

APLICACIONES RECIENTES EN LA
INVESTIGACIÓN
DE
OPERACIONES

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE COAHUILA

APLICACIONES RECIENTES EN LA INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES

Coordinadores:

Ada Margarita Álvarez Socarrás

Oliver Avalos Rosales

Irma Delia García Calvillo

Aplicaciones recientes en la Investigación de Operaciones

© Ada Margarita Álvarez Socarrás

© Oliver Avalos Rosales

© Irma Delia García Calvillo

© Universidad Autónoma de Coahuila

Boulevard Venustiano Carranza sin número

Colonia República Oriente, C.P. 25280

Saltillo, Coahuila, México.

ISBN: 978-607-506-350-8

Presentación

Es un honor presentar este libro que muestra algunos de los resultados de la investigación que se realiza en México y algunas partes de Latinoamérica en el área de Investigación de Operaciones. Este libro es un compendio de resultados recientes de IdeO, todos relacionados con aplicaciones reales, lo que muestra que la optimización cada vez tiene mayores alcances en el sector público y privado, mejorando los procesos y la calidad de vida de las personas.

El libro está formado por cuatro capítulos. El primero de ellos se dedica a un problema de ruteo de vehículos para una empresa mexicana del área química. El segundo capítulo plantea una aplicación de la optimización para la distribución de aguas tratadas en una ciudad de la República Mexicana. El tercer capítulo de este libro desarrolla un modelo de simulación para la gestión de inventarios. Por último, el cuarto capítulo describe el desarrollo de software para el área de pronósticos, aplicado a una empresa mexicana.

Agradecemos a los autores por permitirnos ser partícipes en la edición de estos resultados de investigación, así como al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología y a la Universidad

Autónoma de Coahuila por el apoyo brindado para la publicación de estas **Aplicaciones Recientes en la Investigación de Operaciones**.

Saltillo, Coahuila, septiembre 2018.

Dra. Ada Margarita Álvarez Socarrás

Dra. Irma Delia García Calvillo

Índice general

1. Diseño de una red de distribución mediante el problema de enrutamiento de vehículos capacitados selectivos para una empresa de producción de reactivos químicos en México	1
1.1. Introducción	3
1.2. Revisión de literatura	4
1.3. Descripción del caso de estudio	8
1.4. Descripción del modelo	9
1.4.1. Parámetros	10
1.5. Discusión de resultados	12
1.6. Conclusiones	15
2. Metaheuristic-based optimization of treated water distribution in a Mexican City	19
2.1. Introduction	20
2.2. Methodology	22
2.2.1. Three approaches for the local search procedure	24
2.3. Results	29
2.4. Conclusions and future research	30

3. Modelo de simulación de un sistema permanente de gestión de inventarios como soporte al aprendizaje basado en problemas	33
3.1. Introducción	34
3.2. Metodología de aprendizaje activo	38
3.3. Conclusiones	50
4. Desarrollo de software para la predicción de ventas aplicado a empresas proveedoras de productos químicos.	53
4.1. Introducción	55
4.2. Descripción del problema	56
4.3. Metodología de solución	57
4.3.1. Siete pasos en el sistema de pronóstico	57
4.4. Resultados	62
4.5. Conclusiones	65

Autores

Oswaldo Alvarado Amaya
Laboratorio Nacional de Tecnologías de la Información,
Universidad Autónoma de Ciudad Juárez.
e-mail: al171672@alumnos.uacj.mx

Santiago Omar Caballero Morales
Posgrado de Logística y Dirección de la Cadena de Suministro,
Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla.
e-mail: santiagoomar.caballero@upaep.edu.mx,

Ma. del Rocío Castillo Estrada
Facultad de Ciencias Básicas, Ingeniería y Tecnología.
Universidad Autónoma de Tlaxcala.
email: rociocastilloe@yahoo.com.mx

Juan Bruno Castro Carrillo
Laboratorio Nacional de Tecnologías de la Información,
Universidad Autónoma de Ciudad Juárez.
e-mail: al171492@alumnos.uacj.mx

Edgar Leonardo Giraldo Picón
Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales.

e-mail: elgirdop@unal.edu.co

Jaime Alberto Giraldo García
Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales.

e-mail: jaiagirdog@unal.edu.co

Marco Edgar Gómez Camarillo
Facultad de Ciencias Básicas, Ingeniería y Tecnología.
Universidad Autónoma de Tlaxcala.

email: marcoedgargomez1959@gmail.com

Luis Reynaldo González García
Laboratorio Nacional de Tecnologías de la Información,
Universidad Autónoma de Ciudad Juárez.

e-mail: al171493@alumnos.uacj.mx

Julián Quintero Henao
Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales.

e-mail: jdsuarezq@unal.edu.co

José Luis Martínez Flores
Posgrado de Logística y Dirección de la Cadena de Suministro,
Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla.
e-mail: joseluis.martinez01@upaep.edu.mx,

Gillermo Airam Piloto Cuellar
Posgrado de Logística y Dirección de la Cadena de Suministro,
Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla.
e-mail: guillermoairam.piloto@upaep.edu.mx,

Gilberto Rivera Zarate
Laboratorio Nacional de Tecnologías de la Información,
Universidad Autónoma de Ciudad Juárez.
e-mail: gilberto.rivera@uacj.mx

Jorge Enrique Rodas Osollo
Laboratorio Nacional de Tecnologías de la Información,
Universidad Autónoma de Ciudad Juárez.
e-mail: jorge.rodas@uacj.mx

Julia Patricia Sánchez Solís
Laboratorio Nacional de Tecnologías de la Información,
Universidad Autónoma de Ciudad Juárez.
e-mail: julia.sanchez@uacj.mx

Diana Sánchez Partida
Posgrado de Logística y Dirección de la Cadena de Suministro,
Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla.
e-mail: diana.sanchez@upaep.edu.mx,

Paula Andrea Urrego Navarro
Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de In-
geniería Industrial, Universidad Nacional de Colombia, Sede
Manizales.
e-mail: paurregon@unal.edu.co

Capítulo 1

Diseño de una red de distribución mediante el problema de enrutamiento de vehículos capacitados selectivos para una empresa de producción de reactivos químicos en México

Gillermo Airam Piloto Cuellar*, José Luis Martínez Flores, Santiago Omar Caballero Morales y Diana Sánchez Partida

Posgrado de Logística y Dirección de la Cadena de Suministro, Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla.

*e-mail: guillermoairam.piloto@upaep.edu.mx,

Resumen: En las últimas décadas se ha prestado especial atención al campo logístico, dentro del cual uno de los aspectos de mayor interés es el diseño de redes de distribución más eficientes. Este tema ha sido ampliamente tratado en la literatura, se han desarrollado algoritmos exactos y aproximados, estos últimos han sido elaborados debido a la alta complejidad computacional de estos problemas a gran escala. Este trabajo aborda la resolución de un problema de distribución de reactivos químicos mediante el uso de una flota heterogénea, con posibilidad de selección específica de vehículo por parte de los clientes. El problema se formula, en primer lugar, como un problema clásico de VRP Capacitado. Seguidamente, se incluyen una restricción adicional que garantiza la selección de vehículo, obteniendo un modelo de programación lineal entera mixta para el CVRP Selectivo. Se realiza un análisis respecto a los resultados obtenidos para el modelo tradicional del problema de enrutamiento de vehículos capacitados (CVRP, por sus siglas en inglés) con respecto al SCVRP propuesto. Los resultados de ambos métodos se obtienen mediante la aplicación del Algoritmo de Branch and Bound; observándose una reestructuración en las rutas debido a las exigencias de los clientes conllevando esto a un aumento en la distancia total recorrida por los vehículos.

Palabras clave: Problema de Enrutamiento Selectivo de Vehículos Capacitados; redes de distribución; Branch and Bound.

1.1. Introducción

La aplicación de programas de optimización puede brindar ahorros significativos en el diseño de rutas de transporte. Por tal motivo, uno de los problemas más importantes a tratar dentro de la gestión logística y las cadenas de suministros consiste precisamente en el diseño efectivo de redes de distribución, pues, minimizar el costo de transporte implica una reducción de los gastos asociados al producto. En la literatura de investigación operativa, se le denomina problema de enrutamiento de vehículos (VRP, por sus siglas en inglés). Este problema fue propuesto por primera vez por Dantzig y Ramser [5], el cual es una generalización del famoso problema del agente viajero (TSP, por sus siglas en inglés) y desde entonces se han publicado cientos de trabajos de investigación sobre diferentes variantes de VRP [10].

La solución del problema clásico de VRP es un conjunto de rutas que comienzan y terminan en el depósito, y que satisfacen la restricción de que todos los clientes son atendidos solo una vez. El costo de transporte se puede mejorar reduciendo la distancia total recorrida y reduciendo el número de vehículos requeridos. Como VRP es un problema de optimización combinatoria de la clase NP-Duro [12], los algoritmos exactos solo son eficientes para pequeñas instancias del problema. La mayoría de los problemas del mundo real a menudo son mucho más complejos que el VRP clásico. Por lo tanto, en la práctica, el problema VRP clásico se ve reforzado por restricciones, como por ejemplo la capacidad del vehículo, revelando así el problema de enrutamiento de vehículos capacitados (CVRP) [3], considerado también como un problema NP-Duro [11].

En el presente artículo, se aborda el Problema de Enrutamiento de Vehículos Capacitados Selectivo (SCVRP), el cual es un problema de programación mixto entera, y como extensión del CVRP, el SCVRP también es un problema tipo NP-Duro. Dicho modelo se aplica en un caso de estudio en una empresa de producción de reactivos químicos en México, para un único depósito y una flota de vehículos heterogénea, donde cada cliente se visita exactamente una sola vez y una vez finalizado cada circuito todos los vehículos deben regresar al punto de partida. Debido a que es un problema con 17 instancias, su solución se encuentra aplicando un algoritmo exacto Branch and Bound.

A fin de establecer un orden de todas las partes, el presente artículo queda estructurado de la siguiente manera: en la sección [1.2](#) se realiza una revisión de la literatura. En la sección [1.3](#) se realiza la descripción del problema sucedida de la descripción del modelo en la sección [1.4](#). En la sección [1.5](#) se discuten los resultados obtenidos para finalmente en la sección [1.6](#) presentar las conclusiones referentes al análisis de los aportes de la investigación.

1.2. Revisión de literatura

En el caso de estudio analizado, donde el objetivo consiste en la minimización de los costos en las rutas de distribución; si bien reúne las características de un CVRP con múltiples vehículos, la condición: los clientes pueden seleccionar que vehículos desean que les brinde o no el servicio, nos lleva a plantearnos un nuevo modelo el cual definimos como: el Pro-

blema de Enrutamiento de Vehículos Capacitados Selectivo (SCVRP). Y aunque no se han encontrado modelos similares en la literatura, diversos estudios abordan la elección dentro del problema de ruteo vehicular, desde una óptica diferente al caso de estudio. Entre algunos de estos ejemplos, se puede mencionar los catalogados por Feillet et al. [6], en donde realizan una clasificación de los TSP con ganancias. Se identifican y comparan diferentes clases de aplicaciones, enfoques de modelado y técnicas de solución exactas o heurísticas, de igual modo proponen un modelo en base al problema del vendedor viajero con ganancias (TSPP, por sus siglas en inglés). TSPP es una generalización del problema del TSP donde no es necesario visitar a todos los clientes. Asociado con cada cliente hay un beneficio conocido a priori.

En una versión, conocida como problema de orientación (OP), TSP selectivo (STSP, por sus siglas en inglés) o problema máximo de recolección (MCP, por sus siglas en inglés), el objetivo es la maximización de la ganancia recolectada de manera que el costo total de viaje (distancia) no exceda un límite superior. La otra versión, nombrada como el premio de recolecta TSP (PCTSP) se ocupa de determinar el recorrido con el costo de viaje total mínimo cuando el beneficio o premio recaudado es mayor que un límite inferior. Existe una tercera versión de TSPP denominada problema de viaje rentable (PTP) en el que el objetivo es maximizar la diferencia entre el beneficio total recaudado y el costo de la distancia total recorrida [1].

