de existencias utilizando el software HELISA<sup>1</sup> y un conteo físico en la bodega. El software desglosa los materiales de cada producto determinando la toma de decisiones en la compra de materias primas, sin una integración entre estimaciones de la demanda y la planeación de compras **como tampoco la consideración del costo de pedir, que es calculado posteriormente para los fines de este trabajo.**

La falta de una planificación de compras basada en pronósticos de la demanda genera que se tengan gran cantidad de materias primas inertes durante largos periodos de tiempo, ocasionando sobrecostos asociados a inventario. Actualmente, la herramienta de control de inventarios, sistema HELISA, es utilizado únicamente para

<sup>1</sup> Software para el manejo de la información administrativa y operativa de cualquier tipo de empresa. (Para más información ver: <https://helisa.com/productos/software/>)

el almacenamiento de datos mas no para la optimización de procesos. Aguilar (2012) asegura que al incrementar el nivel de inventario, aumenta a su vez el costo de mantenerlo, por lo que es necesario realizar un balance entre el costo de mantener inventario y el costo de pérdida de ventas por faltantes, para así poder establecer un costo y nivel de servicio óptimo. En consecuencia, la empresa cuenta con un inventario innecesario a causa de carencia de planificación que genera sobrecostos en mantener materia prima innecesario en existencia, lo cual se refleja, por ejemplo, en el porcentaje de rotación de las materias primas requeridas para la fabricación de los rodillos seleccionados de los meses de junio a agosto del año 2018 como se puede apreciar en el **Gráfico 2**:



**Gráfico 2:** Rotación de materias primas de rodillos Pareto para la empresa  
Fuente: Elaboración Propia

Se evidencia en el **Gráfico 2** que el 21% de las materias primas de los productos Pareto tienen un nivel de rotación menor al 15 %. Este porcentaje de materias primas puede reducirse si se optimiza el inventario generando una planeación más efectiva.

- **Fase de producción:** se realizan los procesos de extrusión, corte, inyección, doblado, termo fusión, punteo, roscado, tapado, ensamblado y empaclado, para la fabricación de rodillos. La empresa en la actualidad determina diariamente la cantidad y tipo de referencia a producir mediante órdenes de producción, generadas con base en la experiencia del jefe de planta. En el **diagrama 1** se muestra el proceso de la generación de dichas órdenes de producción.



**Diagrama 1:** Generación ordenes de producción.  
Fuente: Elaboración propia.

La falta de rigurosidad en la definición de cuánto y qué producir sin el uso de pronósticos y carencia de una política específica en esta gestión, impiden una planeación y manejo en la fabricación de los productos de manera eficiente, generando retrasos en la planeación de la producción. Lo anterior, se evidencia en la cantidad de

órdenes de producción imprevistas que a diario se deben realizar para poder satisfacer la demanda, siendo este el 70% <sup>2</sup>de los pedidos tomados diariamente.

- **Fase de almacenamiento:** en esta fase el control de inventarios se gestiona con base en los niveles iniciales y finales diarios en donde el jefe de planta establece cantidades mínimas y máximas utilizando como único criterio su experiencia. La herramienta que utilizan para el manejo de los datos es el software Helisa en el cual se registra la información referente a las existencias, entradas y salidas tanto de producto terminado como de materia prima.

La ausencia de una política de inventarios acorde con las características y necesidades de la planeación de la producción ocasiona que algunos productos almacenados generen un costo que no está justificado por el volumen de ventas. Esto se evidenció en el análisis realizado entre los meses de junio y agosto de 2018 donde se observó que, en promedio, en el 26% de las referencias de rodillos que quedaron almacenados en bodega, el costo asumido por la empresa para su almacenamiento y producción fue mayor al 40% del valor obtenido en ventas realizadas en el mismo mes.

- **Fase de distribución:** se efectúa la entrega del producto terminado al cliente. En esta fase los encargados de la entrega son 3 vendedores con su respectivo camión, con capacidad para 25 cajas de 40 rodillos cada una. Cada vendedor tiene una zona de Bogotá asignada, en la que distribuyen diariamente los pedidos según la priorización de entregas establecida por ellos mismos según su criterio y experiencia del mercado, donde consideran volumen de ventas, frecuencia de pedidos, distancia, etc.

La ausencia de una debida estructuración de ruta de atención al cliente genera una incertidumbre en el tiempo de entrega que trae como consecuencia entregas tardías. Según una entrevista realizada a los 3 vendedores, esta planificación ha generado que aproximadamente el 10% de los productos de una semana sean tardíos, y el lapso de entrega de estos productos sea de 1 a 2 días después. En relación a lo anterior, los autores Vidal, Crainic, Grendeau y Prins (2012) aseguran que la falta de criterios definidos para la distribución de producto terminado genera que las decisiones en la conformación de rutas (VPR) no tengan la exactitud que se busca, por ende, los modelos deben tener un estudio riguroso a la hora de seleccionar las variables que lo conforman para darle mayor exactitud.

Distribucion		
REF	Costo Tarda	Costo Ocios
902	\$ 1.022	\$ 19.504
612	\$ 421	\$ 19.504
312	\$ 300	\$ 19.504
909	\$ 617	\$ 19.504
912	\$ 683	\$ 19.504
969	\$ 1.006	\$ 19.504
212	\$ 250	\$ 19.504
402	\$ 353	\$ 19.504
809	\$ 184	\$ 19.504
802	\$ 375	\$ 19.504
803	\$ 377	\$ 19.504
309	\$ 499	\$ 19.504
804	\$ 319	\$ 19.504
702	\$ 803	\$ 19.504
112	\$ 229	\$ 19.504
369	\$ 388	\$ 19.504
469	\$ 505	\$ 19.504
908	\$ 408	\$ 19.504
769	\$ 689	\$ 19.504
706	\$ 2.066	\$ 19.504
901	\$ 647	\$ 19.504

Abastecimiento		Produccion		Almacenaminto	
Costo de pedir	\$ 1.474.861	Costo de produccion	\$ 74.847.817	Costo de inventario PT	\$ 29.244.020
Costo de MP	\$ 57.147.496	Costo de faltante	\$ 84.988.560	Costo de inventario MP	\$ 11.313.151

**Tabla 1:** Costos asociados a las 4 fases

Fuente: Elaboración propia

Por último, el **diagrama 2** presenta la relación entre las cuatro fases, representada en términos de flujo de información y de producto, evidenciando que la planeación entre estas fases puede ser mejorada si se optimizan los procesos de manera integrada. Adicionalmente, en la **Tabla 1** se puede observar el cálculo de los costos asociados a las fases de abastecimiento, producción y almacenamiento, tomando como referencia el mes de febrero de 2018. **Donde** la fase de distribución no existe un registro de datos que nos permita calcular

<sup>2</sup> Información suministrada por vendedor de la empresa



una gestión más eficiente. La estimación de la demanda, según Méndez y López (2014), es el punto de partida para poder realizar una optimización de recursos eficiente para toda la cadena de suministros, para ello los autores realizan una comparación entre diferentes métodos de pronósticos para ambientes con alta variabilidad siendo la suavización exponencial simple (SE), aditiva (EA) y multiplicativa (EM) las que mejores resultados dieron en base a su exactitud.

Con base a lo anterior, Taylor (2012) plantea una comparación de métodos exponenciales siendo según la métrica MAPE, el método Winters y la suavización exponencial IC, los que mejores resultados obtuvieron utilizando data con varios comportamientos de demanda. Dichas comparaciones se realizaron considerando el comportamiento de la demanda a corto plazo; situación que puede adaptarse a las características de la empresa Rodillos Mastder Ltda teniendo en cuenta la naturaleza de los rodillos que se venden constantemente.

### **Abastecimiento.**

El proceso de abastecimiento está directamente relacionado con los pronósticos de la demanda, la cual es importante a la hora de realizar la compra de materias primas, por ello la definición del método de pronóstico a utilizar tendrá un impacto considerable dentro de la fase de abastecimiento y las fases posteriores. Para generar un impacto en los costos del abastecimiento, los autores Nusrat, Baki y Azab(2018), retoman los algoritmos Economic Lot-Sizing Problem(ELSP) y (Single Machine Batch-Sizing problem (SMBSP) basados en la estructura de costos de Wagner and Whitin para encontrar el costo mínimo del plan de producción donde se encuentra incluida la fase de abastecimiento, para satisfacer la demanda pronosticada en cada periodo haciendo una comparación con otros métodos ya existentes.

Por otro lado, para hallar la cantidad optima en las ordenes de pedidos las metodologías de optimización para abastecimiento han arrojado buenos resultados, esto se evidencia en el artículo escrito por Herbert, Kumar y Rao (2017), que compara dos algoritmos basados en la optimización del tamaño del lote de varios períodos y de múltiples artículos, esto con el objetivo de encontrar la cantidad óptima con la que se debe abastecer la empresa (EOQ). El primer algoritmo es el modelo matemático basado en el método de optimización colonias de hormigas, mientras que el segundo es un algoritmo genético. Los resultados que se obtienen de estos dos algoritmos son comparados mediante un análisis ANOVA<sup>3</sup>, mostrando que no hay una diferencia significativa en términos de la función objetivo, pero el algoritmo genético presenta un mejor tiempo de ejecución. Por último, Schulz (2010) realizó la comparación entre varias técnicas de abastecimiento frente a una demanda determinística y diferentes lead times por materia prima siendo el Silver Meal el que mejores resultados presentó.

### **Producción y almacenamiento.**

Las fases de producción y almacenamiento representan una parte importante de los costos de la cadena de abastecimiento, siendo los costos asociados a inventario los que mayor impacto tienen. Esto se evidencia en el artículo propuesto por los autores Ryan y Rajendran (2015) donde dichos costos representan el 30% de los costos totales de la cadena de suministro, por ende, es de vital importancia buscar metodologías que optimicen los niveles de estos para así minimizar sus costos y con ellos los de toda la cadena. Considerando que el manejo de los niveles de inventario de producto terminado es definido en nuestro caso por la cantidad de producción, se abarcaron diversos autores que abordaron soluciones a este problema mediante métodos de optimización.

Las técnicas con mayor eficiencia para hallar una solución asociada a las fases de producción y abastecimiento presentes en la literatura son las herramientas de optimización. Para poder seleccionar las más adecuadas, Guerrero y Gómez (2016), realizaron la comparación de 3 Metaheurísticas: Algoritmo Genético (GE), Colonia de hormigas (ACO) y Programación Evolutiva (PE), para la optimización de los niveles de inventario, considerando dentro del modelo matemático, los costos de producción, almacenamiento y faltantes, obteniendo como resultado que el que logró minimizar la función objetivo fue el Algoritmo

---

<sup>3</sup> El análisis ANOVA permite medir la diferencia entre dos factores que afectan una variable de interés. Para este caso la variable es la función objetivo y los factores son los algoritmos

Genético, con un tiempo de corrida aceptable. Paralelamente, Piperagkas, Tatsis, Parsopoulos y Skouri (2011), plantean la utilización de dos algoritmos para la solución del Multi-Item Inventory Problem, siendo estos dos metaheurísticas: Particle Swarm Optimization (PSO) y Differential Evolutions (DE), los cuales parten de una función objetivo que contempla todos los costos relacionados a inventario, manejando varios escenarios para la penalización de esta, los resultados obtenidos demostraron que tanto el PSO y DE se acercan al nivel de eficiencia del Algoritmo Genético, siendo este último el más utilizado en la literatura.

Por último, en cuanto a la definición de las políticas de gestión de inventario, Gutierrez y Vidal (2008) sugieren que la definición de una política inventario eficiente depende de las características de producción de la empresa, comportamiento de la demanda específica y comportamiento de los tiempos de reposición de las diversas materias primas, aspectos que se deberán tener en consideración a la hora de definir la política de inventario para la empresa.

## **Distribución**

La creación de rutas de atención adecuadas brinda grandes beneficios para las empresas en la disminución de los costos de transporte, para el diseño de estas, las herramientas de ruteo juegan un papel importante debido a que arrojan soluciones eficientes. Para soportar lo anterior, Hernández (2016), plantea que unos de los beneficios de utilizar herramientas de ruteo es la disminución de los costos de los procesos logísticos. Esta disminución es importante administrarla teniendo en cuenta los recursos existentes y las herramientas especializadas que permitan un control en tiempo real y la generación de rutas de distribución para así poder minimizar los costos de distribución, transporte y combustible, mejorando paralelamente el nivel de servicio a los clientes. Haciendo énfasis en las metodologías de solución y buscando realizar una priorización de atención a clientes en una ventana de tiempo, Zheng, Dong y Wang (2014) plantean diversas soluciones para el Vehicle Routing Problem with Time Window (VPRTW), en los cuales parten de métodos sencillos como vecino más cercano, hasta metaheurísticas complejas como Colonia de Hormigas. Siendo el algoritmo híbrido de Algoritmo Genético y Colonia de hormigas el que mejores resultados arroja, donde las metodologías sencillas se obtuvieron también muy buenos resultados, sin la necesidad de utilizar un modelo complejo.

