



**Universidad de Sancti Spiritus
“José Martí Pérez”**

**Facultad de Ingeniería Industrial
Departamento de Ingeniería Industrial**

Título: *Optimización basada en simulación en el
proceso de distribución – abastecimiento de
mercancía en la empresa Camiones del Centro.*

Autor: *José Alberto Pomés Palmero*

Tutor: *Ing. William Pérez Díaz*

Sancti Spiritus 2015





Pensamiento

... “La batalla económica constituye hoy, más que nunca, la tarea principal y el centro del trabajo ideológico de los cuadros, porque de ella depende la sostenibilidad y preservación de nuestro sistema social”

General de Ejército Raúl Castro Ruz
(Clausura del IX Congreso de la UJC)

Resumen

En el mundo existe una alta competencia ante clientes más exigentes y selectivos, por lo que se necesita imperiosamente que las empresas adquieran altos niveles de eficiencia y eficacia mediante la correcta desarrollo administración de los recursos. La presente investigación se desarrolla en la UEB Camiones Sancti Spíritus y tiene como objetivo en asistir la toma de decisiones en el proceso de simulación y optimización relativa al enrutamiento de vehículos, mediante la implementación de un procedimiento general para elevar la efectividad en la planificación de las rutas de vehículos de distribución de mercancías. La principal motivación se debe a la creciente exigencia por parte del país de administrar correctamente los recursos con que se cuenta y lograr su máxima explotación. Para el desarrollo del trabajo se utilizan métodos teóricos como el histórico-lógico, análisis-síntesis, inductivo-deductivo; métodos empíricos como la observación directa; métodos matemáticos, y procesamiento computacional. Las principales técnicas empleadas en la aplicación de todos estos métodos son: entrevistas a los trabajadores de la entidad. Se obtuvo como resultado fundamental que el problema general es el ineficiente desempeño de los vehículos camiones cuñas perteneciente a las diferentes rutas de distribución, siendo necesario para su solución realizar medidas correctoras que aumentan el prestigio de la entidad al ser un operador logístico integral, entre estas se encuentran: emplear el número óptimo de vehículos sin afectar el tiempo de entrega de las mercancías recorriendo la menor distancia posible con el recurso vacío, para ello simular el estado actual y compararlo con el optimizado.

Summary

In the world a high competition exists before more demanding and selective clients, reason why it is needed urgently that the companies acquire stops levels of efficiency and effectiveness by means of the correct development administration of the resources. The present investigation is developed in the UEB Trucks Sancti Spíritus and has as objective in attending the decision making in the simulation process and optimization relative to the routing of vehicles, by means of the implementation of a general procedure to elevate the effectiveness in the planning of the routes of vehicles of distribution of merchandise. The main motivation is due to the increasing exigency on the part of the country to administer the resources correctly whereupon it is counted and to obtain his Maxima operation. For the development of the work theoretical methods like the historical-logical one are used, analysis-synthesis, inductive-deductive; empirical methods like the direct observation; mathematical methods, and computational processing. The main techniques used in the application of all these methods are: interviews to the workers of the organization. Its solution was obtained like fundamental result that the general problem is the inefficient performance of the vehicles trucks wedges pertaining to the different routes from distribution, being necessary to make cogoverning measures that increase to prestige of the organization to the being integral a logistic operator, between these are: to use the optimal number of vehicles without affecting the time of delivery of the merchandise crossing the smaller possible distance with the empty resource, it to simulate the present state and to compare it with the optimized one.

<u>Introducción</u>	7
<u>Capítulo I Marco teórico y referencial de la investigación</u>	10
1.1 Estrategia para la construcción del marco teórico referencial.....	10
1.2 Problemas de ruteo de vehículos.....	11
1.2.1 Variantes de modelación de VRP(Vehicle Routing Problem)	12
1.2.2 Problemas de ruteo de vehículos dinámicos.....	14
1.3 Métodos Exactos y Aproximados	15
1.3.1 Métodos Exactos	15
1.3.2 Métodos Aproximados	16
1.4 Teoría de la Simulación de Eventos Discretos	23
1.4.1 Conceptos.	25
1.4.2 Simulando Sucesos Discretos.	26
1.5 Metodologías para la Simulación de Sucesos Discretos.	28
1.5.1 Métodos de Monte Carlo	29
1.5.2 Teoría de Colas	29
1.5.3 Simulación de sistemas dinámicos basada en el formalismo DEVS (Discrete Event System Specification)	30
1.5.4 Método de QSS (Quantized State Systems)	30
1.5.5 Usos combinados Simulación y Optimización.....	31
1.6 Conclusiones Parciales del Capítulo.	32
<u>Capítulo II Procedimiento para la optimización basada en la simulación con .ProModel</u> 2.1	
Introducción.....	34
2.2 Simulación y optimización con ProModel.....	34
2.2.2 Eficiencia estadística.....	35
2.3 Procedimiento general y sus pasos.....	36

2.4 Conclusiones parciales del capítulo.....	41
--	----

Capítulo III

<u>Aplicación del procedimiento para la optimización basa en la simulación del sistema de distribución-abastecimiento de mercancías.....</u>	42
---	-----------

3.1 Introducción al capítulo.....	42
-----------------------------------	----

3.2 Caracterización de la empresa de almacenamiento, distribución y abastecimiento de mercancías de la UEB: Camiones del Centro SS:.....	42
--	----

3.3 Aplicación del procedimiento de optimización basada en la simulación en el proceso de distribución-abastecimiento de mercancías para el CAI: Arroceros Sur del Jíbaro.....	45
--	----

3.4 Conclusiones Parciales del Capítulo.....	49
--	----

<u>Conclusiones Generales</u>	50
--	-----------

<u>Recomendaciones:</u>	51
--------------------------------------	-----------

<u>Bibliografía:</u>	52
-----------------------------------	-----------

Anexos

Anexo 1 Cálculo del tamaño de muestra. Métodos.....	57
---	----

<i>Anexo 2 Estructura organizativa de la Empresa Camiones, Sancti Spíritus. Fuente: elaboración propia.....</i>	<i>58</i>
---	-----------

Anexo 3. Red de distribución de mercancía del cliente Sur del Jíbaro.....	59
---	----

Anexo 4. Definición del Procesamiento en la construcción del modelo.	
--	--

Fuente: <i>Promodel 7.0</i>	60
-----------------------------------	----

Anexo 5. Resultados de la determinación del número de réplicas y del <i>Warm-up period</i> . Fuente: <i>SimRunner 3.2.0.1</i>	61
---	----

Anexo 6. Resultados de la función objetivo en cada uno de los cuatro experimentos diseñados. Fuente: <i>SimRunner 3.2.0.1</i>	62
---	----

INTRODUCCIÓN

La situación económica y social que caracteriza a la colectividad moderna genera profundos cambios en las organizaciones, las cuales establecen estrategias y se preparan para ser más flexibles, con el objetivo de adaptarse al entorno altamente convulso en el que desarrollan sus acciones, para ello se precisa cada vez más de correr menos riesgos por concepto de realizar cambios en el sistema. Ante las constantes transformaciones, la toma de decisiones se ha convertido en una función imprescindible para el desempeño de cualquier organización, con un significado especial para todos sus niveles y esencial para todas las actividades de la empresa, por ende la simulación como herramienta de prueba y estudio de las mismas.

La Simulación y Optimización se ha convertido en uno de los elementos más significativos para elevar la competitividad de una empresa. El proceso decisional relacionado con el conocimiento de futuras proyecciones antes de su implantación en una empresa puede condicionar el éxito o el fracaso en muchas ocasiones. Un ejemplo de este tipo de decisión lo constituyen las decisiones de transportación, las cuales relacionan un grupo de aspectos que parten desde la selección de la cantidad de vehículo hasta la planificación del recorrido de los mismos.

El establecimiento de rutas para vehículos que atienden a un grupo de clientes constituye un problema habitual que no siempre se resuelve de manera adecuada. Las decisiones erróneas en el enrutamiento de vehículos afectan la imagen y la capacidad competitiva de la empresa, una buena elección de rutas ayudará al desarrollo de las operaciones de forma efectiva, mientras que una elección desacertada acarreará una disminución significativa en la cuenta de resultados de la empresa.

El problema de enrutamiento de vehículos ha sido ampliamente estudiado por diferentes autores, generalmente especialistas en las áreas de la Investigación de Operaciones. En ocasiones este problema se hace tan complejo que requiere algoritmos que encuentren su solución en tiempo factible y con adecuada calidad. Diversas investigaciones científicas han mostrado el uso efectivo de algoritmos aproximados en problemas reales de enrutamiento de grandes dimensiones Corona [2005]. Por otra parte, en un grupo no menos importante de investigaciones se evidencian valiosas soluciones con algoritmos exactos aplicados a problemas de dimensiones inferiores Díaz Parra, O. & Cruz Chávez, M.A. [2006].

La Simulación como método de invaluable importancia para el conocimiento premeditado de la realización de cambios en la estructura de las rutas de vehículos no ofrece por si sola el

rendimiento de las diferentes propuestas de solución por lo que se hace necesario la utilización de otra herramienta; la optimización junto a la simulación en manos de personas con conocimientos sólidos de estadística y entrenadas en la utilización de software informáticos de solución de problemas puede constituir un medio para estar adelante en la competencia y el rendimiento económico.

Como **situación problemática** la empresa presenta actualmente problemas con la llegada en tiempo de mercancía debido a la mala planeación del número de camiones.

Por lo anteriormente planteado expone el siguiente **problema científico de la investigación**:

Ausencia de un modelo matemático para determinar el número de camiones para la distribución y abastecimiento de mercancías en la UEB Camiones del Centro.

De acuerdo con los aspectos mencionados anteriormente se plantea como **hipótesis de la investigación**: Mediante la aplicación de un procedimiento será posible incrementar la efectividad en las decisiones de optimización de vehículos referidas a la distribución de mercancías.

En correspondencia con la hipótesis de investigación planteada y para dar solución al problema científico, el **objetivo general** de la investigación consiste en la implementación de un procedimiento general para elevar la efectividad en el número de vehículos de distribución de mercancías mediante la toma de decisiones en el proceso de simulación y optimización.

El objetivo general fue desglosado en los **objetivos específicos** siguientes:

1. Construir el marco teórico y referencial de la investigación, a partir de la consulta de la literatura científica internacional y nacional más actualizada, además de algunas herramientas matemáticas y computacionales utilizadas en la simulación y optimización de los vehículos.
2. Seleccionar metodología de simulación y optimización adecuadas para la solución del problema de enrutamiento presentes en la distribución de mercancías.
3. Implementar el procedimiento, que posibilite la comprobación final y adecuado desempeño de las metodologías de simulación y optimización.

El **valor práctico** de la investigación se relaciona con la simulación para posterior optimización del sistema de ruteo de vehículos de UEB Camiones de Sancti Spíritus, el cual brinda la posibilidad de evaluar el sistema de transportación de mercancías e indicar los posibles fallos y recomendar mejoras analizando los resultados y variantes propuestas estadísticamente.

El **valor social** de la investigación se sustenta fundamentalmente en dos aspectos, el primero en lo que respecta en el área de la simulación con la búsqueda de metodologías más eficientes y fáciles de manejar y, en un segundo aspecto, en el análisis de software y sus algoritmos que permiten resolver problemas reales específicamente en temas tan sensibles como la distribución en menor plazo de mercancías.

Capítulo 1 MARCO TEÓRICO Y REFERENCIAL DE LA INVESTIGACIÓN

1.1 Estrategia para la construcción del marco teórico referencial.

En el presente capítulo se realizará una revisión crítica de la bibliografía que sustenta el problema científico a solucionar precisado en la introducción de la presente investigación. Es por ello que la estrategia seguida por el autor para la construcción del marco teórico referencial, (figura 1.1), se estructuro de forma que permita el análisis del estado del arte y de la práctica en el tema objetivo de estudio, quedando así sentadas las bases teórico-prácticas del proceso de investigación.

Problemas de Ruteo de Vehículos (Vehicle Routing Problem, VRP) es un nombre genérico dado a una gran familia de problemas relacionados con la entrega (o recogida) de personal, bienes o servicios, a un conjunto de clientes mediante una flota de vehículos.

Los primeros estudios realizados en esta área se remontan a finales de la década del 50. En 1959 Dantzig y Ramser (Dantzing and Ramser, 1959) propusieron por primera vez un algoritmo aproximado y formulación de programación matemática aplicada al despacho de camiones distribuidores de combustible en estaciones de servicio en Pensilvania. Cinco años más tarde Clarke y Wright (Clarke and Wright, 1964) propusieron el primer algoritmo que resultó realmente efectivo: el popular Algoritmo de Ahorros.

A partir de estos trabajos, el área de ruteo de vehículos ha crecido de manera explosiva. Por un lado, hacia modelos que incorporen cada vez más características de la realidad, y, por otro lado, en la búsqueda de algoritmos que permitan resolver los problemas de manera eficiente.

El avance en estos modelos y algoritmos se debe en gran medida al desarrollo de los sistemas informáticos y tecnológicos en general. El crecimiento en el poder de cómputo y la baja en sus costos, ha permitido disminuir los tiempos de ejecución de los algoritmos. Por otro lado, el desarrollo de los Sistemas de Información Geográfica (Geographical Information Systems, GIS), el equipamiento de comunicaciones (telefonía inalámbrica) y el Sistema de Posicionamiento Global (Global Positioning System, GPS), resultan fundamentales para lograr una adecuada interacción de los modelos y algoritmos con los planificadores, y a la vez estos con los chóferes.