Según Chao et al. [4] en el problema de orientación, los puntos de inicio y finalización se especifican junto con otros lugares que tienen puntuaciones asociadas. Otros estudios tales como, el VRP selectivo con ventanas de tiempo (SVRPTW)

propuesto por Gueguen [8] propone procedimientos de solución de rama y precio para el llamado VRP selectivo con ventanas de tiempo y VRP de recolección de premios con ventanas de tiempo, que incorpora la capacidad y tiempos adicionales en las restricciones de ventana sobre el Problema de Orientación en Equipo (TOP, por sus siglas en inglés). Otro de los problemas surgidos como extensión de los anteriormente mencionado es el Problema de Enrutamiento Vehicular Selectivo (SVRP), el cual tiene como objetivo, determinar un subconjunto factible de clientes a atender, así como la secuencia en la que estos clientes son visitados por cada vehículo de tal forma que se minimice el costo total de distribución. El costo incluye tanto el costo total de viaje como el valor total de la compensación por el costo de no entrega de todos los clientes no visitados. Por lo tanto, el SVRP supone implícitamente, sin pérdida de generalidad, que las distancias de viaje y los costos de no entrega se expresan en las mismas unidades. Los VRP con captación selectiva también fueron considerados por Gribkovskaia et al. [7]. Plantean el problema de enrutamiento de un solo vehículo con entregas y recogidas selectivas (SVRPDSP), un problema que se encuentra en la logística inversa. Presentan varios procedimientos de construcción y mejora para el problema, así como una heurística de búsqueda tabú. Sus resultados indicaron que a menudo es rentable hacer una segunda visita al mismo cliente. Esto confirma el interés de no forzar a la solución a ser un circuito hamiltoniano.

Valle et al. [14] estudian un Problema de Enrutamiento de Vehículos no capacitado (VRP) donde no necesariamente todos los clientes deben ser visitados y el objetivo es minimizar la longitud de la ruta más larga del vehículo. En Aras et al.

[1] se refieren al problema de enrutamiento selectivo de varios vehículos con precios (SMDVRPP). Su SMDVRPP involucra un conjunto de centros de recolección tratados como depósitos, un conjunto de concesionarios que actúan como nodos de clientes y un número ilimitado de vehículos donde se incurre en un costo operativo por cada vehículo utilizado. Otra área de aplicación es la propuesta por Şahinyazan et al. [13], donde se presenta un sistema de recolección de sangre móvil nuevo y más eficiente, con el objetivo principal de aumentar los niveles de recolección de sangre, mediante el aumento de la frecuencia de viajes y la reducción de los costos operativos del sistema móvil de recolección. Este nuevo problema se define como una extensión del problema de enrutamiento selectivo de vehículos y se lo conoce como el SVRP con Tours integrados.

El SCVRP planteado en este caso de estudio particular tiene como objetivo, la minimización del costo total del viaje. Donde cada cliente i decide si el vehículo k puede visitarlo o no, no existe un costo de compensación por la no entrega a clientes no visitados, debido a que los clientes que no tengan ningún tipo de preferencia por un vehículo en específico serán asignados al vector de otro vehículo k . El problema está estrechamente relacionado con el VRP selectivo, sin embargo, el SCVRP que se presenta difiere en dos aspectos con respecto al VRP selectivo: (1) todos los clientes deben visitarse y (2) debido a que solamente existe un depósito, cada vehículo comienza su ruta desde él. El SCVRP propuesto en este trabajo, obedece a un enfoque de solución exacta, con una formulación de programación de enteros, mediante la aplicación del Algoritmo de Branch and Bound y el software LINGO 17.0.

1.3. Descripción del caso de estudio

El caso de estudio que se analizará en el presente artículo se desarrolló en una empresa mexicana productora de reactivos químicos, la misma se encarga de realizar la distribución a sus clientes contando para esto con una flota heterogénea. La particularidad del problema abordado es realizar el diseño de las rutas de distribución de este CDIST teniendo en cuenta una flota disponible de nueve vehículos con diferentes capacidades, para suministrar a sus 16 clientes distribuidos hacia el sur de México. Debido a los muchos años de servicio brindados por los proveedores transportistas de la compañía hacia y para sus clientes, algunos de estos clientes más importantes de la compañía, en la región sur de México han desarrollado un alto grado de fidelidad por los transportistas que han destacado por sus buenas prácticas logísticas, que contribuyen de manera significativa en la reducción de incidentes y manejo seguro de sus productos con altos niveles de seguridad y rendimiento operativo.

Tal situación ha generado que se haya creado el escenario donde los clientes seleccionan específicamente, aquellos transportistas o en su defecto los vehículos, de los cuales desean recibir el servicio. Adicionalmente, se tienen los siguientes supuestos: (1) Análisis de un solo producto, (2) Análisis de un solo centro de distribución, (3) Flota heterogénea, (4) Ruteo con capacidad limitada, (5) La demanda es conocida y se cumple estrictamente y (6) Determinados clientes deciden qué vehículo los visitará.

Ya que la empresa está altamente comprometida con satisfacer las necesidades de sus clientes, desea implementar un

esquema eficiente de distribución que favorezca dichos requerimientos sin que esto genere altos costos. En la figura 1.1 se muestra la ubicación del CDIST y de sus clientes.

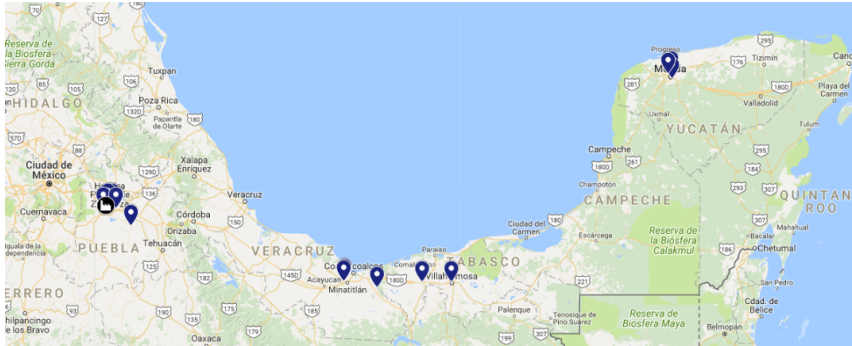


Figura 1.1: Ubicación del Centro de distribución y sus clientes asignados

1.4. Descripción del modelo

Se tiene una flota de vehículos disponibles con capacidades diferentes y limitadas, los cuales deben partir del depósito o centro de distribución para dar servicio a determinados clientes, y llegar al final de su ruta al nodo de partida (depósito). Se conoce que $N' = \{0, \dots, n\}$ es el conjunto de $n+1$ vértices, donde el vértice 0 representa el depósito, y el conjunto de vértices $N = N' \setminus \{0\}$ corresponde a los n clientes. $S \subseteq N$, que incluye aquellos clientes que seleccionan los vehículos que los visitarán.

1.4.1. Parámetros

i : nodo de partida $i = 1 \dots n+1$

j : nodo de llegada $j = 1 \dots n+1$

F : Flota disponible

v : vehículo $v = 1 \dots F$

D_{ij} : Distancia entre el nodo i y el nodo j

Q_i : Demanda del nodo i

C^v : Capacidad del vehículo v

LB : Mínimo número de vehículos a utilizar

U_i^v : Entregas acumuladas del cliente i en vehículo v

U_j^v : Entregas acumuladas del cliente j en vehículo v

l : Número de clientes que seleccionan el vehículo que los visitará

Variable de decisión

$$X_{ij}^v = \begin{cases} 1, & \text{si el vehículo } v \text{ se traslada de } i \text{ a } j \\ 0, & \text{caso contrario} \end{cases}$$

Función Objetivo

$$\min Z = \sum_{v \in F} \sum_{i \in N} \sum_{j \in D'} (D_{ij} * X_{ij}^v) \quad (1.1)$$

Sujeto a:

$$X_{ij}^v = 0 \quad \forall v \in F, i = j \in N' \quad (1.2)$$

$$\sum_{v \in F} \sum_{i \in N} X_{ij}^v = 1 \quad \forall j \in N, i \neq j, Q_i + Q_j \leq C^v \quad (1.3)$$

$$\sum_{v \in F} \sum_{j \in N} X_{ij}^v = 1 \quad \forall i \in N, i \neq j, Q_i + Q_j \leq C^v \quad (1.4)$$

$$Q_j \leq U_j^v \leq C^v \quad \forall v \in F, j \in N \quad (1.5)$$

$$U_i^v - U_j^v + C^v * X_{ij}^v + X_{ij}^v * (C^v - Q_i - Q_j) \leq C^v - Q_j \\ \forall i, j \in N, i \neq j, v \in F \quad (1.6)$$

$$\sum_{j \in N'} X_{ij}^v - \sum_{j \in N'} X_{ji}^v = 0 \quad \forall v \in F, i \in N' \quad (1.7)$$

$$\sum_{i \in N'} Q_i \setminus C_{PROM} = LB \quad (1.8)$$

$$\sum_{v \in F} \sum_{j \in N} X_{1j}^v \geq LB \quad (1.9)$$

$$0 \leq X_{ij}^v \leq 1, X_{ij} \in Z \quad \forall i, j \in N', v \in F \quad (1.10)$$

$$U_i^v \geq 0 \quad \forall i \in N, v \in F \quad (1.11)$$

El objetivo planteado en (1.1) es minimizar la distancia total a recorrer por los vehículos, en la ecuación (1.2) se evita que un vehículo viaje dentro de un mismo nodo. Así como las restricciones (1.3) y (1.4) indican que un vehículo determinado debe entrar y salir solo una vez de cada cliente. La (1.5) expone el rango en el que se debe encontrar el valor de entregas acumuladas en una ruta. La (1.6) se basa en las restricciones de eliminación del subtour, la cual se obtuvo de Bolduc et al. [2], que está basada en la corrección de Kara et al. [9] para Miller-Tucker-Zemlin para la eliminación de subtour en el problema de enrutamiento de vehículos capacitados; y actúa como eliminación de subtour y a la vez impone que la demanda total

de los clientes visitados por un vehículo no puede superar la capacidad de este. La restricción (1.7) garantiza la continuidad del flujo. La (1.8) determina según la flota disponible y las demandas, el número mínimo de vehículos que se necesitan para servir a todos los clientes, mientras que la (1.9) impone que deben salir al menos dicha cantidad de vehículos a dar servicio. Para concluir con el modelo estándar de CVRP en (1.10) y (1.11) se define la naturaleza de las variables. A continuación, se presenta la restricción (1.12), cuyo objetivo es definir la selección realizada por los clientes de los vehículos que los visitarán.

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in N'} X_{ij}^v + X_{ji}^v = 2l \quad \forall v \in F, S \subseteq N \quad (1.12)$$

En el caso específico del problema abordado, el cliente número 7 ha elegido el vehículo 1, mientras que los clientes 8, 9 y 10 han seleccionado el vehículo número 2.

1.5. Discusión de resultados

Una vez desarrollado el modelo correspondiente al problema a analizar se realiza su programación LINGO versión 17.0, para realizar la optimización a través del algoritmo Branch and Bound, se utiliza un método exacto para definir el diseño de las rutas de distribución bajo las condiciones específicas del caso tratado. En la presente sección se realiza una comparación de los resultados obtenidos mediante la aplicación de un CVRP clásico que consiste en el modelo desarrollado excluyendo las restricciones (1.11) y (1.12), las cuales implican la decisión del

cliente acerca del vehículo que los visitará o no, y los resultados obtenidos incluyendo dicha restricción, convirtiéndose en un caso de un CVRP con selección de clientes.

