



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE HIDALGO

INSTITUTO DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERÍA
ÁREA ACADÉMICA DE INGENIERÍA

Título de la tesis

Un Algoritmo de Dos Fases para la
Optimización de Costos en el Traslado de
Cargas con Exceso de Dimensiones

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS EN
INGENIERÍA INDUSTRIAL

PRESENTA:

CLODOALDO SALAS ÁNGELES

DIRECTOR DE TESIS: DR. JOSELITO MEDINA MARÍN

CODIRECTOR DE TESIS: DR. JUAN CARLOS SECK
TUOH MORA

MINERAL DE LA REFORMA, HGO., MARZO DE 2014.



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE HIDALGO
INSTITUTO DE CIENCIAS BÁSICAS E INGENIERÍA

Dirección

M. en A. Julio César Leines Medécigo
Director de Administración Escolar
PRESENTE

Por este conducto le comunico que el jurado asignado al pasante, de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Industrial, **C. Clodoaldo Salas Ángeles**, con número de cuenta 075215, quien presenta el trabajo de tesis titulado "**Un Algoritmo de Dos Fases para la Optimización de Costos en el Traslado de Cargas con Exceso de Dimensiones**", después de revisar el trabajo en reunión de sinodales, ha decidido autorizar la impresión del mismo una vez realizadas las correcciones que fueron acordadas.

A continuación se anotan las firmas de conformidad de los integrantes del jurado,

PRESIDENTE: Dr. Manuel González Hernández
SECRETARIO: Dr. Juan Carlos Seck Tuoh Mora
VOCAL: Dr. Joselito Medina Marín
SUPLENTE: Dr. Norberto Hernández Romero

Sin otro particular, reitero a Usted la seguridad de mi atenta consideración.

ATENTAMENTE
"Amor, Orden y Progreso"
Mineral de la Reforma, Hgo., a 10 de marzo de 2014.

Dr. Orlando Ávila Pozos
Director del ICBI



Instituto de Ciencias Básicas e Ingeniería,
Carretera Pachuca - Tulancingo Km. 4.5, Ciudad Universitaria,
Colonia Carboneras, Mineral de la Reforma, Hidalgo, México, C.P. 42184
Tel. +52 771 7172000 exts. 2230 y 2231, Fax 2109
avilap@uah.edu.mx



Dedicatoria

Esta tesis de titulación está dedicada a todas aquellas personas a las que de alguna manera, les puede ayudar a realizar más investigación, complementando o generando sus propios trabajos de investigación a partir de la misma. Sin embargo no puedo evitar nombrar a aquellas personas que de alguna u otra forma me motivaron en la realización de mi tesis, por lo que creo que es justo nombrarlas en este apartado.

*Al Sr. **Pedro Ángeles Cerón**, quien siempre fue un ejemplo a seguir y formó en mí a un hombre honesto, trabajador y responsable, estos valores siempre enseñándomelos a su manera. Gracias por todo abuelo donde quiera que te encuentres.*

*A **mi Esposa**, quien desde que la conocí jamás ha dejado de apoyarme, motivarme y estar a mi lado, aún en mis constantes equivocaciones y enojos, sé que tú valoras este trabajo tanto como yo, porque de alguna manera tu sello y tu tiempo también están plasmados en esta tesis. Gracias por tu amor, apoyo y cariño.*

*A **mis hijas, Shecid y Brenda**, fuentes inagotables de amor, motivación, ternura y razones.*

*A **mis madres, Bertha y Lupita**, Quienes siempre han creído en mí, y siempre han sido las personas en las que he encontrado alivio y comprensión en los momentos más difíciles y motivación y reconocimiento en mis mejores momentos.*

*A **mis Hermanos, Abi, Pedro, Alma, Leo, Rita y Gabino**, quienes también me han motivado y en su momento han sabido darme un regaño cuando lo he necesitado.*

*A **mis amigos**, quienes siempre me han brindado su amistad sin condiciones y siempre han sabido darme los mejores consejos.*

Agradecimientos

A ti dios, te agradezco por llenarme de fuerza y voluntad para seguir siempre adelante, por no abandonarme en los momentos más difíciles, por enviarme a todas aquellas personas que de algún modo contribuyeron para la realización de mi tesis, por ayudarme a aprender de mis éxitos, y más de mis fracasos.

*Le doy un agradecimiento especial a mi asesor de tesis, por la paciencia, sus conocimientos, sus consejos, incluso por su amistad, al **Doctor Joselito Medina Marín**, sin duda el mejor asesor que me pudieron haber asignado.*

*Agradezco a todos **mis profesores en la UAEH** quienes me proporcionaron un poco de su invaluable conocimiento.*

*Agradezco a todos aquellos profesores que sin darme clases, se tomaron un poco de su tiempo para asesorarme en lo que les pedía, especialmente al **Maestro Carlos Pérez**.*

*Agradezco a la **UAEH** el permitirme usar sus instalaciones y recursos en pro del mejoramiento de mi conocimiento.*

Índice

<i>Introducción</i>	1
Antecedentes.....	1
Estado del arte.....	2
Justificación	8
Objetivos:.....	9
Objetivo General.....	9
Objetivos específicos	9
Planteamiento del problema	10
Hipótesis	10
Método:.....	10
Organización de la tesis:	11
<i>Capítulo I</i>	12
El transporte de cargas especializadas.....	12
Antecedentes.....	13
Desarrollo del transporte en México.....	13
Desarrollo de la infraestructura carretera.	14
Desarrollo de la infraestructura carretera en México.....	15
El transporte de cargas especializadas	15
EMPRESA TRANSPORTADORA S.A. de C.V.	16
<i>Capítulo II</i>	18
Herramientas aplicadas en la búsqueda de la solución.....	18
Introducción a la optimización	19
Encontrar la mejor solución.....	19
La optimización	19
Introducción a la investigación de operaciones IO.....	20
Significado y propósito de un modelo matemático	21
Evolución de la modelación matemática	22

Programación Lineal.....	24
Programación lineal entera	25
El método simplex	26
Algoritmos de búsqueda exhaustiva	26
Funcionamiento de un Algoritmo de búsqueda exhaustiva.....	27
Algoritmo de Dijkstra	28
Antecedentes.....	28
Algoritmo de Dijkstra	28
Funcionamiento del algoritmo de Dijkstra	29
Metaheurísticas	30
Algoritmos Evolutivos.....	32
Introducción	32
Computación Evolutiva	33
Programación Evolutiva	33
Algoritmos Genéticos	34
Aplicación de los AG en la Optimización	35
Población Inicial	36
Función Objetivo	36
Operadores básicos de un AG.....	38
Operador de Selección	38
Operador de Cruce:.....	39
Operador de Mutación	40
Reemplazo de la Población y Condición de Parada	41
<i>Capítulo III</i>	43
Desarrollo de los modelos para determinar los costos mínimos.....	43
Introducción	44
Formulación del modelo de PL para la asignación de vehículos de arrastre....	45
Nomenclatura.....	46
Capacidad de arrastre.....	48
Peso bruto de módulos de carga y plataformas	49

Pendientes ascendentes y descendentes máximas, en las carreteras federales en México.....	49
Desarrollo del modelo matemático de PL para la determinación de vehículos de arrastre y módulos de carga requeridos	49
Formulación de la función objetivo	50
Formulación de las restricciones	51
Desarrollo del modelo matemático del algoritmo de búsqueda exhaustiva para la localización de la ruta más corta en Matlab.....	54
Desarrollo del algoritmo de Dijkstra para la localización de la ruta más corta en Matlab.....	54
Desarrollo de un AG para la localización de la ruta más corta.....	57
<i>Capítulo IV</i>	58
Resultados análisis y comparaciones	58
<i>Capítulo V</i>	81
Conclusiones y recomendaciones	81
<i>Bibliografía</i>	84

Índice de Tablas y Figuras

TABLA 1: DATOS DE OPERACIÓN Y MANTENIMIENTO DE VEHÍCULOS DE ARRASTRE.	47
TABLA 2: DATOS DE MANTENIMIENTO DE MÓDULOS DE CARGA POR KILÓMETRO	47
TABLA 3: DATOS DE MANTENIMIENTO DE PLATAFORMAS DE CARGA POR KILÓMETRO RECORRIDO	48
TABLA 4: COMPARACIÓN EN TIEMPOS DE EJECUCIÓN DEL ALGORITMO DE DIJKSTRA	55
FIGURA 1: ÁRBOL DE EXPANSIÓN DEL ALGORITMO DE BÚSQUEDA EXHAUSTIVA.	28
FIGURA 2: CONFIGURACIÓN DE CUATRO MÓDULOS DE CARGA.	46
FIGURA 3: MATRIZ DE DISTANCIAS ENTRE CIUDADES.	56
FIGURA 4: MAPA DE CARRETERAS DE LA REPÚBLICA MEXICANA	56
FIGURA 5: RUTA MÁS CORTA LOCALIZADA ENTRE PUERTO ESCONDIDO OAX. Y MÉRIDA YUC.....	61
FIGURA 6: RUTA MÁS CORTA LOCALIZADA ENTRE CD. JUÁREZ CHI. Y QUERÉTARO QRO.....	64
FIGURA 7: RUTA MÁS CORTA LOCALIZADA ENTRE CD. GUZMÁN JAL. Y COATZACOALCOS VER... 66	
FIGURA 8: RUTA MÁS CORTA LOCALIZADA ENTRE TUXTLA GUTIÉRREZ CHIA. Y MONTERREY N. L.....	68
FIGURA 9: RUTA MÁS CORTA LOCALIZADA ENTRE SAN JERÓNIMO DE JUÁREZ GRO. Y CANCÚN QR.....	70
FIGURA 10: RUTA MÁS CORTA LOCALIZADA ENTRE MEXICALI BC. Y CD. VICTORIA TAM.....	72
FIGURA 11: RUTA MÁS CORTA LOCALIZADA ENTRE GUADALAJARA JAL. Y CD. JUÁREZ CHI.....	74
FIGURA 12: RUTA MÁS CORTA LOCALIZADA ENTRE MAZATLÁN SIN. Y TAMPICO MADERO TAM... 76	
FIGURA 13: RUTA MÁS CORTA LOCALIZADA ENTRE COLIMA COL. Y NUEVO LAREDO TAM.	78
FIGURA 14: RUTA MÁS CORTA LOCALIZADA ENTRE OAXACA OAX. Y DURANGO DUR.	80

Resumen

El transporte en el mundo constituye una de las actividades estratégicas para fomentar el desarrollo económico y social en cualquier país o región. En México, no es la excepción, representa la infraestructura básica para integrar el territorio nacional y vincularnos con el exterior, por lo que su adecuado funcionamiento permite abrir nuevos mercados, articular regiones y desarrollar comercio internacional.

En el transporte de cargas especializadas particularmente, los costos de operación y mantenimiento son excesivamente altos, ya que este tipo de cargas requieren de mano de obra sumamente especializada y servicios que muy pocas empresas pueden realizar, por lo que la logística empleada en el desarrollo de este tipo de traslados, cobra una relevancia muy importante.

Hoy en día, existen muchas herramientas que pueden ayudar a tomar mejores decisiones en cuanto a la minimización de costos, tanto en el seguimiento de la ruta óptima como en la selección del equipo necesario para realizar determinada operación. Realizando las adaptaciones necesarias para tratar el caso de las cargas especializadas en particular.

En la presente tesis, se desarrollan dos modelos que logran optimizar los costos de transporte de cargas con exceso de dimensiones, tanto en la parte del traslado como es la determinación de la ruta que debe seguir, como los vehículos y módulos de carga que se deben emplear. El primer modelo es una adaptación del algoritmo de Dijkstra, y el segundo es un modelo de programación lineal basado en el modelo de asignación. Los resultados presentados en esta tesis muestran la eficacia de los modelos utilizados en cuanto a la optimización de costos en este tipo de cargas.

Abstract

Transportation in the world is one of the strategic activities that encourage the social and economic development in a region or country. Mexico is not the exception, because this activity represents the basic infrastructure that integrates the national territory, and its correct operation allows the opening of new markets, the organization of regions and the development of international commerce.

In particular, operation costs of specialized cargoes moving are extremely high, because this kind of cargoes requires specialized human resources and services that only a few of enterprises can carry out. And the logistic applied in this kind of moving acquires an important relevance.

Nowadays, there exist several tools that can help to make better decisions about cost minimization, which are related to optimal path findings and the equipment selection to perform certain operations. In order to perform the optimization of the specialized cargoes moving some adaptations were done.

In this thesis work, two models were developed, which optimize the operation costs of specialized cargoes moving, in both transportation costs and the configuration of vehicles and charge modules that should be used. The first model is an adaptation of Dijkstra's Algorithm, and the second one is a linear programming model based on the assignment model. The results presented in this thesis shown the effectiveness of the models used for the optimization of this kind of transportation.