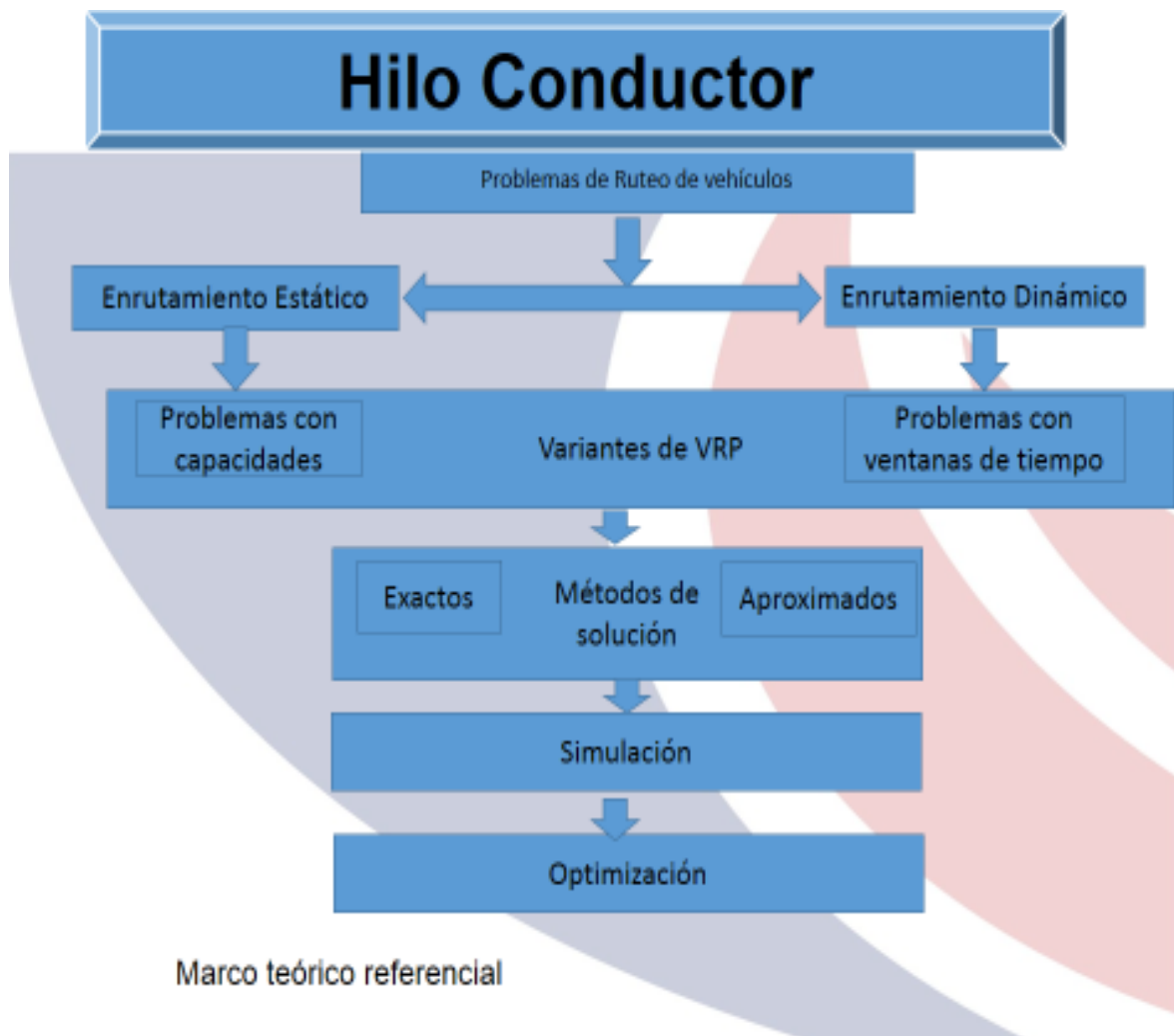


Figura 1.1 Hilo conductor seguido para la construcción del Marco Teórico y Referencial de la investigación.

Fuente: Elaboración Propia

1.2 PROBLEMAS DE RUTEO DE VEHÍCULOS.

Existen una amplia gama de aplicaciones de los VRP entre las que se destacan las siguientes:

- Distribución de combustible, alimentos y bienes materiales.
- La planificación del transporte público urbano.
- La planificación del transporte escolar.
- Entrega y/o recogida de la correspondencia.
- Servicios de emergencia: bomberos, ambulancias, policía.
- Servicio de taxis o radio taxi metropolitano.
- Servicio de mantenimiento o reparaciones de averías eléctricas.

El interés que reviste el área no es del todo práctico. Los VRP son Problemas de Optimización Combinatoria y pertenecen, en su mayoría a la clase *NP-hard* (Lenstra and Rinnooy, [1981]). La motivación académica por resolverlos radica en que no es posible construir algoritmos que encuentren soluciones para cualquier instancia en un tiempo computacional razonable.

Las decisiones de enrutamiento están compuestas por dos decisiones muy complejas: la asignación de clientes a vehículos y el establecimiento de la secuencia adecuada de visita a los clientes que debe realizar un vehículo, señala Benavente & Bustos [2001]; según Ballou [2004], reducir los costos de transportación y mejorar el servicio al cliente encontrando los mejores caminos que debería seguir un vehículo en una red de carreteras que minimice el tiempo o la distancia, son las decisiones de enrutamiento a tener en cuenta.

El objetivo del enrutamiento de vehículos es encontrar una ruta óptima y factible para cada uno de los vehículos. Esta decisión incluye tres aspectos fundamentales refiere Qiu & Hsu [1999], primero es necesario saber si existe una ruta, la cual podría ir del punto de origen al punto de destino, segundo, la ruta seleccionada debe ser factible, es decir libre de congestión, de conflictos, de embotellamiento, según Taghaboni&Tanchoco [1995] y tercero, el camino debe ser óptimo, o al menos casi óptimo, de acuerdo a la función objetivo.

Muchos autores como Diez de Castro et al. [1993], Felipe Valdés [2002] y Torres Gemeil et al. [2003] identifican el término de enrutamiento de vehículos como el conjunto de relaciones comerciales, financieras y jurídicas que tienen el fin de dar valor de lugar, tiempo, posesión a

los productos de los proveedores, de acuerdo a las expectativas de los clientes y asegurar relevantes ventajas competitivas.

Otros como Corominas [1991] y Garza Ríos [1997] coinciden en que, el desarrollo de la actividad de distribución de una empresa es un proceso que se hace cada vez más complejo, debido a la diversidad de clientes a satisfacer, los vehículos con que se cuenta y las restricciones a considerar, que en muchos casos, como lo argumenta Blanchard [1998], especialmente las pequeñas y medianas empresas encargadas de la producción y distribución de productos de consumo masivo, no cuentan con una herramienta matemática adecuada que apoye el proceso de toma de decisiones sobre rutas de distribución de productos.

Según Pirabán [2008] el problema de enrutamiento de vehículos es un problema de optimización combinatoria de gran importancia en diferentes entornos logísticos, y consiste en servir a una serie de clientes ubicados geográficamente de manera dispersa; para ello se cuenta con una flota de vehículos que parten desde un depósito central, el problema consiste en asignar a cada vehículo una ruta de clientes, de manera que se minimice el costo de transporte.

Como se puede constatar en el transcurso de la investigación hasta el momento se pueden apreciar diferentes puntos de coincidencia de los autores en cuanto lo que son los VRP; los mismos constituyen decisiones enrutamientos y no de transportación. Se destaca además que estos problemas consisten en satisfacer una cantidad determinada de clientes partiendo de un nodo inicial realizando el menor número de viajes posibles.

Otros autores coinciden en el factor económico como parte fundamental en la distribución de pedidos, o sea, asignar clientes a vehículos en las secuencias más cortas posibles

1.2.1 VARIANTES DE MODELACIÓN DE VRP (VEHICLE ROUTING PROBLEM)

Diferentes variaciones del VRP se han propuesto en la literatura con el interés de acercarse a contextos reales de aplicación, estos problemas incluyen la adición de variables y restricciones. El Problema del Agente Viajero (Traveling Salesman Problem, TSP) (Gutin and Punnen, [2002]) puede verse como la variante más simple de la amplia gama de problemas de enrutamiento. En este se dispone de un solo vehículo que debe visitar a todos los clientes en una sola ruta y a costo mínimo. No suele haber un depósito y si lo hubiera no se distingue de los clientes. No

existen demandas asociadas a los clientes ni tampoco restricciones temporales. La mayor parte de los VRP son generalizaciones del TSP.

El Problema de los m Agentes Viajeros (Multiple Traveling Salesman Problem, m -TSP) (Bektas, [2006]) es una generalización del TSP en la cual existe un depósito y m vehículos. El objetivo es construir exactamente m rutas, una para cada vehículo, de modo que cada cliente sea visitado una vez por uno de los vehículos.

El Problema con Capacidades (Capacitated Vehicle Routing Problem, CVRP) es una variante del m -TSP en la cual cada cliente tiene asociada una demanda y cada vehículo tiene una capacidad determinística (la flota es homogénea). En este problema la cantidad de rutas no es fijada de antemano como en el TSP y m -TSP. Consiste en construir rutas de longitud mínima para la entrega de bienes que comiencen y terminen en el depósito, satisfaciendo la demanda de todos los clientes. Un cliente solo puede ser atendido por un vehículo y la suma de las demandas de los clientes visitados por un vehículo no puede exceder la demanda de dicho vehículo.

El Problema con Ventanas de Tiempo (Vehicle Routing Problem With Time Windows, VRPTW) es uno de los más conocidos. En esta variante del problema, además de capacidades, cada cliente tiene asociada una ventana de tiempo que consiste en un tiempo de inicio (*ready time*) y un tiempo de fin (*due time*) en la que puede ser atendido, estableciendo un horario de servicio permitido para que cada vehículo arribe a él y un tiempo de servicio o demora. Las ventanas de tiempo pueden considerarse duras cuando no es posible realizar la entrega al cliente fuera de los períodos establecidos, mientras que se consideran suaves cuando si pueden realizar entregas fuera de período de tiempo pero con una penalización.

Existe una variante conocida como (Vehicle Routing Problem with Backhaul, VRPB), la cual se distingue de CVRP en que además de tener clientes que demandan la entrega de bienes (*linehaul*), existen también otros que demandan su recolección (*backhaul*).

Incluyéndole restricciones en cuanto al tiempo de entrega o recolección se obtiene una extensión conocida como (Vehicle Routing Problem with Backhaul and Time Windows, VRPBTW).

El Problema con Entrega y Recolección (Vehicle Routing Problem with Pickup and Delivery, VRPPD) es una variante en la que además de entregas realizadas a los clientes, de manera simultánea se realizan recogidas, retornando algún tipo de producto.

El Problema de Enrutamiento Estocástico (Stochastic Vehicle Routing Problem, SVRP) corresponde a una familia de problemas donde alguna o varias variables del problema son aleatorias y varían en el tiempo. Se conocen tres enfoques principales de este problema, estos son los siguientes:

1. (VehicleRoutingProblemwithSochasticDemands, VRPSD), en donde solo son conocidas las demandas de los clientes con una distribución de probabilidad.
2. (VehicleRoutingProblemwithSochasticCustomers, VRPSC), en el que la variable aleatoria son los clientes.
3. (VehicleRoutingProblemwithSochastic Times, VRPST), aquí los tiempos de viaje y de servicio son variables estocásticas.

Cuando el problema tiene varios depósitos de los que parten los vehículos es conocido como (MultipleDepositsVehicleRoutingProblem, MDVRP).

1.2.2 PROBLEMAS DE RUTEO DE VEHÍCULOS DINÁMICOS

El Ruteo Dinámico de Vehículos (DynamicVehicleRoutingProblem, DVRP) es un término genérico enfocado al ruteo y planificación en ambientes dinámicos (que varían en el tiempo). Psaraftis (Psaraftis, 1995) se refiere a un DVRP como aquel problema en el que su solución no es un conjunto de rutas sino que percibe como las rutas deben evolucionar en tiempo real en función de las nuevas órdenes que se van conociendo. En (Larsen, 2001) se define DVRP como un problema de ruteo donde todos o una parte de los requerimientos no es conocido de antemano sino que llegan a medida que se ejecuta el plan inicial de rutas. En la *Tabla 1.1* se describe las características de los problemas estáticos y dinámicos de ruteo de vehículos.

Enrutamiento Estático	Enrutamiento Dinámico
<ul style="list-style-type: none"> • Toda la información relevante de la planificación de rutas es conocida por el planificador antes de que comience el proceso de enrutamiento • La información relevante al enrutamiento no cambia después de que las rutas han sido construidas 	<ul style="list-style-type: none"> • No toda la información relevante de la planificación de rutas es conocida por el planificador cuando comienza el proceso de enrutamiento • La información puede cambiar después que las rutas iniciales han sido construidas

Tabla 1.1. Características de los problemas de enrutamiento estáticos y dinámicos.

1.3 Métodos Exactos y Aproximados

1.3.1 Métodos Exactos

1.3.1.1 Programación Entera Mixta (PEM)

Las variables de decisión establecidas representan valores binarios relacionados con la inclusión o no de un determinado arco en la ruta de transportación. Se plantea una función de costo que permita visitar a todos los clientes. De manera general el modelo establece las restricciones descritas para el problema general.

Entre las consideraciones para su aplicación se encuentra que debe existir linealidad en las funciones objetivo que se establecen, así como en las restricciones del modelo, determinismo en las componentes del modelo: los costos y las cantidades a transportar no pueden tener un comportamiento probabilística, soluciona variantes estáticas del problema.

1.3.1.2 PROGRAMACIÓN DINÁMICA

Permite resolver el problema mediante una secuencia de decisiones, se establecen funciones recursivas que expresan a través de iteraciones la conformación de la ruta alcanzada hasta el momento. Se plantea una función de costo que permita visitar a todos los clientes. La recursividad incluye la valoración de las restricciones del modelo.

Para su aplicación se debe tener en cuenta el cumplimiento del principio de optimalidad: cualquier subsecuencia de decisiones de una secuencia óptima que resuelve un problema también debe ser óptima respecto al subproblema que resuelve. Considera estrategias de rutas para un número fijo de vehículo. Su uso eficiente requiere una reducción sustancial del número de estados, esto puede realizarse por medio de un procedimiento de relajación (criterios de dominación).

1.3.1.3 *Branch and Bound* (Ramificación y Poda)

Se plantean soluciones en forma de árbol de exploración, el algoritmo establece un recorrido por las ramas del mismo. El recorrido del espacio de soluciones se realizará verificando en qué ramificaciones de dicho árbol, las soluciones no mantienen su optimalidad, eliminando de ese modo las ramas del árbol (podar).

En este método los nodos que conforman el espacio de soluciones en árbol deben expresar las rutas que han sido procesadas hasta ese momento. El árbol de soluciones creado debe incluir tantos niveles como variantes de rutas posibles. Fijar una cota inferior: Permite crear una solución inicial y fijar cota superior: variantes óptimas.

1.3.2 MÉTODOS APROXIMADOS

1.3.2.1 BÚSQUEDA TABÚ

Según su creador Glover [1989], la búsqueda tabú, utiliza una estrategia basada en el uso de estructuras de memoria para escapar de los óptimos locales, en los que se puede caer al "moverse" de una solución a otra por el espacio de soluciones. Al igual que en la búsqueda local, esta meta-heurística selecciona de modo agresivo, el mejor de los movimientos posibles en cada paso. Las soluciones se obtienen en un escaso tiempo de cómputo y son suficientemente buenas. Sin embargo no se conoce una demostración formal sobre su buen funcionamiento, así como se requiere de una memoria adaptativa como parte del algoritmo. Glover & Laguna [1997], es un procedimiento que "explora el espacio de soluciones más allá del óptimo local".

Es un procedimiento meta-heurístico utilizado para manejar un algoritmo heurístico de búsqueda local y así evitar que el proceso se detenga en un óptimo local, este realiza una exploración a través del espacio de configuraciones delimitando adecuadamente los óptimos locales. La búsqueda tabú clasifica los movimientos más recientes en "movimientos tabú" para evitar que el proceso regrese a los óptimos locales y entre en un ciclo repetitivo. Gallego et al. [2004], para esto utiliza unas estructuras de memorias de corto y largo plazo. En cada iteración se pretende pasar de una solución a la mejor solución vecina sin importar si esta es mejor o peor que la solución actual. El criterio de terminación puede ser un cierto número máximo de iteraciones o un valor de la función a optimizar [Barbarosoglu & Ozgur, [1999].

Esta es la más conocida entre la meta-heurística y ha sido extensamente aplicada a numerosos problemas combinatorios, De acuerdo a Laporte, Gendreau, Potvin, & Semet [1999], *TabuSearch* ha sido la más exitosa meta-heurística.

1.3.2.2 RECOCIDO SIMULADO

El Recocido Simulado fue primeramente considerado por algunos autores tales como Eglese [1990] y Reeves [1993] sólo como una heurística para búsqueda local o de vecindario pero más sofisticada, en tanto que otros como Glover & Laguna [1997] y Van [2001], han convenido en clasificarla como meta-heurística, sin memoria que podría emplear ya sea búsqueda de vecindario o muestreo aleatorio a medida que se mueve de una solución a otra.