Para la realización del experimento se utiliza una sola instancia, la cual es obtenida mediante los datos reales del caso de estudio analizado. Dicha instancia se compone de 17 nodos, distribuidos de la siguiente manera: 16 clientes y 1 centro de distribución. Para la elaboración de la matriz de distancia se tienen en cuenta las coordenadas latitud y longitud de cada uno de los nodos. La flota de vehículos con la que cuenta la Compañía es heterogénea.

En el caso del CVRP el programa arrojó siete rutas con un recorrido total de 8771.75 Km, mientras que el modelo incluyendo las decisiones de los clientes que seleccionan el vehículo que los visitará obtuvo un recorrido total de 9913.95 Km, observándose un aumento en la distancia recorrida de 1142.2 Km (13.02%), a continuación, se muestran las rutas obtenidas para cada caso. El tiempo de ejecución transcurrido en el Software LINGO 17.0 para el primer escenario fue de 25 horas con 40 minutos mientras que para el segundo fue de 17 horas con 45 minutos aproximadamente.

Como se observa en la tabla [1.1](#), al incluir las restricciones de selección de clientes se mantuvo el mismo número de rutas sin embargo hubo una modificación en la asignación de los clientes a cada una, lo cual se reflejó en un aumento del 13.02% en la distancia total a recorrer por los vehículos.

Tabla 1.1: Resultados obtenidos para el CVRP y SCVRRP por el Branch and Bound

Ruta	Capacidad Vehículo (ton)	Capacidad usada (ton)	Ruta	Capacidad Vehículo (ton)	Capacidad usada (ton)
1-16-15-1	30	17.19	1-7-1	30	29.49
1-11-1	30	28.91	1-12-8-2-10-9-1	30	19.36
1-6-1	30	28.77	1-14-1	30	24
1-12-8-2-3-17-1	30	22.24	1-11-1	30	28.90
1-7-10-1	35	34.65	1-6-4-1	35	30.95
1-9-14-4-1	35	33.68	1-16-15-3-17-1	35	32.74
1-13-5-1	40	39.72	1-13-5-1	40	39.72

1.6. Conclusiones

En el presente artículo se formuló un modelo de programación entera para la distribución de una empresa de reactivos químicos en México, desde uno de sus centros de distribución en la zona sur del país hacia sus clientes asignados. Dicho modelo se identifica como el Problema de Enrutamiento de Vehículos Capacitados Selectivo, en el cual se establece como objetivo principal la minimización del costo total del viaje, bajo la premisa de que los clientes pueden seleccionar los vehículos que le brindan servicio. En este artículo se realiza una comparativa entre el modelo tradicional del CVRP y el SCVRP propuesto, donde se obtiene como resultado un aumento del 13.02 %, en la distancia total recorrida en las rutas diseñadas con la restricción de selección de vehículos por parte de los clientes respecto al CVRP. La principal contribución en este trabajo, se halla en la propuesta en sí, del propio modelo matemático, el cuál es capaz de resolver otros tipos de instancias bajo los mismos supuestos abordados en este artículo, y con dimensiones no mayores a los 50 nodos.

Si bien en el presente trabajo se arrojan los resultados óptimos para el caso abordado, se reconoce que el esfuerzo computacional fue considerable y el tiempo de procesamiento del software elevado, debido al esquema altamente cambiante del mundo empresarial, se requieren herramientas que permitan tomar decisiones en un lapso corto de tiempo, por lo tanto, en futuras investigaciones se propone continuar el análisis de modelo propuesto, y desarrollar e implementar técnicas metaheurísticas para la solución del mismo. De igual manera otro de los trabajos a futuros esta dirigido a un análisis computacional más

extenso, así como un proceso de experimentación que tenga en cuenta otras instancias, lo cuál posibilitará la demostración de la robustez del modelo planteado.

Reconocimiento. Los autores agradecen el apoyo de esta investigación desarrollada en el programa de Maestría de Logística y Dirección de la Cadena de Suministro, en la Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla (UPAEP), y apoyado con recursos otorgados por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) CVU: 774606 y 705343. Asimismo, a la compañía DOW QUÍMICA MEXICANA, S.A. DE C.V por la aportación de información para el logro de este trabajo.

Bibliografía

- [1] Necati Aras, Deniz Aksen, y Mehmet Tuğrul Tekin. Selective multi-depot vehicle routing problem with pricing. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 19(5):866–884, 2011.
- [2] Marie-Claude Bolduc, Jacques Renaud, Fayez Boctor, y Gilbert Laporte. A perturbation metaheuristic for the vehicle routing problem with private fleet and common carriers. *Journal of the Operational Research Society*, 59(6):776–787, 2008.
- [3] Tonci Caric y Hrvoje Gold. Vehicle routing problem. 2008.
- [4] I. M. Chao, B. L. Golden, y E. A. Wasil. A fast and effective heuristic for the orienteering problem. *European journal of operational research*, 88(23):475–489, 1996.

-
- [5] George B Dantzig y John H Ramser. The truck dispatching problem. *Management science*, 6(1):80–91, 1959.
- [6] Dominique Feillet, Pierre Dejax, y Michel Gendreau. Traveling salesman problems with profits. *Transportation science*, 39(2): 188–205, 2005.
- [7] Irina Gribkovskaia, Gilbert Laporte, y Aliaksandr Shyshou. The single vehicle routing problem with deliveries and selective pickups. *Computers & Operations Research*, 35(9):2908–2924, 2008.
- [8] C Gueguen. *Méthodes de résolution exacte pour les problèmes de tournées de véhicules*. Doctoral dissertation, châtenay-malabry, Ecole centrale de Paris, 1999.
- [9] Imdat Kara, Gilbert Laporte, y Tolga Bektas. A note on the lifted miller–tucker–zemlin subtour elimination constraints for the capacitated vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, 158(3):793–795, 2004.
- [10] VV Senthil Kumar y R Jayachitra. Linear sweep algorithm for vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery between two depots with several nodes. *Global Journal of Pure and Applied Mathematics*, 12(1):897–908, 2016.
- [11] Martine Labbé, Gilbert Laporte, y H elene Mercure. Capacitated vehicle routing on trees. *Operations Research*, 39(4): 616–622, 1991.
- [12] Jan Karel Lenstra y AHG Kan. Complexity of vehicle routing and scheduling problems. *Networks*, 11(2):221–227, 1981.

- [13] Feyza Güliz Şahinyazan, Bahar Y Kara, y Mehmet Rüştü Tamer. Selective vehicle routing for a mobile blood donation system. *European Journal of Operational Research*, 245(1):22–34, 2015.

- [14] Cristiano Arbex Valle, Alexandre Salles da Cunha, Geraldo Robson Mateus, y Leonardo C Martinez. Exact algorithms for a selective vehicle routing problem where the longest route is minimized. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 35: 133–138, 2009.

Capítulo 2

Metaheuristic-based optimization of treated water distribution in a Mexican City

Oswaldo Alvarado Amaya, Juan Bruno Castro Carrillo, Luis Reynaldo González García*, Gilberto Rivera Zarate, Jorge Enrique Rodas Osollo and Julia Patricia Sánchez Solís

Laboratorio Nacional de Tecnologías de la Información,
Universidad Autónoma de Ciudad Juárez.

*e-mail: al171493@alumnos.uacj.mx

Abstract: Nowadays, urban areas are composed of logistic networks that form a compact and complex entity whose integration has a meaningful impact on the sustainability of the urban system. Currently, there are several models for the optimization of these networks mainly focused on the transport of products and people. One of these models is the Vehicle Routing Problem (VRP). The scientific literature provides evidence that Genetic Algorithms (GAs) find acceptable solutions to VRP. Besides, local searches optimize the GA solutions and hence reduce computing runtime. In this study, three algorithms for local search are compared: (1) Tabu search [1], (2) a threshold accepting approach, and (3) a multi-start local search based on cross exchanges [2]. Instances taken from a real-world case study of water distribution from the “Junta Municipal de Agua y Saneamiento de Ciudad Juárez” are considered for this analysis. Further results show that implemented local search algorithms reduce the traveled distance of the initial solutions.

Keywords: Local search; Drinking water distribution; Genetic Algorithm; Vehicle Routing Problem; Real-world Case Study

2.1. Introduction

Drinking water distribution is a major problem for every city, specially in cities with poor urban planification and increasing population. During summer, temperatures tend to rise extremely in desert cities. According to the UN, 9% of the world’s population does not have access to drinking water. It

is expected that by 2050 at least 25 % of the world population will have a problem aggravated by the continuing shortage of fresh water [4]. Shortage of water in areas without access to

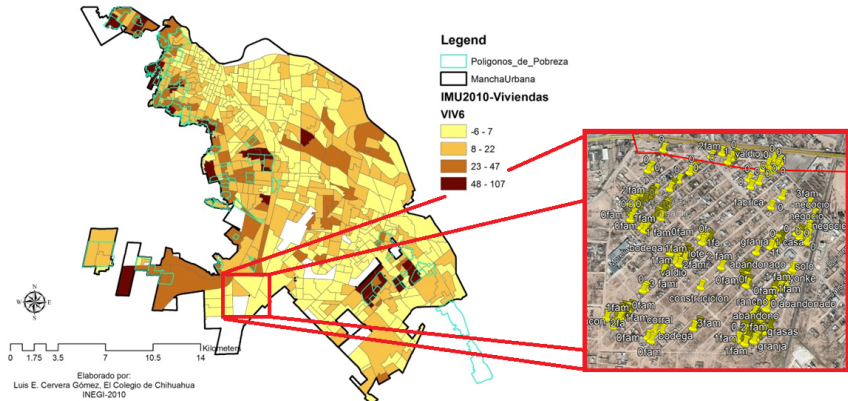


Figura 2.1: Largest poverty polygon study area in Ciudad Juárez according to El Colegio de Chihuahua

this resource may lead to severe cases of dehydration or even death from heat stroke, as occurs in Ciudad Juárez. In this city there are poverty polygons where drinking water distribution is necessary for the quality of life of their population. The largest poverty polygon in Ciudad Juárez is shown in figure 2.1.

There are areas where companies cannot distribute the vital liquid via the water trucking system because long distances between delivery points. Having a good Water Distribution Systems (WDSs) is the main scope of any water agency. An algorithm that allows optimizing delivery times, load times and fuel savings for vehicles, is critical according to the variables

previously involved [12]. The main objective of a route optimization algorithm is to improve the delivery efficiency from one point to another. This efficiency is delimited mainly by the distance, load time and capacity of the vehicles. These constraints are correlated to the geographical conditions and the deliveries that have to be made [6]. For this case study a genetic algorithm for VRP was implemented. However, the focus of the research is oriented to improve the delivery and distribution of water. The purpose is to decrease traveled distance and fuel costs. This research is organized as follows: Section 2 describes the GA for the VRP. Next, three methods for local search are examined: tabu search, threshold accepting and cross exchange. The results of the different algorithms are presented in Section 3. Section 4 discuss some conclusions and directions for future research.

2.2. Methodology

There are other bioinspired techniques that have been applied for VRP [9]. In this study, a Genetic Algorithm technique for the classic VRP is considered. The instances for this study were provided by the JMAS (Junta Municipal de Agua y Saneamiento), including the information on the demand of drinking water in Ciudad Juárez. These instances designate the capacity of the vehicles that will be used for the delivering service; the maximum distance a vehicle can travel, and contain the coordinates and the demand of the costumers (or the families) to be visited. In the proposed GA, every chromosome represents a solution that satisfies an instance with an allowed excess (un-

fitness). The chromosome contains the tours and the order in which the families or clients would be visited (see figure 2.2).