Por último, vemos que Escobar, Linfati, Toht y Baldoquin (2014) exponen un problema en donde determinan rutas óptimas para satisfacer la demanda de los clientes, donde las rutas tienen una capacidad asociada y una duración máxima. La técnica propuesta consta de una heurística que posteriormente es mejorada a través de una búsqueda Tabú de memoria a corto plazo.

## **Integración**

La visualización de la cadena de manera integral, considerando las soluciones internas de cada fase, permite optimizar de mejor forma los costos asociados a esta, reflejado en la investigación de los autores, Fahimnia, Luong y Marian (2011), donde presentan un algoritmo genético que tiene en cuenta los diferentes aspectos de la producción como el pronóstico de la demanda según un horizonte de planeación determinado, gestión de inventarios y rutas de transporte. Para la realización de este algoritmo genético es necesario conocer los parámetros de entrada tales como los tipos de productos, la ubicación de los clientes y centros de distribución, pronósticos de la demanda y la capacidad de la bodega. Al implementar este modelo en un caso de la vida real los autores concluyeron lo siguiente: “En todas las ejecuciones de prueba, la GA converge en optimalidad de manera consistente con una reducción típica en los costos generales de poco menos del 10% (costo total óptimo de \$ 4,826,643 en comparación con el costo de P-D original de \$ 5,337,675).”, de lo anteriormente mencionado podemos ver que la consideración de todas las fases en simultaneo, presenta mejores soluciones que tomarlas independientemente.

Una vez abordados los temas y teniendo en cuenta los fines de este trabajo, se llegó a la conclusión de que el algoritmo genético (GE) es el más utilizado en la literatura para resolver los diversos problemas planteados y es el que mejor se ajusta a las condiciones de este trabajo, sin embargo, se tendrán en cuenta algoritmos y metaheurísticas como PSO, Tabú y Colonia de hormigas como métodos alternos o complementarios. Adicionalmente, para la fase de distribución se considerarán el algoritmo de ruteo del vecino más cercano para generar una solución inicial la cual se espera mejorar con uno de los métodos de optimización. Adoptando

estas soluciones a las características particulares de la empresa se busca una reducción de costos asociados a las fases involucradas.

Por último, Hsu, Hsiung, Chen y Wu (2009) prueban el algoritmo genético en varios escenarios de procesos productivos como por ejemplo scheduling de producción, frente a otras técnicas de optimización como Colonia de hormigas, donde el algoritmo genético tuvo un comportamiento sobresaliente frente a las demás técnicas.

### 3. Objetivos.

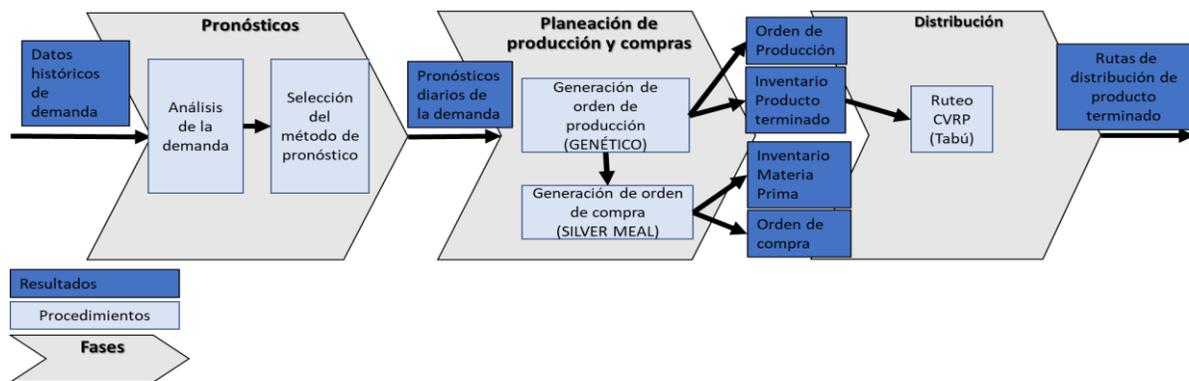
**GENERAL.** Diseñar un aplicativo de optimización que integre la planificación de las fases de abastecimiento, inventarios, producción y distribución, e identifique la ruta de atención a los clientes, para minimizar los costos asociados en Rodillos Master

#### ESPECÍFICOS.

1. Desarrollar un modelo que permita pronosticar la demanda del producto terminado.
2. Definir la política de inventario de materia prima y producto terminado, que mejor se ajuste al modelo matemático diseñado.
3. Elaborar un modelo matemático que permita la planificación integrada del abastecimiento de materias primas, producción, almacenamiento y distribución.
4. Elaborar un modelo matemático que determine la ruta de distribución de producto terminado desde la fábrica a los clientes.
5. Elaborar un aplicativo que integre el modelo matemático de planificación y el de ruteo que mediante el uso de metaheurísticas permita mejorar la función objetivo, cumpliendo con las restricciones identificadas.
6. Comparar la situación actual de la empresa con la solución propuesta por el aplicativo y realizar un análisis del impacto de la propuesta.

### 4. Cuerpo del documento.

Antes de abordar las diferentes metodologías que fueron aplicadas para cada objetivo del trabajo, realizamos una descripción general de los procedimientos para un mayor entendimiento y contextualización de la situación abordada, el diagrama se puede observar a continuación:



**Diagrama 3:** Metodologías utilizadas en cada fase  
Fuente: Elaboración propia.

Del diagrama podemos evidenciar que lo primero que se aborda es la selección de un método de pronóstico, el cual nos permitirá generar los pronósticos que servirán como parámetros de entrada para el aplicativo de planificación de producción e inventarios. Posterior a esto, el aplicativo nos entrega los siguientes resultados: La orden de producción, la orden de compra, el inventario de producto terminado y el inventario de materia prima, de estos outputs se considerará el inventario de producto final como input para generar la orden de

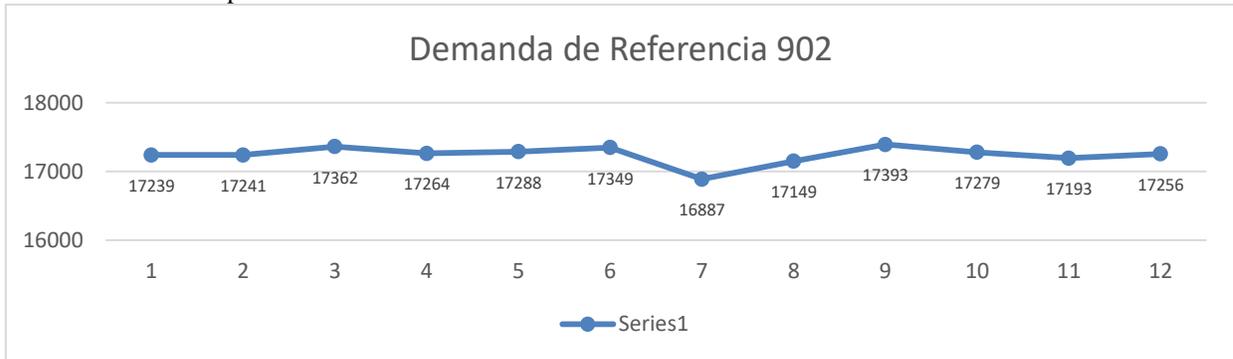
atención de clientes en el día, esto debido a que se debe tener el inventario a disposición para generar esta atención. Cada uno de estos procedimientos se describirá con más detalle en los siguientes numerales.

#### 4.1 Modelo de pronóstico.

Debido a que la empresa no cuenta con una herramienta que le permita pronosticar su demanda, se abordó el problema en dos partes: Primero se realizó un análisis de las ventas históricas del año 2018 para determinar el comportamiento de la demanda durante este periodo, para posteriormente seleccionar entre los métodos utilizados el que obtenga el menor DAM (Desviación absoluta media) y EPAM (Error absoluto medio).

Para el análisis de la demanda se procedió a graficar las ventas mensuales del año 2018, para cada una de las referencias, y así determinar de manera visual su tipo de comportamiento. Como resultado, se observó un comportamiento **estacionario** para cada una de las 21 referencias de rodillos (Ver Anexo 1), en el **Gráfico 3** se puede evidenciar dicho comportamiento para el producto estrella de la empresa.

Cabe aclarar, que durante el proceso del análisis de las ventas históricas se evidenció que el % de ventas de los días sábados y domingos únicamente representaba el **1.45% del total del año**, como consecuencia, esto generaba ruido y anomalías en las gráficas por lo que se decidió desprestigiar estos datos y trabajar con un horizonte de 22 días para cada uno de los meses.



**Gráfico 3:** Ventas históricas año 2018 referencia 902  
Fuente: Elaboración propia

Teniendo en cuenta lo anterior, se procedió a seleccionar el método de pronóstico considerando los métodos más utilizados para pronosticar demandas estacionarias que son: promedios móviles y suavización exponencial simple, esto según lo expuesto por S.Nahmías en Production and Operations Analysis(2009).Las ecuaciones para realizar estos pronósticos fueron **La Ecuación 1** para promedios móviles y **La Ecuación 2** para suavización exponencial simple donde **N** representa la longitud del periodo para el promedio móvil y **α** el parámetro de suavización.

$$F_t = \frac{1}{N} \sum_{i=t-N}^{t-1} D_i$$

**Ecuación 1:** Cálculo de pronóstico para promedios móviles.  
Fuente: Elaboración propia.

$$F_t = \alpha D_{t-1} + (1 - \alpha)F_t$$

**Ecuación 2:** Cálculo de pronóstico para suavización exponencial  
Fuente: Elaboración propia

Para la elección del método, se comparó el desempeño de ambos frente al DAM Y EPAM (Desviación absoluta media, y error porcentual absoluto medio, respectivamente) arrojando como mejor método promedios móviles, ya que presentaba menores valores para estos. A continuación, en la **Tabla 2** se presenta el análisis comparativo entre los resultados de ambos métodos.

Ref	Promedios Móviles		Suavización exponencial			
	N	DAM	EPAM (%)	α	DAM	EPAM (%)
112	9	84,33	3,314416669	0,4	130,387354	7,216000291
212	11	1,00	0,017950099	0,1	142,842058	4,088004609

309	6	109,33	9,310459328	0,1	107,87514	13,13073453
312	11	57,00	0,862851953	0,1	179,775744	4,233963715
369	11	8,00	1,047120419	0,1	139,423692	30,60504481
402	3	108,22	4,202981861	0,1	119,588145	6,95536939
469	4	114,75	15,19932466	0,1	84,8847764	17,02827856
612	2	123,70	2,430364576	0,1	102,038632	2,924461818
702	11	112,00	12,24043716	0,1	83,7329759	15,3912725
706	11	37,00	13,50364964	0,1	49,9599252	30,54599175
769	11	54,00	13,43283582	0,5	121,966715	34,27348119
802	9	48,33	1,632947469	0,1	68,1797847	3,154178405
803	11	30,00	5,576208178	0,1	113,657291	32,89525212
804	11	37,00	2,607470049	0,1	235,160852	26,60237994
809	8	97,50	3,471963235	0,2	91,948107	4,835076177
901	11	26,00	9,318996416	0,1	68,2843925	29,9813252
902	10	116,50	0,68497474	0,1	222,799474	1,475123428
908	4	55,25	7,538442339	0,4	59,1085449	9,848971234
909	10	27,00	0,560243557	0,1	265,000175	10,43396497
912	2	115,00	5,398893829	0,1	96,2485623	5,786698291

*Tabla 2: Comparación de métodos de pronóstico respecto al DAM  
Fuente: Elaboración propia*

De ambos métodos se seleccionó el parámetro que mejor comportamiento tuvo frente al DAM, esto quiere decir que se comparó el desempeño de los pronósticos con diferentes valores de N para promedios móviles y  $\alpha$  para suavización exponencial, seleccionando para ambos métodos el valor del parámetro que resultara en un menor DAM y así realizar el pronóstico.

Dada la selección del método, se realizó el pronóstico de la demanda mensual para las 21 referencias. Debido a que el horizonte de planeación seleccionado era de 22 días por cada mes, se procedió, según la metodología expuesta por Alvarado y García (2013), a desagregar en días este pronóstico para el horizonte propuesto con el fin de poder visualizar diariamente que es lo que se demanda por cada referencia de rodillos. Como también a pesar de haberse usado los dos métodos que mejor se ajustaran a este comportamiento de demanda para la mayoría de las referencias, se le permite al usuario utilizar el método de suavización exponencial doble y Winters en caso de que se viera un cambio del comportamiento de la demanda.