Según Reinelt [1994], esta meta-heurística entrega resultados de muy buena calidad, pero para ello requiere de un largo tiempo de corridas. Constituye un algoritmo altamente dependiente del problema y sujeto a numerosos experimentos, además es un meta-algoritmo probabilístico genético para problemas de optimización global, localizando una buena aproximación al óptimo global de una función dada en un gran espacio de búsqueda.

Es un método de búsqueda por entornos caracterizado por un criterio de aceptación de soluciones vecinas que se adapta a lo largo de su ejecución y pertenece a una clase más amplia de algoritmos conocidos como algoritmos de umbral.

1.3.2.3 ALGORITMOS GENÉTICOS

Los Algoritmos Genéticos son considerados por Moraga [2002] y Medina & Yepes [2007], como una meta-heurística introducida con la idea de imitar los procesos de selección y evolución natural. Su enfoque simula el proceso cuando las especies se adaptan a un ambiente complejo y cambiante a objeto de maximizar su probabilidad de sobrevivencia.

Es una técnica, inspirada en la reproducción de los seres vivos, en la que las soluciones del problema son capaces de reproducirse entre sí, combinando sus características y generando nuevas soluciones. Es usada en la computación como búsqueda técnica y para encontrar soluciones reales o aproximadas para la optimización y solución de problemas de búsqueda. Son categorizados como meta-heurísticas avanzadas y son una clase particular de los algoritmos de evolución que usan técnicas inspiradas en la biológica evolutiva, tales como herencia, mutación, selección y cruzamiento (también llamado recombinación) [Gallego & Escobar, [2000].

A consideración de Goldberg [1989] se pueden citar una serie de ventajas de esta meta-heurística tales como:

- Pueden resolver problemas difíciles de forma rápida y confiable.
- Son fáciles de enlazar a simulaciones y modelos existentes.
- Son extensibles.
- Son fáciles de hibridizar.
- Trabajan con una codificación del conjunto de parámetros, no con los parámetros en sí.
- Las soluciones obtenidas son buenas o cercanas al óptimo, dependiendo del tamaño del problema y calidad de la población inicial.
- Realizan la búsqueda a partir de una población de puntos, no de un punto simple.
- Sólo utilizan la información de la función objetivo, sin derivadas u otro conocimiento auxiliar.
- Utilizan reglas de transición probabilísticas, no determinísticas.

Por su parte Schaffer&Eshelman [1996], manifiestan que estos algoritmos no son la mejor alternativa en el caso de problemas combinatorios. Además plantean que la obtención de buenos esquemas de cruzamiento es difícil de encontrar pues no existe una clara teoría de ellos. A esto Reinelt [1994] agrega que encontrar soluciones óptimas podría requerir considerable tiempo de cómputo, así como su pobreza en la fase de construcción.

Como lo establece Moraga [2002], cada una de las meta-heurísticas anteriormente presentadas no balancean las fases de construcción y mejoramiento. Es decir, la fase de construcción de soluciones factibles es mínima en comparación a una larga fase de mejoramiento a través de heurísticas de búsqueda local. Por lo general, esta meta-heurística propone generar aleatoriamente una solución factible en la fase de construcción incluso, los Algoritmos Genéticos que toman ventajas de un excelente paradigma aprovechando mecanismos de paralelismo, son pobres en la fase de construcción. Algunos autores sugieren que es necesario en la generación de la primera solución, incorporar mayor conocimiento del problema mediante el uso de una heurística de construcción.

Es precisamente el Algoritmo de Sistemas de Colonia de Hormigas el que a partir de la construcción de las rutas de distribución, busca soluciones cercanas a las estrategias óptimas.

1.3.2.4 COLONIA DE HORMIGA

El Sistema de Colonia de Hormigas es una técnica de resolución de problemas de Optimización Combinatoria introducida por Dorigo&Stützle [2004] como una meta-heurística basada en población que unifica, bajo un esquema general, varias técnicas de resolución de problemas de optimización combinatoria que se caracterizan por usar un conjunto de agentes (hormigas artificiales) para construir soluciones en forma incremental, las cuales siempre encuentran según Gambardella&Dorigo [1997] el camino más corto entre el lugar donde habitan y las fuentes de comida, debido al intercambio indirecto de información a través de la deposición de feromona y por una información calculada a priori de manera heurística. Esta meta-heurística, posee mecanismos de explotación y exploración de caminos, lo cual evita el fácil atrapamiento en óptimos locales.

Adicionalmente, Campbell &Savelsberg [2003], precisan que debe ser empleada una heurística de inserción eficiente para completar las rutas en caso de que algún cliente quede sin ser evaluado por la Colonia de Hormigas.

En la construcción probabilística, o cada arista de un grafo que representa una componente en la solución de problemas de optimización, son guiados por dos tipos de información generalmente. Estas informaciones expresan el grado de deseabilidad presentado por una determinada hormiga artificial asociado a incorporar nuevas aristas para la conformación de la solución factible en un problema de optimización. Por lo general las informaciones (vinculadas esencialmente al enrutamiento de vehículos) se expresan de la forma siguiente:

- **Información heurística**, mide la deseabilidad heurística de moverse desde el nodo **origen** hasta el nodo **destino**; es decir, la propensión a recorrer la arista (**origen-destino**). Las hormigas no modifican esta información durante la ejecución del algoritmo y por lo general se expresan muy estrechamente vinculadas con valores de distancia o tiempo de las aristas.
- **Información de los rastros artificiales de feromona**, mide la “deseabilidad aprendida” del movimiento de (**origen-destino**). Imita de forma numérica a la feromona real que depositan las hormigas naturales. Esta información se modifica, local y globalmente en algunas variantes del algoritmo de hormigas, durante la ejecución del mismo dependiendo de las mejores soluciones encontradas por las hormigas.

A partir de la inspiración natural en el comportamiento de las hormigas existieron ciertas modificaciones para el algoritmo inicialmente formulado. Dichas modificaciones esta encaminadas, en lo fundamental, a orientar aún más el proceso de búsqueda hacia una perspectiva de optimalidad global, por otra parte muchas de éstas modificaciones están dirigidas a la disminución del estancamiento en los llamados óptimos locales, los cuales afectan considerablemente la calidad de las soluciones alcanzadas, además del tiempo de computo necesario. Dentro las otras variantes de los algoritmos bioinspirados en el comportamiento natural de las hormigas se encuentran:

- Sistema de Hormigas (*AntSystem; AS*) [Dorigo et al, [1996].
- Sistema de Colonias de Hormigas (*AntColonySystem; ACS*) [Gambardella&Dorigo, 1997].
- Sistema de Hormigas Máximo-Mínimo (*Max-Min AntSystem; MMAS*) [Stützle&Hoos, [2000].
- Sistema de Hormigas con Ordenación Jerárquica (*Rank-BasedAntSystem; RBAS*) [Bullnheimer et al, [1999].
- Sistema de Hormigas Mejor-Peor (*Best-WorstAntSystem; BWAS*) [Cordón et al, [2000].

En Cuba, también ha sido objeto de estudio y de modificación los algoritmos basados en ACO, tal es el caso de la optimización basada en Colonias de Hormigas en Dos Etapas, introducida por [Puris Cáceres, [2009]. El algoritmo propone una exploración en dos etapas, mejorando considerablemente el costo computacional y la calidad en las soluciones encontradas, sobre la base estado inicial mejorado, el cual resulta punto de partida para la exploración realizada en la segunda etapa.

Teniendo en cuenta todo lo anteriormente planteado el autor de esta investigación considera, que a grandes rasgos, los algoritmos basados en ACO constan de tres procesos que se repiten a lo largo de una serie de iteraciones: construir soluciones, evaluar soluciones, depositar y actualizar feromonas.

1.3.2.5 ALGORITMOS VORACES (GREEDY RANDOMIZE ADAPTIVE SEARCH PROCEDURE, GRASP)

El algoritmo *GRASP* viene de las siglas “*GreedyRandomizeAdaptiveSearchProcedure*”, significa que son procedimientos de búsqueda voraces, adaptativos y aleatorios, Feo &Resende [1995], este método ha tenido un desarrollo más reciente que los otros meta-heurísticos.

Son procedimientos de búsqueda que no necesariamente evalúan a todos los elementos del problema, son voraces ya que eligen a los mejores candidatos que cumplan ciertas propiedades, son adaptativos porque cada generación de candidatos puede variar de acuerdo a las condiciones necesarias del problema y son aleatorias ya que de la lista de candidatos se escoge un elemento al azar.

Encuentran soluciones aproximadas (es decir, pseudo-óptimas de buena calidad, pero no necesariamente óptimas) a problemas de optimización combinatoria. Se basa en la premisa de que soluciones iniciales diversas y de buena calidad juegan un papel importante en el éxito de métodos locales de búsqueda. La búsqueda local juega un papel importante en *GRASP* ya que sirve para buscar soluciones localmente óptimas en regiones prometedoras del espacio de soluciones [De-Alba, [2004].

1.3.2.6 HIPERHEURÍSTICA

Tuvo sus primeras aplicaciones reportadas por Fisher [1961], Thompson [1963] y Crowson [1963] enfrentando el problema de Job Shop Scheduling (elección de heurísticas en base a probabilidades) [Garrido, [2006]. En la Tabla 1.2 aparecen características y clasificaciones de hiper-heurística según Garrido [2006].

Un concepto aún más novedoso de la hiper-heurística obedece al enfoque de los agentes inteligentes pues consisten en estrategias para determinar en cada momento de un proceso global de búsqueda de una solución la elección de la meta-heurística más apropiada para abordar la etapa en la que se encuentra el proceso utilizando el conocimiento y la información disponible acerca del problema y del propio proceso de solución [Medero & Melián, [2005].

Tabla 1.2 Híper-heurísticas. Características y clasificación.

CARACTERÍSTICAS	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Pueden ser aplicadas a un amplio rango de problemas ▪ Su fin no es vencer a técnicas construidas a la medida, sino demostrar que son competitivas y capaces de generar resultados de calidad ▪ No son sensibles a perturbaciones de los problemas
------------------------	---

CLASIFICACIÓN	Sin aprendizaje: <ul style="list-style-type: none"> ▪ Aleatorias ▪ Greedy
	Con aprendizaje: <ul style="list-style-type: none"> ▪ Función de elección ▪ Meta-heurísticas
	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Basadas en razonamiento
	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Aprendizaje incremental

Fuente: Elaboración propia basada en Garrido [2006]

Según Garrido [2006] este método “inteligentemente” controla la elección de la heurística (método) de bajo nivel que debiera ser aplicado en cada punto de decisión dependiendo de las características de las heurísticas y de la región del espacio de solución que se está explorando (estado del problema). Para ello, la hiper-heurística debiera tener un mecanismo de aprendizaje.

Las hiper-heurísticas son procedimientos de búsqueda de muy alto nivel que se sitúan por encima de las meta-heurísticas, estas se encargan de seleccionar, de cada momento y para cada problema, el método heurístico o meta-heurístico más adecuado [Garrido, 2006].

1.4 Teoría de la Simulación de Eventos Discretos

Los orígenes de la simulación se sitúan en los trabajos de Student para determinar la distribución de la variable t , pero se suele afirmar que esta disciplina **renació**, identificada como una técnica numérica, durante la Segunda

Guerra Mundial, cuando Von Neumann y Ulam aplicaron los llamados **Métodos de Montecarlo** a problemas de difusión de neutrones.

La tarea de ejecutar simulaciones proporciona la penetración y una comprensión profunda de los procesos físicos que se están modelando.

La simulación es una de las diversas herramientas con las que cuenta el analista para tomar decisiones y mejorar sus procesos. Sin embargo es necesario destacar que, como todas las demás opciones de que disponemos, la simulación de eventos discretos presenta ventajas y

desventajas que son precisos tomar en cuenta al determinar si es apta para resolver un problema determinado.

DENTRO DE LAS VENTAJAS MÁS COMUNES QUE OFRECE LA SIMULACIÓN PODEMOS CITAR LAS SIGUIENTES:

- ✓ Es muy buena herramienta para conocer el impacto de los cambios en los procesos sin necesidad de llevarlos a cabo en la realidad.
- ✓ Mejora el conocimiento del proceso actual al permitir que el analista vea cómo se comporta el modelo generado bajo diferentes escenarios.
- ✓ Puede utilizarse como medio de capacitación para la toma de decisiones.
- ✓ Es más económico realizar un estudio de simulación que hacer muchos cambios en los procesos reales.
- ✓ Permite probar varios escenarios en busca de mejores condiciones de trabajo de los procesos que simulan.
- ✓ En problemas de gran complejidad, la simulación permite generar una buena solución.
- ✓ En la actualidad los paquetes de software para la simulación tienden a ser más sencillos, lo que facilita su aplicación.
- ✓ Gracias a las herramientas de animación que forman parte de muchos de estos paquetes es posible ver cómo se comportará un proceso una vez que sea mejorado.

Entre las desventajas que pueden llegar a presentar la simulación están:

- ✓ Aunque hay muchos paquetes de software permiten obtener el mejor escenario a partir de la combinación de variables posibles, la simulación *no* es una herramienta de optimización.
- ✓ La simulación puede ser costosa cuando se quiere emplearla en problemas relativamente sencillos de resolver, en lugar de utilizar soluciones analíticas que se han desarrollado de manera específica para este tipo de casos.

- ✓ Se requiere bastante tiempo –generalmente meses- para realizar un buen estado de simulación; por desgracia, no todos los analistas tienen la disposición (o la oportunidad) de esperar ese tiempo para obtener una respuesta. Es preciso que el analista domine el uso del paquete de simulación y que tenga sólidos conocimientos de estadística para interpretar los resultados.

PASOS DEL PROCESO DE SIMULACIÓN

1. Formulación del problema. Proceso iterativo dialéctico para identificar claramente objetivos, definir los componentes del sistema, sus variables y como interaccionan entre sí.

2. Recolección y procesamiento de la información requerida. Capturar los datos disponibles que se requieren para la simulación del comportamiento del sistema y procesarlos en información útil para el modelo de simulación.

Posibles fuentes para generar información: datos históricos o series de tiempo, opiniones de expertos y estudios de campo (diseño de una muestra estadísticamente representativa del universo bajo estudio).

3. Formulación del modelo matemático. Al modelizar, caracterizaremos matemáticamente las relaciones que gobiernan la interacción de los componentes del sistema y las actividades exógenas y endógenas.

Introducción a la Simulación del sistema se hará de forma modular, por bloques.

4. Evaluación de las características de la información procesada. La información requerida para simular el comportamiento de muchos sistemas tendrá características aleatorias. Averiguar la distribución de probabilidad que las gobierna. Pruebas estadísticas para analizar si existen diferencias significativas entre la distribución empírica observada y la teórica supuesta.

5. Construcción de un programa de simulación.

6. Validación del programa de simulación. Realización de una serie de pruebas de hipótesis para verificar o refutar la existencia de diferencias estadísticamente significativas entre los resultados de múltiples corridas de un experimento de simulación, y su comparación con series históricas existentes para verificar la exactitud del pronóstico generado.

7. Diseño de experimentos de simulación. Seleccionar distribuciones de probabilidad adecuadas a los parámetros aleatorios del sistema y generar números aleatorios que representen al sistema real bajo estudio.

8. Análisis de los resultados y validación de la simulación. Recolección de los datos producidos por la simulación para estimar medidas de comportamiento del sistema. Estimaciones puntuales, precisión de los estimadores y estimadores por intervalos.