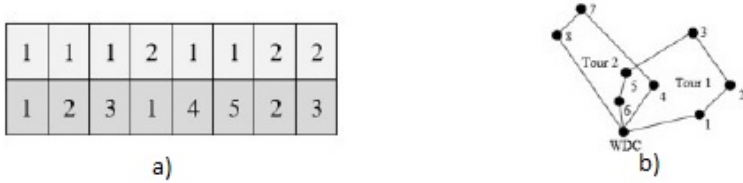


Figura 2.2: The chromosome model. a) A two-dimensional structure that holds the tour and the order in which every costumer or family will be visited. b) The tours stored in the chromosome shown in the structure, starting from the Water Distribution Center.

In the first step of the GA, an initial population of n size (number of deliveries) is created. The initial solutions are formed considering the polar coordinates of the points to be visited, with the depot (the water distribution center) placed at the origin. The first tour begins with the nearest client or family to the positive x-axis, and adds the next one considering this same condition. More families or clients will be added until an infraction in traveled distance occurs. When this happens, if the distance excess is smaller or equal to the allowed excess, the client or family will be added to the current tour and a new tour will be created. In order to explore solutions that would be expected to be more difficult to be generated via genetic operators, a local search is implemented. In the next section, different algorithms for local search are analyzed.

2.2.1. Three approaches for the local search procedure

Every time a solution is created during the execution of the GA (regardless if the solution was created in the initial population or during crossover), a local search procedure is applied to this new solution. The purpose of this process is to reduce the traveled distance for every tour in the solution by moving one or more deliveries to a near tour. There are several known algorithms for doing this. In this section, three algorithms for local search are analyzed and adapted to the VRP for drinking water distribution: (1) *Tabu Search*, (2) *Threshold Accepting* and (3) *Cross Exchange*. These methods were chosen for being heuristic and metaheuristic models. According to literature[2,5,12], the heuristic method (Cross-Exchange) and the meta-heuristics (Tabu Search and Threshold Accepting) are some of the most used models for VRP.

Tabu Search

The first implemented approach is based on the Tabu Search algorithm. It was introduced in 1989 by Fred Glover [7], in the same work he also introduced the notion of metaheuristic. This method was based on the resolution of real problems, through the application of concepts related to combinatorial optimization. Several algorithms implement local search techniques [3], our case study implements techniques based on tabu search to find a feasible solution, where there are three entities to consider: (1) depot, which is the water distribution center, where drinking water trucks fill their tanks for delivery. It is in the

origin when the problem is modeled. (2) Routes: which represent the roads that vehicles transit for the distribution of water. (3) Customers: they are made up of households where water is distributed. The adaptation of the algorithm based on Tabu Search for this case study is shown in algorithm [1](#).

Algorithm 1: Tabu Search

```

BestSolution ← Solution;
MaxValueTabuList ← Value1;
TabuList ← [];
TabuTenure ← Value2;
while TabuTenure > 0 do
  for BestSolution.route[i] < BestSolution.route[maxLenght] do
    CandidateNode ← RadomNode;
    NewDistance ←
    CompareDistanceNodes(CandidateNode, ChosenNeighborhood);

    if NewDistance < OriginalDistance then
      | BestSolution.route[I] ←
      | SwaptNodes(CandidateNode, ChosenNeighborhood);
    end if
    if Lenght(LenghtTabuList) ≥ MaxValueTabuList then
      | TabuList.RemoveLast(CandidateNode and
      | ChosenNeighborhood);
    end if
    TabuList.Push(CandidateNode, ChosenNeighborhood);
    i++;
  end for
  TabuTenure--;
end while
return BestSolution;

```

Threshold Accepting

The second approach analyzed is based in the algorithm that was originally proposed by Dueck and Scheuer in 1990 [5], and it seeks for an unknown goal solution through the generation of pseudorandom solutions. The first step in this algorithm consists in setting a percentage that will dictate the maximum excess in cost allowed for the new solutions and a number of rounds or cycles. The percentage decreases after a cycle is completed, thus it is expected that new random solutions are more feasible and closer to the optimal over time. In order to generate solutions that move around the same domain, a neighborhood function is required. The adaptation of the algorithm for this study is shown in algorithm [2].

Algorithm 2: Threshold Accepting

```

BestSolution ← Solution;
for  $i = 1$  to TotalRoutesInSolution do
     $R \leftarrow \text{GetRoute}(\text{BestSolution}, i)$ ;
     $\text{CandidateNode} \leftarrow \text{RandomNode}(R)$ ;
     $\text{NeighborRoute} \leftarrow \text{EvaluateNeighborhood}(\text{CandidateNode})$ ;
     $I \leftarrow \text{RandomIndex}(1, \text{Lenght}(\text{NeighborRoute})+1)$ ;
     $\text{NewRoute} \leftarrow \text{InsertNode}(\text{NeighborRoute}, \text{CandidateNode}, I)$ ;
     $\text{DistanceExcess} \leftarrow \text{GetDistanceExcess}(\text{NewRoute})$ ;
    if  $\text{DistanceExcess} \leq Ta$  then
         $\text{BestSolution} \leftarrow$ 
         $\text{ReplaceRoute}(\text{BestSolution}, \text{NeighborRoute}, \text{NewRoute})$ ;
    end if
     $Ta \leftarrow \text{ReduceExcess}()$ ;
end for
return BestSolution;

```

Before calling the proposed method, the threshold-accepting variable Ta is set once. Ta is a proportion of the distance limit stated by the problem instances. Every solution that has an *unfitness* value bigger than zero would be sent to this procedure for local search. All the routes in the solution may be modified regardless if they exceed or do not the cost constraints. For every tour in the solution, a random client is chosen and, considering the location of this client and the adjacent tours, a neighborhood function returns the best adjacent tour in which the client would be moved. The neighborhood function finds which adjacent tour has the client with the nearest polar coordinate to the client to be moved. A new tour is generated by inserting the client in a random position in the adjacent tour determined in the previous step. If the difference between Ta and the excess in cost of the new route is smaller or equal to zero, the new solution is kept and the original solution is discarded. After all the tours in the solution have been examined, the threshold-accepting variable is decreased. When Ta is equal to zero, no new solutions with excess would be considered.

Cross Exchange

The final algorithm analyzed in this research is a modification of the well-known Cross-exchange proposed by Bräysy [1]. Cross-exchange swaps segments of routes in a given solution. The routes must be adjacent from one another. In [10] the segment from the route 2 is inserted exactly where the segment of route 1 was removed. In addition, Bräysy proposed to swap segments that include customers closest to the customers on the other route. For this project, the maximum amount of

customers in a segment was four (see algorithm [3](#)).

Algorithm 3: Cross Exchange

```

foreach Node in Solution do
  foreach Node in CurrentRoute do
    foreach Node in NextRoute do
      if  $DistanceBetweenNodes \leq DistanceToNeighbor$ 
      then
        | SwapCustomers
      end if
    end foreach
    foreach Node in PreviousRoute do
      if  $DistanceBetweenNodes \leq DistanceToNeighbor$ 
      then
        | SwapCustomers
      end if
    end foreach
  end foreach
end foreach
return BestSolution;

```

For this algorithm, first we consider solutions that contain the minimum amount of routes. Then, each route is compared with its neighbor route. To do this, we calculate the distance between a customer from route 1 and a customer from route 2. If the distance is less than any distance between the customer from route 1 and its two neighbor customers, then the segment from route 2 is swapped. The process is repeated for each customer in both routes until all routes in the solution are compared.

2.3. Results

For validation purposes, the results of the three proposed approaches were obtained using the same instance to solve the GA. This instance corresponds to the Valle Dorado demand, a suburb located at south-west of Ciudad Juárez (see figure 2.1). The instance contains the demands of drinking water of houses, farms, churches and even schools. Seventy-one coordinates for deliveries are listed with their demands expressed in liters. The vehicle has a water storage capacity of 8000 liters. The results of this evaluation are presented next in table 2.1, in which the average distance of the seed solutions are compared against the distance obtained by the three approaches. The local search methods were applied to the same first ten solutions taken from the initial population, and each local search method was applied until complete fifteen cycles.

Solution	Initial	(1) Tabu S.	%	(2) Threshold A.	%	(3) Cross E.	%
1	43.56911	40.2365	3.33	40.4397	3.12	41.4656	2.10
2	43.63295	41.9456	1.68	43.2115	0.42	41.9548	1.67
3	43.73584	41.2943	2.44	41.2154	2.52	42.2364	1.49
4	43.57285	41.6544	1.91	42.5649	1.00	41.2141	2.35
5	43.5292	42.1365	1.39	42.3658	1.13	42.1648	1.36
6	43.43582	42.1365	1.44	43.4459	0.13	41.7648	1.74
7	43.57337	41.9324	1.64	41.5132	2.06	41.5483	2.02
8	43.5656	42.8646	0.70	42.2908.	1.27	41.9212	1.64
9	43.569	40.4806	3.08	40.4806	3.08	41.0318	2.18
10	43.62123	38.9454	4.67	37.3550	6.26	38.6987	4.92

Table 2.1: Comparison for the first ten solutions; the distance is expressed in kilometers.

2.4. Conclusions and future research

This research applies techniques that are based on genetic algorithms for the resolution of VRP problems to achieve an enhanced GA enriched by a local search. Our case study involved the water distribution department of JMAS. Techniques implemented were based on Tabu Search, Threshold Accepting and Cross Exchange which provided better optimization in the local search, in order to decrease the distance in each route. There are several directions for future work. We are going to solve the CVRP through Ant Colony Optimization (ACO) since it is expected that the parallelism achieves further improvements, as proposed by [8]. Determine the supply chain related with an emergence, or Humanitarian Logistics, will be a priority in our novel research as in [2]. Therefore, incorporating variants that represents not only the level of optimization in quantity terms by the new mathematical model, but also the conditions of quality of life in the objective function. Also is important define all dimensions on which, be improved using a novel model of Smart Cities based on Smart mobility.

Bibliography

- [1] O. Bräysy, G. Hasle, and W. Dullaert. A multi-start local search algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *European Journal of Operational Research*, 159(3): 586–605, 2004.
- [2] A. M. Campbell and P. C. Jones. Prepositioning supplies in

- preparation for disasters. *European Journal of Operational Research*, 209(2):156–165, 2011.
- [3] J. C. Chen, Y. Y. Chen, T. L. Chen, and J. Z. Lin. Comparison of simulated annealing and tabu-search algorithms in advanced planning and scheduling systems for tft-lcd colour filter fabs. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 30(6):516–534, 2017.
- [4] Propiedad Intelectual de las Naciones Unidad 2017. La Agenda 2030, haciendo frente a una amenaza global. <http://www.onu.org.mx/haciendo-frente-a-una-amenaza-global/>, 2017. [Online; accessed 10-April-2018].
- [5] G. Dueck and T. Scheuer. A general purpose optimization algorithm superior to simulated annealing. *Journal of Computational Physics*, pages 161–175, 1990.
- [6] F. García-Isidro, J. Martínez-Lugo, and A. Ochoa. Implementation of an algorithm for the transfer of citrus using an intelligent model for train. *PResearch in Computing Science*, 122: 49–62, 2016.
- [7] F. Glover. Tabu search—part i. *ORSA Journal on computing*, 1(3):190–206, 1989.
- [8] Y. Liu, S. Wang, F. Dong, and D. Ren. A two stage method for vrp based on the improved ant colony algorithm. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 18(2):174–181, 2013.
- [9] J. Rodas, D. Azpeitia, A. Ochoa-Zezzati, and Olivier T. *Handbook of Research on Military, Aeronautical, and Maritime Logistics and Operations*. Hershey, PA, 2016.

- [10] E. Taillard, P. Badeau, M. Gendreau, F. Guertin, and J.Y. Potvin. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with soft time windows. *Transportation Science*, 31:170–186, 1997.
- [11] J. Wang, A. K. R. Jagannathan, X. Zuo, and C. C. Murray. Two-layer simulated annealing and tabu search heuristics for a vehicle routing problem with cross docks and split deliveries. *Computers & Industrial Engineering*, 112:84–89, 2017.
- [12] A. C. Zecchin, A. R. Simpson, H. R. Maier, and J. B. Nixon. Parametric study for an ant algorithm applied to water distribution system optimization. *PIEEE transactions on evolutionary computation*, 9(2):175–191, 2005.