Debemos considerar que al realizar la planificación ya existen algunos pedidos en firme por lo que se le permite al usuario digitar estos y se selecciona el valor entre el pedido y el pronóstico en miras del cumplimiento de la demanda.

Finalmente, dentro de la herramienta de planificación se cuenta con un instructivo para realizar el pronóstico con el método mencionado en el mes que se requiera, brindándole solución a la carencia de pronósticos de la demanda, el cual servirá como parámetro de entrada para el aplicativo de planificación integrada de compras, producción y distribución.

#### **4.2 Modelo matemático de planificación integrada.**

Para la realización del modelo matemático se consideraron todos los parámetros actuales dados por la empresa: capacidades de bodegas, demandas por referencias, requerimiento de materia prima por referencia, lead time por tipo de materia prima y tasa máxima de producción, como también aquellos que fueron calculados en conjunto con la empresa: costo de inventario de materia prima y producto terminado, costo de pedir, costo por materia prima y costo por faltantes. Teniendo los parámetros definidos, se establecieron las variables de decisión del modelo, las cuales buscan determinar cuándo y cuánto comprar por materia prima y cuando y cuanto producir por referencia de producto terminado, de estas se derivan las demás variables de decisión: niveles de inventario y faltantes.

El objetivo principal del modelo es minimizar los costos totales de la cadena de valor para una planificación integrada, por ende, debemos considerar lo expuesto por Geunes, Pardalos y Shen (2005) en su libro *Applications of Supply Chain Management*, donde realizan una aproximación del problema *general multidimensional knapsack problem* (MDKP) a una cadena de abastecimiento para buscar la optimalidad en los costos que la componen. Los autores realizan esta aproximación considerando que la “maleta” representa las restricciones de capacidad productiva, como capacidad de la bodega o capacidad de producción, mientras que los pesos y los tamaños de los productos representan los costos asociados.

Por lo descrito anteriormente, al ser un MDKP un problema por naturaleza NP-Hard, y nuestro problema ser similar al expuesto por los autores Geunes, Pardalos y Shen (2005), se puede concluir que el problema de planificación de la cadena de valor para Rodillos Master es NP-Hard. Adicionalmente, se evidencio que al realizar el método Simplex para nuestro modelo matemático con menos del 30% de los datos, la herramienta Gusek no logra encontrar el óptimo debido al costo computacional que se requiere. Como consecuencia, según lo expuesto, se necesita de una metaheurística que permita obtener un buen resultado con un costo computacional aceptable. A continuación, se presenta el modelo matemático.

#### 4.2.1 Modelo Matemático

##### CONJUNTOS

I: Referencias  $i = 1, 2, \dots, I$

J: Materias Primas  $j = 1, 2, \dots, J$

T: Días de producción  $t = 1, 2, \dots, T$

O: Categorías de materias primas  $o = 1, 2, \dots, O$

M: Días de órdenes de compra  $m = 1, 2, \dots, M$

##### PARAMETROS

$D_{it}$ : Demanda agregada de la referencia  $i \in I$  para el día  $t \in T$

$R_{ij}$ : BOM (requerimientos de materia prima  $j \in J$  por referencia  $i \in I$ )

TP: 5000 Tasa de producción de referencias

MaxPT: 3 Capacidad máxima de producción de diferentes referencias por día

MaxInvPT: M Capacidad máxima de inventario producto en bodega

$InvInicialPT_i$ : Inventario Inicial de producto terminado referencia  $i \in I$

$InvInicialMP_j$ : Inventario Inicial de materia prima  $j \in J$

$MPT_{jo} \begin{cases} 1 & \text{Si pertenece a la categoría } o \in O \\ 0 & \text{DLC} \end{cases}$

$MaxInvMP_0$ : Capacidad de la bodega del tipo de materia prima  $o \in O$

$LT_j$ : Lead time (entrega de materia prima  $j \in J$  en días).

$MinPedidos_j$  = Cantidad mínima de pedidos de materia prima  $j \in J$

##### COSTOS

$CPU_i$ : Costo de producción unitario de la referencia  $i \in I$

$CFalt_i$ : Costo unitario de faltante de la referencia  $i \in I$  (Venta perdida)

$CInvPT_i$ : Costo de almacenar la referencia tipo  $i \in I$

$CInvMP_j$ : Costo de almacenar la materia prima  $j \in J$

$CMP_j$ : Costo materia prima  $j \in J$

$K = 5138.89$  Costo de pedido

##### VARIABLES DE DECISIÓN

$X_{jt}$ : Cantidad de materia prima  $j \in J$  requerida por producción en el día  $t \in T$

$Y_{it}$ : Cantidad a producir de la referencia  $i \in I$  en el día  $t \in T$

$InvPT_{it}$ : Inventario total de la referencia  $i \in I$  en el día  $t \in T$

$InvPTF_{it}$ : Inventario total de faltantes de la referencia  $i \in I$  en el día  $t \in T$

$InvPTS_{it}$ : Inventario total de sobrantes de la referencia  $i \in I$  en el día  $t \in T$

$BinFPT_{it} \begin{cases} 1 & \text{Si hay faltantes de la referencia } i \in I \text{ en el día } t \in T \\ 0 & \text{DLC} \end{cases}$

$InvMP_{jt}$ : Inventario total de la materia prima  $j \in J$  en el día  $t \in T$

$BinPedidos_{jm} \begin{cases} 1 & \text{Si pido la materia prima } j \in J \text{ en el día } m \in M \\ 0 & \text{DLC} \end{cases}$  Lotes a pedir de la materia prima  $j \in J$  requeridos en el día  $t \in T$

$BinProduccion_{it} \begin{cases} 1 & \text{Si produzco la referencia } i \in I \text{ en el día } m \in M \\ 0 & \text{DLC} \end{cases}$  Recepción de orden de materia prima  $j \in J$  programada para el día  $m \in M$

$LOP_{jm}$ : Liberación de orden de materia prima  $j \in J$

programada en el día  $m \in M$

$Z_{jt}$ : Variable entera de conversión de pedidos de materias prima  $j \in J, t \in T$

## FO

$$\begin{aligned} \text{Min } Z: & \sum_j \sum_t L_{jt} * CMP_j + \sum_i \sum_t Y_{jt} * CPU_i + \sum_j \sum_t InvMP_{jt} * CInvMP_j + \sum_i \sum_t InvPTS_{it} * CInvPT_i \\ & + \sum_i \sum_t InvPTF_{it} * CFalt_i + \sum_j \sum_m BinPedidos_{jm} * K \end{aligned}$$

## RESTRICCIONES

Capacidad de materia prima

$$\sum_{j=1}^J MPT_{jo} * InvMP_{jt} \leq MaxInvMP_o \quad \forall t \in T, \forall o \quad (1)$$

Capacidad de inventario de producto terminado

$$\sum_{i=1}^I InvPTS_{it} \leq MaxInvPT \quad \forall t \in T, \forall o \in O \quad (2)$$

Capacidad de producción

$$\sum_{i=1}^I Y_{it} \leq TP \quad \forall t \in T \quad (3)$$

Cantidad máxima de referencias diferentes que se pueden producir

$$\sum_{i=1}^I BinProduccion_{it} \leq MaxPT \quad \forall t \in T \quad (4)$$

Inventarios Iniciales

$$InvMP_{jo} = InvInicialMP_j \quad \forall j \in J \quad (5)$$

$$InvPT_{it} = InvInicialPT_j \quad \forall i \in I \quad (6)$$

Inventario Materia Prima

$$\begin{aligned} InvMP_{jt} &= RP_{jt} + InvMP_{j,t-1} - \sum_{i=1}^I R_{ij} * Y_{it} \quad \forall j \\ &\in J, \forall t \in T \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} InvPT_{it} &= InvPTS_{i,t-1} - InvPTF_{it} \quad \forall i \in I, \\ &\forall t \in T \end{aligned} \quad (8)$$

Binaria de faltantes de producto terminado

$$D_{it} \geq Y_{it} + InvPTS_{i,t-1} - MBinFPT_{it} \quad \forall i \in I, \forall t \in T \quad (9)$$

$$D_{it} * BinFPT_{it} \leq Y_{it} + InvPTS_{i,t-1} \quad \forall i \in I, \forall t \in T \quad (10)$$

$$InvPTF_{it} \leq M(1 - BinFPT_{it}) \quad \forall i \in I, \forall t \in T \quad (11)$$

Restricción inventario de materia prima y producción

$$\sum_{j=1}^J Y_{it} * R_{ij} \leq InvMP_{j,t-1} \quad \forall i \in I, \forall t \in T \quad (12)$$

Conversión a unidades de lote de materia prima, (Restringe la cantidad de pedido a cantidad mínima de lote de pedido).

$$Z_{jt} = \frac{Z_{jt}}{MinPedido_j} \quad \forall j \in J, \forall t \in T \quad (13)$$

$$L_{it} = Z_{jt} + BinPedidos_{jt} \quad \forall j \in J, \forall t \in T \quad (14)$$

Cantidad que entra es igual a la cantidad de cada lote por el número de lotes

$$RP_{jm} = L_{jt} * MinPedido_j \quad \forall j \in J, \forall m \in M \quad (15)$$

Liberación de orden se hace según el lead time

$$RP_{j,m+LT_j} = LOP_{jm} \quad \forall j \in J, \forall m \in M \quad (16)$$

Define si se produjo la referencia en un día

$$LOP_{jm} \leq M * BinPedidos_{jm} \quad \forall j \in J, \forall m \in M \quad (18)$$

$$Y_{it} \leq TP * BinProduccion_{it} \quad \forall i \in I, \forall t \in T \quad (17)$$

### 4.3 Política de inventarios

A partir de la problemática previamente descrita referente a los inventarios, se debe considerar el manejo de dos tipos i) el inventario de materia prima y ii) el inventario de producto terminado. En primer lugar, se aborda la problemática de inventario de materia prima considerando los diferentes métodos de abastecimiento, donde según lo expuesto por Schulz (2011), la política Silver Meal es el método que ha demostrado mejores resultados para este tipo de problemas. Así mismo, Silver y Mildenburg (1984) plantean que los resultados de esta heurística son realmente buenos, en casos en los que se busca determinar la estrategia de abastecimiento cuando se cuenta con una demanda determinística y se busca establecer el periodo de abastecimiento.

Teniendo en cuenta lo anterior, la política Silver Meal fue utilizada para generar las órdenes de compra en la metaheurística, donde se determina cuando y cuanto se debe pedir para cada una de las 54 referencias de materia prima. La cantidad que se va a pedir se determina por los requerimientos de la orden de producción, según el BOM (Bill of Materials) de la empresa y la capacidad de la bodega de cada una de las referencias de materia prima (Ver Anexo1).

En segundo lugar, para el tipo de inventario de producto terminado la política definida fue la dada por el aplicativo de planificación con la Metaheurística seleccionada, esto basado en lo expuesto por Grahl, Miner y Dittman (2016), debido a que la solución considera toda la cadena de valor de la empresa dándonos una política de inventario integrada que considere de manera general todos los costos que la componen.

### 4.4 Modelo de ruteo

Para la realización del modelo matemático se consideró el proceso actual de la empresa, el cual consiste en que cada vendedor realiza una lista de atención de las órdenes diarias de pedido basadas en su experiencia y conocimiento de sus clientes (ver Anexo1). El modelo busca generar una orden de atención junto con una asignación de fecha de entrega respectiva, considerando toda la información del pedido: cantidad de unidades, fecha acordada y cliente que realizó el pedido, como también los parámetros restrictivos dados por la empresa: tiempo laboral, capacidad del camión y disponibilidad de inventario por referencias. Debido a que reciben pedidos diariamente, como se expuso con anterioridad, la asignación de orden de atención se realizara al inicio de cada día.

La problemática tratada en el ruteo es un problema del tipo Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP), el cual, según Galarcio y Buelvas (2017), es un problema considerado NP-Hard debido a su dimensión y complejidad, como consecuencia para obtener una buena solución, con un tiempo computacional aceptable, se realizará una metaheurística seleccionada de la mano de estudios anteriores. A continuación, se presenta el modelo matemático.