Técnica de reducción de la varianza para mejorar la calidad de los estimadores.

La validación de la simulación

- comparar la similitud de los resultados

Y posibles series históricas, así como el uso que dan los decisores de la Herramienta.

1.4.1 CONCEPTOS.

Thomas T. Goldsmith Jr. y EstleRay Mann la define así: "Simulación es una técnica numérica para conducir experimentos en una computadora digital. Estos experimentos comprenden ciertos tipos de relaciones matemáticas y lógicas, las cuales son necesarias para describir el comportamiento y la estructura de sistemas complejos del mundo real a través de largos períodos".

Después de haber realizado una lectura del concepto anterior una definición más formal formulada por R.E. Shannon¹ es: "La simulación es el proceso de diseñar un modelo de un sistema real y llevar a término experiencias con él, con la finalidad de comprender el comportamiento del sistema o evaluar nuevas estrategias -dentro de los límites impuestos por un cierto criterio o un conjunto de ellos - para el funcionamiento del sistema".

La simulación es una forma de abordar el estudio de cualquier sistema dinámico real en el que sea factible poder contar con un modelo de comportamiento y en el que se puedan distinguir las variables y parámetros que lo caracterizan.

Simulación es la investigación de una hipótesis o un conjunto de hipótesis de trabajo utilizando modelos para así conocer de forma menos arriesgada los resultados de futuros cambios y su repercusión.

1.4.2 SIMULANDO SUCESOS DISCRETOS.

Independientemente de los beneficios que conlleva la simulación, es imposible garantizar que un modelo tendrá éxito. Existen ciertas condiciones clave que pueden traer problemas si no se le pone atención al momento de usar la simulación para la toma de decisiones. A continuación se destacaran algunas de la causas por las que el modelo de simulación podría no tener los resultados que se desean.

Tamaño insuficiente de la corrida. Como se mencionó antes, para poder llegar a conclusiones estadísticas valida a partir de los modelos de simulación es necesario que las

variables aleatorias de respuesta estén en estado estable. El problema radica en que, generalmente, cuando el modelo consta de una variable de decisión, es difícil que estas almacene el estado estable al mismo tiempo: es posible que una se encuentre estable y la otra no en un momento determinado, por lo que las conclusiones respecto de la segunda variable no serán estadísticamente confiables.

Variabes de respuesta mal definidas. Aun cuando el modelo de simulación sea muy eficiente y represente la realidad en gran medida, si la variable de respuesta seleccionada no es la apropiada será imposible tomar decisiones que tengan impacto en la operación del sistema bajo estudio.

Por ejemplo, digamos que una variable de respuesta es el nivel de inventarios de cierto producto. Al mismo tiempo la política de la empresa establece que no se debe parar ninguno de los procesos de fabricación. En consecuencia, el problema no será el inventario final, sino el ritmo de producción necesario para que aquel que cumpla con los requerimientos de diseño que se desean.

Errores al establecer las relaciones entre las variables aleatorias. Un error común de programación es olvidar las relaciones lógicas que existen entre las variables aleatorias del modelo, o minimizar su impacto. Si una de esas variables no está definida de manera correcta, cierta, ciertamente aún es posible tener un modelo que se apegue a la realidad actual; sin embargo, si el sistema no se lleva hasta su máxima capacidad para observar su comportamiento, podría resultar imposible visualizar el verdadero impacto de las deficiencias.

Errores al determinar el tipo de distribución asociado a las variables aleatorias del modelo. Este tipo de problema es muy similar al anterior solo que en este caso se utilizan distribuciones que no son las adecuadas o que no responden únicamente a un intento de simplificar los estudios estadísticos. Digamos, por ejemplo que se nos dan los siguientes parámetros de producción aproximados: min 10, Max 40 y promedio 30. En esta circunstancia la tentación de simplificar el estudio de la variable asignándole una distribución triangular con parámetros (10,30,40) es muy grande; no obstante, hacerlo afectaría de manera importante los resultados de la simulación, pues el modelo podría alejarse de lo que sucede en realidad.

Falta de un análisis estadístico de los resultados. Un problema común por el que la simulación suele ser objeto de crítica, radica en asumir que se trata de una herramienta de optimización. Esta apreciación es incorrecta, ya que involucra variables aleatorias y características propias de un modelo que incluye probabilidades. Por lo mismo –como se apuntó antes-, es necesario realizar varias corridas a fin de producir diferentes resultados finales para las variables de respuesta y, a partir de estos valores, obtener intervalos de

confianza que puedan un rango en donde encontrar los valores definidos. Este tipo de problema se presenta también al comparar dos escenarios: podríamos encontrar un mejor resultado para uno de ellos, pero si los intervalos de confianza de las variables de respuesta se superponen resultaría imposible decir que el resultado de un escenario es mejor que el de otro. De hecho, estadísticamente hablando ambos resultados pueden ser iguales. En este caso incrementar el tamaño de la corrida o el número de réplicas puede ayudar a obtener mejores conclusiones.

Uso incorrecto de la información obtenida. Un problema que se presenta en ocasiones es el uso incorrecto de la información recabada para la realización del estudio, ya sea a través de un cliente o de cualquiera de otras fuentes. Muchas veces esta información se recolecta, analiza, y administra de acuerdo con las necesidades propias de la empresa, o que implica que no siempre en el formato y la presentación que se requiere para la simulación. Si la información se utiliza para determinar parámetros sin ser depurada y reorganizada, es muy probable que la presión de los resultados del estudio se vea afectada.

Falta o exceso de detalle en el modelo. Otro punto importante a considerar es el nivel de detalle del modelo. En muchas ocasiones algún proceso se simplifica tanto que tiende a verse como una “caja negra” que no impide ver que ocurre en el interior, aunque si haya entrada y salida de datos que interactúan con otras partes del modelo. Cuando esto sucede, el impacto que podrían tener los subprocesos que se llevan a cabo en la “caja negra” (es decir, del proceso sobre simplificado) no se incluyen en la simulación. Por ejemplo si se analiza un sistema de distribución y se da por sentado que el almacén *siempre* surte sus pedidos, no incluiremos el impacto de los tiempos necesarios para surtir órdenes, ni la posibilidad de que haya faltante de producto; excluirémos también los horarios de comida, en los que no se surten pedidos, y las fallas en los montacargas que transportan los pedidos hasta los camiones para su distribución. Por otra parte, si el modelo se hace demasiado detallado tanto el tiempo dedicado al estudio como el costo de llevarlo a cabo podrían incrementarse sustancialmente. Es labor del encargado de la simulación sugerir y clasificar los niveles de detalles que se requiere en el modelo, resaltando los alcances y limitantes de cada uno.

1.5 Metodologías para la Simulación de Sucesos Discretos.

La simulación a eventos discretos cuenta con algunas ventajas respecto a la de tiempo discreto ya que en general, para una dada precisión, el número de cálculos puede reducirse notablemente, especialmente en sistemas “stiff” o rígidos. Cuenta además con la posibilidad de realizar simulación distribuida, lo que aumenta notablemente la velocidad. Es importante mencionar también, que un sistema de eventos discretos puede simular a un sistema de tiempo

discreto, por lo que, en definitiva, los métodos de tiempo discreto pueden verse como casos particulares de los métodos de eventos discretos (Zeigler, *et al*, 2000).

1.5.1 MÉTODOS DE MONTE CARLO

Los métodos numéricos conocidos como métodos de Monte Carlo son métodos Estadísticos de la simulación que utiliza secuencias de números aleatorios para realizar la modelación de los sistemas que están siendo analizados. Los métodos de Monte Carlo se han utilizado por siglos, pero solamente en las últimas décadas pasadas la técnica ha ganado el estatus de un método numérico capaz de tratar las aplicaciones más complejas.

En muchas aplicaciones de Monte Carlo, el proceso físico se simula directamente, y no hay necesidad de encontrar las ecuaciones diferenciales que describen el comportamiento del sistema. El único requisito es que el sistema físico (o matemático) sea descrito por las funciones de densidad de probabilidad (pdf).

1.5.2 TEORÍA DE COLAS

Una de las herramientas matemáticas más poderosas para realizar análisis cuantitativos de sistemas de comunicaciones, redes de ordenadores, etc. es la teoría de colas de espera. Esta técnica se desarrolló primeramente para analizar el comportamiento estadístico de los sistemas de conmutación telefónica, sin embargo, desde entonces, también ha sido aplicada para resolver muchos problemas de redes, tal como lo es el comportamiento del tráfico.

Se pueden utilizar sistemas de colas de espera para modelar procesos en los cuales los clientes van llegando, esperan su turno para recibir el servicio, reciben el servicio y luego se marchan. Ejemplos de sistemas de colas de espera se encuentran en las cajas registradoras de los supermercados, en las ventanillas despachadoras de boletos y en las salas de espera de los consultorios médicos. Los sistemas de colas de espera pueden definirse mediante cinco componentes:

- ✓ La función de densidad de probabilidad del tiempo entre llegadas.
- ✓ La función de densidad de probabilidad del tiempo de servicio.
- ✓ El número de servidores.
- ✓ La disciplina de ordenamiento en las colas.
- ✓ El tamaño máximo de las colas.

1.5.3 SIMULACIÓN DE SISTEMAS DINÁMICOS BASADA EN EL FORMALISMO DEVS (DISCRETEEVENTSYSTEMSPECIFICATION)

DEVS (Zeigler, [1976]; Zeigler *et al.*, [2000] es el formalismo más general para la descripción de sistemas discretos. Mediante el mismo es posible representar cualquier sistema que realice un número finito de cambios en un intervalo finito de tiempo. De esta forma, no sólo las Redes de Petri, Statecharts, Grafcets y Event-Graphs sino también todos los sistemas de tiempo discreto pueden verse como casos particulares de DEVS.

La herramienta, denominada *Power-DEVS*, permite la creación de modelos DEVS elementales. *PowerDEVS* fue concebido como una herramienta computacionalmente eficiente y flexible (basada en C++), capaz de brindar una interfaz apropiada tanto para un programador experto como para una persona sin conocimientos de programación. Por otro lado, dado que fue desarrollada desde un ambiente de Ingeniería, se orientó su funcionalidad de manera tal que resulte similar a entornos populares como Simulink, brindando facilidades para la parametrización de modelos previamente disponibles y para la creación de nuevos modelos.

La idea básica para la simulación de un modelo DEVS acoplado puede describirse por los siguientes pasos:

1. Buscar el modelo atómico d^* que, de acuerdo a su tiempo de avance y tiempo transcurrido, sea el próximo en realizar una transición interna.
2. Sea t el tiempo de la transición mencionada. Avanzar entonces el tiempo de la simulación t hasta $t = t_{ny}$ ejecutar la función de transición interna de d^*
3. Propagar el evento de salida producido por d^* hacia todos los modelos atómicos conectados a él ejecutando las transiciones externas correspondientes. Luego, volver al paso 1 Una de las formas más simples de implementar estos pasos es escribiendo un programa con una estructura jerárquica equivalente a la estructura jerárquica del modelo a simular.

1.5.4 MÉTODO DE QSS (QUANTIZED STATE SYSTEMS)

El método de QSS sigue la idea de la generalización de los Sistemas Cuantificados. La única diferencia aquí es el uso de histéresis en la cuantificación.

Luego, el método de QSS puede definirse como sigue:

Método de QSS.

Dado un sistema de ecuaciones de estados invariante en el tiempo: $\dot{x}(t) = f(x(t), u(t))$ donde $x \in \mathbb{R}^n$, $u \in \mathbb{R}^m$ y $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$, el método de QSS lo aproxima por el sistema: $\dot{x}(t) = f(q(t), u(t))$ donde $q(t)$ y $x(t)$ están relacionados componente a componente mediante funciones de cuantificación con histéresis (o sea, cada variable cuantificada $q_i(t)$ se relaciona con la variable de estado correspondiente $x_i(t)$ mediante una función de cuantificación con histéresis).

1.5.5 USOS COMBINADOS SIMULACIÓN Y OPTIMIZACIÓN.

1. Las variables de decisión que afectan la salida del modelo de simulación son las primeras en el modelo como variables cuyos valores pueden ser cambiados por el algoritmo evolutivo (EA).
2. Para cada variable de decisión, definir un tipo de dato numérico y sus límites.
3. Después seleccionar las variables de decisión, construir la función objetivo para medir la utilidad de las soluciones probables por el EA
4. Seleccionar el tamaño de la población del EA y comenzar la búsqueda. El tamaño de la población de las soluciones afectan la probabilidad de que el algoritmo localice la solución óptima y el tiempo requerido para conducir la búsqueda.

Después de que la búsqueda de EA haya concluido el analista debe estudiar las soluciones encontradas por el algoritmo.

1.6 CONCLUSIONES PARCIALES DEL CAPÍTULO.

1. Los Problemas de Enrutamiento de Vehículos constituyen un campo abierto de investigación que presenta gran importancia en diferentes entornos logísticos, creciendo cada vez más el conjunto de aplicaciones que aparecen en la práctica, trayendo aparejado lo difícil que se hace resolverlos.
2. Los algoritmos de Optimización han sido ampliamente estudiados y aplicados a una serie de problemas, incluyendo los Problemas de Enrutamiento de Vehículos, obteniéndose resultados satisfactorios.
3. La simulación discreta constituye una herramienta potente con la cual se pueden prever resultados, aplicar cambios y todo con bajos costos. Además de poseer una gran cantidad de herramientas fáciles de aplicar y no muy complejas en su manejo.
4. Después de realizar un estudio de alguna de las metodologías existentes para la simulación discreta se pudo constatar que en las estudiadas sobresale la Simulación y Optimización utilizando Sim Runner. Este al estar sentado sobre la base de algoritmos evolutivos (*EA por sus siglas en inglés*) contrae un aprendizaje sobre lo modelado, re combinado soluciones posibilitando buscar la solución óptima entre un grupo determinado del espacio analizado, ya que la simulación por si sola no da mejores alternativas si no que procesa un grupo de datos entrantes para el conocimiento de su evolución en el tiempo reflejando los resultados estadísticamente

CAPÍTULO II PROCEDIMIENTO PARA LA OPTIMIZACIÓN BASADA EN LA SIMULACIÓN CON PROMODEL.

2.1 INTRODUCCIÓN

En la actualidad el desarrollo de las empresas ha traído consigo la necesidad de enfocarse hacia un mejor comportamiento hacia la planeación de inversiones. Esto ha servido como impulso a conocedores del tema, que implementen, como se evidencia en el marco teórico, procedimientos y programas de simulación para la optimización vinculados al enrutamiento de vehículos. Para dar respuesta al problema científico planteado en la introducción de la presente investigación, y teniendo en cuenta lo expuesto en las conclusiones parciales derivadas de la consulta de bibliografía especializada, se expone en este capítulo un procedimiento general.

2.2 SIMULACIÓN Y OPTIMIZACIÓN CON PROMODEL

La búsqueda de la solución óptima puede ser manual o automatizado con algoritmos diseñados específicamente para buscar la solución óptima sin evaluar toda posible solución. Interfaz algoritmos de optimización que pueden generar automáticamente las soluciones y evaluarlas en modelos de simulaciones es un esfuerzo que vale la pena, porque permite automatizar parte del proceso de análisis, ahorrando el tiempo analista. Un método lógico se utiliza para explorar eficientemente ese reino de las posibles soluciones que buscan lo mejor. El método a menudo se traduce en la búsqueda de varias soluciones ejemplares para el analista.