Capítulo 3

Modelo de simulación de un sistema permanente de gestión de inventarios como soporte al aprendizaje basado en problemas

Jaime Alberto Giraldo García*, Edgar Leonardo Giraldo Picón, Julián Quintero Henao y Paula Andrea Urrego Navarro

Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales.

*e-mail: jaiagiraldog@unal.edu.co

Resumen: Se ha desarrollado un modelo de simulación que interactuando con un sistema de información del tipo ERP sirve de plataforma de entrenamiento en gestión de inventarios a estudiantes y profesionales del área de ingeniería industrial. Se ha utilizado como base del entrenamiento una metodología de aprendizaje activo (ABP o Aprendizaje baso en problemas) utilizando software de bases de datos para la obtención de información del mundo real de gestión de inventarios y determinar su comportamiento probabilístico mediante la creación de instancias en la simulación. La simulación del modelo de gestión de inventarios muestra como la obtención de datos y la toma de decisiones respecto a la modificación de variables aborda de forma global las acciones a desarrollar para la mejora de una condición inicial o problema. El modelo permite a los estudiantes lograr un mejor entendimiento e internalización de sistemas de gestión de inventarios mediante la experimentación con diversas situaciones problemáticas generadas en diferentes ventanas de tiempo y la propuesta de soluciones a estos, lo cual lleva a un aprendizaje intuitivo y a la comprensión de la gestión de sistemas complejos.

Palabras clave: ABP; ERP; sistemas de gestión de inventarios; simulación.

3.1. Introducción

Las brechas de conocimiento y habilidades presentadas por estudiantes y profesionales de ingeniería en los últimos años es una situación preocupante para las entidades educativas. La

iniciativa CDIO explica que los ingenieros deben estar en la capacidad de concebir, diseñar, implementar y operar sistemas, procesos y productos con valor agregado en un ambiente moderno y basado en el trabajo en equipo [1].

Es conocido, que la globalización y la apertura de libre mercados requiere la implementación de acciones que permitan mejorar el proceso de toma de decisiones a todo nivel, tanto estratégicas como tácticas-operativas, en particular para la administración y control de inventario, por lo tanto, la permanencia de las empresas en el mercado puede estar asociada al uso de métodos analíticos para el soporte apropiado en la toma de decisiones [3]. Por consiguiente, es necesario que estas técnicas durante el proceso educativo se enseñen de forma que el estudiante se vea obligado a analizar situaciones poco habituales y logre alcanzar un acercamiento a la realidad, aceptable.

En este sentido, durante los últimos años ha surgido una metodología de aprendizaje activo, conocida como Aprendizaje Basado en Problemas (ABP o, del inglés, PBL, Problem Based Learning). La metodología ABP es una colección de problemas cuidadosamente construidos por grupos de profesores de materias afines que se presentan a pequeños grupos de estudiantes auxiliados por un tutor [10]. La utilización de herramientas complementarias en la metodología ABP se hace necesaria para el desarrollo del perfil profesional del estudiante. Este, al hacer uso de herramientas para resolver el problema en el que esta inmerso, genera interacciones en las cuales desarrolla diferentes tipos de habilidades. Atendiendo a esto, se presenta un problema en las entidades educativas sobre el proceso enseñanza-aprendizaje de las técnicas de control de inventarios

en las asignaturas de Investigación de Operaciones. Aquí, se infiere que el estudiante sabe cómo obtener a partir de la operación empresarial los parámetros de incertidumbre clásicos: demanda, tiempo entre demandas, nivel de re-orden, tamaño de orden y tiempo de entrega, restringiendo de esta manera en los estudiantes el desarrollo de habilidades de obtención de datos del mundo real.

De otra parte, dicha enseñanza en muchos casos, emplea modelos cuantitativos determinísticos, mediante el empleo de parámetros en la forma de promedios, desconociendo que la realidad del comportamiento de estos exhibe alta variabilidad, lo que a su vez genera que la solución a los problemas de gestión de inventarios no sea del todo satisfactoria. Según Bustos et al [4] los modelos clásicos de inventarios (determinísticos) trabajan con supuestos, en donde la demanda y los plazos de entrega son ciertos y constantes. Sin embargo, China [2] explica que los modelos clásicos de gestión de inventarios consideran que la demanda es conocida y constante. Generalmente, esta situación en la que conocemos con precisión las demandas futuras es más bien poco común en la práctica. Por ello, preferimos admitir que contamos con menos información acerca de la demanda futura. Así, supondremos que la demanda es incierta y conocemos el tipo de distribución de probabilidad que sigue, junto con sus respectivos parámetros.

Para enfrentar este tipo de situación, se hace uso de sistemas de información ERP y simulación, que proporcionan al estudiante la comprensión real aceptable del problema para alcanzar una o múltiples soluciones; y durante el proceso, eliminar deficiencias y desarrollar habilidades. Atendiendo a esto, los sistemas ERP son herramientas computacionales diseñadas

para gestionar, de forma integral, la información procedente del flujo de material, personal y recursos financieros de una organización, en una base de datos común. Un ERP, típicamente, gestiona procesos como la producción, logística, distribución, inventario, envíos, facturas, clientes, recursos humanos, calidad y la contabilidad de la empresa [8]. Así, el uso de estos permite un control de entrada de datos, en donde su análisis genera la información necesaria para ser utilizada en la determinación de la situación actual de la empresa y el control de sus variables.

De igual forma, existen software modeladores o simuladores que logran representar el comportamiento de un sistema y proporcionar una comprensión cercana o igual de instancias reales para realizar valoraciones. De esta manera, los simuladores son técnicas que permiten imitar o simular la operación de diferentes clases de instalaciones o procesos del mundo real o hipotético, haciendo uso de las computadoras (Como se cita en Giraldo [5], p. 1). Vázquez et al. [9] y Fonseca et al. [7] coinciden en que los ambientes simulados virtuales ofrecen soporte para el desarrollo del pensamiento crítico, resolución de problemas, flexibilidad y adaptabilidad a los estudiantes y profesionales que se involucren o estén involucrados en un área específica.

En este sentido, se ha desarrollado una plataforma virtual de simulación de un sistema de gestión de inventarios integrada con un sistema de información ERP enfocada al aprendizaje en la toma de decisiones de estudiantes y profesionales que permite la creación de múltiples instancias, establecidas por periodos de tiempo para su análisis, y a través de estas conocer el comportamiento probabilístico de este tipo de sistemas.

3.2. Metodología de aprendizaje activo

Es de resaltar que, los sistemas de información y la simulación ofrecen ventajas en la comprensión de sistemas del mundo real. Sin embargo, la utilización por separado de estos conlleva al estudiante y al profesional al entendimiento por partes de un todo. Por esta razón, la integración de las partes y el uso paralelo del aprendizaje basado en problemas componen el desarrollo funcional de este trabajo, considerando holísticamente el sistema. Así, la metodología de aplicación del modelo implica los siguientes pasos: 1) Obtención de parámetros de operación del mundo real en la gestión de inventarios; 2) Ajuste estadístico de los datos; 3) Modelo de simulación; 4) Modelo de decisión; y 5) Análisis del desempeño del sistema

Obtención de parámetros de operación del mundo real en la gestión de inventarios

Inicialmente, el estudiante debe tener conocimientos básicos sobre gestión de inventarios; de darse lo contrario, debe ponerse en la tarea de investigar para conocer y/o aclarar conceptos; así, el estudiante logra darse una idea del funcionamiento del sistema. En este sentido, el estudiante debe crear el proceso del sistema que va a estudiar. En la figura [3.1](#) se muestra un ejemplo del comportamiento de un sistema de inventarios.

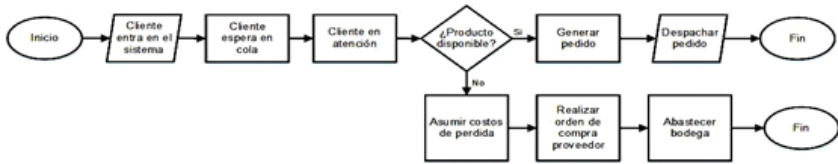


Figura 3.1: Diagrama de flujo. Sistema de gestión de inventarios.

El proceso mostrado en la figura [3.1](#) se describe de la siguiente manera: El proceso empieza cuando un cliente arriba a la empresa y realiza un pedido con un número específico de unidades. La orden es procesada en función del momento de llegada (FIFO). La recepción de la empresa debe consultar en su bodega si existe la totalidad del producto para despachar el pedido. Si el pedido realizado por el cliente es mayor que la disponibilidad de producto en el inventario de la empresa, la recepción debe cancelar el pedido y asumir costos por ventas perdidas; de lo contrario, la empresa genera la venta, retira las unidades del inventario y despacha al cliente. Cuando la empresa reduce su inventario hasta determinado número de unidades (punto de reorden), esta debe generar una orden de compra al proveedor con las unidades necesarias (cantidad económica a pedir – EOQ) para no sobrepasar su capacidad de almacenamiento; esto, en el tiempo establecido que el proveedor demora en abastecer la empresa.

En segunda instancia, se propone la identificación de información pertinente para llevar a cabo el proceso de aprendizaje de obtención de parámetros operativos del mundo real de gestión de inventarios, mediante el uso de un prototipo de sistema de información ERP. A partir de este, el estudiante comprende

la importancia de los sistemas de información como un puente para la obtención de datos reales, dado que se encuentra alimentado por registros de compra y venta de productos, nivel de inventario, abastecimiento, etc, de una organización en diferentes periodos de tiempo. Para el ejercicio, se ha desarrollado un prototipo de ERP en un software de bases de datos. Con los conceptos claros de inventarios y el proceso creado, se procede a codificar el sistema. La codificación del ERP requiere de la creación de entidades de datos específicas y determinación de la relación lógica entre estas para el correcto funcionamiento. En la figura 3.2 se muestra el modelo de datos del prototipo de sistema de información.

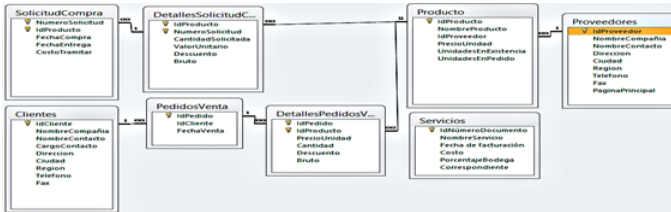


Figura 3.2: Modelo de datos del prototipo ERP.

Paralelamente en el desarrollo del modelo de datos, la plataforma del ERP genera la interfaz que permite la vinculación del usuario para el registro de datos de inventarios y así mismo su clasificación (ver figura 3.3).

La interfaz al permitir al usuario seleccionar el parámetro y establecer el tiempo a evaluar, crea ventanas de tiempo y al mismo tiempo múltiples instancias para posteriormente exportar la información y realizar el análisis de ajuste estadístico de los datos.



Figura 3.3: Interfaz modelo ERP.

Ajuste estadístico de los datos

Teniendo en cuenta que los datos de los parámetros extraídos en el ERP alimentarían el modelo de simulación y, considerando que un sistema de inventarios real posee un comportamiento probabilístico, se deben determinar las distribuciones teóricas de probabilidad a la que se ajustan los datos que servirán de entrada al modelo de simulación. Giraldo [5] explica que los datos proporcionados por la herramienta informática se deben interpretar para la identificación de características tales como la homogeneidad, independencia y estacionalidad del sistema. En la figura 3.4 se puede ver un ejemplo del ingreso de múltiples datos, la descripción estadística de los datos y las posibles distribuciones a utilizar.