Introducción

Antecedentes

En México el transporte constituye actividades estratégicas para fomentar el desarrollo económico y social. Representa la infraestructura básica para integrar el territorio nacional y vincularnos con el exterior, por lo que su adecuado funcionamiento permite abrir nuevos mercados, articular regiones y desarrollar comercio internacional. Por la importancia del transporte en la recuperación de la capacidad de crecimiento y en el desarrollo del país, resulta indispensable la modernización tanto del sistema nacional de transportes como de la logística de transporte para hacerlo más eficiente a menor costo, con capacidad, calidad y eficiencia en los servicios superiores a los actuales. El desarrollo del transporte ha estado íntimamente vinculado a la evolución y al desarrollo de la economía del país. La creciente necesidad de movilizar bienes y personas ha impulsado el crecimiento de este sector.

Además; el autotransporte federal de carga en México, ha constituido un factor estratégico para el desarrollo económico de nuestro país, de un modo de integración nacional.

Un área interesante y muy útil del transporte sin duda, son las cargas especializadas. Se llaman cargas especializadas o sobredimensionadas al uso de cargas pesadas o delicadas

que tienen la particularidad, además; de ser indivisibles, que sobrepasan los límites normales de circulación en cuestiones de medidas y/o pesos. En el transporte especializado se toman en cuenta factores como la dimensión de los equipos, el peso y su centro de gravedad principalmente, para ser transportados desde un origen hasta un destino, y las bases sobre las que se pueden apoyar (equipos modulares de carga, vehículos de arrastre, etc.). Basados en estos factores más el estudio de ruta previo, se puede decidir qué equipo de transporte es necesario para minimizar el riesgo en ruta, y la forma más económica para realizar el traslado. La Secretaría de Comunicaciones y Transporte en su Norma (Secretaría de Comunicaciones y Transportes, 2012) de pesos y dimensiones limitan el peso por eje que puede cargar un equipo de transporte para circular por las carreteras en México.

Por lo que este trabajo, se centra en el transporte entre distintos puntos geográficos del país. Y se pretende encontrar un sistema de rutas que resulte óptimo en términos económicos, pero siempre cumpliendo un determinado nivel de servicio.

Estado del arte

En los últimos años, se han desarrollado herramientas sobre la base de diferentes medios de comunicación, con el propósito de lograr una operación más segura, más eficiente, y con mayor cuidado al medio ambiente sobre el flujo de vehículos en los sistemas de transporte. Algunos de los primeros medios, en general; implicaba una muy fuerte participación humana. Como lo mencionan (Mendoza & García, 2007). En el transcurso del tiempo y con el rápido progreso realizado en la electrónica, las telecomunicaciones y sistemas informáticos, estos procesos se han automatizado hasta generar una serie de tecnologías que actualmente se incorporan en el mismo término genérico de los sistemas inteligentes de transporte (ITS).

En (British Geological Survey, 2012) se hace un estudio importante sobre los costos de transporte; los cuales son un gran componente de los costos de producción de bienes. Las cargas especiales son un producto pesado de gran volumen, para el que se requiere equipo costoso y el combustible en todas las fases: carga, transporte y descarga. Las cargas especiales con exceso de tonelaje, pueden ser transportadas por carretera en camiones, por ferrocarril o por agua. La economía es el motor principal en la determinación del modo de

transporte utilizado. El transporte por carretera tiene la importante ventaja de la flexibilidad, en el tamaño de la unidad de las cargas, el punto de entrega, el tiempo, la frecuencia de la entrega y la capacidad de responder rápidamente a los cambios en la demanda.

El algoritmo de búsqueda exhaustiva busca y analiza todas las posibles soluciones de un problema, (Recuero, 1994) describe dos problemas que soluciona con la elaboración de una serie de creación de árboles que siguen distintas rutas, desde un punto determinado a un destino. En el primer caso, lo aplica a una red del metro, donde el problema consiste en tomar en cuenta el tiempo de espera que el usuario experimenta en el mismo viaje, en los transbordos y en el tiempo de espera en el andén, cada árbol es reemplazado por otro que tenga menor tiempo de recorrido. El segundo problema que (Recuero, 1994) describe en su artículo está basado en un problema de TSP (problema del agente viajero), tomando como nodos los vértices de un dodecaedro. Este problema mucho más complejo que el anterior, donde da una conclusión de que a medida que el número de nodos aumenta, el algoritmo de búsqueda exhaustiva tiende a ser menos eficiente debido a la gran cantidad de análisis de posibles rutas de solución.

En (Rivera Rodríguez, 2010), el autor basa su estudio en un problema de ubicación óptima de capacitores utilizando búsqueda exhaustiva. Como el mismo autor lo menciona, este problema ha sido objeto de investigaciones durante varias décadas y han sido utilizadas varias técnicas de solución. En su artículo ofrece una panorámica de los diferentes aspectos que deben utilizar los planificadores de las distribuidoras para solucionar este problema. Los resultados mostrados en este estudio, permiten concluir que a pesar de que los métodos de solución, propuestos en la literatura sobre este problema (métodos analíticos, métodos de programación numérica, métodos heurísticos, métodos basados en inteligencia artificial) son efectivos, en cuanto a tiempo y requerimientos computacionales, no necesariamente llegan al óptimo global.

Para la búsqueda de rutas existe el algoritmo de Dijkstra, el cual; es un algoritmo especializado en localizar el camino más corto de un origen a un destino determinado. Haciendo algunas adecuaciones este algoritmo puede resolver problemas de optimización de costos como (Pedraza, López, & Salcedo, 2011) describen en su investigación al utilizar

este algoritmo para optimizar el uso de la red de radio cognitiva en Colombia, mejorando los recursos de dicha red mediante la reutilización de huecos espectrales. El algoritmo mostró ser una herramienta sumamente eficiente en el apoyo al programa de simulación que analizaba las soluciones del problema.

En la publicación de (Restrepo C. & Sánchez C., 2004), los autores utilizan el algoritmo de Dijkstra, aplicado a la localización de la ruta más corta a seguir entre dos puntos, en el Municipio de Santa Rosa de Cabal en Risaralda Colombia, Un aspecto importante, fue la construcción de la matriz de distancias mínimas entre todos los nodos que representan la ciudad. Esta matriz sintetiza de manera notable la información requerida para el correcto funcionamiento del algoritmo. Los resultados encontrados en este trabajo, son de gran valor, ya que son la fuente de datos para resolver problemas que requieran conocer las distancias mínimas entre diferentes lugares y así, resolver problemas de desplazamiento tan simples como la entrega del periódico, la entrega de encomiendas, o un poco más complejos como la ruta más corta que debe seguir el vehículo del cuerpo de bomberos para atender una emergencia y el conflicto que enfrentan las empresas que suministran productos tienda a tienda y que quieren hacerlo al menor costo y tiempo posibles.

En (Chávez Irazábal, 2012) el autor plantea la optimización y adaptación de un módulo de cálculo de rutas teniendo en cuenta las condiciones dinámicas del tráfico con el objetivo de gestionar eficientemente los recursos que posee una empresa de transporte. La lógica de la aplicación encargada del cálculo de rutas que se desarrolló, está basada en el algoritmo de Dijkstra, Asimismo, con los resultados obtenidos mostrados en su artículo, los autores realizaron el estudio comparativo con otras metodologías como Dijkstra estático implementado con cubos dobles, Dijkstra dinámico implementado por Shan Lan, y los algoritmos ACO. El autor concluye, tomando en cuenta las comparaciones con otros algoritmos similares, que el algoritmo de Dijkstra es un algoritmo sumamente eficiente y confiable en la optimización del recorrido de ruta.

A mediados del siglo pasado, se dio lugar a uno de los avances científicos más importantes en muchas décadas, el desarrollo de la programación lineal (PL). Esta herramienta de optimización ha sido muy importante en los últimos tiempos en la toma de

decisiones, como lo menciona (Hillier & Lieberman, 2010, págs. 21-28), el alcance del campo de aplicación de PL es muy amplia, y un caso especial en el campo de aplicación de PL, es el modelo de transporte (Hillier & Lieberman, 2010, págs. 282-330). En su obra el autor muestra varios ejemplos para resolver el problema de transporte mediante PL utilizando un procedimiento de solución llamado método simplex, este procedimiento es capaz de encontrar el óptimo global, incluso en problemas muy grandes, el método simplex es utilizado de forma rutinaria en varios paquetes de computadora hoy en día (Hillier & Lieberman, 2010, págs. 81-94).

En su publicación, (Faulin & Angel A., 2002), exponen varios ejemplos de aplicación de PL, entre ellos describen el modelo de asignación (variante del modelo de transporte) resuelto con el método simplex alcanzando muy buenos resultados, (Faulin & Angel A., 2002) también abordan el problema del transporte tomando como ejemplo el costo de trasladar cierto producto desde determinado origen (planta) a un destino (cliente), los resultados aquí mostrados con el algoritmo simplex muestran una gran eficacia resolviendo el problema y encontrando el óptimo global del mismo.

En la resolución de problemas donde el espacio de soluciones crece de manera exponencial, como es el caso de los problemas donde se aplica el método de la ruta más corta. Las metaheurísticas pueden concebirse como estrategias generales de diseño de procedimientos heurísticos para la resolución de problemas con un alto rendimiento. En (Melián, Moreno Pérez, & Moreno Vega, 2003), los autores prestan atención especial a las metaheurísticas de búsqueda que constituyen el paradigma central de estas técnicas en la resolución de problemas de optimización. Se proponen y analizan las características deseables de las metaheurísticas, desde el punto de vista de su estudio teórico y de su aplicación práctica. Para la resolución práctica de una proporción cada vez mayor de problemas de interés, no resulta apropiado utilizar procedimientos diseñados a propósito para cada modelo y dependientes de su estructura en particular. Ante la necesidad de utilizar algoritmos heurísticos de solución, las metaheurísticas proporcionan pautas y estrategias generales de diseño para obtener heurísticas con un alto rendimiento. Las metaheurísticas proporcionan métodos para escaparse de los óptimos locales de mala calidad por lo que, dado que el valor de tales óptimos locales frecuentemente difiere

considerablemente del valor del óptimo global, el impacto práctico de las metaheurísticas ha sido inmenso.

En su publicación (Medina & Yepes, 2004) abordan un problema para la optimización de costos de operación para la operación de una línea aérea en España, el problema se basa en la optimización de rutas, el tamaño de la flota y a su vez la capacidad en las aeronaves, tomando en cuenta los altibajos de la demanda. Basándose en la solución de un problema tipo TSP, los autores se enfrentan a un problema donde el espacio de soluciones crece exponencialmente. Ante esto, concluyen que el tamaño de las soluciones y los diferentes objetivos que se buscan impiden que el problema sea abordado con los métodos exactos. Los métodos heurísticos en general y los algoritmos genéticos (AG) en particular, son una alternativa para solucionar el problema.

Una dificultad propia de los AG según (Gruttner, Pinninghoff, Tudela, & Díaz, 2002), es que; sobre todo en rutas de gran extensión, se cae fácilmente en óptimos locales. Para solucionar esto, se recurre a la inteligencia humana, el sistema se puede preparar para que se pueda hacer una modificación manual de rutas, permitiendo sintonizar de esta forma el proceso visualizando un objetivo global. Otra solución a este problema sería marcar como no válidas aquellas rutas que no contengan un nodo o grupo de nodos en particular, o eliminar internamente nodos por los cuales la ruta no debe pasar.

Como lo enfatiza en su trabajo de investigación (Gil Londoño, 2006), la aplicación más común de los AG ha sido la solución de problemas de optimización, en donde han mostrado ser muy eficientes y confiables. Sin embargo, menciona que no todos los problemas pudieran ser apropiados para la técnica, y recomienda tomar en cuenta las siguientes características del mismo antes de intentar usarla:

- Su espacio de búsqueda (soluciones) debe de estar delimitado dentro de un cierto rango.
- Debe permitir definir una función de aptitud que nos indique que tan buena o mala es una cierta respuesta.
- Las soluciones deben codificarse de una forma que resulte relativamente fácil de implementar en la computadora.

En su trabajo de investigación, (Arias, Arena, Martínez, & Rivera, 2010) se aplicaron tres algoritmos para calcular rápidamente las longitudes mínimas de cables y canaletas para el tendido de una red de cableado estructurado entre dos laboratorios. Los algoritmos se desarrollaron utilizando tres métodos principales que son: el método de PL, búsqueda exhaustiva y Dijkstra, todos basados en el modelo de la ruta más corta. Se procedió primero a aplicarlos de forma manual.

La presente tesis se basa en la optimización de costos en un traslado de objetos de gran tonelaje desplazados por tierra. Y (Mendoza & García, 2007), menciona que en los últimos años, la utilización de equipos cada vez más sofisticados son utilizados como instrumentos para el logro de las operaciones al menor costo posible, estos esfuerzos inspiran el desarrollo de algoritmos que apoyen a la solución del problema.

En (British Geological Survey, 2012), se reconoce la importancia que tiene el transporte carretero en todo el mundo, por su flexibilidad y desarrollo en su infraestructura. Sin embargo, siendo el segundo medio de transporte más caro del mundo, debe buscarse la forma más apropiada de aprovechar al máximo, la asignación de los recursos, principalmente en el traslado de cargas de alto tonelaje, donde los costos de operación son mucho más altos que las cargas normales. Una de las partes que se busca desarrollar en la presente tesis es implementar un algoritmo que sea capaz de encontrar la ruta más corta entre un origen y un destino. (Recuero, 1994), afirma que uno de los algoritmos que pueden realizar esta función es el algoritmo de búsqueda exhaustiva, pero debemos tomar en cuenta que (Rivera Rodríguez, 2010), hace hincapié en que el algoritmo pierde eficiencia a medida que el espacio de soluciones crece exponencialmente, en realidad este problema se tiene con los métodos exactos, por lo que es importante explorar otras posibles alternativas.