En 1995, PROMODEL Corporation y Ciencia de la Decisión, Incorpora SimRunner introducido facilitado aquellos que deseen utilizar los conceptos de optimización avanzadas para buscar mejores soluciones a sus modelos de simulaciones. SimRunner, el componente principal de la Optimization Suite ProModel, utiliza el método de optimización basado en algoritmos evolutivos. Es este paquete de optimización de la simulación disponible en el mercado, la primera ampliamente utilizada diseñada para grandes paquetes de simulación. Aunque SimRunner es relativamente fácil de usar, que puede ser utilizado más eficazmente con una comprensión básica de cómo se busca soluciones óptimas para un problema. Para proporcionar una introducción a la optimización de la simulación se centra en los avances en la integración simulación durada y una clase de técnicas de optimización directos llamados algoritmos evolutivos. Para dar al lector una apreciación de las ventajas y desventajas del uso de algoritmos evolutivos para optimizar los sistemas simulados.

2.2.1 Eficiencia Operacional

Cuando se utilizan lenguajes de propósito general como C o Pascal para construir modelos de simulación, el programador tiene una gran cantidad de control sobre la eficiencia, o lo rápido que el programa opera. Por ejemplo, minimizando el número de las líneas de código en un programa es una forma de reducir el tiempo necesario para ejecutar el programa. Cuando se utiliza un lenguaje de simulación o un simulador, el analista tiene menos control sobre la eficiencia del programa. Sin embargo, el analista todavía tiene control sobre otro factor que afecta el tiempo necesario para ejecutar modelo como el nivel de detalle incluido, el número de diferentes estadísticas recogidas durante las ejecuciones modelo, y el uso de la animación. Una buena regla es no tomar el enfoque de la inclusión de todos los elementos posibles de un sistema en un modelo, como una forma de asegurarse de algo importante que no se quede fuera del modelo. Cada elemento añadido al modelo por lo general aumenta el tiempo necesario para ejecutar la simulación. Por lo tanto, solamente se incluyen los elementos del sistema que tienen una relación directa con el problema objeto de estudio de estos elementos esenciales, seleccionar el número mínimo de estadísticas necesarias para valorar la utilidad de una solución. PROMODEL productos permiten a los usuarios que apaguen el seguimiento estadístico de lugares, entidades, recursos, y las variables que no son necesarios para estimar el rendimiento de una solución. Si, por ejemplo, es un modelo para estimar el tiempo de una entidad en el sistema, ellos sólo entidad basados en estadísticas necesitan registrar. Asimismo, convirtiendo la animación característica general reduce el tiempo para ejecutar el modo.

2.2.2 EFICIENCIA ESTADÍSTICA

Uno de los lujo para constructores modelo que ofrece es que la varianza de la medida de rendimiento calculado a partir de la salida de las simulaciones se puede reducir. Esto es un lujo, porque la reducción de la varianza nos permite estimar el valor medio de correo variable aleatoria dentro de un nivel deseado de precisión y confianza, contamos con una serie de fiebre de repeticiones (observaciones independientes). La reducción del número requerido de repeticiones se consigue mediante el control de cómo se utilizan variables aleatorias al azar para "empujar" los eventos en el modelo de simulación. Estas técnicas de ahorro de tiempo se llaman técnicas de reducción de varianza. Unas populares técnicas de reducción de varianza se llaman números aleatorios comunes (CRN). Las técnicas de CRN se inventaron con el fin de comparar diferentes configuraciones o soluciones de sistema en el contexto de la optimización de la simulación. La técnica CRN es intuitivamente atractivo porque proporciona un medio para comparar las soluciones en

condiciones experimentales más iguales que si no se utilizaron CRN. Esto es útil para asegurar que las diferencias en el rendimiento de dos soluciones se deben a las diferencias en las propias soluciones y no a diferencias en las condiciones experimentales. Por lo tanto, generalmente se recomienda el uso de la técnica de CRN.

2.3 PROCEDIMIENTO GENERAL Y SUS PASOS.

Para conducir este proyecto de optimización se siguió un procedimiento sencillo de seis pasos (ver Figura 2.1), que ilustra de forma adecuada la naturaleza iterativa de este tipo de proceso.

PASO 1 DEFINIR OBJETIVOS, ALCANCE Y REQUERIMIENTOS.

- Objetivos: análisis de desempeño de un sistema. Análisis de capacidad y restricciones.
- Comparar configuraciones, optimización, análisis de cesibilidad.

Para la realización del diseño se deben realizar las siguientes preguntas:

- ¿Qué secuencias de actividades proveen el mejor flujo?
- ¿Cuál es la mejor distribución en planta para minimizar el tiempo de traslado y la congestión?
- ¿Qué clase de personal se necesita para cumplir determinados requerimientos de producción o servicios?
- ¿Cuál es el método menos costoso de manipulación de materiales para cumplir con determinados requerimientos en procesos?
- ¿Cuál es el número y tamaño óptimo de áreas de esperas, áreas de almacenamiento, colas y buffers?

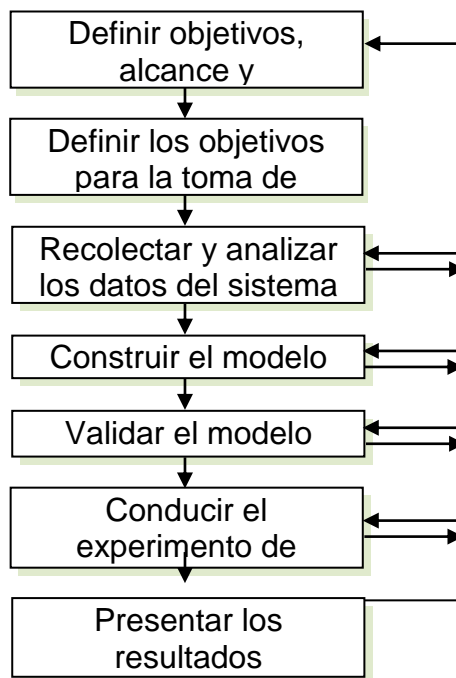


Figura 2.1 Proceso iterativo de la Simulación
Fuente: Harrell et al. (2000)

Decisiones operacionales:

- ¿Cuál es la mejor programación para el mantenimiento preventivo de equipos?
- ¿Cuál es la mejor forma de asignar personal para realizar un grupo de tareas específicas?
- ¿Cuál es la mejor forma para rutear materiales o clientes a través de un sistema?
- ¿Cuál es la mejor política de reabastecimiento del inventario?
- ¿Qué cantidad de materia prima e inventario en proceso debe ser mantenido?

Para ser efectivo en el objetivo debe...

1. tener un alto nivel de impacto (reducir el costo y no los retrocesos)
2. ser alcanzable (reducir inventario a 20%, no a cero inventario)
3. ser específico (reducir el tiempo de espera en una cola, no eliminar pérdidas)
4. ser cuantificable (reducir el tiempo de fuljo en un 40%, no reducir el tiempo de flujo)
5. ser medible (incrementar la salida a un 10%, no mejorar la moral en un 10%)
6. identificar cualquier restricción relevante (reducir el tiempo de ciclo en un 20% sin adicionar recursos)

PASO N0 2: RECOLECTAR Y ANALIZAR DATOS DEL SISTEMA. FASES.

Determinar requerimientos de datos:

- datos estructurales: (entidades, recursos, locaciones, y distribución en planta)
- datos operacionales: dicen como opera el sistema (diagrama de fuljo. OTIDA, diagrama de recorrido, downtime (tiempos muertos))
- datos numéricos: capacidad, tiempo de operación, tiempo entre arribos, entra fallos, etc.
- Uso de cuestionarios: lista de chequeo, entrevistas cuestionarios.

Identificar fuentes de datos:

- Requisitos históricos.
- Documentación del sistema.
- Observación
- Entrevistas.
- Estimados de diseño.
- Comparación con sistemas similares.

PASO N0: 3 RECOLECTAR Y ANALIZAR LOS DATOS.

- Cálculo del tamaño (Ver Anexo ·# 1)

Analizar los datos.

- Pruebas de independencia
- Prueba de homogeneidad (mediante histograma y prueba de bondad de ajuste)
- Prueba de estacionalidad (histograma y bondad de ajuste)

PASO NO 4: CONSTRUIR EL MODELO

Locaciones: representan lugares en el sistema en el que entidades se enrutan para el procesamiento, almacenamiento, o alguna otra actividad o la toma de decisiones. Locaciones deben ser utilizadas para los elementos del modelo, como las localidades, lugares de almacenaje, servidores de red, y los centros de procesamiento de transacciones.

Cada lugar tiene un nombre y un número de nombres de índice. El número de nombre de índice es la ubicación de posición numérica en la lista de ubicaciones. La lógica que se refiere a un lugar, como enrutamiento lógica, se puede utilizar ya sea el nombre de la ubicación, o el COL () la función para referirse a la ubicación. La LOC () función permite una ubicación cuyo número de índice se ha almacenado en un atributo o variable a se hace referencia.

Cualquier cosa que un modelo de procesos que se llama una "**entidad**". Documentos, personas, o llamadas telefónicas debe ser modelado como entidades. Las entidades pueden ser agrupados, por ejemplo, cuando varias cajas se apilan en un paleta (a través de la declaración del grupo); consolidadas en una sola entidad, por ejemplo, cuando dos o más documentos se unen entre sí (a través de la instrucción JOIN); dividido en dos o más entidades, tales como cuando se abre una caja y el contenido eliminado (a través de la SPLIT instrucción AS); o se convierte en una o más nuevas entidades (a través de la RENAME o CREATE o definición múltiples salidas en el encaminamiento).

Cada tipo de entidad tiene un nombre y un número de índice nombre. En la lógica y las expresiones, la entidad puede se refiere por su nombre o por su nombre-índice de número con la función ENT (). La función de ENT () permite una declaración que requiere un nombre de entidad para usar una expresión que puede cambiar para hacer referencia diferentes nombres de entidad como una simulación progresiva.

Cuando los recursos se modelan como recursos dinámicos que pueden desplazarse entre locaciones, que siguen las **redes** de ruta. Las entidades que se desplazan por ellos mismos entre localidades también pueden moverse en las redes de ruta si se hace referencia en la lógica de movimiento del enrutamiento. De lo contrario, siguen la ruta de enrutamiento. Varias entidades y recursos pueden compartir un camino de red de senderos con un Movimiento a lo largo de una ruta de red se puede definir en términos de velocidad y distancia, o simplemente por el tiempo.

Un **recurso** es una persona, equipo o algún otro dispositivo que se utiliza para una o varias de las siguientes funciones: Actividades de transporte, la asistencia en la realización de

operaciones en entidades en las localizaciones, realizar el mantenimiento de lugares o realizar el mantenimiento de otros recursos. Los recursos consisten en una o más unidades con características comunes, como un grupo de técnicos de servicio o una flota de carretillas elevadoras. Los recursos pueden ser dinámicos, lo que significa que se mueven a lo largo de una ruta de acceso de red, o estática, en la que no se produce ningún movimiento. Los recursos también pueden tener tiempos de parada. Cada recurso tiene un nombre y un número de índice. Lógica referencia a un recurso, tales como la instrucción GET, puede utilizar ya sea el nombre del recurso, o el RES () la función para hacer referencia al recurso. La función RES () permite a una declaración utilizando un nombre de recurso para referirse a diferentes recursos como una simulación progresiva.

PROCESAMIENTO: define el encaminamiento de las entidades a través del sistema y las operaciones que tienen lugar en cada ubicación que entran. Una vez que las entidades han entrado en el sistema, tal como se define en la tabla de llegadas, de proceso especifica todo lo que pasa con ellos hasta que salen del sistema. El procesamiento se define en el Editor de procesamiento, al que se accede a través del menú Generar.

En cualquier momento nuevas entidades se introducen en el sistema, que se llama un **arribo**. Un registro de llegada se define mediante la especificación de los siguientes datos:

- Número de nuevas entidades por la llegada
- La frecuencia de las llegadas
- Ubicación de la llegada
- Tiempo de la primera llegada
- Ocurrencias totales de la llegada

Cualquier cantidad de cualquier tipo de entidad se puede definir como una llegada para una ubicación. La frecuencia de llegadas puede ser definida como una distribución o como un patrón de llegada, lo que se repite cíclicamente con el tiempo.

Turnos y descansos semanales para las localizaciones y recursos se definen usando el editor de **Shift** y pueden empezar y terminar en cualquier momento del día. Los cambios y las pausas se definen mediante la selección de bloques en una cuadrícula dividida en días y horas. Una vez que un cambio semanal y horario de descanso se ha definido, éste se puede guardar en un archivo de cambio con una extensión SFT.

Con la capacidad de cálculo del **costo** de ProModel, puede tomar decisiones acerca de su sistema sobre una base de costo. Diálogos costeo le permiten controlar los costos asociados con ubicaciones, entidades y recursos en un modelo de gestión y el informe Estadísticas

Generales incluye estadísticas, cálculo de costos generados automáticamente en el inicio de la simulación

PASO N0 5: VALIDAR EL MODELO

Una vez construido el modelo, previo a su validación, se pasa a determinar el número de réplicas necesarias y el periodo de tiempo necesario para que el modelo se estabilice.

Dependiendo del número de réplica necesarias para que el modelo se estabilice se procede a realizar una corrida del modelo de simulación. Se toman posteriormente las variables de tiempo y se comparan estadísticamente con la misma cantidad de datos históricos de estas variables.

PASO N0 6: CONDUCIR EXPERIMENTO DE OPTIMIZACIÓN:

5. Las variables de decisión que afectan la salida del modelo de simulación son las primeras en el modelo como variables cuyos valores pueden ser cambiados por el algoritmo evolutivo (EA).
6. Para cada variable de decisión, definir un tipo de dato numérico y sus límites.
7. Después seleccionar las variables de decisión, construir la función objetivo para medir la utilidad de las soluciones probables por el EA.
8. Seleccionar el tamaño de la población del EA y comenzar la búsqueda. El tamaño de la población de las soluciones afectan la probabilidad de que el algoritmo localice la solución óptima y el tiempo requerido para conducir la búsqueda.
9. Después de que la búsqueda de EA haya concluido el analista debe estudiar las soluciones encontradas por el algoritmo.

PASO N0: 7 PRESENTAR RESULTADOS.

Con el objetivo de brindar información relevante para desarrollar análisis económicos necesarios en el proceso de toma de decisiones acerca de la obtención o disminución de la cantidad de recursos se realiza una comparación entre los estados, actual y propuesta, teniendo en cuenta la salida del SimRunner.

2.4 CONCLUSIONES PARCIALES DEL CAPÍTULO

1. El procedimiento propuesto para asistir el proceso decisional relativo a la modelación y optimización con ProModel del sistema de distribución de mercancías permite desarrollar la toma de decisiones de manera sencilla, estructurada y relativamente rápida.
2. La optimización basada en la simulación con SimRunner es una potente herramienta matemática-computacional que además de proveer una visión anticipada de la administración de recursos, provee un medio para seleccionar una entre varias opciones para la mejor explotación del sistema analizado.
3. A pesar de que se necesitan conocimientos básicos de estadística para la interpretación de la salida de los datos del programa, es un software con un interfaz muy interactivo y de fácil entendimiento.