#### CONJUNTOS

I: Pedidos  $i = 1, 2, \dots, I$

J: Clientes  $j = 1, 2, \dots, J$

K: Días  $k = 1, 2, \dots, K$

L: Orden  $l = 1, 2, \dots, L$

M: Referencias  $m = 1, 2, \dots, M$

$U_i$ : Unidades del pedido  $i \in I$

$D_{jn}$ : Distancia entre cliente  $j \in J$  y cliente  $n \in J$

$I_{mk}$ : Inventario del día  $k \in K$  de la referencia  $m \in M$

T: Jornada laboral

K: Capacidad del camión

CO: Costo ocioso del camión

$P_m$ : Precio de venta de la referencia  $m \in M$

CT: Costo tardío

#### PARAMETROS

$CF_m$ : Costo Faltante de la referencia  $m \in M$   
 $F_{ik} \left\{ \begin{array}{l} 1 \text{ Si el pedido } i \in I \text{ se acuerdo en el día } k \in K \\ 0 \text{ DLC} \end{array} \right\}$   
 VM: Velocidad promedio del camión  
 $\rho_{ij} \left\{ \begin{array}{l} 1 \text{ Si el pedido } i \in I \text{ pertenece al cliente } j \in J \\ 0 \text{ DLC} \end{array} \right\}$   
 $\alpha_{im} \left\{ \begin{array}{l} 1 \text{ Si el pedido } i \in I \text{ es de la referencia } m \in M \\ 0 \text{ DLC} \end{array} \right\}$

#### VARIABLES DE DECISIÓN

$T_k$ : Tiempo de recorrido en el día  $k \in K$

#### FO

$$\text{Max } Z: \sum_m^M \sum_i^I \sum_l^L X_{il1} * U_i * \alpha_{im} * P_m - \left\{ (T - T_1) * Co + \sum_m^M CF_m * Y_{m1} + \sum_i^I CT * \omega_i \right\}$$

#### RESTRICCIONES

Capacidad del camión

$$\sum_{l=1}^L \sum_{i=1}^I X_{ijk} * U_i \leq K \quad \forall k \in K \quad (1)$$

Tiempo de recorrido

$$\sum_r^I \sum_n^J \sum_j^J \sum_t^I \frac{D_{jn}}{VM} * Z_{irk} * \rho_{ij} * \rho_{mn} \leq T \quad \forall k \in K \quad (2)$$

Faltantes (Binario)

$$\sum_l^L \sum_i^I X_{ilk} * U_i * \alpha_{im} \leq I_{mk} + M(\beta_{mk}) \quad \forall m \in M, \quad \forall k \in K \quad (3)$$

$$\sum_l^L X_{ilk} * U_i * \alpha_{im} \geq I_{mk} - M(1 - \beta_{mk}) \quad \forall m \in M, \quad \forall k \in K \quad (4)$$

$\omega_i \left\{ \begin{array}{l} 1 \text{ Si el pedido } i \in I \text{ se atrasa} \\ 0 \text{ DLC} \end{array} \right\}$   
 $\beta_{mk} \left\{ \begin{array}{l} 1 \text{ Si en día } k \in K \text{ hay faltantes de la referencia } m \in M \\ 0 \text{ DLC} \end{array} \right\}$   
 $Z_{ink} \left\{ \begin{array}{l} 1 \text{ Si el pedido } i \in I \text{ antecede a } n \in I \text{ en el orden el día } k \in K \\ 0 \text{ DLC} \end{array} \right\}$   
 $X_{ilk} \left\{ \begin{array}{l} 1 \text{ Si el pedido } i \in I \text{ se asigna al orden } l \in L \text{ en el día } k \in K \\ 0 \text{ DLC} \end{array} \right\}$   
 $Y_{mk}$ : Cantidad de faltantes de referencia  $m \in M$  para el día  $k \in K$

Faltante Valor

$$Y_{mk} \geq \sum_l^L \sum_i^I X_{ilk} * U_i * \alpha_{im} - I_m - M(1 - \beta_{mk}) \quad \forall i \in I, \quad \forall m \in M, \quad \forall k \in K \quad (5)$$

Tardanza (Binaria)

$$F_{it} \leq \sum_l^L \sum_k^K X_{ilk} + M \omega_i \quad \forall i \in I, \quad \forall t \in K \quad (7)$$

$$M(1 - \omega_i) + F_{it} \geq 2 \sum_l^L \sum_k^K X_{ilk} \quad \forall t \in K \quad (8)$$

Relación Variables

$$Z_{ink} \geq X_{ilk} + X_{n(l+1)k} \quad \forall i \in I, \quad \forall n \in N, \quad \forall k \in K, \quad \forall k \in K \quad (9)$$

$$1 + Z_{ink} \geq X_{ilk} + X_{n(l+1)k} \quad \forall i \in I, \quad \forall n \in N, \quad \forall k \in K, \quad \forall k \in K \quad (10)$$

## 4.5 Aplicativo de planificación y ruteo.

### 4.5.1 Aplicativo de planificación.

Como se evidencio anteriormente en la literatura, se decidió implementar el algoritmo genético (GA) ya que es el que mejor resultados arrojo para este tipo de problemas. En contexto, Peña y Truyol (2015) definen el algoritmo genético como un algoritmo evolutivo que somete una población de individuos a acciones aleatorias semejantes a las que actúan en la evolución biológica, así como también una selección de descendencia de acuerdo a algún criterio. La estructura del algoritmo genético propuesta por los autores mencionados se compone de los siguientes pasos:

1. Composición del cromosoma.
2. Población inicial.
3. Evaluación del fitness.
4. Selección de padres.
5. Operadores de cruce.
6. Hibridación (Silver Meal)
7. Operadores de mutación.
8. Actualización de la población.
9. Criterio de parada.

El numeral 6 se adicionó a la estructura de los autores debido a que para este problema se propuso una heurística para planeación de requerimientos de materia prima.

### Composición del cromosoma.

Un cromosoma es una posible solución para el problema propuesto y es conocido como individuo, ya sea padre o hijo dentro de la población. Se diseñó la forma del cromosoma que es utilizado en el algoritmo genético para la planificación como una matriz que define: cuándo y cuánto producir por referencia en un horizonte de planeación de 22 días (Orden de producción) junto con una matriz de faltantes y orden de compra. Dicha orden de compra se calcula a través del método Silver Meal mencionado anteriormente que lleva consigo las entradas y salidas de materia prima correspondientes para cada día. Finalmente, cada cromosoma tiene su FO, fitness y probabilidad de selección para ser padre, esto se puede apreciar en la **Ilustración 1:**

COMPOSICIÓN DEL CROMOSOMA																
<b>ORDEN DE PRODUCCION</b>																
	1	2	3	4	5	6	7	8	....							
302																
309																
312																
212																
612																
309																
.																
.																
<b>FALTANTES</b>																
	1	2	3	4	5	6	7	8	....							
302																
309																
312																
212																
612																
309																
.																
.																
<b>ORDEN DE COMPRA</b>																
REF	-6	-5	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4	5	6	...		
1082																
12186																
3000																
3002																
3003																
3006																
<b>ENTRADAS</b>																
REF	1	2	3	4	5	6	7									
1082																
12186																
3000																
3002																
3003																
3006																
<b>SALIDAS</b>																
REF	1	2	3	4	5	6	7									
1082																
12186																
3000																
3002																
3003																
3006																
		FO														
		FITNESS														
		PROBABILIDAD														

*Ilustración 1. Composición del cromosoma  
Fuente: Elaboración propia*

### Población inicial.

La población inicial fue generada de manera aleatoria por una heurística que define: que referencias van a ser producidas por día y en qué cantidad. Para la selección de las referencias que se van a producir se considera una función de probabilidad dada por los volúmenes de venta de cada referencia, para así seleccionar aquellas que se van a producir en el día. Por ende, la probabilidad de seleccionar dicha referencia para ser producida será proporcional a su participación en el volumen de ventas de la empresa, ya que se le da mayor peso al momento de generar el aleatorio, y así producir con mayor frecuencia aquellas referencias que tienen una mayor demanda. Esto se realiza considerando la restricción de la cantidad máxima de referencias que se pueden producir en el día, para efectos de este trabajo la cantidad máxima es 3.

Posteriormente, ya seleccionadas las referencias que se van a producir en el día, se generan números aleatorios para cada día en un intervalo entre 0 y la capacidad de producción de la planta, para la primera referencia, seleccionada y, luego para las siguientes, valores aleatorios entre 0 y el remanente de producción, que viene siendo la diferencia entre lo que se ha producido y la capacidad.

Una vez generadas las órdenes de producción para la población inicial, se realizaron las órdenes de compra para éstas considerando la política Silver Meal mencionada con anterioridad.

### Evaluación del fitness (función fitness)

La función del fitness es la que permite valorar la aptitud de los individuos, la cual debe tomar siempre valores positivos. Previo al cálculo del fitness se realizó el cálculo de la función objetivo, considerando los siguientes componentes: costos de producción, costo de inventario de producto terminado, costo de inventario de materia prima, costo de pedir y costo de materia prima, esta función se puede evidenciar en la **Ecuación 3**, donde CT son los costos totales de producción, CTMP los costos totales de materia prima, CTIMP los costos totales de inventario de materia prima, CTIPT costos totales de inventario de producto terminado, F costo total de faltantes, y CPT costo total de pedir.

$$CT=CTMP+CTIMP+ CPT+CTIPT+F$$

**Ecuación 3:** Función objetivo

Fuente: Elaboración propia.

Posteriormente, se evaluó en una función, la factibilidad de la solución con respecto a las capacidades de las bodegas de materia prima, donde en caso de violar la restricción para alguna de las materias primas vuelve la función objetivo un valor muy grande  $M$ , así no prevalecen soluciones infactibles.

Por último, la función del fitness viene dada por  $f = (1/FO)$ , valor que se busca maximizar al ser el inverso de la función objetivo.

### Selección de padres.

La selección de los padres se realiza con la finalidad de determinar cuáles individuos tendrán mayor oportunidad de reproducirse y cuáles no. Para esto se utilizó la técnica de Rueda de ruleta, la cual establece que la probabilidad de reproducirse es proporcional al fitness de cada padre frente a la sumatoria de todos los fitness, este método se seleccionó basándonos en lo propuesto por Pose y Rivero (2010) que exponen que los individuos con mayor probabilidad de reproducción deben ser los más aptos, es decir, aquellos con mejor fitness.

Una vez teniendo la probabilidad de cada cromosoma para ser seleccionado, se crea un vector acumulado que define los rangos para dicha selección, lo que se realiza generando un número aleatorio entre 0 y 1, y si este valor se encuentra entre el rango del individuo, este es seleccionado para ser un padre. Esto se realiza dos veces por cruce para la selección de los dos padres. Se puede observar un ejemplo en la siguiente Ilustración.

	FO	Fitness	Probabilidad	Acumulado	Intervalos		Aleatorio
					Lim inferior	Lim superior	
PADRE 1	5000	0,0002	0,328125	0,328125	0	0,328125	0,78
PADRE 2	7000	0,00014286	0,234375	0,5625	0,328125	0,5625	
PADRE 3	10000	0,0001	0,1640625	0,7265625	0,5625	0,7265625	
PADRE 4	6000	0,00016667	0,2734375	1	0,7265625	1	
<b>TOTAL</b>	<b>28000</b>	<b>0,00060952</b>					

Padre Seleccionado

El padre seleccionado fue el 4 debido a que el aleatorio 0,78 esta dentro del intervalo 0,72 y 1

**Ilustración 2:** Metodología para la selección de padres.

Fuente: Elaboración propia.

### Operadores de cruce.

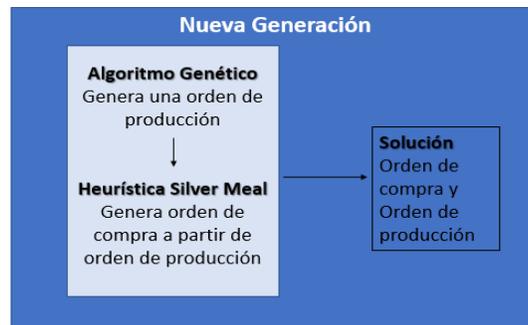
Una vez seleccionados los padres se realizó el cruce con la técnica Crossover de 2 puntos, donde se cortan los cromosomas en dos puntos que varían por cada cruce, específicamente en la orden de producción como se puede apreciar en la **Ilustración 3**. La selección de la parte que se va a cruzar se realiza de manera aleatoria, seleccionando un número entre 1 y 3 donde la parte seleccionada será la que será cruzada. Posterior al cruce la orden de compra de los hijos generados se realiza con la técnica Silver Meal.



*Ilustración 3: Cruces en padres de orden de producción  
Fuente: Elaboración propia.*

### Hibridación

La hibridación realizada fue jerárquica, esto para la creación de cada una de las soluciones, puesto que la solución estaba compuesta por orden de compra y de producción. El procedimiento descrito en el **Diagrama 4** muestra que se realiza primero la orden de producción a partir del algoritmo genético y esa orden de producción es parámetro de entrada de la heurística Silver Meal. Esta heurística se encarga de realizar la orden de compra.