Otro método alternativo, es la utilización del algoritmo de Dijkstra ya que según (Pedraza, López, & Salcedo, 2011), el algoritmo de Dijkstra se diseñó especialmente para la localización de la ruta más corta. Además, con algunas adecuaciones se puede lograr que el algoritmo indique el costo más bajo en el traslado de la carga.

Es importante tomar en cuenta la idea de (Restrepo C. & Sánchez C., 2004), al incluir una matriz que facilita el funcionamiento del algoritmo.

En (Chávez Irazábal, 2012), se muestran diferentes adecuaciones al algoritmo de Dijkstra por lo que podemos asumir que en el presente trabajo de investigación, se podrán hacer los arreglos necesarios para lograr el objetivo planeado.

Otro de los problemas a enfrentar en la presente tesis es el de seleccionar aquel equipo necesario, y que además, esté disponible al momento de realizar determinado traslado, para este caso se buscará resolver el problema mediante la PL como lo publica (Hillier & Lieberman, 2010), este tipo de problema puede solucionarse como un problema de asignación, resuelto con el método simplex.

En (Faulin & Angel A., 2002, págs. 1-18) los autores realizan varios ensayos resolviendo este tipo de problemas mediante este método, logrando excelentes resultados, por lo que se buscará desarrollar el modelo de PL que logre hacer la asignación óptima de los equipos necesarios en base a costos.

La presente tesis busca que un solo algoritmo determine tanto la ruta que debe seguir determinado proyecto, como los vehículos y módulos de carga que se requieren para lograr el proyecto con el costo más bajo, (Medina & Yepes, 2004) han trabajado y demostrado la eficacia de los AG pero enfocado a TSP, por lo que en esta tesis se adecuará a la solución de la ruta más corta.

Justificación

Debido a los costos excesivos en los que incurren los traslados de cargas con exceso de dimensiones, se observa la necesidad de desarrollar un programa computacional que apoye a los responsables de los proyectos de traslado, en la localización de rutas de traslado y, de igual manera, con la selección de vehículos y módulos de carga requeridos que incurran en costos mínimos de operación. Además; obtener una estimación del costo aproximado para evitar pérdidas en la empresa por ofrecer un costo menor a lo que realmente se invertiría; o en el caso contrario, un costo excesivo por el servicio ofrecido y afecte las relaciones con el cliente.

La experiencia del estudiante en cuanto a la realización de proyectos de traslado de cargas con exceso de dimensiones, aunado con la formación académica en los estudios realizados en el programa de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Industrial, se observó la

oportunidad de aplicar los conocimientos adquiridos sobre optimización, para ofrecer una solución alternativa al problema. La realización de este trabajo ayudará a los responsables de proyectos para el traslado de cargas especializadas, a determinar la ruta a seguir y los vehículos de carga necesarios para realizar el proyecto en menor tiempo y sin la necesidad de gastar recursos escasos, como se hace actualmente.

Objetivos:

Objetivo General

Desarrollar un modelo de optimización, que permita determinar una ruta de traslado y la configuración de vehículos de arrastre y módulos de carga necesarios en el traslado, de un objeto indivisible con exceso de dimensiones (overweight) de determinado origen a un destino, a un costo mínimo, por medio del uso de técnicas exactas y algoritmos de búsqueda de caminos mínimos.

Objetivos específicos

- Revisión del estado del arte en la optimización del transporte de cargas especiales con exceso de dimensiones.
- Análisis del sistema de logística para el traslado de cargas especializadas, para determinar las variables que habrán de incorporarse en los modelos de solución.
- Desarrollo de un algoritmo basado en búsqueda exhaustiva que permita localizar una ruta de traslado al menor costo.
- Desarrollo de un modelo basado en el algoritmo de Dijkstra que permita determinar la ruta de traslado al menor costo.
- Desarrollo de un modelo de PL que determine la configuración de vehículos de arrastre y módulos de carga necesarios en un traslado de una carga con exceso de dimensiones.
- Desarrollo de un algoritmo genético (AG) que sea capaz de determinar la ruta a seguir, con el objetivo de lograr hacer un recorrido más corto.
- Elaboración de una matriz de distancias entre ciudades de la República Mexicana
- Comparación de los resultados obtenidos en los algoritmos propuestos.

Planteamiento del problema

Hoy en día, las empresas transportadoras de cargas especializadas basan la decisión del recorrido de ruta en experiencias pasadas y recorridos ya conocidos, pero no se garantiza realmente que es la ruta más económica para la empresa, ya que normalmente el objetivo es realizar la operación con la seguridad y calidad que son requeridos en este tipo de operaciones, dejando la parte económica en segundo término.

El transporte de cargas con exceso de dimensiones son operaciones sumamente costosas debido a que se requiere de mano de obra calificada, maquinaria y equipos costosos, altos consumos de combustible, pagos de permisos por derechos de tránsito, entre otros. Por lo que la selección de un recorrido sobre una ruta que nos garantice el costo mínimo ayudaría a la economía de la empresa de manera importante, de tal manera, si se incurren en gastos mayores que los cotizados, la empresa podría perder utilidades necesarias para la subsistencia de la misma, y por otro lado, si se cotiza un traslado con un cobro excesivo de operaciones se corre el riesgo de que el cliente prefiera otra alternativa.

Hipótesis

Es factible aplicar algoritmos de búsqueda y PL, para determinar el costo mínimo en el traslado de cargas especiales con exceso de dimensiones.

Método:

1. Análisis de la determinación de rutas y asignación de vehículos y módulos de carga.
2. Determinación de costos de operación y mantenimiento por kilómetro de vehículos y módulos de carga.
3. Determinación del modelo matemático más adecuado a la solución del problema.
4. Determinación de modelos matemáticos alternativos para validación y comparación.
5. Desarrollo de los algoritmos que dan solución al problema planteado.
6. Validación y comparación de resultados obtenidos.
7. Presentación de resultados, conclusiones y sugerencias finales.

Organización de la tesis:

La presente tesis se compone de cinco capítulos. A continuación se describe una breve reseña en cuanto al contenido de cada uno de estos:

Capítulo I: En este capítulo se describen brevemente acontecimientos importantes, tanto en el desarrollo del transporte como de la infraestructura en el mundo y en México., todo lo referente a las cargas especializadas; ¿Qué son?, las complicaciones en su traslado, y porqué los costos se incrementan de manera importante a comparación de los traslados de cargas normales.

Capitulo II: Presenta la descripción de los algoritmos que se utilizan en la presente tesis, los algoritmos de búsqueda exhaustiva y de Dijkstra, el modelo de PL como un modelo amigable para la asignación de recursos y, por último, se describe el funcionamiento de los AG.

Capitulo III: En esta parte de la tesis se llega a la implementación de los algoritmos antes mencionados para atacar el problema planteado en este trabajo de investigación, aquí mismo se presenta el desarrollo y descripción de los modelos.

Capítulo IV: Presenta, un estudio comparativo, resultados y análisis, obtenidos de los algoritmos desarrollados enfocados al problema en cuestión.

Capítulo V: Se dan a conocer las conclusiones generadas, a partir del desarrollo de la presente investigación.

Capítulo I

*El transporte de cargas
especializadas.*

Antecedentes

El transporte, entendido como la capacidad de desplazar personas o materiales de un sitio a otro, es tan antiguo como el hombre. Al principio, caminar con todos sus enseres era la única forma de trasladarse que tenían nuestros ancestros. Pero, pronto, se descubrió la rueda, posiblemente inspirados en los troncos de árboles que se usaban para deslizar cargas pesadas.

No obstante, el primer instrumento de transporte debieron ser las balsas de troncos. Estas rudimentarias embarcaciones debieron inventarse viendo los trozos de árboles que arrastraba el agua y flotaban. De cualquier modo, el transporte fluvial debe tener miles de años de antigüedad, ya que las tribus primitivas, en sus migraciones, debieron atravesar ríos y/o lagos y lagunas a lo largo de su travesía.

En cuanto al transporte terrestre, su primera gran innovación fue la domesticación de animales, como el caballo. Este comenzó a utilizarse en oriente próximo para llevar de un sitio a otro tanto cargas como personas hace unos 5.000 años, aunque ya antes se tiene conocimiento de que ya se usaba el buey. Los equinos se mantuvieron como principal medio de transporte hasta principios del siglo XIX en que apareció el ferrocarril.

La Revolución Industrial que comenzó durante el siglo XVIII en Inglaterra, cambió por completo los sistemas de transporte. Se construyeron redes de canales fluviales para facilitar el transporte de cargas pesadas., y, sobre todo, la invención de la máquina de vapor, dio lugar a la aparición del ferrocarril, que dominó el transporte terrestre hasta la aparición del automóvil a finales del siglo XIX.

Al mismo tiempo, los barcos se modernizaban hasta el punto en que se desarrollaron grandes transatlánticos que pueden desplazar miles de toneladas.

Desarrollo del transporte en México.

Los primeros datos de transporte como tal en México, se remontan prácticamente desde la llegada de los Mexicas a Tenochtitlan, cuando decidieron fundar su ciudad en aquel islote del lago de Texcoco, en primer lugar se enfrentaron al enorme problema de estar rodeados por agua. Sin embargo, ese “problema” ellos lo utilizaron como un recurso

para construir una ciudad con verdaderas vías de comunicación, pues poco a poco, los Aztecas fueron ganando terreno al agua mediante un sistema de terrazas llamadas chinampas, los medios de transporte más comunes en esta época eran trasladarse caminando, o utilizando el medio fluvial mediante los acallis o jangadas, los acallis estaban contruidos de una sola pieza de grandes troncos de roble que eran capaces de transportar grandes cantidades de mercancías, incluso se tienen registros de que llegaban a transportar chinampas.

En la época colonial, la llegada de los españoles representó un avance muy importante en el desarrollo del transporte terrestre en México, traídos por ellos mismos comienzan a utilizar los caballos, bueyes, mulas y asnos para transportar personas y mercancías, este hecho revolucionó de manera notable la transformación del transporte en México, ya que al mismo tiempo se comenzó a pensar en la adaptación de caminos para el tránsito de estos nuevos medios de transporte, dando inicio así al desarrollo de la infraestructura carretera en México.

A finales de 1876 asumió el poder el general Porfirio Díaz y con la colaboración de su ministro de fomento, el general Vicente Riva Palacio, se dedicaron con entusiasmo a impulsar la construcción de caminos, ferrocarriles y telégrafos. Se construyó un ferrocarril por cuenta exclusiva del gobierno, y todo el personal que intervino en la obra, ingenieros, empleados y operarios, fue mexicano. Con esto, el transporte ferroviario se convierte en la mejor solución de la época para el traslado masivo de personas, mercancías y cargas de alto tonelaje a grandes distancias (Historia del transporte en México, 2010).

Desarrollo de la infraestructura carretera.

El aumento de tamaño y densidad de las poblaciones en las ciudades de las primeras civilizaciones y la necesidad de comunicación con otras regiones se tornó necesaria para hacer llegar suministros alimenticios o transportarlos a otros consumidores, es allí donde surgen las carreteras. Las carreteras fueron los primeros signos de una civilización avanzada. Los mesopotámicos fueron unos de los primeros constructores de carreteras hacia el año 3500 a.C. Le siguieron los chinos, los cuales desarrollaron un sistema de carreteras en torno al siglo XI a.C., Por su parte los romanos también tenían carreteras, las

más antiguas construidas por los romanos; La vía Apia empezó a construirse alrededor del 312 a.C., y la vía Faminia hacia el 220 a.C. En la cumbre de su poder, el Imperio romano tenía un sistema de carreteras de unos 80.000 km. consistente en 29 calzadas que partían de la ciudad de Roma, y una red que cubría todas las provincias conquistadas importantes, incluyendo Gran Bretaña (Historia de las carreteras, 2012).

Los antecedentes del autotransporte se remontan al surgimiento del primer vehículo movido por un motor mecánico en la segunda mitad del siglo XVIII, aunque en realidad no fue sino hasta bien entrado el siglo XIX que pudimos presenciar los primeros camiones propiamente dichos, impulsados con motores de combustión interna.

Desarrollo de la infraestructura carretera en México

Al inicio del siglo XX, en México, se contaban con casi 500 Km. de carreteras transitables. La notable importación de vehículos Alemanes, Italianos, Franceses y Estadounidenses, terminó por hacer insuficientes estos pavimentos. El desarrollo de la infraestructura en México comienza prácticamente con el gobierno del General Plutarco Elías Calles al crear la Comisión Nacional de caminos en 1925, a partir de entonces poco a poco se fueron uniendo y agregando caminos, creando redes carreteras, conectando diversas zonas rurales y urbanas hasta lo que conocemos hoy en día, con más de 350,000 Km., de carreteras, el sistema de transporte carretero se considera como la infraestructura de transporte más importante de México.