Capítulo III

Aplicación del procedimiento para la optimización basa en la simulación del sistema de distribución-abastecimiento de mercancías.

3.1 Introducción al capítulo.

La realización del siguiente capítulo se apoya primero en la revisión bibliográfica realizada en el capítulo 1, que proporciona a la investigación de la teoría, los conceptos y procedimientos suficientes para sustentar su argumentación y segundo en el procedimiento analizado en el capítulo 2 dirigido a mejorar la actuación de la empresa, en su administración de recursos. Todo el trabajo realizado induce a la aplicación de un procedimiento para la optimización del sistema de transporte, en este caso dirigido a la explotación del mismo en las rutas de distribución de mercancías del “CAI: Arroceros Sur del Jíbaro ”, tarea a la que está destinada la realización de este capítulo.

3.2 Caracterización de la empresa de almacenamiento, distribución y abastecimiento de mercancías de la UEB: Camiones del Centro SS:

Sin embargo la Empresa Estatal Socialista es el sujeto de gestión más importante en la vida económica del país. En cumplimiento de las funciones inherentes a su creación y estructuración, persigue como finalidad el cumplimiento de la actividad económica específica según su objeto social, para lo cual dispone de un determinado patrimonio, derechos y obligaciones y responde por los resultados de su actividad.

Como parte de la estructura empresarial del país, se constituyó la Empresa Camiones, Sancti Spíritus, creada mediante resolución 136 de 2002 emitida por el Ministerio de Transporte en fecha 17 de abril de 2002. Pertenece al Grupo Empresarial de Camiones UDECAM del Ministerio de Transporte.

Tiene definida como **Misión** ofrecer con calidad los servicios de transportación de carga, a entidades pertenecientes al MITRANS, la canasta básica, materiales de la construcción y al resto de las entidades que lo demanden en correspondencia con las prioridades definidas por la Operación Puerto Transporte Economía Interna (OPTEI), garantizando un uso eficiente de los recursos humanos, económicos y materiales.

La Visión de la empresa es consolidar, con la incorporación de nuevos medios de transporte los servicios de transportación de carga, con el objetivo de satisfacer las crecientes demandas de los clientes, haciendo un uso racional de los recursos disponibles donde predominen los valores compartidos por la organización. La figura 1.1 representa la estructura organizativa de la empresa.

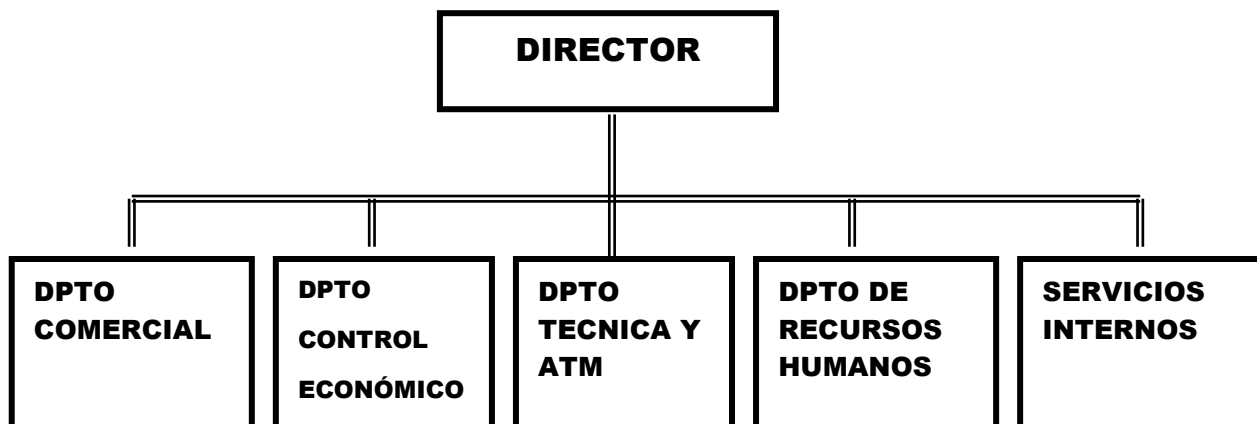


Figura 1.1 Estructura organizativa de la Empresa Camiones, Sancti Spíritus. **Fuente:** elaboración propia.

Para asegurar el funcionamiento estructural de la empresa se cuenta con un total de 75 trabajadores, de ellos 59 hombres y 16 mujeres, distribuidos en las siguientes categorías ocupacionales:

- Cuadros: 5
- Técnicos: 25
- Administrativos: 1
- Servicios: 1
- Obreros: 42
- Adiestramiento: 1

La composición según el nivel educacional de la empresa es la siguiente:

- Universitarios : 3
- Técnicos Medios: 25
- 12 Grado: 40
- Obrero calificado: 6
- Menos de 9^{no}. Grado: 1

El parque de vehículos destinados a la transportación de cargas, está compuesto por 5 equipos con sus remolques, la mayoría procedentes de la República Popular China.

En la figura 1.2 refleja el mapa de proceso de la entidad donde se puede observar la composición de sistema.

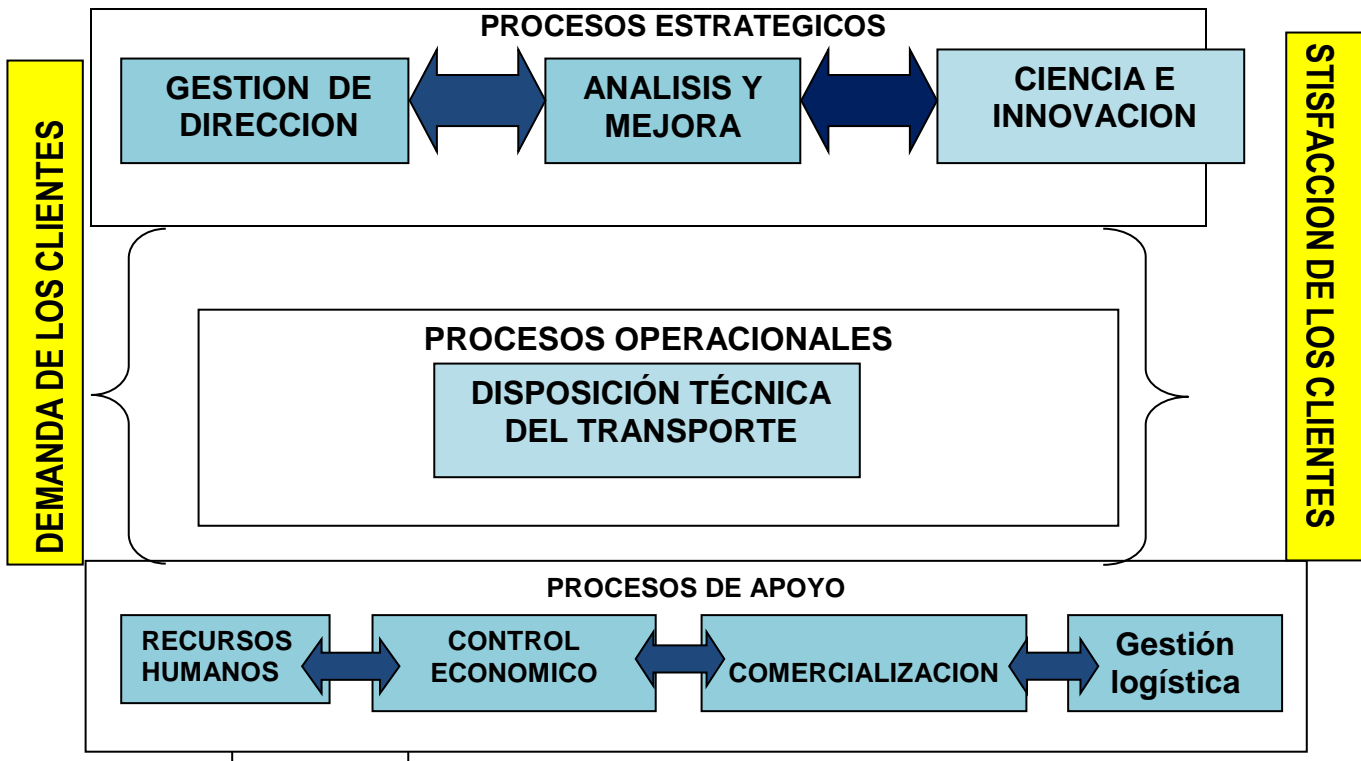


Figura 1.2 Mapa de proceso de la Empresa Camiones, Sancti Spíritus. **Fuente:** elaboración propia.

Dentro de los resultados de la empresa se encuentra

1. Crecimiento de las transportaciones de carga hasta los 191.200 M ton
2. Fortalecimiento en la Implantación del Control Interno.
3. Programa de ahorro energético
4. Aseguramiento de que el 100% de los Ingresos de los trabajadores y jefes de la entidad, estén vinculados a los resultados que se obtengan.

La empresa de Camiones del Centro tiene diversos **clientes**, debido a la importancia del servicio que brinda, los principales son:

- ❖ ASEGEN (comercializadora de la canasta básica)
- ❖ CAI: Arroceros Sur del Jíbaro.
- ❖ Fábrica de Cemento Sigüaney.
- ❖ Lácteo.
- ❖ Conserva y Vegetales.
- ❖ Pasteurizadota.
- ❖ Centro de Carga (Ferrocarril)

3.3 Aplicación del procedimiento de optimización basada en la simulación en el proceso de distribución-abastecimiento de mercancías para el CAI: Arroceros Sur del Jíbaro.

PASO N01: DEFINIR OBJETIVO, ALCANCE Y REQUERIMIENTOS

En consulta con los directivos de la UEB: Camiones del Centro de Sancti Spíritus, se definió que el objetivo o propósito para conducir el estudio de simulación sería: *“encontrar la cantidad óptima de camiones a emplear en el proceso de distribución – abastecimiento de mercancías que minimice el tiempo ocioso de los camiones y maximice el nivel de servicio al cliente, expresado este último en las variables plazo de entrega y cantidad de pedidos satisfechos”*

La UEB: Camiones del Centro de Sancti Spíritus, incluye entre sus servicios el de distribución y abastecimiento de mercancías del cliente CAI: Arroceros Sur del Jíbaro para lo cual cuenta con cinco camiones. Estos dos servicios constituyen el alcance de esta investigación, y en el **Anexo #3** se muestran los orígenes y destinos en estos procesos de transportación de mercancías.

Estos puntos (orígenes y destinos) constituirán las locaciones del modelo y cuando coincida que una ciudad es origen y destino, deberán considerarse para ésta dos locaciones separadas. Las locaciones deben considerarse con capacidad infinita.

En cuanto a las entidades, éstas pueden ser consideradas de manera general como mercancías, diferenciándolas por su locación de procedencia; una orden de entrega a transportar equivale a una mercancía.

Se considerarán las distancias entre ciudades y las velocidades con carga y sin carga de los camiones, así como los tiempos de carga y descarga. Así mismo, es importante tomar en cuenta las fallas de los camiones y el tiempo dedicado a la reparación y mantenimiento de estos.

Para la experimentación a partir del módulo SimRunner 7.0, se considerarán, por restricciones de presupuesto para la inversión, cuatro escenarios (con cinco, seis, siete y ocho camiones respectivamente).

PASO N02: DEFINIR OBJETIVOS PARA LA TOMA DE DECISIONES

Este paso se abordó teniendo en cuenta las necesidades de la empresa en cuanto al uso de los camiones en la transportación de mercancías. Se le brindó asesoramiento al Consejo de Dirección (responsable de tomar la decisión) en cuanto a que los objetivos que se seleccionaran debían ser independientes unos de otros, no redundantes y establecer cierto nivel de conflicto en el proceso de toma de decisiones.

Después de una sesión de trabajo se logró definir como objetivos para seleccionar el número óptimo de camiones a utilizar en el proceso de transportación, los siguientes: 1) minimizar el tiempo de inactividad de los camiones; 2) maximizar la cantidad de salidas (mercancías transportadas) y 3) minimizar el tiempo promedio de las mercancías en el sistema.

PASO N03: RECOLECTAR Y ANALIZAR LOS DATOS DEL SISTEMA

Durante este paso se realizó un análisis del sistema de datos necesarios para construir el modelo. Para ello se dividieron los datos necesarios en tres categorías: **estructurales, operacionales y numéricos**. En cuanto a los estructurales se consideraron la cantidad de locaciones, recursos y entidades, así como las redes de caminos. El análisis de los datos operacionales permitió explicar cómo opera el sistema, es decir, cuándo, dónde y cómo tienen lugar las actividades.

El análisis de los datos anteriores permitió definir las necesidades de datos numéricos, los cuales se tomaron a partir de acuerdo a la experiencia de los choferes, a los registros históricos de la empresa y a la observación personal del investigador. Para ello, se calcularon los tamaños de muestra necesarios y se procesaron, en los casos que se requería, en el *software BestFit 4.5.2*, para determinar la distribución de mejor ajuste utilizando la prueba Kolmogorov-Smirnov. En la Tabla 3.1 se muestra un resumen de los resultados obtenidos para las variables tiempo entre arribos de las solicitudes.

Otros datos tomados fueron los tiempos de transportación entre los diferentes puntos así como los de carga y descarga.

Tabla 3.1. Resumen de los resultados de la prueba Kolmogorov-Smirnov a las variables tiempo entre arribos de solicitudes.

A	Desde	Distribución de mejor ajuste y sus parámetros (en días)	p-value (Prueba K-S)
Santa Clara	Santiago de Cuba	E(1,8)	0,056
	Moa	L(1; 0,1)	0,120
	Holguín	N(1,2; 0,2)	0,067
	Camagüey	N(1; 0,2)	0,087
	Cienfuegos	N(1; 0,1)	0,118
Nuevitas	Santa Clara	E(2,2)	0,076
Cienfuegos	Santa Clara	E(1,5)	0,089
Camagüey	Caibarién	N(2; 0,5)	0,151

Guantánamo	Caibarién	E(3,1)	0,097
Santiago de Cuba	-	E(2,3)	0,087
Holguín	-	N(2; 0,4)	0,134

Fuente: Elaboración propia a partir de *BestFit 4.5.2*.

Para la construcción del modelo se realizó un estudio detallado de la operación del sistema actual. Se consideraron quince (15) locaciones, siete (7) tipos de entidades, un (1) tipo recurso (camión), una (1) red con diecisiete (17) segmentos de caminos. En el **Anexo #4** se muestra, como ejemplo, una de las ventanas definidas en el *Promodel* durante la construcción del modelo.

PASO N05: VALIDAR EL MODELO.

Una vez construido el modelo y previo a su validación, se pasó a determinar el número de réplicas necesarias y el *warm-up period* o periodo de tiempo necesario para que el sistema alcanzara estabilidad.

Para ello, se estableció un error de estimación del 1%, un nivel de confianza del 95% y periodos de dos días cada uno. Utilizando el módulo SimRunner y específicamente el método de Welch *Moving Average* (Law and Kelton, 1991) se pudo determinar que para obtener estimaciones de acuerdo a los parámetros fijados se precisan de 28 réplicas. Además, se obtuvo que a partir del 4to periodo (ocho días) el sistema comenzaba a estabilizarse (ver **Anexo #5**).