Modelo de simulación

De forma posterior, al concretar la información recolectada del prototipo del ERP y distribuciones de probabilidad a la que se ajustan los datos, se procede a la creación del modelo de simulación del sistema de gestión de inventarios. Para esto, se ha de tener en cuenta un proceso de gestión de inventarios,

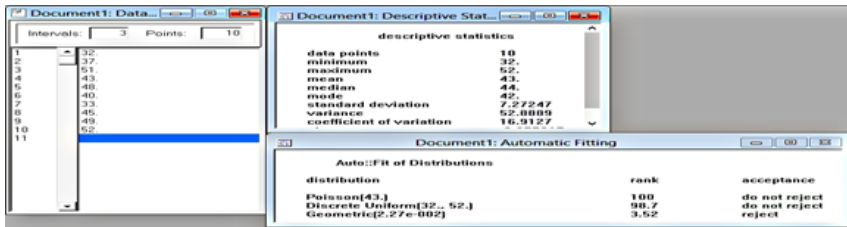


Figura 3.4: Interfaz software estadístico. Ejemplo de ajuste de los datos obtenidos del ERP a distribuciones teóricas de probabilidad.

en este caso, el presentado en la figura [3.1](#). Para la creación del modelo, se debe programar en el software de simulación el proceso establecido, considerando las partes necesarias para representarlo lógicamente, matemática y gráficamente. En la figura [3.5](#) se muestra una parte del código implementado para representar el modelo de gestión de inventarios desarrollado.

```

4 Inc vCosto_de_almacenar_Total_Leche, vCosto_de_almacenar_Diario_Leche*vInvLeche
5 vTamaño_del_pedido = U(Arr1[3], ((vDemandaMaxLeche-vDemandaMinLeche)/2))
6
7 vLead_time = U(Arr1[15], ((vTiempo_de_entrega_Max_Leche-vTiempo_de_entrega_Min_Leche)/2))
8 vCosto_de_mantenimiento = vCosto_de_almacenar_Total_Leche + vServicios
9 vCosto_de_reposición = vEOQ * vCosto_de_compra * vNumero_de_pedidos_totales
30 if vInvLeche < vPunto_de_Reorden_Leche Then
31
32 {
33   If vInventario_a_enviar = 0 Then
34   {
35     Inc vInventario_a_enviar,1
36     Wait vLead_time day
37     Inc vCosto_Total_de_ordenar_Leche, vCosto_de_ordenar_Leche

```

Figura 3.5: Sección del código del modelo de simulación.

En la figura [3.6](#) se muestra la representación gráfica del modelo simulado.



Figura 3.6: Representación gráfica del modelo simulado de gestión de inventarios.

Modelo de decisión

Ahora bien, al ser el modelo desarrollado una herramienta basada en la metodología ABP diseñada especialmente para la experimentación, las alternativas o escenarios a ser simulados son ilimitados y por lo tanto dependen específicamente de la problemática o caso de estudio propuesta. Debe tenerse en cuenta que modificar los niveles de una o más variables de decisión tiene como consecuencia la generación de un nuevo escenario, cada uno de los cuales responde a un modelo de decisión que representa el efecto sobre las medidas de desempeño del sistema [6]. La expresión (1) representa el modelo lógico-matemático (modelo de decisión) representado a través de la simulación. En este los niveles de las m variables de respuesta o medidas de desempeño (y_j) dependen de las relaciones lógicas de las n variables de decisión ($X_{i,j}$) descritas por la función $f_i(x_{i,j})$.

$$y_j = f_i(x_{i,j}) \quad (3.1)$$

Donde $1 \leq i \leq n_j$; $1 \leq j \leq m$.

En la tabla 3.1 se presentan posibles instancias del modelo de decisión enunciado en la expresión (3.1), las cuales son de aplicación práctica en el análisis de desempeño de un sistema de gestión de inventarios.

Análisis de desempeño del sistema

Atendiendo al modelo de decisión y al proceso de la figura 3.1, se establecieron parámetros iniciales de corrida del modelo correspondientes a la situación actual de la empresa. Los escenarios que se pueden crear son ilimitados con la modificación en los valores de las variables de decisión. Sin embargo, atendiendo a las limitaciones de espacio, en la tabla 3.2 se generan los siguientes escenarios y se presenta su condición probabilística a través de su distribución estadística.

Esta última etapa de la metodología presenta el respectivo análisis de los resultados obtenidos al simular los escenarios propuestos para darle solución al problema del modelo desarrollado en términos de las medidas de desempeño. En base a esto, se presenta en la tabla 3.3 un resumen del comportamiento de las medidas de desempeño del sistema.

En base al escenario original que representa la instancia planteada del problema al inicio de la metodología, se generaron dos propuestas de solución con la modificación de las variables presentadas en la tabla 3.3. En el escenario original es posible decir que los pedidos se realizan sin la utilización de métodos de control de inventario, en donde se tiene un punto de reorden y un tamaño de orden a pedir definidos inicialmente por el docente. Se puede destacar que la empresa está dejan-

Tabla 3.1: Posibles instancias del modelo de decisión.

$x_{i,j}$	Descripción de la variable de decisión	Medida de desempeño (y_j)
$x_{1,1}$	Servicios (agua, luz, aseo, impuestos)	y_1 Costo de mantenimiento.
$x_{2,1}$	Seguros	
$x_{3,1}$	Costo de almacenar	
$x_{4,1}$	Nivel de inventario	
$x_{1,2}$	Costo de venta perdida.	y_2 Costo de rotura.
$x_{2,2}$	Precio de venta producto	
$x_{3,2}$	Frecuencia de llegada de pedidos.	y_3 Costo de reposición.
$x_{1,3}$	Costo de ordenar.	
$x_{2,3}$	Lead time del proveedor.	
$x_{3,3}$	Tamaño de orden a pedir	
$x_{4,4}$	Pedidos al proveedor	y_4 Utilidad Neta
$x_{1,4}$	Ingresos por venta	
$x_{2,4}$	Costo de mantenimiento	
$x_{3,4}$	Costo de reposición	

Tabla 3.2: Escenarios de simulación.

VARIABLES DE DECISIÓN	DISTRIBUCIÓN	ESCENARIO ACTUAL	ESCENARIO 1	ESCENARIO 2
Punto de reorden	N.A	100	↑176	↑176
Lead time proveedor	Uniforme	Entre 1 y 3	→ Entre 1 y 3	↓ Entre 1 y 1
Tamaño de orden a pedir	N.A	200	↑374	↑500
Costo de compra	Uniforme	Entre 1200 y 1250	↓ Entre 1150 y 1200	↑ Entre 1300 y 1350
Costo de ordenar	N.A	20000	→20000	↓13000

Tabla 3.3: Medidas de desempeño del sistema en diferentes escenarios.

Medidas de desempeño del sistema	Escenario original	Escenario 1	Escenario 2
Costos de rotura de stock	\$ 6.030.000	\$ 4.782.500	\$ 692.500
Costos de mantenimiento	\$ 1.012.000	\$ 1.526.070	\$ 3.240.000
Costo de reposición de inventarios	\$ 2.250.000	\$ 3.769.920	\$ 8.775.000
Pedidos vendidos	54	84,2	158
Unidades vendidas	2188	3459	6484
Pedidos no vendidos	118	92,4	14
Unidades no vendidas	4824	3828,2	554
Pedidos al proveedor	9	8,4	13
Utilidad neta	\$ 2.215.000	\$ 3.370.850	\$ 4.659.700

do de percibir ingresos de aproximadamente \$ 6.030.000 COP debido a la falta de inventarios, ya que presenta un tamaño de orden a pedir bajo y el lead time del proveedor es alto. La demanda que posee la empresa puede darse por: producto único, único distribuidor en la zona, alta calidad del producto, alto flujo de personas, entre otros. Es muy posible que el encargado del control de inventarios de la empresa o la empresa en general no haya determinado este incremento en su demanda, razón por la cual se hace necesario desarrollar e implementar soluciones.

De acuerdo al problema del escenario original, se presentan los resultados de los escenarios uno y dos respectivamente; y como las decisiones de modificaciones de variables abordan de forma global las acciones a desarrollar en la empresa para la mejora de su condición.

Análisis Escenario 1

En el primer escenario se modificaron las variables punto de re-orden, tamaño de orden a pedir y costo de compra, entendido como el momento en el cual realizar una orden, la cantidad a comprar y el costo de adquisición. Por otro lado, se debe tener en cuenta que este aumento en las variables se realizó utilizando EOQ y stock de seguridad para el control de inventarios. De acuerdo a los resultados obtenidos en las medidas de desempeño, se disminuyeron los costos de rotura en un 20.7 % y aumentaron los costos de mantenimiento en un 50.8 % y reposición en un 112 %. Sin embargo, aumentaron las ventas y se disminuyó el número de ventas perdidas, aumentando la utilidad neta en un 52.6 %. Si bien este resultado puede ver-

se satisfactorio, se debe destacar que la empresa aún tiene un alto índice de pedidos no vendidos. De acuerdo a esto, la empresa debe considerar opciones que sean más benéficas para su rentabilidad.

Análisis escenario 2

En este escenario se consideró un cambio de proveedor con un lead time 2 veces más bajo que el actual (1 día), se aumentó el coste de compra de producto en 150 debido a la frecuencia del proveedor y se aumentó el tamaño de orden a pedir, ahora EOQ a 500. Al realizar la simulación, se observa que se redujeron los pedidos no vendidos considerablemente en un 88.1 %, disminuyendo el costo de rotura en un 88.5 % y aumentando los costos de mantenimiento y reposición en un 220 % y 294 % respectivamente. Al evaluar el escenario de manera general se observa que las utilidades netas de la compañía aumentaron en un 110 %, representando mayores utilidades con respecto a los escenarios anteriores. Esto muestra que gracias a un aumento en el inventario disponible se suple la demanda y se mejora la rentabilidad de la empresa.

Los análisis presentados no muestran un óptimo de cómo deberían ser las variables a controlar, sino una aproximación de lo que deben ser. De igual forma, este análisis es una aproximación de lo que los estudiantes deben realizar durante el transcurso de su proceso de aprendizaje. Sin embargo, en estos resultados se deben tener en cuenta decisiones posteriores a desarrollar, considerando factores de adquisición de espacios, reubicación, tercerización, descuento por cantidad, etc, que generen el mejor escenario posible y mejorar las condiciones de

la empresa.

3.3. Conclusiones

Se implementó un modelo válido y funcional que representa de manera simplificada un sistema de gestión de inventarios que permite desarrollar, por parte de los interesados, diferentes escenarios los cuales facilitan el entendimiento del flujo de la información de los parámetros establecidos a través del sistema y de la interrelación que existe entre las distintas variables utilizadas. De igual forma se determinó una problemática en el control de inventarios basada en registros reales que se pueden obtener desde un ERP. Haciendo uso del aprendizaje basado en problemas, los estudiantes deben resolver el problema planteado y generar una comprensión holística del funcionamiento de un sistema de gestión de inventarios, entender cuáles son sus variables de decisión y posteriormente sus variables de desempeño, con el fin de estar en capacidad de tomar decisiones acertadas basadas en argumentos y criterios, que finalmente, conlleven a una gestión adecuada de un sistema de inventarios.

Se desarrolló una metodología basada en ABP el cual está conformado por un sistema información ERP, simulación y por varias instancias de problemas que deben ser resueltos. Este modelo de gestión de inventarios permite a los estudiantes lograr un mejor entendimiento e internalización de este tipo de conocimientos mediante la experimentación con diversas situaciones problemáticas generadas en diferentes ventanas de tiempo y la propuesta de diferentes soluciones a estos que los acerca a la complejidad del mundo real, lo cual lleva a un aprendizaje

intuitivo y a la comprensión de temas complejos. Por último, con la implementación de este tipo de modelo de aprendizaje, se espera que en las entidades educativas la formación de los futuros profesionales sea más integra y otorgue las competencias necesarias para desempeñarse adecuadamente en el mundo laboral.