El transporte de cargas especializadas

El transporte de cargas especializadas, es aquel transporte cuya carga, se considera delicada (explosivos, materiales peligrosos) y/o supera las medidas dimensionales permitidas en la circulación por las carreteras en México, indicadas y especificadas en la NOM-12-SCT-2-2008, La Norma maneja cuatro tipos de dimensiones, que son: a lo largo, a lo ancho, a lo alto y con exceso de peso. Para la presente tesis, el término de cargas especializadas se refiere a todas aquellas cargas que llegan a superar las 90 Ton., de peso, La Norma que regula el transporte por carretera de este tipo de cargas es la que maneja la SCT (Secretaría de Comunicaciones y Transportes, 2012), en la cual, se indica el peso que

una carga debe igualar o superar para considerarse como carga especializada (90 Ton.), además, estas cargas son indivisibles, por lo que, para el desplazamiento de las mismas, no es posible utilizar vehículos convencionales, sino vehículos con plataformas acoplables entre ellos para lograr la capacidad de carga que se requiera, como lo indica la NOM-12-SCT-2-2008.

El tránsito de cargas pesadas acelera el deterioro de la infraestructura, por lo que para circular con estas cargas se debe solicitar un permiso que tiene un determinado costo, dependiendo de las toneladas a transportar, tanto el equipo de traslado como el de izaje y de seguridad, son de maquinaria pesada por lo que su operación se vuelve muy costosa.

Además se debe considerar, el mantenimiento que se le debe dar a todo el equipo, los recursos energéticos, los recursos humanos (que dependen de la distancia de los recorridos, los cuales pueden tardar varios días por la velocidad máxima a la que se puede circular: 45 km./h. en promedio), los vehículos y el capital humano adicional para garantizar la seguridad tanto de los operadores como los viajeros que llegan a coincidir en el camino, el reforzamiento de puentes para garantizar la seguridad al momento del paso, los tiempos muertos que se deben hacer para dar agilidad al tránsito, los reconocimientos de ruta previos que se realizan, el pago de peajes etc. Todo esto, conlleva a que el traslado se encarezca de tal modo que la realización del proyecto de traslado arroje pérdidas en lugar de ganancias.

Por lo anterior es de suma importancia, por esto que en cada proyecto de traslado, se busque la forma más económica de realizarlo, y es aquí donde el trabajo de esta tesis puede contribuir en la solución de este problema.

EMPRESA TRANSPORTADORA S.A. de C.V.

Por cuestiones de confidencialidad, se ha omitido el nombre de la empresa y en lo sucesivo se le denominará como EMPRESA TRANSPORTADORA S.A. de C.V. la cual es una empresa dedicada al transporte e izaje de cargas especializadas.

Cientos de transportes y maniobras sustentan la experiencia de la empresa que tiene como prioridad ofrecer el mejor servicio de calidad para lograr la total satisfacción del cliente.

La presente tesis se realizó inspirada en las operaciones de esta empresa que tan amablemente abrió sus puertas para conocer los procedimientos y complejidades de sus operaciones.

Capítulo II

*Herramientas aplicadas en la
búsqueda de la solución.*

Introducción a la optimización

La optimización es el proceso de hacer algo mejor. Un ingeniero o un científico (Haulp & Haulp, 2004) generan una idea nueva y la optimización mejora esa idea. La optimización consiste en tratar variaciones sobre un concepto inicial y utilizando la información obtenida, mejora esa idea o el resultado alcanzado. Una computadora es la mejor herramienta para la optimización siempre que la idea o variable que influye en el resultado se pueda introducir en formato electrónico. Hoy en día las computadoras han facilitado bastante el proceso de buscar resultados óptimos (o resultados muy cercanos a los óptimos), ahora simplemente, alimentamos el equipo con algunos datos y esta nos arroja un cierto resultado o solución, ¿Es esta la única solución? Muchas veces no. ¿Es la mejor solución?, Esta, es una pregunta difícil. La optimización es la herramienta matemática en la que confiamos para obtener estas respuestas.

Encontrar la mejor solución.

La terminología "mejor solución" implica que hay más de una solución y las soluciones no son de igual valor. La definición de "mejor" es relativa, y muy subjetiva al problema en cuestión, su método de solución, y las tolerancias permitidas. Así la solución óptima depende de la persona que da formulación al problema. La educación, las opiniones y las conveniencias, son factores que influyen en la definición "mejor que". Algunos ejemplos son: el mejor goleador en el futbol, otro ejemplo puede ser; una solución a una ecuación diferencial lineal de primer orden. Otros problemas tienen varias soluciones de mínimos o máximos conocidos como puntos óptimos o extremos, y "el mejor" puede ser una definición relativa.

La optimización

Nuestra vida nos enfrenta a muchas posibilidades de optimización. Cuando se diseña algo, acortar la duración de proceso de éste, o maximizar el atractivo de un producto minimizando el costo. La optimización es el proceso de ajustar las entradas, o las características de un dispositivo (o sistema), o el proceso matemático, o experimentar para encontrar la salida mínima o máxima de cierto resultado. La entrada consiste en ingresar

variables; el proceso o función se conoce como la función de coste, la función objetivo, o función de aptitud, y la salida es el costo al cual se logra cierto resultado. Si el proceso es un experimento, entonces las variables son entradas físicas al experimento.

Introducción a la investigación de operaciones IO

Desde una perspectiva histórica, las matemáticas nacen de la naturaleza y de la evolución del lenguaje como un medio de comunicación poderoso, conciso y sin ambigüedades. No se trata de un objeto de conocimientos ya constituido, sino de una forma abierta a la creatividad y al razonamiento. Hasta a finales del siglo XVIII, casi todos los productos eran manufacturados por artesanos de manera individual. Con el advenimiento de las nuevas tecnologías de producción, a finales del siglo XVIII y comienzos del XIX, se inició la revolución industrial. Los primeros avances ocurrieron en Inglaterra y se diseminaron con rapidez en Europa. La revolución industrial ha moldeado la vida del mundo industrializado moderno. Estos grandes cambios crearon la necesidad de administrar las operaciones de un modo más efectivo y eficiente.

Los orígenes de la investigación de operaciones (IO), se remontan a principios del siglo XX. Más adelante, al inicio de la década de 1940, cuando nació una nueva escuela del pensamiento en administración, cuyo fundamento presuponía la aplicación de los modelos matemáticos a la solución de los problemas, lo cual dio origen a la escuela cuantitativista. Esta corriente filosófica se considera como origen de la IO, también denominada ciencia de la administración.

Más específicamente la IO surgió en el periodo de 1935 a 1945, en las fuerzas armadas británicas durante la Segunda Guerra Mundial. Es factible afirmar que la IO tiene su origen en la universidad de Manchester, en 1939. En ese momento y lugar, se integró un grupo interdisciplinario de individuos cuyo propósito era estudiar el diseño óptimo de un sistema de defensa antiaéreo en el marco de la Segunda Guerra Mundial. En ese grupo participaron psicólogos, físicos, astrofísicos, militares, topógrafos y matemáticos (Montufar, y otros, 2009).

El grupo multidisciplinario ya mencionado, buscaba una defensa en contra de las naves enemigas, las investigaciones realizadas sirvieron para maximizar el beneficio del

uso del radar. Más aún, en 1940 ya era posible instalar radares en aviones y con ellos detectar barcos y submarinos enemigos, durante el día o la noche. En general con la aplicación de la IO se hicieron estudios que contribuyeron a evaluar diversos métodos de navegación y bombardeo con el fin de las operaciones y tácticas de ataque. El éxito de la IO se debió a que los beneficiarios directos de los análisis efectuados eran los mismos que decidían cómo debían de administrarse los recursos durante la guerra.

Significado y propósito de un modelo matemático

La metodología de la IO se centra en la solución de problemas mediante ecuaciones matemáticas que representa los componentes, así como sus relaciones lógicas dentro del contexto del problema a resolver. Estas expresiones matemáticas en conjunto reciben el nombre de modelo, el cual se define de la siguiente manera: “es un esquema teórico, generalmente en forma matemática, para el estudio de un sistema o de un problema complejo, el cual se elabora con la finalidad de facilitar su comprensión y el estudio de su comportamiento”. El lenguaje natural es insuficiente para responder a las necesidades de comunicación en el campo científico, por ello es preciso contar con un lenguaje de signos y códigos. La evolución del lenguaje natural al abstracto ha contribuido de manera conveniente a mantener la información referencial, conceptual y lógica de los problemas que se requieren resolver. Esto último da origen al concepto de modelación matemática.

Un modelo matemático es una forma superior de la creatividad, que tiene su origen en el dominio del lenguaje matemático. Este último es el resultado histórico de buscar simplificar la realidad al requerir, en cada caso, que el individuo desarrolle sus propias significaciones. Un modelo matemático relaciona en forma lógica las variables que afectan el rendimiento de un sistema con una o varias formas de desempeño. Si bien, el modelo de un sistema puede ser de muchas formas, lo habitual es que incluya las relaciones lógicas entre las variables que afectan el rendimiento del sistema. Estas relaciones se expresan en forma matemática. Al modificar el valor de estas variables en las relaciones se puede determinar el efecto de diversas condiciones sobre la eficacia operativa del sistema que el modelo describe. Los modelos se pueden categorizar en deterministas y probabilísticos. Los primeros asumen certidumbre en el comportamiento y las relaciones de los parámetros de

entrada del modelo; en cambio, los probabilísticos suponen que hay incertidumbre y buscan incluir cierta dicha realidad (Montufar, y otros, 2009).

Gran parte de los análisis desarrollados durante la aplicación de la IO en las organizaciones comienza con modelos que son representaciones de sistemas físicos u operativos. Así, la IO se apoya en la modelación matemática, misma que incluye de modo intrínseco la comprensión de los procesos que serán optimizados. El proceso de modelación en la IO tiene que ver en principio con la identificación y modificación de los supuestos básicos que caracterizan la propia evolución de los modelos. Todos estos supuestos, sean evidentes o establecidos por la vía de la intuición, entran en funcionamiento de acuerdo con el orden mental que cada individuo tenga predeterminado de ellos con base en su experiencia empírica. Lo anterior identifica la configuración del modelo conceptual de cada tomador de decisiones tiene implícitamente para ofrecer un planteamiento lógico y a la vez una solución para cada problema. De este modo, los modelos de IO deben percibirse como los mecanismos mediante los cuales se materializan las estructuras implícitas de las experiencias de las personas para resolver problemas.

El propósito de la modelación es comprender los problemas y no sólo su solución computacional. La modelación matemática permite a los individuos explicar las relaciones lógicas que buscan dar respuesta a los objetos de estudio. No obstante, en dicho proceso también hay arte, ya que se materializa una interpretación de la realidad. A su vez, el análisis de un sistema por medio de la aplicación de un modelo sirve como punto de arranque para el proceso de toma de decisiones. En general, un modelo debe emplearse en la comunicación y comprensión de los problemas, así como de las estrategias y posibles alternativas de solución (Montufar, y otros, 2009).

Evolución de la modelación matemática

El desarrollo de los modelos en IO, en cualquier ámbito de aplicación, es un proceso evolutivo que se inicia con un modelo muy simple alejado de la realidad, que de manera gradual se hace más elaborado y refleja la complejidad del problema en cuestión. En efecto, dicho desarrollo puede facilitarse al partir de estructuras lógicas que, utilizadas de manera general, sirvan como puntos de arranque para modelos más sofisticados. Esto equivale a los

conceptos de “portabilidad” y “escalabilidad”. El ciclo de vida de un modelo inicia con su concepción e introducción, y continúa con su crecimiento hasta llegar a la madurez. A veces cae en desuso a falta de apego a una realidad siempre cambiante. El proceso se repite de nuevo, en una etapa de resurrección.

En el desarrollo de los modelos es factible dividir grandes problemas en instancias pequeñas e independientes, así se simplifica la operación y actuación a partir de la racionalización e independencia de los subproblemas. Por otro lado la parametrización de un modelo matemático debe mantenerse simple, tratando de capturar los aspectos que en realidad sean relevantes y diferir aquellos que no sean tanto, sólo hasta el punto en el cual el tomador de decisiones demuestre que es indispensable considerarlos y que, además, está capacitado para continuar con la sofisticación y evolución de dicho modelo (Montufar, y otros, 2009).

En general las analogías o asociaciones de los modelos previamente elaborados y probados, desempeñan una función crítica de la determinación del punto de arranque del proceso evolutivo aplicado al desarrollo de los modelos. Aquí se propone la idea de “re-uso” de las estructuras lógicas de los modelos con el objetivo de que se apliquen en situaciones diversas. Una buena estrategia de inicio del proceso evolutivo y de enriquecimiento de un modelo de IO inicia al cubrir y a la vez descubrir aquellos elementos que pueden mejorar el modelo conceptual vigente del tomador de decisiones. Al asumir que todo modelo es perfectible por ser sólo una abstracción estática de una realidad siempre cambiante, es entonces posible reconocer sus limitaciones para primero simular y predecir la realidad y luego optimizarla. Esto da origen a la naturaleza iterativa y evolutiva de la modelación matemática.