*Diagrama 4: Hibridación  
Fuente: Elaboración propia*

### Operadores de mutación.

El operador de mutación busca generar más variabilidad en las soluciones, donde según Pose, Rivero, Rabuñal y Pazos (2010) la diversificación de cromosomas aumenta la eficiencia del algoritmo genético. Para esto se consideró una probabilidad de mutación, la cual va disminuyendo por cada generación un valor delta igual a  $1/\#$  generaciones, iniciando a partir de 1. En caso de ser seleccionado para la mutación se busca entre las referencias que no fueron producidas en todo el horizonte y se seleccionan los días en donde se pueda producir sin violar la restricción de cantidad máxima de referencias por día.

Para seleccionar la referencia y el día se realiza de manera aleatoria entre aquellas referencias y días preseleccionados. Una vez es seleccionada la referencia y el día se genera un número aleatorio entre 0 y el remanente de producción, que es la diferencia entre lo que ya se tiene planificado producir y la capacidad máxima de producción, para así cumplir con la restricción de capacidad máxima de la empresa, en la **Ilustración 3** podemos apreciar una solución mutada con los cambios resaltados.

ORDEN DE PRODUCCIÓN																						
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
902	3982	0	0	4253	32	0	0	450	744	1046	1872	0	1552	0	0	0	0	0	0	0	0	3806
909	0	0	2609	0	0	1741	0	0	0	0	0	900	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
312	0	0	2400	0	0	1738	3199	0	0	0	0	3520	0	0	3520	2185	0	0	0	0	0	0
212	897	0	2136	0	0	0	514	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1312	4023	0	0
612	0	2678	0	1650	0	3155	0	0	0	0	0	3520	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4071
309	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3520	252	0
809	0	0	0	0	474	0	0	0	0	0	0	1312	0	0	0	0	2185	0	0	0	0	0
402	474	3155	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1247	0	897
802	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2185	0	0	0	0	0	0
112	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1312	0	3520	0	0	0	0	0	0	0	0	3520	0
912	0	0	0	1650	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	897
969	0	0	0	0	0	1738	0	0	0	0	0	3520	0	0	0	0	2185	0	0	0	0	0
804	0	2289	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3520	0	3520	0
369	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3671	0	0	0	0	0	0
702	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
789	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
908	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
803	0	0	0	474	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
469	0	0	0	0	0	0	514	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
901	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
706	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

ORDEN DE PRODUCCIÓN																						
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
902	3982	0	0	4253	32	0	0	450	744	1046	1872	0	1552	0	0	0	0	0	0	0	0	3806
309	0	0	2609	0	0	1741	0	0	450	744	1046	1872	0	1552	0	0	0	0	0	0	0	0
312	0	0	2400	0	0	1738	3199	0	0	0	0	0	3520	0	0	3520	2185	0	0	0	0	0
212	897	0	2136	0	0	0	514	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1312	4023	0	0
612	0	2678	0	1650	0	3155	0	0	0	0	0	3520	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4071
309	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3520	252	0
809	0	0	0	0	474	0	0	0	0	0	0	1312	0	0	0	0	2185	0	0	0	0	0
402	474	3155	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1247	0	897
912	0	0	0	1650	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	897
112	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1312	0	3520	0	0	0	0	0	0	0	0	3520	0
969	0	0	0	0	0	1738	0	0	0	0	0	3520	0	0	0	0	2185	0	0	0	0	0
804	0	2289	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3520	0	3520
369	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3671	0	0	0	0	0	0
702	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
789	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
908	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
803	0	0	0	474	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
469	0	0	0	0	0	0	514	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
901	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
706	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Ilustración 4: Solución con mutación  
Fuente: Elaboración propia

### Actualización de la población.

Para la actualización de la población se consideró lo expuesto por Grendeau y Potvin (2010), que alegan que la técnica de selección de los mejores individuos entre padres e hijos suele asegurar la obtención de los mejores individuos. Esto quiere decir que de una población inicial de tamaño  $\lambda$ , al realizar los cruces quedará una población de tamaño  $2\lambda$  compuesta por  $\lambda$  hijos y  $\lambda$  padres, de los cuales se seleccionarán los  $\lambda$  mejores individuos independientemente que sean padres o hijos para conformar la siguiente población.

### Criterio de parada.

Para el criterio de parada del algoritmo se utilizó un número de iteraciones límite, por ende, al llegar al número de generaciones límite definido al inicio del algoritmo éste deja de reproducirse y nos entrega la mejor solución histórica. Para mayor detalle, ver diagrama de flujo en **Anexo 9**.

### 4.5.2 Aplicativo de ruteo.

Para el caso de la ruta de atención a los clientes se utilizó una heurística inicial para ser mejorada por una búsqueda Tabú, ya que Cordeau & Maischberger (2011) exponen que para esta clase de problemas una búsqueda Tabú asegura una exploración amplia del espacio de soluciones, obteniendo así mejores resultados.

Según Cordeau y Maischberger (2011) una búsqueda Tabú es un algoritmo que pertenece a la clase de técnicas de búsqueda de local donde una vez que un punto del vecindario es visitado, este no se vuelve a visitar después de un número de iteraciones, valores que son guardados en una matriz conocida como lista Tabú. Para esto, se debe definir una estructura con la siguiente información:

1. Solución Inicial
2. Métodos de cambio
3. Función objetivo
4. Criterio de parada y numero Tabú

### Solución inicial.

En primera instancia se lee la información de los pedidos: cantidad de unidades, número de referencia, fecha acordada de entrega y cliente que realizó el pedido, esto para un vendedor. Una vez leída la información

de los pedidos se genera una lista de atención inicial ordenados según la cantidad de unidades de pedido, por ende, el primer pedido atendido será el de mayor cantidad de unidades y así sucesivamente.

La asignación del día viene dada por la ruta que es posible atender cumpliendo las restricciones de la capacidad de espacio del camión y la jornada laboral del día para el vendedor. Esto quiere decir que una vez generada alguna lista de atención se empieza a acumular, desde el primer pedido, el tiempo del recorrido y el espacio que se llena del camión, esto hasta que se llega al tope de capacidad o se llega al tiempo máximo de la jornada laboral del distribuidor, una vez esto ocurre, se pasan los siguientes pedidos en la lista al día siguiente. La forma de la solución se puede apreciar en la **Ilustración 5**.

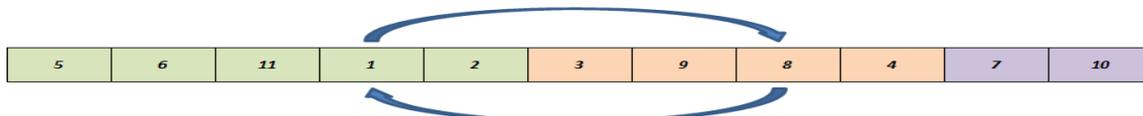


**Ilustración 5:** Solución orden de atención por días  
Fuente: Elaboración propia

Como se puede observar en la ilustración anterior, los pedidos 5,6,11,1 y 2 fueron asignados para el día 1, el 3, 9,8 y 4 para el día 2 y el 7 y 10 para el día 3. La entrega se realiza diaria, ya que la empresa recibe nuevos órdenes de pedido diariamente, por ello el día 1 es el día actual cuando el vendedor se sienta a realizar la lista de atención y es parámetro de entrada para el modelo, el día 2 el día siguiente y así sucesivamente.

#### Método de cambios.

Teniendo en cuenta la forma de la solución expuesta, los cambios se realizan considerando al vector de orden del pedido, cambiando las posiciones de los pedidos en la lista de atención como se puede apreciar en la **Ilustración 6**.



**Ilustración 6:** Método de cambio  
Fuente: Elaboración propia

Cabe aclarar que, al realizarse un cambio, la asignación de los días puede modificarse, ya que por ejemplo si se genera una lista de atención de pedidos que están más cercanos podrá atender mayor cantidad.

#### Función objetivo.

Para el cálculo de la función objetivo se consideraron los siguientes factores: ingresos del día actual, costos del tiempo ocioso del camión, costo por venta tardía y el costo de faltante en caso de no tener disponibilidad ese día en inventario. En primera instancia, el ingreso del día actual se calculó considerando el precio unitario de la referencia por la venta total realizada en el día, luego, el costo del tiempo ocioso viene dado por la multiplicación del tiempo en el que no se usa el camión por el costo por minuto que se le paga al vendedor.

Posteriormente, el costo por venta tardía es calculado por la cantidad de días en los cuales se retrasa el pedido multiplicado por el 30% del valor del ingreso que genera este pedido y por último el costo de faltante viene dado por la multiplicación del valor total de venta de las referencias faltantes por el 50% de estas, los porcentajes expuestos fueron acordados conjuntamente con la empresa dado el impacto que tienen sobre la operación de esta. En la **Ecuación 4** se puede apreciar la función objetivo donde CTO es el costo de tiempo ociosos del camión, CVT el costo total por pedidos tardíos y CTF el costo total por faltantes.

$$U = \text{PRECIO DE VENTA} - \text{CTO} - \text{CVT} - \text{CTF}$$

### **Criterio de parada y número Tabú.**

El criterio de parada definido para la búsqueda Tabú fue un número máximo de iteraciones que después de cumplidas el algoritmo se detiene dando como resultado la mejor solución histórica, por otro lado, para el número de la lista Tabú se establecieron 3 iteraciones, lo que lo hace un algoritmo de memoria de corto plazo. Para mayor detalle, el proceso del ruteo y el algoritmo se presenta en el **Anexo 9**

## **5. Componente de Diseño en ingeniería.**

### **5.1 Declaración de Diseño.**

La propuesta está orientada al diseño de un aplicativo que permita optimizar la planificación de la producción y abastecimiento, teniendo un manejo de los inventarios con políticas claras y una atención de los clientes con una priorización eficiente, con el fin de minimizar los costos y aumentar el nivel de servicio de clientes.

Se diseñó el aplicativo para que reciba la demanda del modelo de pronósticos para así generar la cantidad de producto necesario, como también la cantidad de materia prima que se debe abastecer para alimentar al proceso productivo. Se busca por ende definir cuánto y cuándo se pedirá y cuánto y cuándo se producirá, todo esto de la mano de las políticas definidas. Así mismo, el aplicativo definirá a qué clientes se va a atender y cuál será la prioridad de estos para cada día de operaciones, todo esto haciendo uso de la herramienta Visual Basic for Applications, buscando generar una solución que minimice los costos asociados a las fases y adicionalmente realizar el proceso de atención por priorización a los clientes en la fase de distribución.

### **5.2 Proceso de Diseño.**

A partir de la problemática descrita y la recolección de información en la literatura, para el proceso de diseño se consideraron 3 etapas: la primera hace referencia a los pronósticos, donde se define el método que mejor se adaptaba a la demanda de la empresa (promedios móviles), la segunda etapa aborda la definición de las metaheurísticas que mejor se ajustaron a los modelos matemáticos propuestos junto con la política de inventarios de materia prima seleccionada. Finalmente, la tercera etapa es la creación del aplicativo alimentado por lo descrito anteriormente, donde se integran las fases de la empresa minimizando los costos asociados y entregando una planeación factible para la empresa.

Con respecto al aplicativo, se utilizó la herramienta **de Visual Basic de Microsoft Excel®** para la elaboración de una interfaz amigable con el usuario de la empresa, el cual podrá interactuar de manera sencilla y explorar los diferentes beneficios de este. Partimos de un Menú Principal en donde se encuentra la herramienta de pronósticos, los parámetros de entrada que pueden ser editables, la herramienta de planeación y la herramienta de distribución, donde cada una tiene instrucciones claras y/o órdenes de ejecución en caso de confusión. Se puede apreciar algunas imágenes de la interfaz de la herramienta en el Anexo 8.

### **5.3 Requerimientos de desempeño.**

El manejo de inventario y producción define:

- Cuanto y cuando se va a producir por referencia de producto terminado, considerando los rangos de capacidad de producción y el horizonte de planeación de 22 días, teniendo en cuenta que se deben minimizar los costos sin perjudicar el nivel de servicio.

La planificación del abastecimiento define.

- Cuanto y cuando se va a abastecer por materia prima, teniendo en cuenta lo que se va a consumir en la producción, los tiempos de entrega de los proveedores (Leadtime), y la política de requerimientos de materia prima minimizando los costos, pero teniendo material a disposición para cumplir con los pedidos.

La atención a los clientes define:

- Orden de entrega de los pedidos según una priorización de entrega, considerando diferentes variables como las fechas acordadas, el volumen de pedido, la utilización/capacidad del camión y el inventario disponible en bodega de producto terminado.

El aplicativo de planificación y atención al cliente permite:

- Visualizar el orden de los pedidos que van a ser entregados en el día de manera amigable para el usuario.
- Visualizar claramente las cantidades y fechas de materias primas en abastecimiento y producto terminado en producción.