Con estos resultados y para validar el modelo, se realizó una corrida de 100 días con 100 réplicas; se tomaron, posteriormente, los resultados de las variables tiempo de entrega a Camagüey, Santiago de Cuba, Holguín, Moa y Cienfuegos y se compararon estadísticamente, con la misma cantidad de datos de valores históricos de estas variables. Esta comparación se realizó a partir de la prueba T de Student para el contraste de medias, previo análisis del cumplimiento de sus requisitos, y permitió validar el modelo (ver Tabla 3.2).

Tabla 3.2 Comparación estadística de las medias reales y simuladas para las variables tiempo de entrega en la variante actual.

Independent Samples Test

	Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means		
	F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)
TECam	,317	,574	,510	198	,611
TESant	,020	,889	,671	198	,503
TEHolg	4,645	,032	-,301	183,846	,764
TEMoa	1,889	,171	,079	198	,937
TECien	,494	,483	,991	198	,323

Fuente: SPSS 13.0 for windows.

PASO N° 6. CONDUCIR EL EXPERIMENTO DE OPTIMIZACIÓN.

Una vez validado el modelo se procedió a su utilización con fines de optimización y así cumplir con los objetivos fijados al inicio de la investigación. Se consideraron 14 elementos dentro de la función objetivo, relacionados estos con la cantidad de solicitudes servidas (*Total Exits*), el tiempo promedio en el sistema de dichas solicitudes (*Average Time in System*) y el % de tiempo ocioso de los camiones (% Idle).

En cuanto a los factores de entrada (*Input Factors*), como ya se había planteado en puntos anteriores, se incluyó el análisis de la cantidad de camiones entre cinco y ocho. La ejecución de los cuatro experimentos en el módulo de optimización del *SimRunner* 3.2.0.1 (**ver Anexos #6 y #7**), permitió sugerir que la empresa debía incrementar su parque de camiones hasta siete.

PASO N° 7: PRESENTAR LOS RESULTADOS.

Con el objetivo de brindar información relevante a la empresa para que ésta desarrolle los análisis económicos necesarios en el proceso de toma de decisiones acerca de la cantidad de camiones a comprar, se presentó una comparación, a partir de la simulación de 100 días con 100 réplicas, de dos escenarios: el Actual (con cinco camiones) y el Propuesto (con siete camiones).

En la Tabla 3.3 se puede observar la mejora que se lograría en las variables total de solicitudes atendidas y tiempo de entrega. Como promedio, en cien días, se atenderían 38 solicitudes más y el tiempo de entrega se reduciría en 2,76 días, con una reducción significativa para las mercancías que se transportan desde Santiago de Cuba y Holguín. Por otra parte, y con un comportamiento negativo el % de tiempo ocioso de los camiones se incrementaría en 1,5957 %,

lo cual no resulta preocupante si se tiene en cuenta que esta cifra significaría, aproximadamente, 12 minutos por día de trabajo.

Tabla 3.3 Comparación entre los escenarios actual (cinco camiones) y propuesto (siete camiones)

Variables		Escenarios		Diferencia
		Actual	Propuesto	
Total de solicitudes atendidas		496	534	38
% de tiempo ocioso promedio de los camiones		0,0093	1,605	1,5957
Tiempo de entrega (días) desde:	Santa Clara	1,1449	0,9058	-0,2391
	Nuevitas	3,9537	1,6178	-2,3359
	Cienfuegos	2,3978	0,9886	-1,4092
	Camagüey	3,0348	1,1899	-1,8449
	Guantánamo	4,1626	2,1099	-2,0527
	Holguín	6,2518	2,0058	-4,2460
	Santiago de Cuba	9,1786	2,0052	-7,1734

Fuente: Elaboración propia a partir de Promodel 7.0.

3.4 CONCLUSIONES PARCIALES DEL CAPÍTULO.

1. El procedimiento es utilizado de forma que se adapte a las necesidades de la investigación y responda a una secuencia lógica imprescindible para responder a los objetivos planteados.
2. Se logró establecer un número óptimo de vehículos para la distribución de mercancías teniendo en cuenta las posibilidades de roturas, el sistema de mantenimiento, y el tiempo que demoran las cuñas en arribar a sus destinos.
3. Se procedió a realizar un análisis de los resultados obtenidos presentando de los mismos sus pro y sus contras, destacando el porque de la solución tomada.

CONCLUSIONES GENERALES:

1. Según la bibliografía consultada varios autores coinciden en los beneficios que permite establecer las bases para la selección y aplicación de un procedimiento que posibilite simular y optimizar la ruta de distribución-abastecimiento del CAI: Arroceros Sur del Jíbaro.
2. Mediante la investigación se permitió demostrar las potencialidades de la optimización basado en simulación como herramienta de apoyo al proceso de toma de decisiones en la empresa.
3. Para la aplicación de la optimización basada en la simulación como herramienta principal, se propone un procedimiento que permita calcular el número óptimo de vehículos además de recoger estadísticamente su comportamiento con 100 días de antelación, lo que valida la hipótesis de investigación planteada

RECOMENDACIONES:

1. Teniendo en cuenta los resultados obtenidos en la investigación se recomienda aplicar el procedimiento propuesto en la Empresa de Camiones del Centro, que necesiten, la utilización de software matemático para la planeación del sistema de transporte.
2. El carácter general de las etapas propuestas en el procedimiento, sugiere que este se tome como base para ser aplicado en las demás rutas de distribución de la UEB Camiones del Centro.

Bibliografía:

1. Alba, E. & Dorronsoro, B. (2006). Computing nine new best-so-far solutions for Capacitated VRP with a cellular Genetic Algorithm. Information Processing Letters. Vol. 98. Pages 225-230.
2. Alfonso, E. et al. (2008). Enrutamiento de Vehículos Mediante Técnicas Heurísticas y Programación Matemática. XIV Latin Ibero-American Congress on Operations Research. CLAIO. Submission 427.
3. Alvarenga, G. & Mateus, G. (2005). A hybrid approach for the dynamic vehicle routing problem with time windows. Fifth International Conference on Hybrid Intelligent Systems, 2005. HIS Vol. 2005.
4. Arbelaitz Gallego, O. (2002). Soluciones basadas en Simulated Annealing para el VRPTW. Arquitectura y Tecnología de Computadoras, País Vasco
5. Ausiello, G., E. Feuerstein, et al. (2001). Algorithms for the on-line travelling salesman. Algorithmica, 29(4): 560–581.
6. Bansal, N., A. Blum, et al. (2004). Approximation algorithms for deadline-tsp and vehicle routing with time windows.
7. Barbarosoglu, G. and D. Ozgur (1999). A tabu search algorithm for the vehicle routing problem. Computers and operations research 26: 255-270.
8. Bard, J.F., Kontoravdis, G. & Yu, G.A. (2002). A branch-and-cut procedure for the vehicle routing problem with time windows. Transportation Science. No 36. Pages 250–269.
9. Beham, A. (2007). Parallel Tabu Search and the Multiobjective Vehicle Routing Problem with Time Windows. IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium. IPDPS 2007. Pages 1-8.
10. Benavente, M. and J. Bustos (2001). Estado del Arte en el Problema de Ruteo de Vehículos (VRP). En [http://www.lia.dis.ufro.cl/~jbustos/formatos docs/ejemplo%20Paper.doc](http://www.lia.dis.ufro.cl/~jbustos/formatos_docs/ejemplo%20Paper.doc)
11. Blanco, A., Pelta, D. A. & Verdegay, J.L. (2003). FANS: una Heurística basada en Conjuntos Difusos para problemas de Optimización. Inteligencia Artificial. No. 19. Vol. 2. Págs. 103-122.

12. Bodin, L., B. Golden, et al. (1983). Routing and scheduling of vehicles and crews. The State of the Art, Computers and Operations Research. 10: 63 - 211.
13. Caballero Fernández R. & Fernández de Córdoba P. et al. (2002). Problemas de rutas en caminos forestales considerando múltiples criterios.
14. Campbell, A. & Savelsberg, M. (2003). Efficient Insertion Heuristics for Vehicle Routing and Scheduling Problems. Transportation Science No 38. Vol. 3. Pages 369-378.
15. Charikar, M., S. Khuller, et al. (1998). Algorithms for capacitated vehicle routing. En <http://www.informatik.uni-trier.de/.../Charikar:Moses.html>
16. Chen, B. et al. (2007). A Multi-Ant Colony System for Vehicle Routing Problem with Time-Dependent Travel Times. IEEE International Conference on Automation and Logistics. Pages 446-449.
17. Chen, P. et al. (2007). An Ant Colony System Based Heuristic Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup. 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. ICIEA 2007. Pages 136-141.
18. Chiang, W. and R. Russell (1993). Simulated Annealing Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem with Time Windows, Working Paper, Department of Quantitative Methods, University of Tulsa, Tulsa, OK 74104.
19. Christiansen, C. H., R. W. Eglese, et al. (2008). A Branch-and-Cut-and-Price algorithm for the Multi-Depot Capacitated Vehicle Routing Problem with Stochastic Demands.
20. Cook, W. and J. L. Rich (1999). A parallel cutting-plane algorithm for the vehicle routing problem with time windows. Computational and Applied Mathematics, Rice.
21. Corona, J.A. (2005). Hiperheurísticas a través de programación genética para la resolución de problemas de ruteo de vehículos. Tecnológico de Monterrey. ed. Monterrey, México.
22. Coy Calixto, C.A. (2005). Implementación en hidroinformática de un método de optimización matemática basado en Colonia de Hormigas. (Trabajo de Grado Presentado como requisito parcial para la obtención del título de Ingeniero Civil. Pontificia Universidad Javeriana. Bogotá D.C.).
23. Cruz Chávez, M. A. and O. Díaz Parra (2009). Un Mecanismo de Vecindad con Búsqueda Local y Algoritmo Genético para el Problema de Transporte con Ventanas de Tiempo Programación Matemática y Software 1(1): 20.

24. Csiszár, S. (2007). Two-Phase Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Acta Polytechnica Hungarica*. Vol. 4. No 2. En http://www.socio.org.co/CLAIO2008/submissions/CLAIO_2008_submission_427.pdf
25. Desrochers, M., J. Desrosiers and M. Solomon (1992). A New Optimization Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows, *Operations Research* 40(2), 342-354.
26. Dorigo, M. & Stützle, T. (2004). *Ant Colony Optimization*. Cambridge, MA: MITPress/Bradford Books.
27. Ellabib, I. et al. (2007). Exchange strategies for multiple Ant Colony System. *Information Sciences*. Vol. 177. Pages 1248-1264.
28. Gallego, R. A., C. A. R. Porras, et al. (2004). Técnicas heurísticas aplicadas al problema del cartero viajante. *Scientia et Technica* 24.
29. Gallego, R. and A. Escobar (2000). Statical Planning of Colombia`s Transmission Systems Using Genetics Algorithm. 16th Internacional Conference on CAD/CAM Robotic & Factories of the Future.
30. Gambardella, L. & Dorigo, M. (1997). Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. Vol. 1. Pages 53-66.
31. Gendreau, M., Laporte, G. & Potvin, J.Y. (1997). Vehicle routing: modern heuristics, in: Aarts, E.H.L., Lenstra, J.K., (Eds.), *Local search in combinatorial optimization*, Wiley, Chichester. Pages 311-336.
32. Goncalves, L. et al. (2005). A GRASP with Adaptive Memory for a Period Vehicle Routing Problem. *Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, 2005 and International Conference on Intelligent Agents. Web Technologies and Internet Commerce. International*. Vol. 1. Pages 721-727
33. Harrel C., Ghosh B.K. & Bowden R., (2000). *Simulation using Promodel*. McGraw-Hill Higher Education, McGraw-Hill, Inc.
34. Hernández Pérez, H. and J. J. Salazar-González (2004). Heuristics for the one-commodity pickup-and-delivery travelling salesman problem. *Transportation Science* 38(2): 245–255.
35. Ho, W. et al. (2008). A hybrid genetic algorithm for the multi-depot vehicle routing problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. Vol. 21. Issue 4, Pages 548-557.

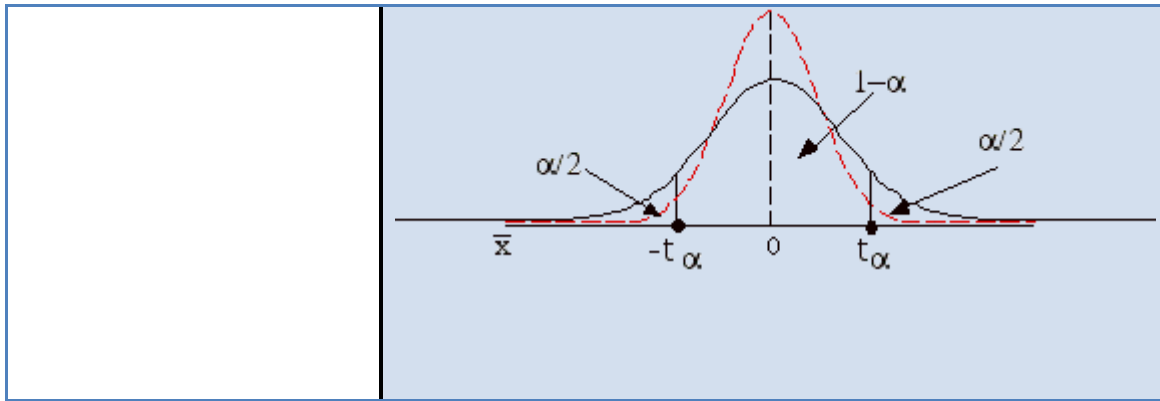
36. Homberger, J. & Gehring, H. (2005). A two-phase hybrid metaheuristic for the vehicle routing problem with time windows. *European journal of operational research*. Vol. 162. No 2. Pages 220-238.
37. Hu, Z. et al. (2008). Immune co-evolutionary algorithm based partition balancing optimization for tobacco distribution system. *Expert Systems with Applications*. In Press, Corrected Proof.
38. Jaque Pirabán, R.A. (2008). *Métodos Aproximados para la Solución del Problema de Enrutamiento de Vehículos*. Colombia.
39. Laporte, G., Gendreau, M., Potvin, J-Y & Semet, F. (1999). Classical and Modern Heuristics for the Vehicle Routing Problem. *Les Cahiers du GERAD*. Montréal Canadá, H3T 2A7.
40. Law, A. & Kelton, W.D., (1991). *Simulation Modeling & Analysis*. McGraw-Hill, Inc.
41. Lawler, E. L., J. K. Lenstra, et al. (1985). *The Traveling Salesman Problem: A guided tour of combinatorial optimization*. Wiley series in Discrete Mathematics & Optimization.: 476.
42. Lin, S., Lee, Z.J., Ying, K.C. & Lee, C.Y. (2009). Applying hybrid meta-heuristics for capacitated vehicle routing problem. *Expert Systems with Applications*. Volumen 36. Issue 2. Part 1. Pages 1505-1512.
43. Louis, S. J., X. Yin, et al. (1999). *Multiple Vehicle Routing With Time Windows Using Genetic Algorithms*. Computer Science. Reno, Nevada.
44. Lu, Q. and M. Dessouky (2002). An Exact Algorithm for the Multiple Vehicle Pickup and Delivery Problem.
45. Ma, J. et al. (2006). Immune Genetic Algorithm for Vehicle Routing Problem with Time Windows. *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Pages 3465-3469.
46. Medina & Yepes (2007). *Optimización de Redes con Algoritmos Genéticos*. En <http://www.personales.upv.es>
47. Obson, J.D. (1992). *Applied Multivariate Data Analysis, Volume II: Categorical and Multivariate Methods*. Springer Verlag.
48. Osman, I. H. and N. A. Wassan (2002). A reactive tabu search meta-heuristic for the vehicle routing problem with back-hauls. *Journal of scheduling* 5:263–285.