El proceso de enriquecimiento y la escalabilidad de los modelos de IO involucran la necesidad de probar con rigor cada una de las etapas. No se puede asumir que los aspectos esenciales de un problema serán mejor o igualmente tratados por versiones más evolucionadas del modelo original. Durante el proceso evolutivo de los modelos, se aplica el método científico ya que, al no tratarse de uno solo, tampoco deberá verificarse su eficiencia con la evidencia de una sola prueba experimental (Montufar, y otros, 2009).

A partir del nivel de significación que un modelo y sus relaciones tengan para cada persona, es factible decir que el conocimiento transferido a otros individuos no siempre resulta en una copia fiel del mismo. Así pues, es factible concluir que la habilidad creativa indispensable para el proceso de modelación no se obtendrá con la identificación de los datos relevantes de un problema sino más bien con la experiencia que sólo se alcanza mediante el proceso evolutivo que inicia a partir de modelos sencillos.

Finalmente, durante la evolución de un modelo de IO y en los casos en los que la nueva instancia del modelo ya no permita su operación en la práctica, entonces habrá posibilidad de retroceder hacia etapas anteriores de su evolución en busca de la simplicidad que le ayude a mantener el modelo en condiciones de ser implementado (Montufar, y otros, 2009)

Programación Lineal

En muchas situaciones en las que se requiere de tomar una decisión pueden ser fundamentadas de modo matemático. La IO estudia precisamente los problemas de decisión y los expresa en lenguaje matemático. Dichos problemas pueden surgir de cualquier aspecto de la vida humana; con ayuda de las técnicas de la IO, estas dificultades se pueden modelar, es decir; transformar en expresiones matemáticas adecuadas de manera que sea posible encontrar soluciones. Así, se tiene un decisor que, desde el punto de vista formal, desea optimizar cierta función la cual se encuentra sujeta a determinadas restricciones, que pueden ser de igualdad o desigualdad.

Aunque en sus orígenes la IO fue aplicada por planificadores militares de la Segunda Guerra Mundial que buscaban tomar las mejores decisiones (en áreas como la logística o programación horaria de los entrenamientos) en épocas posteriores se le utilizó en la industria. El trabajo clásico *Lineal Programming and Extensions*, de G. Dantzig, publicado en 1963, ha influido mucho en las aplicaciones matemáticas a problemas concretos. De hecho él fue el creador de la disciplina llamada programación matemática al idear el método simplex.

El modelo de PL es el más simple de los modelos de programación matemática, pues todas las funciones son lineales; muchas de las relaciones entre las variables de los

problemas reales también son lineales y, si no lo son, se pueden aproximar de manera satisfactoria a una función lineal.

Desde la aparición del modelo simplex, las técnicas de la PL se han aplicado en otros campos como ingeniería y la economía. En estas situaciones, la PL aporta una técnica cuantitativa que permite resolver problemas en los que es necesario asignar recursos limitados a la realización de ciertas actividades interrelacionadas en un sistema u organización. El término lineal hace referencia a la exigencia de linealidad en las funciones que definen las relaciones intrínsecas del sistema.

Existe una amplia variedad de aplicaciones de la PL, por ejemplo; en la construcción de una red de telecomunicaciones costo mínimo, la asignación de trabajadores a puestos de trabajo, el diseño de una fábrica para hacer más eficiente el flujo de materiales, el diseño de rutas de autobuses para minimizar el número de vehículos necesarios, entre muchos otros.

Programación lineal entera

En principio, un problema de programación lineal entera (PLE), es uno de PL; en él, al menos una de sus variables debe tomar valores enteros y positivos. Estos problemas son de gran interés ya que hay aplicaciones de PLE en todos los sectores y mercados. Considere un ejemplo en el que la variable representa la cantidad de vehículos fabricados; por su interpretación física, esta variable no contempla valores que no sean enteros y además positivos.

Los problemas de PLE son más complicados que los de PL, en la mayoría de los algoritmos utilizados para la solución de problemas de PLE, es de interés “relajar” todas las restricciones de integridad de la PLE y entonces resolver el problema de PL resultante. La región factible del problema original siempre estará incluida en la región factible del problema relajado. Hay una propiedad que debe cumplirse y es que en un problema de maximización, el valor de la solución óptima de la relajación lineal debe ser mayor o igual que el valor de la solución óptima del problema original de PLE (Hillier & Lieberman, 2010).

El método simplex

El método simplex es un procedimiento por el cual se resuelven la mayoría de los problemas de PL, consiste en un algoritmo que realiza un estudio secuencial de la función objetivo por distintas soluciones básicas factibles de forma que, a partir de una solución inicial, en cada iteración se considera una nueva solución básica factible, la cual es adyacente a la anterior y mejora el valor de la función objetivo. Se trata de un proceso iterativo que finaliza cuando se alcanza el valor óptimo de dicha función.

El algoritmo simplex está formado por un conjunto de reglas estructuradas que se basan en los criterios de:

1. **Inicio:** Determina una solución básica inicial.
2. **Optimalidad:** Permite decidir si una solución básica factible (sfb) es óptima o es susceptible de ser mejorada.
3. **Iteración:** Basado en la factibilidad. Cuando una (sfb) es susceptible de mejora, este criterio fija las reglas para obtener otra mejor.

Para el análisis detallado del funcionamiento del algoritmo simplex véase Anexo A.

Algoritmos de búsqueda exhaustiva

Usando una computadora para contestar preguntas como: ¿Cuántos caminos hay para...?, ¿Listar todas las posibles soluciones para...¿Hay un camino para...?, usualmente requiere de una búsqueda exhaustiva dentro del conjunto de todas las soluciones potenciales, por eso los algoritmos que resuelven este tipo de problemas reciben el nombre de algoritmos exactos o de búsqueda exhaustiva. Por ejemplo, si se desean encontrar todos los números primos menores de 10^4 , no hay método conocido que no requiera de alguna manera, el examinar cada uno de los números enteros entre 1 y 10^4 . De otra manera si se desean encontrar todos los caminos de un laberinto, se deben examinar todos los caminos iniciando desde la entrada. Normalmente en problemas prácticos su aplicación resultará en algoritmos cuyos requerimientos en tiempo son prohibitivos; en general la velocidad de las computadoras no es práctica para una búsqueda exhaustiva de más de 10^8 elementos. Así, para que estas técnicas sean útiles, estas deben considerar solamente una estructura dentro

de la cual se aproxima el problema. La estructura debe ser hecha a la medida, a menudo con gran ingeniosidad, para cuadrar con el problema particular.

Funcionamiento de un Algoritmo de búsqueda exhaustiva.

Consiste en la enumeración y trazado de todas las posibles soluciones de la red mediante el seguimiento desde el primer nodo y realizando la suma de las distancias entre cada uno de ellos conectado con el siguiente. Este algoritmo requiere de gran cantidad de memoria y puede ser poco útil para redes de gran tamaño.

En el caso más general, se asume que la solución a un problema consiste de un vector (a_1, a_2, \dots) de longitud finita pero indeterminada, satisfaciendo ciertas restricciones.

Cada a_i es un miembro de un conjunto A_i linealmente ordenado. Así la búsqueda exhaustiva debe considerar los elementos $A_1 \times A_2 \times \dots \times A_i$, para $i = 0, 1, 2, \dots$, como solución potencial. Primero se inicia con el vector nulo $()$ como la solución parcial, y las restricciones indican cuál de los miembros de A_1 son candidatos para a_1 ; llamado este subconjunto S_1 . Se escoge el menor elemento de S_1 como a_1 , y se tiene ahora la solución parcial (a_1) . En general, las diversas condiciones que describen las soluciones nos indican cual subconjunto S_k de A_k constituye candidatos para la extensión de la solución parcial $(a_1, a_2, \dots, a_{k-1})$ para $(a_1, a_2, \dots, a_{k-1}, a_k)$. Si la solución parcial $(a_1, a_2, \dots, a_{k-1})$ no admite posibilidades para a_k , entonces $S_k = \emptyset$, y así se regresa hasta el nodo padre y se hace una nueva selección para a_{k-2} , y así sucesivamente. El subconjunto de $A_1 \times A_2 \times \dots \times A_i$ para $i = 0, 1, 2, \dots$ que es buscado y representado como un árbol de búsqueda como sigue. La raíz del árbol (el nivel 0) es el vector nulo.

Sus “hijos” son la selección para a_1 ; y en general, los nodos como el k -ésimo nivel son las selecciones para a_k , dando las selecciones hechas por a_1, a_2, \dots, a_{k-1} como indicado por los antecesores de estos nodos. En el árbol presentado en la ilustración se puede observar la decisión del algoritmo al no encontrar una solución satisfactoria al problema, ver figura 1 (Gil, Pomares, & Candelas, 2010).

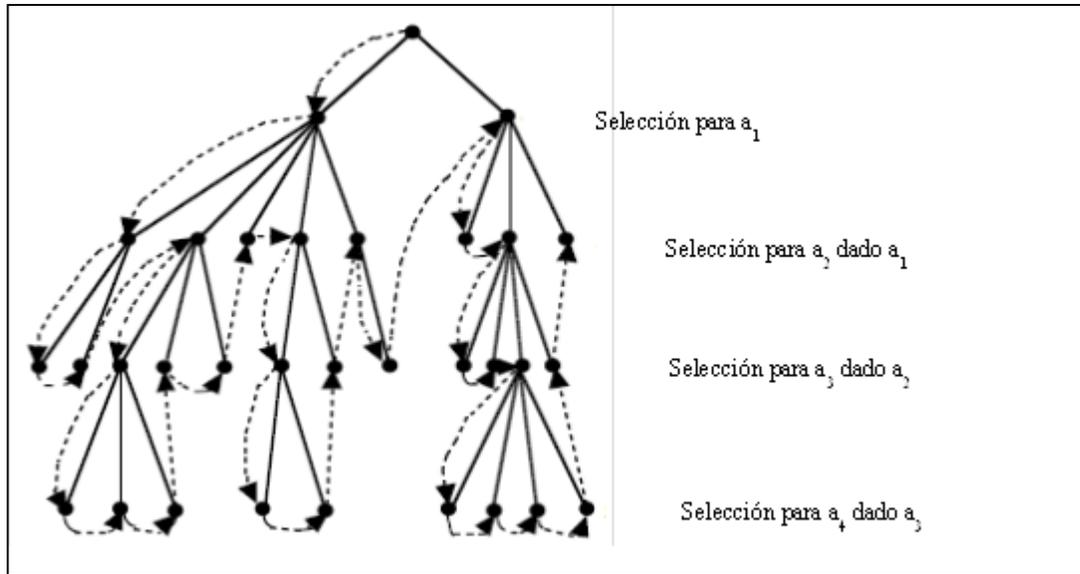


Figura 1: Árbol de expansión del algoritmo de búsqueda exhaustiva.

Algoritmo de Dijkstra

Antecedentes

Nacido en Rotterdam; Edsger Wybe Dijkstra, estudió física teórica en la Universidad de Leiden, pero rápidamente se dio cuenta de que estaba más interesado en la informática. Originalmente empleado por el Centrum Mathematisch en Amsterdam, ocupó un lugar como catedrático en la Universidad de Tecnología de Eindhoven, trabajó como investigador para Burroughs Corporation a principios de 1980, y más tarde ocupó la Presidencia del Centenario de Schlumberger en Ciencias de la Computación en la Universidad de Texas en Austin, en los Estados Unidos.

Entre sus contribuciones a la ciencia de la computación, es el algoritmo del camino más corto, (también conocido como algoritmo de Dijkstra).

Algoritmo de Dijkstra

El algoritmo de Dijkstra es un algoritmo de cálculo de ruta basado en estado del enlace. Para ilustrar cómo el algoritmo de Dijkstra calcula la ruta óptima, se va a suponer que el estado del enlace viene determinado por una métrica. De ser así, cada enlace debería

tener asociado un valor numérico. Generalmente, este valor es inversamente proporcional a la capacidad del enlace y proporcional a la carga de este o una combinación ponderada de ambos. Por lo tanto, una ruta vendrá determinada por la suma de todas las métricas de todos los enlaces por los que pase. Y la ruta óptima, será aquella que menor métrica calculada tenga.

Además es importante indicar que el costo de un enlace puede ser distinto en cada uno de los dos sentidos de circulación de los paquetes. Esto es así, por que el costo depende precisamente de que se consideren parámetros como el retardo y la carga que no tienen por qué ser iguales en ambos sentidos de la comunicación, principalmente porque estos parámetros dependen de las características de los interfaces de salida de los nodos encaminadores.

Funcionamiento del algoritmo de Dijkstra

Primero se marcan todos los vértices como no utilizados. El algoritmo parte de un vértice (nodo) origen que será ingresado, a partir de ese vértice se evalúan sus adyacentes, como Dijkstra usa una técnica greedy (*La técnica greedy utiliza el principio de que para que un camino sea óptimo, todos los caminos que contiene también deben ser óptimos*) entre todos los vértices (nodos) adyacentes. Se busca el que esté más cerca del punto origen. Se toma como punto intermedio y se verifica si se puede llegar más rápido a través de este vértice a los demás. Después se selecciona al siguiente vértice más cercano (con las distancias ya actualizadas) y se repite el proceso. Esto se hace hasta que el vértice no utilizado más cercano sea el destino especificado en un inicio.