Bibliografía

- [1] CDIO. Una Nueva Visión para la Educación en Ingeniería. URL <http://www.cdio.cl/cdio-a-new-vision-for-engineering-education.html>.
- [2] Lucía China. *Sistemas Probabilísticos de Inventario. Aplicación a la gestión y control de las existencias de cierto producto en un restaurante*. PhD thesis, Universidad de la Laguna, 2015.
- [3] John Escobar, Rodrigo Linfati, y Wilson Adarme Jaimes. Gestión de Inventarios para distribuidores de productos perecederos. *Ingeniería y Desarrollo*, 35(1):220–239, 2017.
- [4] C. E. Flores Bustos y G. B. Chacón Parra. Modelos determinísticos de inventarios para demanda independiente: Un estudio en Venezuela. *Contaduría y administración. Contaduría y Administración*, 57(3):239–258, 2012. doi: 10.22201/fca.24488410e.2012.405.
- [5] J. G Giraldo. *Simulación de sistemas de producción y de servicios*. Universidad Nacional de Colombia, 2014.
- [6] E Giraldo-Picon, J Giraldo-García, y J Valderrama-Ortega. Modelo de simulación de un sistema logístico de distribución

- como plataforma virtual para el aprendizaje basado en problemas. *Revista Información Tecnológica*.
- [7] L. M. Monti Fonseca, N. Del' Angelo Aredes, L. M. da Cunha Batalha, J. M. Apóstolo Amado, J. C. Amado Martins, y M Alves Rodrigues. Computer and laboratory simulation in the teaching of neonatal nursing: innovation and impact on learning 1. *Revista Latino-Americana de Enfermagem*, 24, 2016. doi: 10.1590/1518-8345.1005.2808.
- [8] P. A. Sánchez-Sánchez, J. R. García-González, y L. E. Ortiz-Ospino. Metodología para la comparación de sistemas de planificación de recursos empresariales para servicios logísticos portuarios. *Revista Chilena de Ingeniería*, 25(3):547–560, 2016.
- [9] G. Vázquez-Mata y A. Guillamet-Lloveras. El entrenamiento basado en la simulación como innovación imprescindible en la formación médica. *Revista de la Fundación Educación Médica*, 12(3):149–155, 2009.
- [10] C. Vizcarro y E. Juárez. *La metodología del Aprendizaje Basado en Problemas*. Universidad Autónoma de Madrid.

Capítulo 4

Desarrollo de software para la predicción de ventas aplicado a empresas proveedoras de productos químicos.

Ma. del Rocío Castillo Estrada* y Marco Edgar Gómez Camarillo

Facultad de Ciencias Básicas, Ingeniería y Tecnología.
Universidad Autónoma de Tlaxcala.

* email: rociocastilloe@yahoo.com.mx

Resumen: Los pronósticos son vitales para toda organización de negocios y para cualquier decisión importante de la gerencia, por esta razón se desarrolló un software con la finalidad de mejorar los pronósticos que actualmente utilizan las empresas. El software desarrollado solo requiere información de ventas históricas de tres años para realizar el pronóstico y de un cuarto año para evaluar la precisión del mismo; el programa calcula los pronósticos utilizando seis técnicas (una de ellas propuesta en función del comportamiento de las ventas y se denominó Doble Promedio Móvil Ponderado), calcula los errores de cada técnica, selecciona la de menor error y realiza los pronósticos anuales, mensuales y elabora las gráficas para cada producto. El programa se utilizó para pronosticar las ventas de los productos de dos empresas en las que utilizaban como técnicas cuantitativas: Promedio Móvil Simple y Proyección de la Tendencia para la predicción de sus ventas; con el software propuesto se mejoró las predicciones en más del 90 % de los productos. El software está escrito en lenguajes PHP y HTML y se puede utilizar para cualquier tamaño de empresa (pequeña, mediana y grande), solo cambiando el tamaño de la matriz actualmente está registrado en SEP-INDAUTOR Secretaría de Educación Pública- Instituto Nacional de Derechos de Autor, Registro Público, con número de folio 03- 2016-042510554500-01.

Palabras clave: Software; pronosticar; ventas; productos químicos.

4.1. Introducción

Para Richard et al. [8], los pronósticos son de vital importancia para toda organización comercial y para la toma de decisiones administrativas importantes. Los pronósticos constituyen la base de la planeación de largo plazo de las empresas. En las diferentes áreas funcionales, los pronósticos se emplean para la planeación del presupuesto y el control de los costos. Las decisiones en el departamento de mercadeo, para planes de nuevos productos o la remuneración del personal del área entre otras. En el área de producción/operaciones, los pronósticos continuamente se utilizan para realizar los programas de producción, la selección de procesos, el control de inventarios, la asignación de recursos, suministro de energía y materia prima.

De acuerdo con Nahmias et al. [5], los pronósticos subjetivos, se refieren a los métodos que miden la opinión, ya sea individual o grupalmente. Entre los más conocidos se encuentran: el método Delphi, el juicio de expertos, estimaciones de la fuerza de ventas y encuestas al cliente.

En el caso de los métodos de pronóstico objetivos (métodos de series de tiempo y regresión), se realizan pronósticos con base en datos históricos; los pronósticos con series de tiempo utilizan solo la historia de la serie que se va a pronosticar, mientras que los modelos de regresión muchas veces incorporan el historial de otras series. En los pronósticos con series de tiempo, el objetivo es encontrar patrones predecibles y repetibles en los datos del pasado. Con base en el patrón que se identifique pueden usarse diferentes métodos de pronóstico. Los métodos con series de tiempo pueden incorporarse en un programa de computadora para actualizar los datos y realizar el pronóstico

de manera automática.

4.2. Descripción del problema

Con base en el censo realizado por Grupo Pochteca en el directorio de Socios de la ANIQ, en México existen 300 empresas distribuidoras de productos químicos con 455 ubicaciones en todo el país [3], este sector es parte fundamental en la economía nacional, y es un sector dinámico debido a los mercados cambiantes, por lo mismo, tienen problemas para programar sus operaciones y administrar sus inventarios debido a que la demanda de estas empresas es altamente variable en volumen y presentación, sus clientes pueden ser tan variados como tlapalerías, empresas químicas, farmacéuticas, fabricantes de barnices y pinturas ó armadoras de automóviles. Se manejan en algunas empresas distribuidoras al rededor de 500 productos diferentes y en algunos casos atienden hasta 1000 clientes, lo que hace complicada la planeacion de sus operaciones.

Para contribuir a la solución de la problemática antes descrita, se propuso un sistema (algoritmo y software) para pronosticar con la mayor exactitud posible las ventas de las empresas proveedoras de productos químicos, con la finalidad de que a partir de estos proósticos pudieran mejorar la planeación de sus operaciones para satisfacer las demandas de sus clientes.

Así, se desarrolló el software para la predicción de ventas mensuales y anuales para empresas proveedoras de productos químicos, partiendo de la base de que un pronóstico de ventas más preciso ayudará a la planeación de las operaciones de las empresas en estudio.

El software desarrollado:

- Lee archivos de datos históricos de ventas
- Calcula el pronóstico de ventas para cada producto aplicando seis técnicas de pronóstico: Promedio Móvil Simple, Promedio Móvil Ponderado, Suviazamiento Exponencial, Proyección de la Tendencia, Regresión Lineal Simple y una técnica propuesta denominada Doble Promedio Móvil Ponderado
- Evalúa el error de cada técnica
- Selecciona la técnica de pronóstico de menor error para calcular el pronóstico del siguiente periodo
- Elabora las gráficas y genera las tablas de resultados

4.3. Metodología de solución

Para el desarrollo del sistema primero se realizó un diagnóstico para identificar el problema e identificar como se comportaban las ventas en las empresas en estudio. El sistema desarrollado se aplicó a dos empresas distribuidoras de productos químicos y se utilizaron los siete pasos propuestos por Heizer y Render [4].

4.3.1. Siete pasos en el sistema de pronóstico

Para iniciar, diseñar e implementar un sistema de pronósticos se realizó lo siguiente:

1. Determinar el uso del pronóstico: Las empresas proveedoras de productos químicos utilizan los pronósticos para conocer sus ventas futuras con la finalidad de planear mejor sus operaciones.
2. Seleccionar los aspectos que se deben pronosticar: Se pronosticaron las ventas futuras de los productos químicos de las empresas en estudio a partir de las ventas históricas.
3. Determinar el horizonte de tiempo del pronóstico: Se realizaron pronósticos a corto y mediano plazo (se realizan pronósticos mensuales y anuales) y se pueden usar también para planear las compras, programar el trabajo, determinar niveles de mano de obra, asignar el trabajo y decidir los niveles de producción (mensuales) y para planear las ventas, la producción, el presupuesto y el flujo de efectivo, así como para analizar diferentes planes operativos (anuales).
4. Seleccionar los modelos de pronóstico: Los seis métodos cuantitativos mencionados previamente, se seleccionaron de acuerdo a la guía propuesta por Chase y Jacobs [2] con base en el horizonte (corto y mediano plazo).

En el caso del Doble Promedio Móvil Ponderado (DWMA) por sus siglas en inglés), esta no es una técnica reportada en la literatura, es una técnica propuesta por Palavicini et al. [6], basada en datos históricos de ventas; considera las variaciones en los valores de ventas de los últimos tres meses y el comportamiento estacional de los

valores de ventas en los últimos tres años, considerando meses como el mes a pronosticar, por ejemplo, para predecir enero se considera los valores de ventas de los tres últimos meses (octubre- diciembre) y los valores de las ventas de los meses de enero en los últimos tres años.

El Doble Promedio Móvil Ponderado se calcula de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} DWMA &= WMA(\text{últimos tres meses})/2 \\ &+ WMA(\text{últimos tres meses iguales al pronosticado})/2 \end{aligned} \tag{4.1}$$

Donde WMA es el promedio móvil ponderado y se calcula mediante la siguiente fórmula:

$$WMA = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{peso para el periodo } i * \text{ventas para el periodo } i)}{\sum_{i=1}^n \text{peso del periodo } i} \tag{4.2}$$

Los pesos de los periodos considerados, se escogieron de tal modo que el periodo más cercano al que se pronostica tuviera el mayor peso (3), el siguiente un valor intermedio (2) y finalmente para el periodo más lejano el menor peso (1).

También en algunos casos se requiere utilizar técnicas cualitativas dependiendo del valor del cálculo del error de las técnicas utilizadas.

Al mismo tiempo en que se seleccionaron las técnicas de pronóstico, se estableció un método de evaluación de las técnicas que permitiera establecer el grado de bondad de

ellas; en este caso se eligió el Error Absoluto Porcentual Promedio Simétrico (SMAPE, por sus siglas en inglés). La finalidad de desarrollar el algoritmo fue utilizarlo para el desarrollo del programa de computación (software).

5. Recopilar los datos necesarios para elaborar el pronóstico: Se recolectaron datos de ventas históricos de 3 años y se procedió a su preparación para adaptarlos a las técnicas de pronósticos a utilizar posteriormente. Se creó una base de datos independiente que pudiera ser leída por el software que se utilizó, para un fácil manejo de los mismos. El análisis de los datos se llevó a cabo utilizando en una primera etapa en el programa Excel. En la tabla 4.1 se muestra un ejemplo de datos de ventas de dos productos de la empresa número 1 durante tres años y se analizaron 50 productos. En el caso de la empresa número 2 se analizaron 11 productos.
6. Realizar el pronóstico: Para realizar el cálculo del pronóstico, primero se realizaron dos algoritmos con la finalidad de desarrollar un programa de computación que leyera los datos históricos de ventas, calculara las seis técnicas cuantitativas y con los resultados, calculara el SMAPE y seleccionara la técnica con valor de menor error para calcular el pronóstico del siguiente periodo para el pronóstico mensual y para el pronóstico anual lee los datos históricos de ventas, calcula el pronóstico mes a mes para el siguiente año.