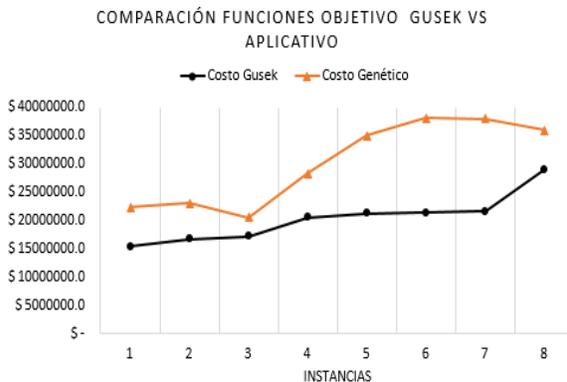
#### 5.4 Pruebas de rendimiento.

Para comprobar el rendimiento del aplicativo, se realizó la comparación entre una planificación realizada con los criterios de la empresa y la obtenida al correr el aplicativo de VBA. En esta comparación se realizaron varias corridas, se varió el número de iteraciones para la Metaheurística, y se utilizó la misma fórmula para calcular la función objetivo que cuantifica los costos totales de la cadena de valor, (ver Anexo 6).

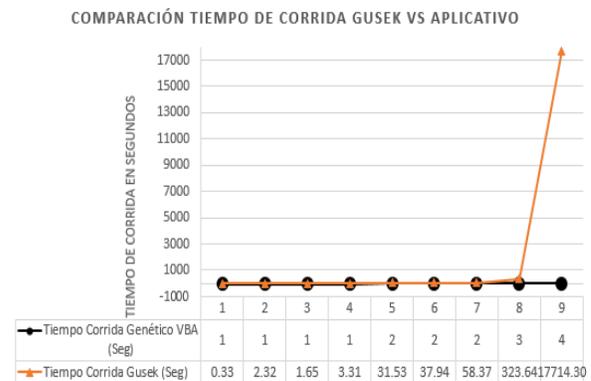
Con el fin de garantizar que la solución propuesta no esté alejada del modelo matemático, se realizó una comparación entre ambas soluciones para pequeñas instancias, en donde se corrió el modelo matemático del numeral 4.2 en la herramienta de **GUSEK** vs los resultados obtenidos en la Metaheurística. Los resultados de esta comparación se pueden evidenciar en la **Tabla 3** y en las **Ilustración 7 y 8**.

# de escenario	Productos	Materias Primas	Días	Costo Gusek	Costo Genético	GAP	%	Tiempo Corrida Genético VBA (Seg)	Tiempo Corrida Gusek (Seg)
1	4	6	4	\$ 15.387.599	\$ 22.241.845	\$ 6.854.246	31%	1	0.33
2	4	6	5	\$ 16.625.292	\$ 22.992.772	\$ 6.367.480	28%	1	2.32
3	4	6	6	\$ 17.159.268	\$ 20.436.766	\$ 3.277.498	16%	1	1.65
4	6	6	6	\$ 20.436.766	\$ 28.271.975	\$ 7.835.209	28%	1	3.31
5	7	6	6	\$ 21.180.885	\$ 34.964.885	\$ 13.784.000	39%	2	31.53
6	7	7	6	\$ 21.266.316	\$ 38.073.860	\$ 16.807.544	44%	2	37.94
7	7	9	6	\$ 21.532.924	\$ 37.979.984	\$ 16.447.060	43%	2	58.37
8	8	10	6	\$ 28.926.894	\$ 35.858.182	\$ 6.931.288	19%	3	323.64
9	8	11	6	NO MEMORY	\$ 39.170.581	N/A	N/A	4	17714.30

**Tabla 3:** Comparación de los resultados Gusek vs Aplicativo  
Fuente: Elaboración Propia



**Ilustración 7:** Comparación FO Gusek vs Aplicativo  
Fuente: Elaboración propia



**Ilustración 8:** Comparación tiempo de corrida Gusek vs Aplicativo  
Fuente: Elaboración propia

Como se puede apreciar en las ilustraciones, el aplicativo de VBA logra una solución con un gap respecto al óptimo, arrojado por GUSEK, no mayor al 44%. Esta solución la obtiene en un tiempo que crece a una tasa menor a la del tiempo de ejecución de GUSEK. Como resultado de esta comparación, es evidente que el tiempo de ejecución juega un papel importante para la obtención de una solución óptima, por lo que el uso de una metaheurística es una alternativa válida que arroja una solución mejor que la actual con un tiempo de ejecución de máximo de 4 minutos.

Por último, para medir el rendimiento del aplicativo de ruteo se realizó la comparación entre una orden de atención de pedidos realizada con los criterios de la empresa y la obtenida al correr el aplicativo, esto considerando los componentes de la función objetivo utilizada y variando el número de iteraciones de la Metaheurística. (Ver anexo 4)

### 5.5 Restricciones.

- Restricciones de carácter económico: No se puede comprar o arrendar otra bodega ni camiones.
- Restricciones de alcance del proyecto: La solución es escalable y flexible a posibles cambios en las referencias de rodillos, materias primas, capacidades de bodegas y tasas de producción.
- Restricciones de accesibilidad de la información: Se consideraron las ventas históricas de la empresa como datos de entrada para estimar la demanda. Adicionalmente, se recolectaron los datos de los requerimientos o materias prepara para la fabricación de cada rodillo.

- Comprobación de factibilidad: La factibilidad de las soluciones, en referencia a las restricciones internas de los aplicativos definidas en los modelos matemáticos, se verifican penalizando las soluciones infectables proporcionalmente a las factibilidades que tiene asegurando así la prevalencia de las soluciones factibles.

### 5.6 Cumplimiento del estándar.

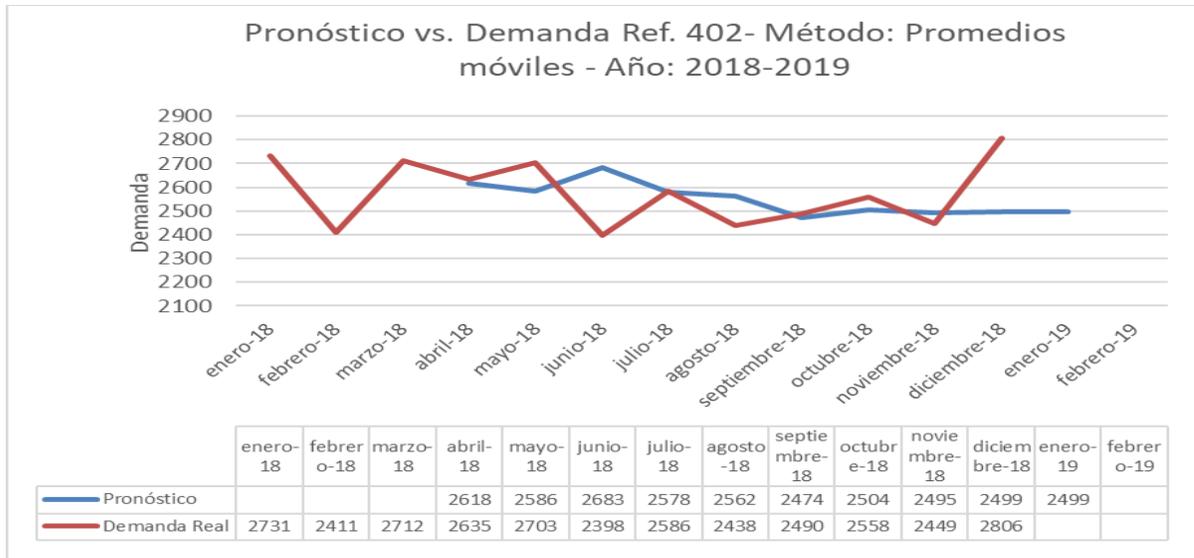
Para cumplir con los estándares de diseño el proyecto se realizó bajo la norma ISO 13053, que estandariza la metodología DMAIC que se va a implementar, además en la empresa se garantiza el uso de las mejores prácticas de packing expuestas en la norma ISO 4108. Por otro lado la empresa asegura el cumplimiento del Decreto 1072 del 2015, que establece las directrices sobre las mejores prácticas y normativas en cuanto al Sistema de Gestión de la seguridad y Salud en el Trabajo (SG-SST) en Colombia (Ministerio de salud y protección social, 2019).

## 6. Resultados.

A partir de lo descrito con anterioridad se presentan los resultados obtenidos, empezando con el modelo de pronóstico, pasando por las políticas de inventario junto con la planificación de órdenes de producción y órdenes de compra de materia prima, para finalizar con la asignación de una lista de pedidos en el área de distribución.

### 6.1 Modelo de pronóstico.

De acuerdo con lo descrito en el apartado de metodología, donde se seleccionó promedios móviles como el método que mejor desempeño presentaba ante el comportamiento de la demanda, se evidencio que los valores pronosticados presentaban un comportamiento similar al de la demanda real, lo que se puede observar en la Grafica



**Grafica 4:** Grafico demandas reales vs pronósticos para referencia 402  
Fuente: Elaboración propia

Teniendo los pronósticos mensuales, se realizó la desagregación de la demanda por día, esta desagregación dependía específicamente del mes que se quisiera pronosticar. En la **Tabla 3** se muestran los pronósticos para el mes de enero de 2018.

Dia/Ref	Enero																					
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
112	0	0	180	0	0	0	58	15	386	88	159	92	58	338	15	211	129	220	298	60	183	83
212	0	0	58	0	0	0	353	385	235	352	693	319	110	584	64	946	119	423	212	154	322	241
309	0	0	13	0	0	0	72	95	47	53	130	109	8	113	21	171	30	71	59	19	78	42
312	0	0	74	0	0	0	413	549	274	308	750	628	47	652	121	988	171	411	342	113	452	246
369	0	0	63	0	0	0	119	38	12	72	72	19	113	84	31	0	6	54	10	15	35	6
402	0	0	0	0	0	0	202	135	183	140	198	190	49	147	122	350	98	98	74	37	339	129
469	0	0	3	0	0	0	81	26	83	71	67	13	88	55	22	25	19	80	0	38	46	32
612	0	0	25	0	0	0	113	163	258	270	606	349	63	26	327	1315	130	422	220	151	340	163
702	0	0	1	0	0	0	48	27	66	115	10	18	13	1	174	29	14	48	0	54	125	52
706	0	0	15	0	0	0	5	0	40	0	0	0	0	55	7	7	0	15	88	1	0	1
769	0	0	7	0	0	0	15	5	43	21	69	21	27	13	102	13	1	71	7	13	5	11
802	0	0	16	0	0	0	116	390	370	78	0	0	0	0	701	166	507	195	419	0	0	0
803	0	0	0	0	0	0	199	0	10	20	0	48	20	10	40	110	45	60	0	0	0	0
804	0	0	0	0	0	0	23	5	28	169	97	103	63	267	37	89	46	21	140	33	225	28
809	0	0	50	0	0	0	397	47	161	65	214	241	24	241	304	0	194	219	121	10	56	422
901	0	0	0	0	0	0	0	0	9	69	37	55	37	0	42	18	6	18	9	0	0	0
902	0	0	109	0	0	0	1066	763	1199	1318	2343	1740	1015	355	1094	1030	632	1000	694	306	1596	757
908	0	0	11	0	0	0	6	79	67	62	14	91	40	19	9	57	1	52	55	76	22	29
909	0	0	1233	0	0	0	0	0	1233	0	0	38	0	1220	0	3	0	0	1095	0	38	0
912	0	0	18	0	0	0	340	94	201	83	73	142	65	272	47	204	0	125	172	88	107	40
969	0	0	0	0	0	0	33	20	85	90	49	11	182	90	55	60	119	20	40	43	21	21

Tabla 3: Pronósticos enero 2018

Fuente: Elaboración propia

El resultado del pronóstico es una demanda estimada que se podrá utilizar en las otras etapas de la planeación. Para verificar la calidad de la estimación nos basamos en lo expuesto por Montañó y Palmer (2013) quienes consultaron un cuadro donde se pueden observar rangos aceptables del EPAM para los datos industriales y empresariales, como también su respectiva interpretación. Dicho cuadro se puede evidenciar en la **Ilustración 9** donde un buen pronóstico tiene un valor de EPAM entre 10-20% y un pronóstico altamente acertado tiene un EPAM menor al 10%, con base a lo descrito anteriormente podemos ver que los valores de EPAM para los pronósticos de todas las referencias es inferior al 15% por lo que se consideran buenos pronósticos. Cabe resaltar que 17 de las 21 referencias presentaron un EPAM inferior al 10% por lo que se consideran altamente acertados, se pueden observar estos resultados en la **Tabla 4**.