Sea u_i la distancia más corta del nodo fuente 1 hasta el nodo i , y se define $d_{ij} (\geq 0)$ como la longitud del arco (i, j) . Entonces el algoritmo define la etiqueta de un nodo inmediato posterior j como:

$$[u_j, i] = [u_i + d_{ij}, i], d_{ij} \geq 0$$

La etiqueta del nodo inicio es $[0, -]$, que indica que el nodo no tiene predecesor.

Las etiquetas de nodos en el algoritmo de Dijkstra son de dos clases: *temporales* y *permanentes*. Una etiqueta temporal se modifica si se puede encontrar una ruta más corta a un nodo. Cuando se ve que no se pueden encontrar rutas mejores, cambia el estado de la etiqueta de temporal a permanente.

Paso 0. Etiquetar el nodo fuente (nodo 1) con la etiqueta permanente $[0, -]$, igualar $i=1$.

Paso i. a) Calcular las etiquetas temporales $[u_i + d_{ij}, i]$ para cada nodo j al que pueda llegarse desde el nodo i , siempre y cuando j no tenga etiqueta permanente. Si el nodo j ya está etiquetado con $[u_j, k]$ por otro nodo k , y si $u_i + d_{ji} < u_j$, sustituir $[u_j, k]$ por $[u_i + d_{ij}, i]$.

b) Si todos los nodos tienen etiquetas permanentes, detenerse. En caso contrario seleccionar la etiqueta $[u_r, s]$ que tenga la distancia más corta ($= u_r$) entre todas las etiquetas temporales (los empates se rompen en forma arbitraria). Hacer que $i=r$ y repetir el paso i.

Dijkstra es muy similar al algoritmo BFS (búsqueda de la primer extensión) también conocido como un algoritmo de búsqueda exhaustiva. El BFS usa una cola para el recorrido. Para el caso de Dijkstra se utiliza una cola de prioridad, esta prioridad debe tener la propiedad de ser una ruta mínima, es decir; cada vez que extraiga un elemento de la ruta mínima, debe devolver el de menor valor, en nuestro caso dicho valor será el peso acumulado en los nodos (Taha, 2004).

Metaheurísticas

Existen algoritmos que pueden usarse para obtener una solución óptima para varios tipos de modelos de IO, entre los cuales se incluyen ciertas clases de modelos de PL, programación entera y programación no lineal. Estos algoritmos han probado ser invaluable para abordar una amplia variedad de problemas prácticos. Sin embargo, este enfoque no siempre funciona. Algunos problemas pueden ser tan complicados que no es posible resolverlos para encontrar una solución óptima. En tales situaciones, aún es importante encontrar una buena solución factible que al menos esté razonablemente cerca de ser óptima. Por lo general, para buscar esa solución se utilizan métodos heurísticos.

Un método heurístico es un procedimiento que trata de descubrir una solución factible muy “buena”, pero no necesariamente una solución óptima, para el problema específico bajo consideración. No puede darse una garantía acerca de la calidad de la solución que se obtiene, pero un modelo heurístico bien diseñado puede proporcionar una solución que al menos está cerca de ser óptima (o concluir que no existen tales soluciones). El procedimiento también debe ser suficientemente eficiente como para manejar problemas muy grandes. Con frecuencia el procedimiento es un algoritmo iterativo novedoso, donde cada iteración implica la realización de una búsqueda de una nueva solución que pueda ser mejor que la solución que se encontró con anterioridad. Cuando el algoritmo termina después de un tiempo razonable, la solución que proporciona es la mejor que se pudo encontrar en cualquier iteración.

Con frecuencia los métodos heurísticos se basan en ideas bastante simples, de sentido común, acerca de la forma en que se debe buscar una solución. Estas ideas deben ajustarse al problema específico de interés. En consecuencia, los métodos heurísticos tienden a ser diseñados para abordar un tipo específico de problema en lugar de tener una variedad de aplicaciones.

Por muchos años esta situación significó que, para desarrollar un método heurístico, un equipo de IO necesitaría comenzar desde cero para así ajustarse al problema en consideración, siempre que no exista un algoritmo disponible para encontrar una solución óptima. Este panorama ha cambiado en años relativamente recientes con el desarrollo de metaheurísticas poderosas. Una metaheurística. Es un método de solución general que proporciona tanto una estructura general como criterios estratégicos para desarrollar un método heurístico que se ajuste a un problema particular. La metaheurística se ha convertido en una de las técnicas más importantes del paquete de herramientas que utilizan los profesionales de la IO (Hillier & Lieberman, 2010).

Existen cuatro tipos fundamentales de metaheurísticas:

1. Las metaheurísticas de relajación: se refieren a procedimientos de resolución de problemas que utilizan relajaciones del modelo original (es decir, modificaciones del modelo que hacen al problema más fácil de resolver), cuya solución facilita la solución del problema original.

2. Las metaheurísticas constructivas: se orientan a los procedimientos que tratan de la obtención de una solución a partir del análisis y selección paulatina de las componentes que la forman. Es decir; se aportan soluciones del problema por medio de un procedimiento que incorpora iterativamente, elementos a una estructura inicialmente vacía que representa a la solución final.

3. Las metaheurísticas de búsqueda: guían los procedimientos que usan transformaciones o movimientos para recorrer el espacio de soluciones alternativas y explotar las estructuras de entornos asociadas.

4. Las metaheurísticas evolutivas: están enfocadas a los procedimientos basados en conjuntos de soluciones que evolucionan sobre el espacio de soluciones.

Las metaheurísticas evolutivas establecen estrategias para conducir la evolución en el espacio de búsqueda de conjuntos de soluciones (usualmente llamados poblaciones) con la intención de acercarse a la solución óptima con sus elementos.

El aspecto fundamental de las heurísticas evolutivas, consiste en la interacción entre los miembros de la población frente a las de búsqueda que se guían por la información de soluciones individuales.

Las diferentes metaheurísticas evolutivas se distinguen por la forma en que combinan la información proporcionada por los elementos de la población para hacerla evolucionar mediante la obtención de nuevas soluciones.

Los AG y meméticos y los de estimación de distribuciones emplean fundamentalmente procedimientos aleatorios, mientras que las metaheurísticas de búsqueda dispersa o de re-encadenamiento de caminos, emplean procedimientos sistemáticos. (Moreno Pérez, José A., 2004) (Hillier & Lieberman, 2010)

Algoritmos Evolutivos

Introducción

Durante la última década los métodos de optimización han cobrado más importancia debido a que con ellos, se pueden resolver ciertos problemas de ingeniería que sólo pueden abordarse mediante aproximación en los computadores actuales.

Los paradigmas evolutivos actuales están inspirados en la teoría de la evolución de Darwin e intentan emular en lo posible a la Naturaleza. De esta forma, los cromosomas y los genes se suelen asociar de alguna forma a cadenas de bits o a vectores de números reales, diversas estrategias de selección imitan la selección natural.

Los algoritmos evolutivos son métodos sistemáticos para la resolución de problemas de búsqueda y optimización que aplican a estos los mismos métodos de la evolución biológica, selección basada en la población, reproducción sexual y mutación. Hay que tener en cuenta que un algoritmo evolutivo es independiente del problema, lo cual, lo hace un algoritmo robusto, para ser útil para cualquier problema, pero a la vez débil, pues no está especializado en ninguno. Las soluciones codificadas en un resultado, compiten para ver cuál constituye la mejor solución (aunque no necesariamente la mejor de todas las soluciones posibles). Las otras soluciones, ejercerán presión selectiva de forma que sólo los mejor adaptados (aquellos que resuelvan mejor el problema) sobrevivan o lleven su material genético a las siguientes generaciones, igual que en la evolución de las especies (Sumathi, Hamsapriya, & Surekha, 2008).

Computación Evolutiva

Desde los años 1930s, algunos investigadores comenzaron a ver el proceso de evolución de las especies como un proceso de aprendizaje, mediante el cual la naturaleza dota a las especies de diferentes mecanismos, buscando hacerlas más aptas para sobrevivir. Partiendo de estos preceptos no resulta entonces difícil percatarse de que pueden desarrollarse algoritmos que traten de resolver problemas de búsqueda y optimización guiados por el principio de la “supervivencia del más apto” que postulara Charles Darwin en su famosa (y controversial) teoría de la evolución de las especies. Dichos algoritmos son denominados, hoy en día, algoritmos evolutivos y su estudio conforma la computación evolutiva.

Programación Evolutiva

Lawrence J. Fogel propuso en los 1960's una técnica denominada “Programación Evolutiva”, en la cual la inteligencia se ve como un comportamiento adaptativo. La

Programación Evolutiva enfatiza los nexos de comportamiento entre padres e hijos, en lugar de buscar emular operadores genéticos específicos (como en el caso de los AG). El algoritmo básico de la Programación Evolutiva es el siguiente:

- Generar aleatoriamente una población inicial.
- Se aplica mutación.
- Se calcula la aptitud de cada hijo y se usa un proceso de selección mediante torneo (normalmente estocástico) para determinar cuáles serán las soluciones que se retendrán.

La Programación Evolutiva es una abstracción de la evolución al nivel de las especies, por lo que no se requiere el uso de un operador de recombinación (diferentes especies no se pueden cruzar entre sí) (Fogel, Owens, & Walsh, 1966).

Algoritmos Genéticos

Los AG son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. Están basados en el proceso genético de los organismos vivos. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin (1859). Por imitación de este proceso, los AG son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas.

En la naturaleza los individuos de una población compiten entre sí en la búsqueda de recursos tales como comida, agua y refugio. Incluso los miembros de una misma especie compiten a menudo en la búsqueda de un compañero. Aquellos individuos que tienen más éxito en sobrevivir y en atraer compañeros tienen mayor probabilidad de generar un gran número de descendientes. Por el contrario individuos poco dotados producirán un menor número de descendientes. Esto significa que los genes de los individuos mejor adaptados se propagarán en sucesivas generaciones hacia un número de individuos creciente. La combinación de buenas características provenientes de diferentes ancestros, puede a veces producir descendientes "superindividuos", cuya adaptación es mucho mayor que la de

cualquiera de sus ancestros. De esta manera, las especies evolucionan logrando unas características cada vez mejor adaptadas al entorno en el que viven.

El poder de los AG proviene del hecho de que se trata de una técnica robusta, y pueden tratar con éxito una gran variedad de problemas provenientes de diferentes áreas, incluyendo aquellos en los que otros métodos encuentran dificultades. Si bien no se garantiza que el AG encuentre la solución óptima del problema, existe evidencia empírica de que se encuentran soluciones de un nivel aceptable, en un tiempo competitivo con el resto de algoritmos de optimización combinatoria.

En el caso de que existan técnicas especializadas para resolver un determinado problema, lo más probable es que superen al AG, tanto en rapidez como en eficacia.

El gran campo de aplicación de los AG se relaciona con aquellos problemas para los cuales no existen técnicas especializadas. Incluso en el caso en que dichas técnicas existan, y funcionen bien, pueden efectuarse mejoras de las mismas haciéndolas híbridas con los AG.

Aplicación de los AG en la Optimización

La razón del creciente interés por los AG es que estos son un método global y robusto de búsqueda de las soluciones de problemas. La principal ventaja de estas características es el equilibrio alcanzado entre la eficiencia y eficacia para resolver diferentes, y muy complejos problemas de grandes dimensiones.

Lo que aventaja a los AG frente a otros algoritmos tradicionales de búsqueda es que se diferencian de estos en los siguientes aspectos:

- Trabajan con una codificación de un conjunto de parámetros, no con los parámetros mismos.
- Trabajan con un conjunto de puntos, no con un único punto y su entorno (su técnica de búsqueda es global.) Utilizan un subconjunto del espacio total, para obtener información sobre el universo de búsqueda, a través de las evaluaciones de la función a optimizar. Esas evaluaciones se emplean de forma eficiente para clasificar los subconjuntos de acuerdo con su idoneidad.

- No necesitan conocimientos específicos sobre el problema a resolver; es decir, no están sujetos a restricciones. Por ejemplo, se pueden aplicar a funciones no continuas, lo cual les abre un amplio campo de aplicaciones que no podrían ser tratadas por los métodos tradicionales.
- Utilizan operadores probabilísticos, en vez de los típicos operadores determinísticos de las técnicas tradicionales.
- Cuando se usan para problemas de optimización, resultan menos afectados por los máximos locales que las técnicas tradicionales.

Los AG desarrollan la búsqueda de la solución al problema mediante la secuencia de varias acciones que a continuación se describen.

Población Inicial

Habitualmente la población inicial se escoge generando individuos al azar, pudiendo contener cada gen uno de los posibles valores del alfabeto con probabilidad uniforme. Se podría preguntar qué es lo que sucedería si los individuos de la población inicial se obtuviesen como resultado de alguna técnica heurística o de optimización local. En los pocos trabajos que existen sobre este aspecto, se constata que esta inicialización no aleatoria de la población inicial, puede acelerar la convergencia del AG. Sin embargo en algunos casos la desventaja resulta ser la prematura convergencia del algoritmo, queriendo indicar con esto la convergencia hacia óptimos locales.