49. Papadimitriou, C. H. and Steiglitz, K. (1982). Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ. Paul I Cos, J., De Novascués & Gesca, R. (2001). Manual de logística integral. Ediciones Díaz Santos. Madrid

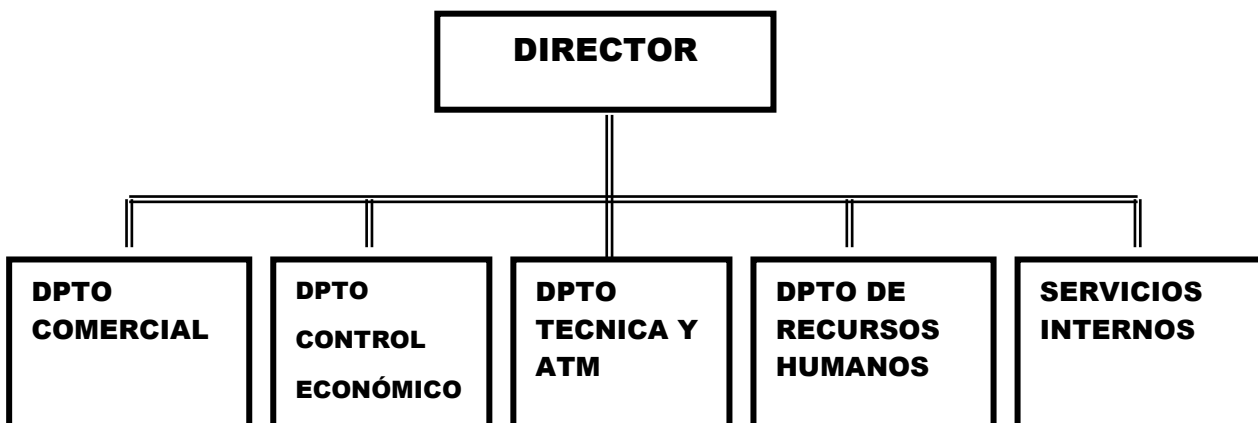
ANEXOS

ANEXO 1 CÁLCULO DEL TAMAÑO DE MUESTRA. MÉTODOS

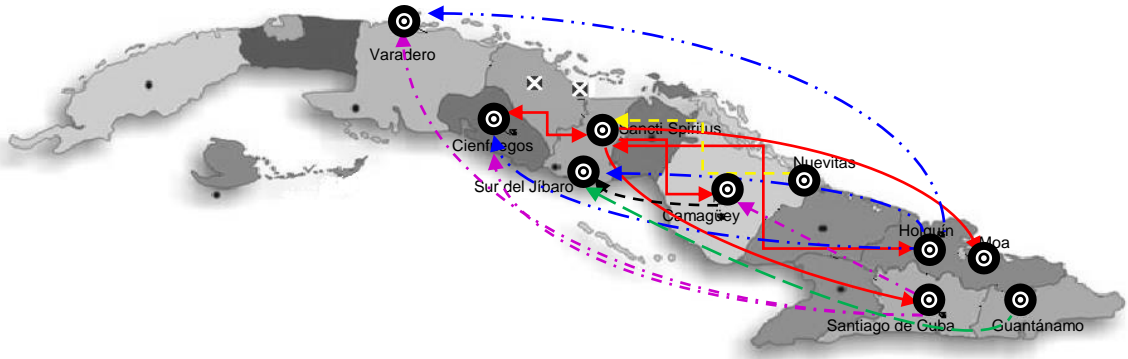
Discretos	Continuos
<p>BINOMIAL Si se toman muestras de poblaciones infinitas o se realiza un muestreo con reemplazamiento de una población finita. Se realizan n pruebas y se contabiliza el número de éxitos en las n pruebas. El estimador de la proporción de éxito es</p> $\hat{p} = \frac{\text{n}^\circ \text{ de éxitos}}{n} = \frac{X}{n}$	<p>La situación práctica más habitual es aquella en la que no se conoce la varianza de la población, que habrá que estimar a partir de los datos muestrales. Utilizaremos la cuasi-varianza muestral como estimador por sus buenas propiedades.</p> <p>La distribución muestral asociada a la cuasi-varianza es la siguiente:</p> $\frac{(n-1)\hat{S}^2}{\sigma^2} \equiv \chi_{n-1}^2$ <p>Teniendo en cuenta la distribución normal asociada a las medias y combinándola con la ji-cuadrado, obtenemos una distribución t de Student:</p>
<p>HIPERGEOMETRICA</p> <p>Si se toman muestras sin reemplazamiento de una población finita de tamaño N conocido.</p> $\hat{p} = \frac{\text{n}^\circ \text{ de éxitos}}{n} = \frac{X}{n}$	$t = \frac{N(0,1)}{\sqrt{\frac{\chi_{n-1}^2}{n-1}}} = \frac{\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}}{\sqrt{\frac{(n-1)\hat{S}^2}{\sigma^2}}}} = \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\hat{S}}{\sqrt{n}}} \equiv t_{n-1}$ <p>Siguiendo el mismo proceso que en el caso de la normal el intervalo de confianza resulta</p> $I_{\mu}^{1-\alpha} = \left[\bar{X} \pm t_{n-1, \alpha} \frac{\hat{S}}{\sqrt{n}} \right]$ <p>Obsérvese la similitud con el intervalo calculado para la distribución normal, salvo en el valor crítico y en que la varianza ha sido estimada a partir de la muestra.</p>



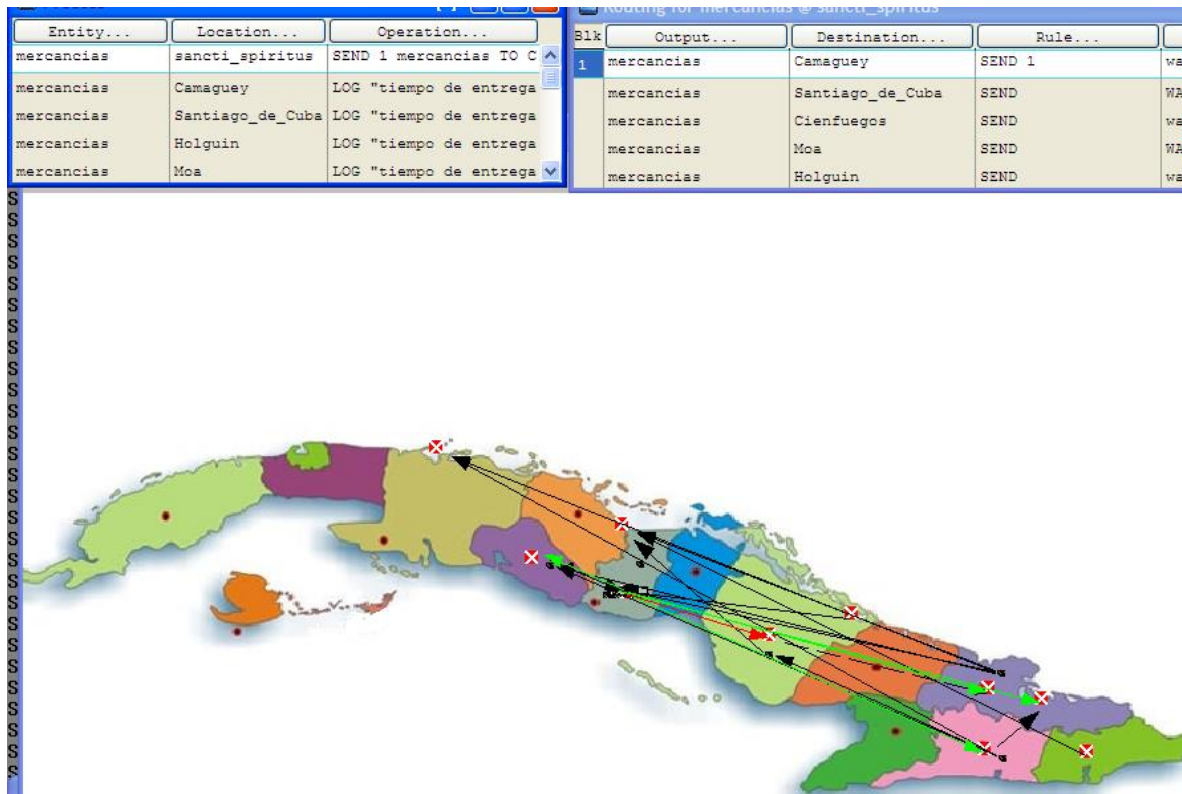
**ANEXO 2 ESTRUCTURA ORGANIZATIVA DE LA EMPRESA CAMIONES, SANCTI SPÍRITUS.
FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA.**



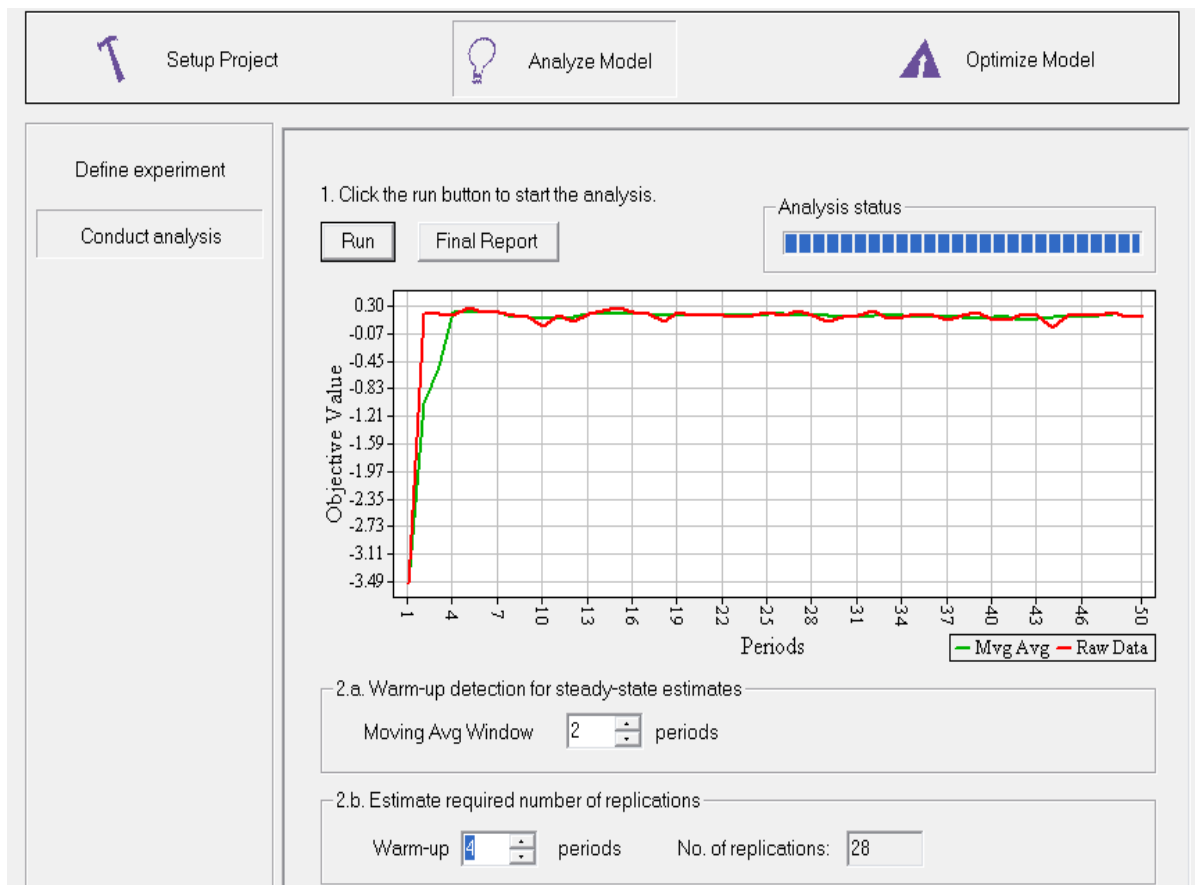
ANEXO 3. RED DE DISTRIBUCIÓN DE MERCANCÍA DEL CLIENTE SUR DEL JÍBARO.



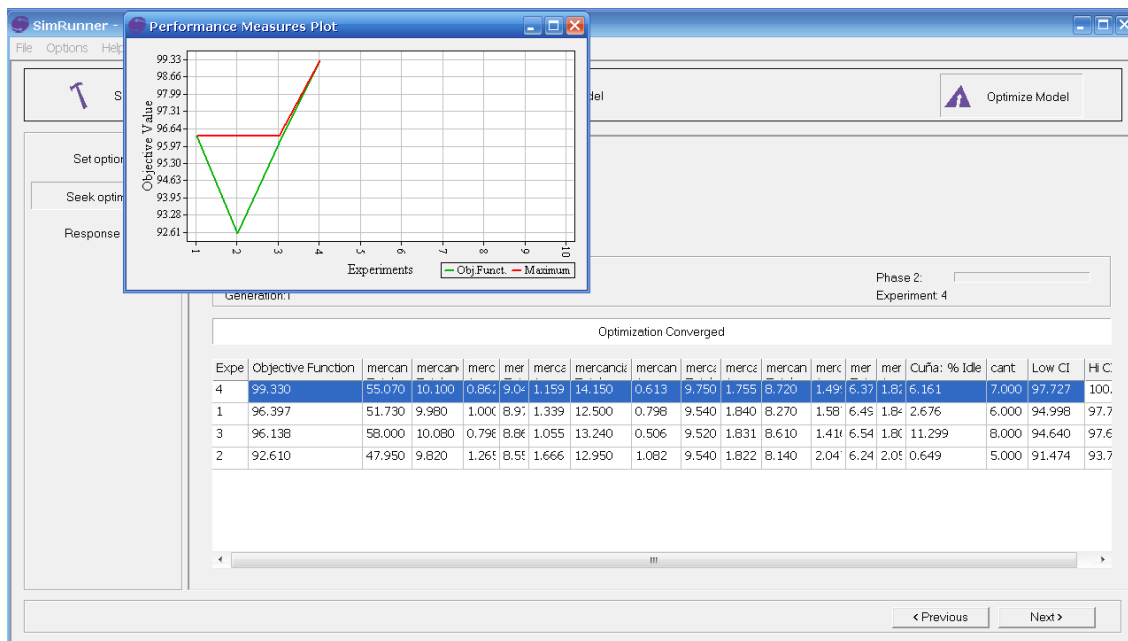
ANEXO 4. DEFINICIÓN DEL PROCESAMIENTO EN LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO.
FUENTE: PROMODEL 7.0



ANEXO 5. RESULTADOS DE LA DETERMINACIÓN DEL NÚMERO DE RÉPLICAS Y DEL WARM-UP PERIOD. FUENTE: SIMRUNNER 3.2.0.1



ANEXO 6. RESULTADOS DE LA FUNCIÓN OBJETIVO EN CADA UNO DE LOS CUATRO EXPERIMENTOS DISEÑADOS. FUENTE: SIMRUNNER 3.2.0.1



**ANEXO 7. REPORTE DE OPTIMIZACIÓN PARA EL MODELO DE DISTRIBUCIÓN –
ABASTECIMIENTO DE MERCANCÍAS. FUENTE: SIMRUNNER 3.2.0.1**