Ref	N	Promedios Móviles	
		DAM	EPAM (%)
112	9	84,33	3,314416669
212	11	1,00	0,017950099
309	6	109,33	9,310459328
312	11	57,00	0,862851953
369	11	8,00	1,047120419
402	3	108,22	4,202981861
469	4	114,75	15,19932466
612	2	123,70	2,430364576
702	11	112,00	12,24043716
706	11	37,00	13,50364964
769	11	54,00	13,43283582
802	9	48,33	1,632947469
803	11	30,00	5,576208178
804	11	37,00	2,607470049
809	8	97,50	3,471963235
901	11	26,00	9,318996416
902	10	116,50	0,68497474
908	4	55,25	7,538442339
909	10	27,00	0,560243557
912	2	115,00	5,398893829

Tabla 4 DAM y EPAM del método de promedios móviles con N

Table 1	
Interpretation of typical MAPE values	
MAPE	Interpretation
<10	Highly accurate forecasting
10-20	Good forecasting
20-50	Reasonable forecasting
>50	Inaccurate forecasting
Source: Lewis (1982, p. 40)	

Ilustración 9: Cuadro rangos aceptables de valor de MAPE

Fuente: Montañó y Palmer

## 6.2 Políticas de inventario

Para el resultado de la política de inventarios, se comparó el costo del inventario actual de la empresa, tomando como referencia el manejo de inventario del mes de febrero de 2018, contra el manejo de inventario propuesto por el algoritmo genético. El cálculo de los costos de inventario de producto terminado y de materia

prima se realizó según lo expuesto por Sudhir y Ryan (2004) que establecen que el costo de inventario se calcula considerando el costo de producción multiplicado por el costo de oportunidad. Para el caso de la empresa dicho costo fue del 5%, valor establecido por el gerente de producción, en las **Ecuaciones 5 y 6** se puede observar la composición de estos costos.

$$\text{Costo de inventario producto terminado} = \frac{\text{Costo de oportunidad} * \text{Costo de producción} * \text{Cantidad de referencias}}{\text{Cantidad de referencias}}$$

**Ecuación 5:** Costo de inventario PT  
Fuente: Elaboración propia.

$$\text{Costo de inventario de materia prima} = \frac{\text{Costo de oportunidad} * \text{Costo de materia prima} * \text{Cantidad de materias primas}}{\text{Cantidad de materias primas}}$$

**Ecuación 6:** Costo de inventario MP  
Fuente: Elaboración propia.

Para los resultados se consideraron los costos de inventario de la mejor solución obtenida luego de varias corridas del algoritmo, diferentes números de generaciones y cantidad de cromosomas (Ver Anexo consolidado de resultados). En la **Tabla 5** se pueden apreciar los costos de inventario total con 150 generaciones y 100 cromosomas iniciales.

	Costo Aplicativo	Costo Empresa
Costo Inventario Materia Prima	\$ 11.615.391	\$ 11.313.152
Costo Inventario Producto Terminado	\$ 18.157.572	\$ 24.842.746
Costo Inventario Total	\$ 29.772.963	\$ 36.155.898

**Tabla 5:** Costos de inventario Empresa vs Costos de inventario Aplicativo.  
Fuente: Elaboración propia.

Podemos evidenciar que en cuanto a los costos de inventarios totales se presentó una disminución de \$ 6.382.935 COP, de manera particular vemos que según tipo de inventario el de materia prima aumenta \$ 302.239 COP, mientras que el inventario de producto terminado es el que presenta una mayor disminución con un valor de \$ 6.685.174 COP.

Dado que la empresa, como se mencionó anteriormente, destina un 40% del presupuesto de producción al almacenamiento y mantenimiento de los inventarios, vemos que con una reducción del 18% de los costos totales de inventario, le brindaría una liquidez para poder realizar inversiones u/o ahorros mejorando la operatividad de la empresa.

## 6.2 Aplicativos de planificación y ruteo.

### 6.3.1 Aplicativo de planificación.

Para los resultados del aplicativo de planificación, inicialmente se realizó una comparación entre los resultados obtenidos por el algoritmo considerando: diferentes valores de número de generaciones y número de cromosomas, esto con la finalidad de seleccionar aquellos con los que se tuviera mejor comportamiento. En la **Tabla 6** se pueden observar los promedios para 3 réplicas tanto de la función objetivo como del fitness para los diferentes parámetros utilizados (Ver anexo de consolidado de resultados).

Parámetros	Fo inicial (COP)	Fo final (COP)	Fitness	Tiempo corrida (s)
50 Generaciones y 30 Cromosomas	233157673	218012558	4,58689E-09	26,3
100 Generaciones y 30 Cromosomas	243028200,7	219302001,3	4,55992E-09	50,6
150 Generaciones y 30 Cromosomas	238092936,8	218657279,7	4,57337E-09	80
50 Generaciones y 50 Cromosomas	238092936,8	218657279,7	4,57337E-09	27,3
100 Generaciones y 50 Cromosomas	239738024,8	218872186,9	4,56888E-09	52,6
150 Generaciones y 50 Cromosomas	226663227,3	200896018,7	4,97770E-09	74,3
50 Generaciones y 70 Cromosomas	230262005,7	214889636,3	4,65355E-09	61,6
100 Generaciones y 70 Cromosomas	232221085,9	211552614	4,72696E-09	113
150 Generaciones y 70 Cromosomas	227097854	206796484,3	4,83567E-09	166,6
150 Generaciones y 100 Cromosomas	229860315,2	211079578,2	4,73755E-09	214,6

*Tabla 6: Comparación de la Función Objetivo para diferentes parámetros.*

*Fuente: Elaboración propia.*

Luego, considerando los valores de los parámetros donde obtuvimos mejor comportamiento: 150 Generaciones y 50 cromosomas, se compararon estos resultados de la planificación realizada por el algoritmo genético frente a la planificación realizada por la empresa, para el periodo de febrero de 2018. Los resultados obtenidos se pueden apreciar en la siguiente **Tabla 7**.

	VBA	EMPRESA	Mejora
Costo Producción	\$ 61.979.136	\$ 74.847.817	\$ 12.868.681
Costo Faltante	\$ 67.402.276	\$ 87.413.362	\$ 20.011.086
Costo Inventario Materia Prima	\$ 11.615.391	\$ 11.313.152	-\$ 302.239
Costo Inventario Producto Terminado	\$ 18.157.572	\$ 24.842.746	\$ 6.685.174
Costo Materia Prima	\$ 36.670.495	\$ 57.147.496	\$ 20.477.001
Costo Pedir	\$ 811.944	\$ 1.474.861	\$ 662.917
<b>FUNCIÓN OBJETIVO</b>	<b>\$ 196.636.815</b>	<b>\$ 257.039.435</b>	<b>\$ 60.402.619</b>

*Tabla 7: Comparación Función objetivo Empresa vs aplicativo*

*Fuente: Elaboración propia*

Podemos observar que en el 100% de los casos la solución del aplicativo presenta mejores resultados que la presentada por la empresa, con una disminución promedio de los costos de 23 % lo que representa **60.402.619** COP de los costos totales de la cadena de valor. Vemos que esta disminución se presentó en mayor medida en costo de inventario y costo de producción, esto debido a que se realiza una planificación de estos considerando la demanda de la empresa y no como se realiza actualmente donde se mantienen las bodegas en su máxima capacidad sin considerar la demanda.

Por último, vemos que el nivel de servicio de la mejor solución obtenida por el genético fue de 84% frente al 71% obtenido por la empresa, por lo que no únicamente se tiene el inventario en un nivel aceptable en costos, sino que también se tiene el nivel de inventario que se requiere para suplir la demanda de manera oportuna, lográndose así un equilibrio entre el nivel de servicio y el costo de inventario.

### 6.3.2 Aplicativo de atención a clientes.

Para el análisis de resultados del aplicativo de ruteo se realizaron 3 réplicas de corridas con diferentes números de iteraciones, esto con la finalidad de buscar el número de iteraciones que entregará buenos resultados con un tiempo de corrida aceptable. Al realizar esto se observó que después de 50 generaciones la función objetivo no mejorada.

Considerando estos números de iteraciones se comparó la mejor solución obtenida por la búsqueda Tabú de la ruta frente a la lista de atención a clientes que realizaron los vendedores el 4 de julio del 2019, esto considerando 3 vendedores a los cuales se les solicitó que digitaran, en un formato de cálculo de la función objetivo, el orden de clientes que ellos realizarían ese día y se comparó frente al orden de atención que se obtenía del algoritmo(Ver Anexo 3), los resultados se pueden ver en la siguiente **Tabla 8**.

Vendedor	Fo inicial (COP)	Fo final (COP)	Fo empresa (COP)
Vendedor 1	5093190	5281984	5025604
Vendedor 2	4233270	4284308	4032610
Vendedor 3	2312677	2581803	2457390

*Tabla 8: Resultado de atención a clientes de la empresa vs Aplicativo.  
Fuente: Elaboración propia.*

Podemos observar que el algoritmo mejoró la función objetivo para los 3 vendedores variando en 256.380 COP para el primer vendedor, 200.660 COP para el segundo vendedor y 256.380 COP para el tercero, la función objetivo al estar en término de ingreso aumenta estos dados que se realiza una lista de atención que maximice el uso del camión de la mano del aumento del volumen de entrega.

Por otro lado, se disminuyen los pedidos tardíos a 0, siendo antes de 1 a 2 días, ya que se realiza la planificación considerando la restricción de tiempo y capacidad previamente, a diferencia de como se viene realizando donde el vendedor establece una fecha acordada de entrega con el cliente, pero ya realizando la ruta se percata que no podrá cumplir con esta, a causa de la falta de tiempo.

### 6.3 Medición, análisis de impacto.

Con base a los resultados expuestos con anterioridad, se enlistan los diferentes impactos que surgieron en el desarrollo del trabajo a continuación:

- **Impacto financiero:** Si la empresa decide implementar el aplicativo, se podría tener un mejor control sobre el costo total de la cadena de valor de la empresa, debido a que una integración de esta permite considerar los costos de manera general a la hora de realizar una planificación. Por otro lado, una lista de atención de los diferentes pedidos, considerando todos los factores que componen sus costos, permite minimizar costos que pueden no ser percibidos para la empresa en el largo plazo.

El impacto financiero que tendrá la empresa en su operación se puede ver reflejado en diferentes indicadores como el ahorro y relación de costos vs ventas. Para realizar la comparación entre la solución de la empresa y el aplicativo, se tomó como referencia el mes de febrero de 2018 en donde el ahorro de la solución del aplicativo fue de 23.5% respecto al de la empresa. Similarmente, el porcentaje de referencias que tienen costos de producción y almacenamiento superiores al 40% de las ventas en la solución de la empresa fue 29%, en cambio, en la solución del aplicativo es menor a 5%. Esta reducción del 23.5% puede aumentar la utilidad y/o reducir los costos de la empresa.

**Impactos operacionales:** Si se llegara a implementar la herramienta se requeriría una capacitación con la finalidad de preparar a los diferentes actores para el uso de la herramienta. En consecuencia, esta capacitación traería consigo una inversión de dinero y tiempo que reflejaría al corto plazo una operatividad más eficaz. Adicionalmente, el impacto que tiene la planeación no solo debe medirse en términos de costos, por lo cual se analizó el impacto operacional que tiene el aplicativo por medio de los indicadores: inventario promedio, faltantes promedios, rotación de inventario, días de inventario y nivel de servicio, en la **Tabla 9** se presentan los valores de estos resultados del aplicativo con respecto a la solución de la empresa. [Como también la propuesta del proceso operativo que se llevara a cabo con la herramienta de planificación, expuesta en el anexo 9, en el siguiente \[link\]\(#\) se pueden ver los procesos bpm.](#)

Inv. Promedio	Faltantes Promedio	Rotación de inventario	Días de inventario	Nivel de servicio
---------------	--------------------	------------------------	--------------------	-------------------

Empresa	885,75	38,27	0,21	11,35	70,60%
Aplicativo	705,21	34,56	2,78	4,72	73%

**Tabla 9:** Indicadores de impacto operacional.  
Fuente: Elaboración propia

De estos resultados podemos afirmar que se disminuye el inventario promedio en un 80%, los faltantes promedios en un 10% y se aumenta la rotación de inventario en un 92%, bajando así los días de inventario. Estos cambios son buenos ya que se logra también aumentar el nivel de servicio en un 2%, es decir, no se sacrifica el nivel de servicio por el hecho de almacenar menos inventario.

- **Impacto en el servicio:** Se le facilita a la empresa una herramienta que le permite programar la entrega de sus pedidos en una fecha estimada, con esta fecha se le puede hacer una promesa de entrega a todos los clientes, de esta manera la empresa tendría un impacto positivo en la relación con sus clientes mejorando el servicio y credibilidad frente a los mismos.
- **Relación con proveedores:** Se puede mejorar la relación con los proveedores debido a que, con la herramienta se hace una planeación de los órdenes de compra. Con esto se busca que no haya retrasos ni imprevistos en la recepción de las materias primas y siempre tener el inventario suficiente para realizar la producción diaria. Esto se logra haciéndole pedidos programados a los proveedores y que ellos se puedan programar para cumplir todas las entregas.