La población inicial de un AG puede ser creada de muy diversas formas, desde generar aleatoriamente el valor de cada gen para cada individuo, utilizar una función ávida o generar alguna parte de cada individuo y luego aplicar una búsqueda local.

Función Objetivo

Dos aspectos que resultan cruciales en el comportamiento de los AG son la determinación de una adecuada función de adaptación o función objetivo, así como la codificación utilizada.

La regla general para construir una buena función objetivo es que esta debe reflejar el valor del individuo de una manera “real”, pero en muchos problemas de optimización

combinatoria, donde existe gran cantidad de restricciones, buena parte de los puntos del espacio de búsqueda representan individuos no válidos.

Otra posibilidad consiste en reconstruir aquellos individuos que no verifican las restricciones. Dicha reconstrucción suele llevarse a cabo por medio de un nuevo operador que se acostumbra a denominar reparador.

Otro enfoque está basado en la penalización de la función objetivo. La idea general consiste en dividir la función objetivo del individuo por una cantidad (la penalización) que guarda relación con las restricciones que dicho individuo viola. Dicha cantidad puede simplemente tener en cuenta el número de restricciones violadas o bien, el denominado costo esperado de reconstrucción, es decir el coste asociado a la conversión de dicho individuo en otro que no viole ninguna restricción.

Otra técnica que se ha venido utilizando en el caso en que la función objetivo sea muy compleja es la denominada evaluación aproximada de la función objetivo. En algunos casos la obtención de n funciones objetivo aproximadas puede resultar mejor que la evaluación exacta de una única función objetivo (supuesto el caso de que la evaluación aproximada resulta como mínimo n veces más rápida que la evaluación exacta).

Un problema habitual en las ejecuciones de los AG surge debido a la velocidad con la que el algoritmo converge. En algunos casos la convergencia es muy rápida, lo que suele denominarse convergencia prematura, en la cual el algoritmo converge hacia óptimos locales, mientras que en otros casos el problema es justo el contrario, es decir se produce una convergencia lenta del algoritmo. Una posible solución a estos problemas pasa por efectuar transformaciones en la función objetivo.

El problema de la convergencia prematura, surge a menudo cuando la selección de individuos se realiza de manera proporcional a su función objetivo. En tal caso, pueden existir individuos con una adaptación al problema muy superior al resto, que a medida que avanza el algoritmo “dominan” a la población, por medio de una transformación de la función objetivo, en este caso una comprensión del rango de variación de la función objetivo, se pretende que dichos “superindividuos” no lleguen a dominar a la población.

El problema de la lenta convergencia del algoritmo, se resolvería de manera análoga, pero en este caso efectuando una expansión del rango de la función objetivo.

La idea de especies de organismos, ha sido imitada en el diseño de los AG en un método propuesto por Goldberg y Richardson, utilizando una modificación de la función objetivo de cada individuo, de tal manera que individuos que estén muy cercanos entre sí devalúen su función objetivo, con objeto de que la población gane en diversidad (Araujo & Cervigon, 2009).

Operadores básicos de un AG

Operador de Selección

El operador de Selección es el encargado de transmitir y conservar aquellas características de las soluciones que se consideran valiosas a lo largo de las generaciones.

El principal medio para que la información útil se transmita es que aquellos individuos mejor adaptados (mejor valor de función de evaluación) tengan más probabilidades de reproducirse. Sin embargo, es necesario también incluir un factor aleatorio que permita reproducirse a individuos que aunque no estén muy bien adaptados, puedan contener alguna información útil para posteriores generaciones, con el objeto de mantener así también una cierta diversidad en cada población.

Algunas de las técnicas de las cuales se dispone son las siguientes:

Ruleta o Selección Proporcional: Con este método la probabilidad que tiene un individuo de reproducirse es proporcional a su valor de función de evaluación, es decir; a su adaptación. En este método se define un rango con las características de la selección por sorteo. El número al azar será un número aleatorio forzosamente menor que el tamaño del rango. El elemento escogido será aquel en cuyo rango esté el número resultante de sumar el número aleatorio con el resultado total que sirvió para escoger el elemento anterior. El comportamiento es similar al de una ruleta, donde se define un avance cada tirada a partir de la posición actual. Tiene la ventaja de que no es posible escoger dos veces consecutivas el mismo elemento, y que puede ser forzado a que sea alta la probabilidad de que no sean elementos próximos en la población esto último no es una ventaja de por sí; salvo que

algunos de los otros operadores genéticos, es mejor utilizar un método de selección directa basado en la posición relativa de los individuos de la población.

Selección por Ranking: Desarrollado por Whitley (1989) consiste en calcular las probabilidades de reproducción atendiendo a la ordenación de la población por el valor de adaptación en vez de atender simplemente a su valor de adecuación. Estas probabilidades se pueden calcular de diversas formas, aunque el método habitual, es el ranking lineal.

Selección por Torneo: Reporta un valor computacional muy bajo debido a su sencillez. Se selecciona un grupo de t individuos (normalmente $t = 2$, torneo binario) y se genera un número aleatorio entre 0 y 1. Si este número es menor que un cierto umbral K (usualmente 0,75), se selecciona para reproducirse al individuo con mejor adaptación, y si este número es menor que K , se selecciona, por el contrario, al individuo con peor adaptación. Esta técnica tiene la ventaja de que permite un cierto grado de elitismo, el mejor nunca va a morir, y los mejores tienen más probabilidad de reproducirse y de emigrar que los peores, pero sin producir una convergencia genética prematura, si la población es, al menos, un orden de magnitud superior al del número de elementos involucrados en el torneo. En caso de que la diferencia sea menor, no hemos observado mucha diferencia entre emplear el torneo o no.

Operador de Cruce:

El operador de cruce permite realizar una exploración de toda la información almacenada hasta el momento en la población y combinarla para crear mejores individuos.

Dentro de los métodos habituales destacamos los siguientes:

Cruce de un punto: Es el método de cruce más sencillo. Se selecciona una posición en las cadenas de los progenitores, y se intercambian los genes a la izquierda de esta posición.

Cruce de n puntos: Es una generalización del método anterior. Se seleccionan varias posiciones (n) en las cadenas de los progenitores y se intercambian los genes a ambos lados de estas posiciones.

Cruce Uniforme: Se realiza un test aleatorio para decidir de cuál de los progenitores se toma cada posición de la cadena.

Cruces para permutación: Existe una familia de cruces específicas para los problemas de permutación, siendo algunos de ellos:

Cruce de mapeamiento parcial: Toma una sub-secuencia del genoma del padre y procura preservar el orden absoluto de los fenotipos es decir, orden y posición en el genoma del resto del genoma lo más parecido posible de la madre.

Cruce de orden: toma una sub-secuencia del genoma del padre y procura preservar el orden relativo de los fenotipos del resto del genoma lo más parecido posible de la madre.

Cruce de ciclo: Tomamos el primer gen del genoma del padre, poniéndolo en la primera posición del hijo, y el primer gen del genoma de la madre, poniéndolo dentro del genoma del hijo en la posición que ocupe en el genoma del padre. El fenotipo que está en la posición que ocupa el gen del genoma del padre igual al primer gen del genoma de la madre se va a colocar en la posición que ocupe en el genoma del padre, y así hasta rellenar el genoma del hijo.

Es una buena idea que, tanto la codificación como la técnica de cruce, se hagan de manera que las características buenas se hereden, o al menos, no sea mucho peor que el peor de los padres. En problemas en los que, por ejemplo, la adaptación es función de los pares de genes colaterales, el resultante del cruce uniforme tiene una adaptación completamente aleatoria.

Operador de Mutación

La mutación se considera un operador básico, que proporciona un pequeño elemento de aleatoriedad en la vecindad (entorno) de los individuos de la población.

Si bien se admite que el operador de cruce es el responsable de efectuar la búsqueda a lo largo del espacio de posibles soluciones, también parece desprenderse de los experimentos efectuados por varios investigadores que el operador de mutación va ganando en importancia a medida que la población de individuos va convergiendo. El objetivo del operador de mutación es producir nuevas soluciones a partir de la modificación de un cierto

número de genes de una solución existente, con la intención de fomentar la variabilidad dentro de la población.

Existen muy diversas formas de realizar la mutación, desde la más sencilla, donde cada gen muta aleatoriamente con independencia del resto de genes, hasta configuraciones más complejas donde se tienen en cuenta la estructura del problema y la relación entre los distintos genes.

Cuando el efecto del cruce en la búsqueda es inferior al que previamente se esperaba. Se utiliza la denominada evolución primitiva, en la cual, el proceso evolutivo consta tan sólo de selección y mutación. Encuentran que dicha evolución primitiva supera con creces a una evolución basada exclusivamente en la selección y el cruce. Otra conclusión de su trabajo es que la determinación del valor óptimo de la probabilidad de mutación es mucho más crucial que el relativo a la probabilidad de cruce. Si bien en la mayoría de las implementaciones de AG se asume que tanto la probabilidad de cruce como la de mutación permanecen constantes, algunos autores han obtenido mejores resultados experimentales modificando la probabilidad de mutación a medida que aumenta el número de iteraciones.

Reemplazo de la Población y Condición de Parada

Cada vez que se aplica el operador de cruce, nos encontramos con un número de nuevos individuos (la descendencia) que se han de integrar en la población para formar la siguiente generación, esta operación se puede hacer de diversas formas, pero en general existen tres métodos fundamentales para realizar el reemplazo:

1. Cuando el número de individuos llega a un cierto número, se elimina un subconjunto de la población conteniendo a los individuos peor adaptados.
2. Cada vez que se crea un nuevo individuo, en la población se elimina el peor adaptado para dejar su lugar a este nuevo individuo.
3. Cada vez que se crea un nuevo individuo, en la población se elimina aleatoriamente una solución, independientemente de su adaptación.

En cuanto al criterio de parada, generalmente viene determinado por criterios a priori sencillos, como un número máximo de generaciones o un tiempo máximo de resolución, o más eficientemente por estrategias relacionadas con indicadores del estado de evolución de la población, como por la pérdida de diversidad dentro de la población o por no haber mejora en un cierto número de iteraciones, siendo por lo general una condición mixta lo más utilizado, es decir; limitar el tiempo de ejecución a un número de iteraciones y tener en cuenta algún indicador del estado de la población para considerar la convergencia antes de alcanzar tal limitación.

El problema que confrontan los AG consiste en identificar dentro de un espacio de hipótesis candidato, la mejor, donde la mejor hipótesis es aquella que optimiza una medida numérica predefinida para el problema, llamada adaptación (fitness) de la hipótesis. Por ejemplo, si la tarea de aprendizaje es el problema de aproximar una función desconocida, dado un conjunto de entrenamiento de entradas y salidas, la adaptación puede definirse como la precisión de la hipótesis sobre el conjunto de entrenamiento (porcentaje de éxitos al predecir la salida). Si la tarea de aprendizaje tiene la forma de un juego, la adaptación puede medirse en términos del porcentaje de partidas ganadas. Aunque los detalles de implementación varían entre diferentes AG, todos comparten en general la siguiente estructura:

El algoritmo opera iterativamente, actualizando un conjunto de hipótesis llamada población. En cada iteración, todos los miembros de la población son evaluados de acuerdo a una función de adaptación. Una nueva población es generada, seleccionando probabilísticamente los individuos de mayor adaptación en la población presente. Algunos de estos individuos pasan intactos a la siguiente generación. Otros son seleccionados para crear una nueva generación, aplicando operaciones genéticas como el cruce y la mutación.

Las entradas de este algoritmo incluyen una función de adaptación para evaluar los candidatos a hipótesis, un umbral definiendo el nivel aceptado de adaptación para dar por terminado el algoritmo, el tamaño que debe mantener la población, y los parámetros necesarios para determinar cómo evoluciona la población, esto es, la fracción de la población que será remplazada en cada generación y la tasa de mutación presente.

(Araujo & Cervigon, 2009).

Capítulo III

*Desarrollo de los modelos para
determinar los costos mínimos*

Introducción

En los últimos años el transporte de bienes y/o servicios ha cobrado cada vez mayor interés por parte de las empresas debido al costo que esto representa (17% aproximadamente del costo total de un producto o servicio), por tal motivo las empresas han comenzado a “voltear” para analizar estos costos y poder aminorar estos egresos económicos tan altos. Pero a la vez tan necesarios que estos representan en el mundo de la industria. Los costos de mantenimiento, depreciación, combustible, peajes, salarios, seguros, entre otros. Son costos que contribuyen en mayor o menor medida en el desarrollo del transporte de algún bien, no solo en la distribución del producto terminado sino también en la transportación de la materia prima necesaria en la elaboración de los mismos. Por otro lado, no perdamos de vista el transporte público que cada vez ha mostrado mayor crecimiento en todas las regiones del mundo.

Si bien es cierto, que el transporte por carretera se ha convertido a lo largo del último medio siglo en el modo de transporte dominante, relegando al ferrocarril a un segundo plano, los recientes problemas de congestión y externalidades negativas asociadas al tráfico por carretera, han vuelto a poner en manifiesto las ventajas competitivas del ferrocarril en determinados tráficos. Sin embargo el desarrollo de la infraestructura carretera en México, supera con mucho los alcances que pueda tener otro tipo de transporte en el país, por lo que no es difícil pensar en el tiempo de supremacía que aún tiene el transporte carretero.