Una vez elaborado el algoritmo se desarrolló un programa de cómputo en los lenguajes HTML (Hyper Text Mar-

Tabla 4.1: Datos de ventas de los productos 1 y 2 de la empresa uno.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
I.1	85 999	109 148	161 386	158 400	145 908	133 005	252 688	474 882	374 347	222 749	309 505	356 227
II.1	375 776	377 311	514 939	317 637	236 617	254 699	405 059	530 239	258 920	319 859	360 972	296 114
III.1	310 167	388 850	359 335	277 029	293 082	315 182	362 608	348 899	246 059	304 941	296 499	202 061
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
I.2	337 032	299 403	381 836	387 605	457 823	525 706	572 672	449 388	525 816	374 428	522 622	310 347
II.2	503 063	414 015	450 512	396 477	412 443	250 992	250 407	218 011	303 665	179 865	11 910	20 337
III.2	159 718	267 212	186 576	148 557	269 495	180 390	97 987	309 858	241 382	210 572	220 952	138 479

kup Lenguaje) y PHP (Hypertext Pre-procesor). HTML es un lenguaje de etiquetas para la elaboración de páginas web. Estas etiquetas (tag) HTML comunican al navegador cuál es la información a mostrar por pantalla, además del formato de dicha información, mientras que PHP es un lenguaje de código abierto especialmente adecuado para el desarrollo web y que puede ser incrustado en HTML.

Para correr el programa se utiliza el software XAMPP, del que se usa el módulo del servidor Apache para alojar nuestro programa, este medio ambiente cuenta con el lenguaje de PHP.

Ya que se ha corrido el programa, si el valor de la técnica de menor error es mayor a 0.33 se recomienda utilizar esta técnica más un método cualitativo que en el caso de la

empresa número uno utilizan opinión de expertos y en la empresa número dos utilizan método Delphi, lo anterior para los pronósticos mensuales. Para el pronóstico anual anticipado: lee datos y calcula el pronóstico mes a mes para el siguiente año.

7. Validar e implementar los resultados: Para validar los resultados, se compararon con los resultados obtenidos previamente en Excel para verificar el buen funcionamiento del programa desarrollado. Primero se hizo la comparación con los pronósticos generados con un conjunto de números aleatorios y posteriormente con los pronósticos generados con datos de las dos empresas en estudio. Para que el programa calcule los pronósticos mes a mes, se tienen que actualizar los datos de ventas reales mensualmente, para que determine la técnica de menor error con datos actualizados.

4.4. Resultados

Los resultados del programa con los datos de ventas de las dos empresas mencionadas, permiten establecer que no es conveniente aplicar una sola técnica de pronóstico a todos los productos de una empresa (como lo venían haciendo las dos empresas en estudio), ya que en cada producto las ventas tienen un comportamiento diferente, que en adición puede cambiar con el tiempo, por lo que lo más conveniente es analizar continuamente que técnica de pronóstico genera valores más cercanos a los de las ventas reales y poder utilizar esta técnica

en el siguiente periodo.

Como podrá verse en las tablas 4.2 y 4.3 así como en las gráficas (figuras 4.1 y 4.2), el método utilizado por las empresas en estudio, no era en la mayoría de los casos el de menor error. Estas gráficas son un ejemplo de que en la empresa uno el 56 % de los productos tiene error más bajo con la técnica propuesta (Doble Promedio Movil Ponderado) que la que utilizaba la empresa de promedio móvil simple, mientras que en la empresa dos el 81.81 % de los productos tiene error más bajo con la técnica propuesta que la que utilizaba la empresa de Proyección de la Tendencia.

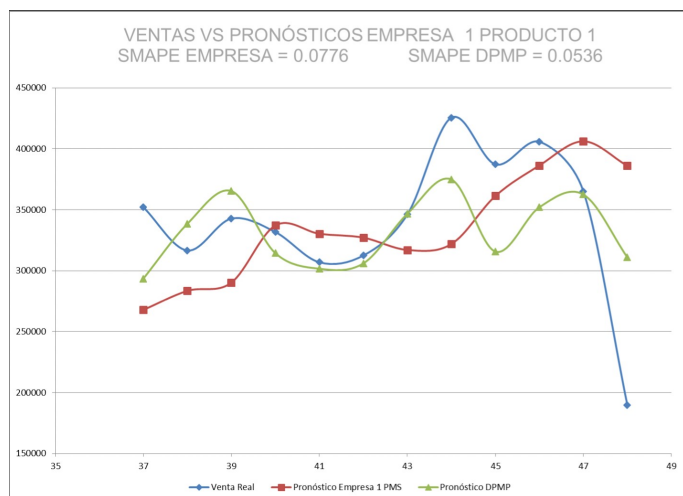


Figura 4.1: Comparación de los pronósticos calculados para el producto 1 con la técnica de pronóstico utilizada por la empresa uno (Promedio Móvil Simple) y la técnica propuesta (Doble Promedio Móvil Ponderado) contra las ventas reales.

Tabla 4.2: Comparación de los errores seleccionando Promedio Móvil Simple para la empresa uno con los errores de la técnica propuesta (Doble Promedio Móvil Ponderado).

PROD	EMP 1 PMS	DPMP	PROD	EMP 1 PMS	DPMP
1	0.07764	0.05754	26	0.16972	0.22789
2	0.23221	0.23026	27	0.38644	0.35379
3	0.35498	0.33744	28	0.12981	0.09426
4	0.29899	0.27483	29	0.40620	0.38131
5	0.34388	0.36619	30	0.15165	0.17432
6	0.31591	0.25420	31	0.13649	0.12928
7	0.67957	0.70743	32	0.16567	0.21455
8	0.08418	0.09566	33	0.28461	0.27608
9	0.17148	0.25961	34	0.15260	0.21098
10	0.13233	0.12865	35	0.19786	0.17188
11	0.28582	0.25127	36	0.35277	0.32367
12	0.24435	0.21398	37	0.21880	0.21655
13	0.09862	0.14058	38	0.28282	0.38108
14	0.19867	0.23499	39	0.23448	0.29689
15	0.15371	0.15229	40	0.19225	0.32910
16	0.20019	0.28401	41	0.28164	0.24442
17	0.16199	0.20359	42	0.17841	0.17903
18	0.34250	0.40829	43	0.39920	0.30866
19	0.07559	0.22041	44	0.53874	0.35399
20	0.19827	0.31349	45	0.11456	0.08694
21	0.31222	0.27935	46	0.26718	0.20753
22	0.10619	0.16884	47	0.14602	0.23760
23	0.58570	0.45552	48	0.36310	0.28877
24	0.09780	0.13216	49	0.20495	0.14995
25	0.17086	0.13470	50	0.31245	0.33299

Tabla 4.3: Comparación de los errores seleccionando Proyección de la Tendencia para la empresa dos con los errores de la técnica propuesta (Doble Promedio Móvil Ponderado)

PRODUCTO	Error SMAPE	
	EMPRESA 2 PT	DPMP
1	0.10332	0.06646
2	0.37510	0.18698
3	0.18030	0.08033
4	0.11052	0.09410
5	0.09781	0.11118
6	0.34531	0.34929
7	1.07451	0.72619
8	0.85743	0.59025
9	1.07598	0.52270
10	0.43833	0.32013
11	0.48177	0.25974

4.5. Conclusiones

Los pronósticos de corto y mediano plazos como los que se requieren para planear las ventas y operaciones pueden ser satisfactorios con modelos simples afirmación que coincide con Adya y Collopy [1] y con Chase y Jacobs [2].

El sistema que se desarrolló se puede aplicar a otras empresas del mismo giro solo cambiando el tamaño de la matriz del sistema de acuerdo al número de productos y al número de meses a considerar para obtener la técnica de menor error para realizar el pronóstico de ventas.

Las gráficas de los pronósticos de ventas presentan diferentes patrones para cada material (de tendencia, de estacionali-

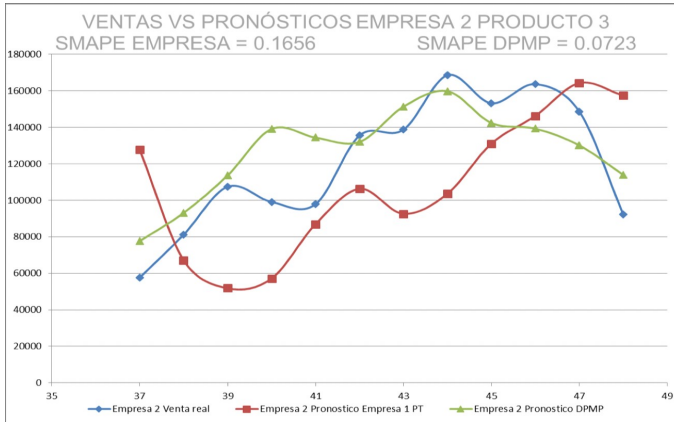


Figura 4.2: Comparación de los pronósticos calculados para el producto 3 con la técnica de pronóstico utilizada por la empresa dos (Proyección de la Tendencia) y la técnica propuesta (Doble Promedio Móvil Ponderado) contra las ventas reales

dad, de ciclicidad, aleatorio o varios patrones); por lo que es necesario que en cada caso se determine el método de pronóstico más adecuado, este planteamiento coincide con una de las conclusiones de Perez et al. [7].

Se requiere alimentar el sistema con datos reales mensuales para obtener mediante el programa de computo desarrollado la técnica de pronóstico de menor error mensual y anualmente.

Bibliografía

- [1] Monica Adya y Fred Collopy. How effective are neural networks at forecasting and prediction: A review and evaluation. *Journal of forecasting*, 17(5-6):481–495, 1998.
- [2] Richard B Chase y F Robert Jacobs. *Administración de operaciones: producción y cadena de suministros*. McGraw Hill México, 2010.
- [3] Armando Santacruz González. Situación actual y perspectivas de la distribución de productos químicos en México. [http://www.aniq.org.mx/foro/2012/pdf/7%20QUINTA%20SESION%20PLENARIA/4.-Armando%20Santacruz-Presentacion%20%20distribucion%20Mexico%20final%20\(5%200\).pdf/](http://www.aniq.org.mx/foro/2012/pdf/7%20QUINTA%20SESION%20PLENARIA/4.-Armando%20Santacruz-Presentacion%20%20distribucion%20Mexico%20final%20(5%200).pdf/), 2012. [Online; accesado 13-Septiembre-2018].
- [4] Jay Heizer y Barry Render. *Principios de administración de operaciones*. Pearson Educación, 3 edition, 2009.
- [5] Steven Nahmias, Aalejandro Terán Castellanos, Jesús Elmer Murrieta Murrieta, Filiberto González Hernández, Brigit Nudiug, Raúl Arrijoa Juaárez, y Jorge Yescas Milanés. *Análisis de la producción y las operaciones*, volume 57. McGraw-Hill Interamericana, 2007.
- [6] Ma Magdalena Chain Palavicini, Roberto Del Rio Soto, M Javier Cruz Gomez, et al. Double weighted moving average: Alternative technique for chemicals supplier's sales forecast. *International Journal of Business Administration*, 7(4):58, 2016.
- [7] Ricardo Alberto Perez, Silvio Andres Mosquera Sanchez, y Juan José Bravo. Aplicación de modelos de pronósticos en pro-

ductos de consumo masivo. *Bioteología en el Sector Agropecuario y Agroindustrial: BSAA*, 10(2):117–125, 2012.

- [8] Chase Richard, Jacobs Robert, y Aquilano Nicholas. Administración de la producción y operaciones para una ventaja competitiva. *Editorial Mc. Graw Hill*, 2005.

APLICACIONES RECIENTES EN LA INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES

se terminó de reproducir el

10 de Octubre de 2018

con una reproducción de 250 discos compactos.

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE COAHUILA