## 7. Conclusiones y recomendaciones.

- El modelo de pronósticos entrega una estimación que permite anticiparse a los requerimientos de los clientes. Dicha estimación ayudaría a la empresa a realizar una planeación de su cadena de valor basada en el comportamiento de su demanda histórica, escenario que no se tenía anteriormente.
- Para el desarrollo de la propuesta no fue necesaria la inversión de capital, pero si se implementase, se tendría un ahorro de **\$ 60.402.619 COP** aproximadamente en la planificación integrada. Como consecuencia se observa que la herramienta de ingeniería genera ahorros en el proceso productivo.
- Al realizar la planificación integrada, a través de un algoritmo genético, pudimos evidenciar como se redujeron los costos de manera considerable, aumentando la rotación de inventario de producto terminado sin sacrificar el nivel de servicio. Es decir, la implementación del aplicativo permite coordinar la cadena de valor de tal forma que se reduce el inventario y su costo sin dejar de cumplir con la demanda.
- Se le recomienda a la empresa que considere la producción de los días sábado y domingo, ya que según lo expuesto con anterioridad en el desarrollo de pronósticos, solo representa el 1,45% de la producción anual, por ende se debería evaluar el costo de producir en estos días frente al beneficio que esto genera.
- El algoritmo genético presentó buenos resultados para el problema de planificación integrada de la cadena de suministros, con un tiempo computacional aceptable. Como se expuso anteriormente este aplicativo es escalable para el número de referencias, tanto de materias primas como de producto terminado. Por lo que se recomienda a la empresa utilizarla para todos sus productos.
- El aplicativo considera un inventario final como parámetro de entrada, esto tenía como objetivo tener un colchón para los próximos meses que no se tenían en cuenta en la planeación. Ahora bien, la definición del valor de este inventario final no forma parte del alcance de este trabajo, pero se recomienda explorar métodos para el cálculo de este valor.
- Se recomienda para futuros trabajos realizar un cálculo más exacto del costo de oportunidad, que para fines de este trabajo fue definido por el gerente de producción de la empresa.
- Una generación de una ruta considerando un múltiple objetivo maximiza el beneficio de la empresa de manera considerable, para el caso particular de este trabajo se mejoró el ingreso frente a los 3 vendedores que realizaban su lista de atención
- Para la generación de una lista de atención en la distribución, el aplicativo da una mejor solución debido a que contempla varios escenarios y se elige el mejor. Esto garantiza una atención que reduce costos de desplazamiento y disminuye entregas tardías.

- La planeación se centra más en producción y compras que en distribución, pero para efectos de integrar las áreas propuestas, se genera una lista de atención que considera el inventario de producto terminado y sirve como guía para un vendedor. Los posibles imprevistos asociados a variables no consideradas por el modelo como cancelación de pedidos, no cumplimiento de ventanas de tiempo o nivel en el tráfico, se dejan al criterio de quien realice la ruta
- Los resultados prácticos de la planeación funcionan en la medida que se alimente correctamente sus parámetros de entrada, es decir, es necesario que se actualicen constantemente, haciendo énfasis en los datos de demanda e inventarios. Datos que se pueden obtener de la herramienta HELISA, que es la actualmente utilizada por la empresa para este fin

## 8. Glosario.

- Heurística: es un procedimiento para el que se tiene un alto grado de confianza en el que se encuentran soluciones de alta calidad con un costo computacional razonable, aunque no garantiza optimalidad o factibilidad (Melián, Moreno Pérez, & Moreno Vega, 2003).
- Gestión de inventarios: comprende los pasos lógicos que permite medir los niveles de integración y colaboración en una cadena de suministro, de tal forma que se generen políticas y estrategias conjuntas para mejorar el desempeño de los actores en la cadena (Salas, Mejía & Acevedo, 2016).
- ERP (Enterprise Resource Planning): El sistema ERP es un paquete a escala empresarial que integra todas las funciones de negocio necesarias en un solo sistema con una base de datos compartida. Estos paquetes de software pueden ser personalizados, hasta cierto punto, según las necesidades específicas de cada organización. (Cardoso, Bostrom, Seth, 2004). El ERP ayuda a las compañías a monitorear y administrar el costo de sus cadenas de suministro
- Software de planeación de requerimiento de materiales (MRP): Método computacional para ordenar el equipo y materiales necesarios para un proceso de manufactura en aras de que lleguen en el momento adecuado (Cambridge Business English Dictionary, 2018).
- Método Smarter: método para identificar los lugares más óptimos dentro de una bodega donde se ubicaran los productos según una escala basada en múltiples criterios para seleccionar los productos más importantes (Vilas, Veloso & Cavalcante, 2015).
- Rotación de inventario: cuantifica el tiempo que demora la inversión en inventarios hasta convertirse en efectivo y permite saber el número de veces que esta inversión va al mercado, en un año y cuántas veces se repone (Aching, 2012).
- Algoritmo Genético: método para la solución de complejos problemas de búsqueda y optimización, producto del análisis de los sistemas adaptativos en la naturaleza, y como resultado de abstraer la esencia de su funcionamiento (Borges, Push & Frias, 2015).

## 9. Tabla de Anexos o Apéndices

No de Anexo	Nombre	Tipo de Archivo
1	Aplicativo de planeación -Rodillos Mastder (Usuario)	Excel
2	Análisis inventarios (jun-jul-ago 2018)	Excel
3	Formato medición fo empresa ruteo V2	Excel
4	Pruebas de rendimiento Gusek	Excel
5	Formato de costos y parámetros	Excel
6	Modelo Gusek	.MOD
7	Indicadores de impacto rodillos Mastder	Excel
8	Manual de Usuario	PDF
9	Diagramas de flujo	PDF
10	Consolidado de resultados	Excel

## Referencias.

- Aguilar, P. A. (2012). Un modelo de clasificación de inventarios para incrementar el nivel de servicio al cliente y la rentabilidad de la empresa. *Pensamiento y Gestión*, 32.
- Amaya, C. A., Carvajal, J., & Castaño, F. (2013). A heuristic framework based on linear programming to solve the constrained joint replenishment problem (C-JRP). *International Journal of Production Economics*, 144(1), 243-247.
- Assareh, E., Behrang, M. A., Assari, M. R., & Ghanbarzadeh, A. (2010). Application of PSO (particle swarm optimization) and GA (genetic algorithm) techniques on demand estimation of oil in Iran. *Energy*, 35(12), 5223-5229.
- Borges, D. Puch, P. Frias, G. (2015). Control de demanda eléctrica aplicando algoritmos genéticos, 391-392 Cambridge University Press (2018). Cambridge Business English Dictionary. Recuperado de (<https://dictionary.cambridge.org/es/diccionario/ingles/mrp>)
- Cardoso, J., Bostrom, R.P., Sheth, A.(2004) Workflow Management Systems and ERP Systems: Differences, Commonalities, and Applications, *Information Technology and Management*; 5: 319-338
- Cordeau, J.-F.-o., & Maischberger, M. (2011). A parallel iterated tabu search heuristic for vehicle routing problems. *Computers & Operations Research*.
- Daniel, J. S. R., & Rajendran, C. (2005). A simulation-based genetic algorithm for inventory optimization in a serial supply chain. *International Transactions in Operational Research*, 12(1), 101-127.
- Escobar, J., Linfati, R., Toht, P., & Baldoquin, M. (2014). A hybrid Granular Tabu Search algorithm for the Multi-Depot Vehicle Routing Problem. *Journal of Heuristics*, 28.
- Fahimnia, B., Luong, L., & Marian, R. (2012). Genetic algorithm optimisation of an integrated aggregate production–distribution plan in supply chains. *International Journal of Production Research*, 50(1), 81-96.
- Fahimnia, B., Davarzani, H., & Eshragh, A. (2018). Planning of complex supply chains: A performance comparison of three meta-heuristic algorithms. *Computers & Operations Research*, 89, 241-252.
- Flynn, B. B., Huo, B., & Zhao, X. (2010). The impact of supply chain integration on performance: A contingency and configuration approach. *Journal of operations management*, 28(1), 58-71.
- Galarcio, J. D., Buelvas, M., Nisperuza, P., López, J., & Hernandez, H. (2017). Una nueva metaheurística aplicada al problema de ruteo de vehículos capacitados (cvrp) para la distribución de productos perecederos. *Ingeniería e Innovación*, 5(1).
- Grahl, J., Minner, S. & Dittmar, D. *Ann Oper Res* (2016). Meta-heuristics for placing strategic safety stock in multi-echelon inventory with differentiated service times, 242: 489.
- Griffis, S. E., Bell, J. E., & Closs, D. J. (2012). Metaheuristics in logistics and supply chain management. *Journal of Business Logistics*, 33(2), 90-106.
- Guerrero, M., Gómez, D., Zapata, D., & Cárdenas, M. V. (2016). Comparación de tres metaheurísticas para la optimización de inventarios con estimación de demanda. *Revista Ingeniería Industrial*, 15(1), 51-68.
- Guo, L., Rivero, D., Dorado, J., Munteanu, C. R., & Pazos, A. (2011). Automatic feature extraction using genetic programming: An application to epileptic EEG classification. *Expert Systems with Applications*, 38(8), 10425-10436.

- Gutiérrez, V., & Vidal, C. J. (2014). Modelos de gestión de inventarios en cadenas de abastecimiento: Revisión de la literatura. *Revista Facultad de Ingeniería*, (43), 134-149.
- Kai, B., Li, R., & Zou, H. (2011). New efficient estimation and variable selection methods for semiparametric varying-coefficient partially linear models. *Annals of statistics*, 39(1), 305.
- Kanyalkar, A. P., & Adil, G. K. (2010). A robust optimisation model for aggregate and detailed planning of a multi-site procurement-production-distribution system. *International Journal of Production Research*, 48(3), 635-656.
- Mathew, J., & Mathews, J. A. Algorithm For Optimizing Warehouse Capacity And Procurement Model.
- Matsumoto, M., & Komatsu, S. (2015). Demand forecasting for production planning in remanufacturing. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 79(1-4), 161-175.
- Movahed, K. K., & Zhang, Z. H. (2015). Robust design of (s, S) inventory policy parameters in supply chains with demand and lead time uncertainties. *International Journal of Systems Science*, 46(12), 2258-2268.
- Montaño J., Palmer A. Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy. *Psicotherma* 2013. (p. 500-5006)
- Pal, A., Chan, F. T. S., Mahanty, B., & Tiwari, M. K. (2011). Aggregate procurement, production, and shipment planning decision problem for a three-echelon supply chain using swarm-based heuristics. *International Journal of Production Research*, 49(10), 2873-2905.
- Piperagkas, G. S., Voglis, C., Tatsis, V. A., Parsopoulos, K. E., & Skouri, K. (2011). Applying PSO and DE on multi-item inventory problem with supplier selection. In *The 9th Metaheuristics International Conference (MIC 2011)*, Udine, Italy (pp. 359-368).
- Radhakrishnan, P., Prasad, V. M., & Gopalan, M. R. (2009). Optimizing Inventory Using Genetic Algorithm for Efficient Supply Chain Management 1.
- Rincon-Garcia, N., Waterson, B. J., & Cherrett, T. J. (2018). Requirements from Vehicle Routing Software: Perspectives from literature, developers and the freight industry. *Transport Reviews*, 38(1), 117-138.
- S.NAHMIAS. *Production and Operations Analysis*. Mc Graw Hill International Edition. Sixth Edition. 2009. (p 64-74)
- Salas-Navarro K, Manguel-Mejía H (2017). Metodología de Gestión de Inventarios para determinar los niveles de integración y colaboración en una cadena de suministro. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*. vol: 25 (2) pp: 326-337
- Shiguemoto, A. L., & Armentano, V. A. (2010). A tabu search procedure for coordinating production, inventory and distribution routing problems. *International Transactions in Operational Research*, 17(2), 179-195.
- Taylor, J. W. (2012). Short-term load forecasting with exponentially weighted methods. *IEEE Transactions on Power Systems*, 27(1), 458-464.
- Tofallis, C. (2015). A better measure of relative prediction accuracy for model selection and model estimation. *Journal of the Operational Research Society*, 66(8), 1352-1362.
- Tabrizi, B. H., & Ghaderi, S. F. (2016). A robust bi-objective model for concurrent planning of project scheduling and material procurement. *Computers & Industrial Engineering*, 98, 11-29.
- Vidal, T., Crainic, T. G., Gendreau, M., & Prins, C. (2013). Heuristics for multi-attribute vehicle routing

problems: A survey and synthesis. *European Journal of Operational Research*, 231(1), 1-21.

Zheng, L. J., Dong, D. C., & Wang, D. Y. (2014, October). A hybrid intelligent algorithm for the vehicle scheduling problems with time windows. In *Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014 IEEE 17<sup>th</sup>*.