Existen diferentes tipos de transporte, el carretero, ferrocarril, marítimo, pluvial y aéreo, cada uno de estos representan ciertas ventajas sobre los demás, en cuestión de costos bajos, el transporte marítimo muestra cierto dominio sobre cualquiera de los demás pero obviamente no puede mover las mercancías o personas más allá de los puertos, el transporte carretero entra prácticamente en todos los lugares donde se encuentra el ser humano, aunque se considera el segundo tipo de transporte más costoso, solo superado por el aéreo. En cuestión de arrastrar grandes masas, ya sea de gente o mercancías por tierra, no hay como el ferrocarril y si de tiempos, comodidad y lujos se trata, el avión es el medio de transporte favorito.

Sea el transporte que sea, todos, absolutamente todos tienen algo en común, y es; realizar el trayecto de un origen a un destino, al menor costo y en el menor tiempo posible. Existen diversos métodos para lograr estos objetivos, desde la experiencia y pericia del conductor hasta la utilización de aparatos muy sofisticados como los GPS e instrumentos de actualización de rutas por medio de señales satelitales. Si bien este tipo de aparatos electrónicos indican una ruta a seguir para llegar a un destino determinado, no necesariamente indican la ruta más corta o en su caso la más barata de llegar, desde cierto origen a un destino determinado.

Para el caso específico de estudio de esta tesis, las cargas con excesos de dimensiones han sido el motivo de la investigación. Existen diferentes excesos de dimensiones en el transporte de cargas como son: dimensiones a lo alto, a lo ancho, a lo largo y en cuestión del peso. Esta investigación sólo se enfocará en el exceso del peso. La investigación abarca desde la asignación de los vehículos mínimos necesarios para el arrastre de la carga hasta el trazo de la ruta que recurre al costo mínimo óptimo de recorrido. Se comienza con la determinación del número óptimo de vehículos de arrastre y módulos de carga necesarios en el traslado de determinada carga, para esto, se formularon modelos matemáticos de PL y PLE. Todo esto, basado en lograr el costo mínimo óptimo para la realización de la operación. Posteriormente se llevó a cabo un análisis de optimización para determinar un modelo de ruta óptima, que debe seguir el transporte a fin de incurrir en costos mínimos óptimos. La propuesta está basada en dos algoritmos, los cuales son: algoritmo de búsqueda exhaustiva, algoritmo de Dijkstra y AG.

Formulación del modelo de PL para la asignación de vehículos de arrastre.

En el traslado de una carga con exceso de peso el transportista debe asignar los vehículos necesarios que deben ser capaces de arrastrar la carga a través del camino hasta su destino, estos vehículos no tienen una capacidad infinita de arrastre, por lo que se deben asignar vehículos cuya capacidad de arrastre garantizan el traslado de dicha carga, cabe mencionar, que estos vehículos pueden sumar sus fuerzas para así, aumentar su capacidad de arrastre trabajando de manera simultánea.

Por ejemplo; supongamos que se tiene un tráiler con capacidad de arrastre de 100 ton., y uno con capacidad de 150 ton., Estos dos vehículos trabajando de manera conjunta son capaces de arrastrar 250 ton., aunado a esto, la carga debe “montarse” en plataformas móviles, estas plataformas pueden ser de diferentes capacidades, incluso, se pueden armar plataformas de diferentes capacidades de carga acoplando determinado número de módulos de carga como se muestra en la figura 2.



Figura 2: Configuración de cuatro módulos de carga.

El modelo matemático de PL es capaz de decidir si es necesario, una configuración de módulos de carga o es suficiente con asignar una plataforma determinada. Además el modelo es capaz de configurar sólo aquellos módulos que puedan configurarse entre sí. Se tienen 4 modelos diferentes de módulos de carga: los S200, S400, S300 y S600, las configuraciones sólo se pueden realizar entre los S200 y S400 o entre los S300 y S600, esto es porque los S300 y S600 pueden regular la altura de la carga con respecto del piso y los S200 y S400 no tienen esta característica.

En la formulación de este modelo matemático de PL se parte del hecho de que se conocen todos los datos necesarios en su formulación. Las siguientes tablas nos indican los datos necesarios para dicho modelo.

Nomenclatura

La nomenclatura que se utiliza en estos modelos es la siguiente: los prefijos A, indican un vehículo de arrastre, seguido de un subíndice que indica la capacidad de carga del vehículo en cuestión, es decir; A_{300} indica un vehículo de arrastre con capacidad de arrastre de 300 toneladas, así mismo los módulos de carga son denotados con S seguidos

por un subíndice que indica su serie por ejemplo: S₄₀₀ indican un módulo de carga serie 400, por último las plataformas de carga están simbolizadas por la letra P seguido de un subíndice que indica su capacidad de carga, así una P₆₀ indica una plataforma capaz de soportar una carga de 60 toneladas de peso.

Información Técnica.

Tabla 1: Datos de operación y mantenimiento de vehículos de arrastre.

	A ₅₀₀	A ₃₀₀	A ₂₅₀	A ₂₀₀	A ₁₅₀	A ₁₂₀	A ₁₀₀	A ₇₀	A ₅₀	A ₄₀
Capacidad de carga en toneladas	500	300	250	200	150	120	100	70	50	40
Costos operativos por kilómetro en pesos	\$550	\$330	\$270	\$220	\$160	\$130	\$100	\$70	\$45	\$30
Costos de mantenimiento por kilómetro en pesos	\$510	\$290	\$230	\$180	\$130	\$100	\$70	\$55	\$35	\$25
Costos operativos más Costos de mantenimiento por kilómetro en pesos	\$1060	\$620	\$500	\$400	\$290	\$230	\$170	\$125	\$80	\$55
Inventario en unidades	1	1	2	2	2	3	3	4	5	5
Capacidad total de arrastre en toneladas	3390									

Tabla 2: Datos de mantenimiento de módulos de carga por kilómetro

	S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
Peso bruto del módulo de carga en toneladas	5.6	11.2	8.4	16.8
Capacidad de carga del módulo en toneladas	36	72	54	108
Peso del módulo de carga / capacidad de carga del módulo	16%	16%	16%	16%
Costos de mantenimiento por kilómetro en pesos	\$250	\$450	\$350	\$600
Costo de desgaste de llantas por kilómetro en pesos	\$300	\$600	\$450	\$900
Costo de mantenimiento más costo de desgaste de llantas por kilómetro en pesos	\$550	\$1050	\$800	\$1500
Inventario en unidades	6	9	6	6
Capacidad total de carga en toneladas	864		972	
Relación promedio del peso del módulo de carga con respecto a su capacidad de carga	16%			

Tabla 3: Datos de mantenimiento de plataformas de carga por kilómetro recorrido

	A ₅₀₀	A ₃₀₀	A ₂₅₀	A ₂₀₀	A ₁₅₀	A ₁₂₀	A ₁₀₀	A ₇₀	A ₅₀	A ₄₀
Capacidad de carga en toneladas	500	300	250	200	150	120	100	70	50	40
Costos operativos por kilómetro en pesos	\$550	\$330	\$270	\$220	\$160	\$130	\$100	\$70	\$45	\$30
Costos de mantenimiento por kilómetro en pesos	\$510	\$290	\$230	\$180	\$130	\$100	\$70	\$55	\$35	\$25
Costos operativos más Costos de mantenimiento por kilómetro en pesos	\$1060	\$620	\$500	\$400	\$290	\$230	\$170	\$125	\$80	\$55
Inventario en unidades	1	1	2	2	2	3	3	4	5	5
Capacidad total de arrastre en toneladas	3390									

Capacidad de arrastre

Los vehículos de arrastre con los que se transporta una carga (cualquiera que esta fuere) no tienen una capacidad ilimitada para arrastrar, la capacidad de carga que sean capaces de arrastrar depende de los caballos de potencia que tenga su motor, aquí, se tienen diferentes vehículos dependiendo de su capacidad de arrastre. La versatilidad de la capacidad en los vehículos de arrastre es importante porque no todos los proyectos requieren el arrastre del mismo peso en todos los casos, entonces el transportista tiene la ventaja de asignar el vehículo de arrastre idóneo al proyecto en puerta.

Cabe destacar que la combinación de dos o más vehículos de arrastre son capaces de combinar sus potencias y al final arrastrar la suma de sus potencias de arrastre, es decir; si se enganchan un A₃₀₀ y un A₁₅₀, la combinación de estos dos vehículos son capaces de arrastrar 450 toneladas. La coordinación que deben tener sus operadores debe ser de alta precisión, ya que de no lograr la coordinación necesaria, y uno de los dos vehículos intenta por una fracción de segundo arrastrar las 450 toneladas por sí sólo, podría recibir un daño muy grande, a veces irreversible, en su estructura o en su motor.

Peso bruto de módulos de carga y plataformas

El peso bruto de las plataformas y módulos de carga son de vital importancia, ya que como se mencionó anteriormente, los vehículos de arrastre deben ser capaces de mover la carga que se les enganche, los módulos de carga y plataformas tienen su propio peso, por lo que este peso también se debe considerar adicional a la carga que vayan a transportar, es decir si se va a transportar un generador eléctrico de 300 toneladas, adicional a este peso, el vehículo de carga debe ser capaz de mover estas 300 más el peso bruto de los módulos de carga necesarios para dicho movimiento, se ha determinado que el peso bruto de los módulos de carga y plataformas son en promedio el 16% de su capacidad de carga, por lo que el peso bruto de una plataforma con capacidad de carga de 50 toneladas es de 8 toneladas promedio.

Pendientes ascendentes y descendentes máximas, en las carreteras federales en México.

En México como en todo el mundo, las carreteras presentan ciertas irregularidades debido a la naturaleza del paisaje donde se transita, específicamente, las pendientes ascendentes y/o descendentes, afectan a nuestro problema de manera importante, por lo que este problema se enfrentará y se resolverá de la siguiente manera;

Las pendientes máximas permitidas en México son de 10% (Rico Rodríguez, Mendoza Díaz, & Mayoral Grajeda, 1998), esto quiere decir que por cada 100 metros que se avancen horizontalmente, el vehículo ascenderá o descenderá 10 metros verticalmente, esta consideración es de vital importancia en el cálculo de los vehículos de arrastre necesarios en la realización del proyecto, si en el transcurso del camino el convoy se enfrenta a una pendiente de esta naturaleza, los vehículos de arrastre deberán contar con esa capacidad extra, ya sea para lograr ascender con el peso que lleva, o en el caso de descender, que el vehículo sea capaz de controlar el desplazamiento pendiente abajo sin la preocupación de perder el control de la carga.

Desarrollo del modelo matemático de PL para la determinación de vehículos de arrastre y módulos de carga requeridos

Asignación de variables de decisión:

A_i : Vehículo con capacidad de arrastre i

$i = 40, 50, 70, 100, 120, 150, 200, 250, 300, 500$

S_j : Módulo de carga serie j

$j = 200, 400, 300, 600$

P_k : Plataforma con capacidad de carga k

$k = 12, 20, 22, 25, 30, 50, 60$

X_r : Variables de apoyo para la variable r

$r = S200, S400, S300, S600, P12, P20, P22, P25, P30, P50, P60$

T : Tonelaje de carga que se desea transportar

IA_i : Inventario disponible de vehículos con capacidad de arrastre i

$i = 40, 50, 70, 100, 120, 150, 200, 250, 300, 500$

IS_j : Inventario de módulos de carga serie j

$j = 200, 400, 300, 600$

IP_k : Inventario disponible de Plataforma con capacidad de carga k

$k = 12, 20, 22, 25, 30, 50, 60$

F_b : Factor de carga excedente por consideración del peso bruto de los módulos de carga o plataformas utilizadas en el proyecto, equivalente al 16% de la carga que soporta el módulo o plataforma

F_p : Factor de carga excedente por consideración de las pendientes en las carreteras federales equivalente al 9.9% de la carga total

Formulación de la función objetivo

Recordemos que cada móvil tiene su propio costo asociado por kilómetro recorrido, como se muestra en las tablas anteriores por lo que la función objetivo está destinada a minimizar esos costos, la función objetivo entonces estaría determinada de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \text{Max } Z = & 170A_{100} + 230A_{120} + 290A_{150} + 400A_{200} + 500A_{250} + 620A_{300} + 1060A_{500} \\ & + 65A_{40} + 80A_{50} + 135A_{70} + 550S_{200} + 1050S_{400} + 800S_{300} \\ & + 1500S_{600} + 180P_{12} + 285P_{20} + 305P_{22} + 340P_{25} + 400P_{30} + 560P_{50} \\ & + 730P_{60} \end{aligned}$$

Formulación de las restricciones

En el modelo existen restricciones que deben ser consideradas, estas restricciones normalmente están determinadas por limitaciones, ya sean máximas o mínimas.

Asignación de vehículos de arrastre:

$$100A_{100} + 120A_{120} + 150A_{150} + 200A_{200} + 250A_{250} \\ + 300A_{300} + 500A_{500} + 40A_{40} + 50A_{50} + 70A_{70} \geq T*(I+F_b)*(I+F_p)$$

Disponibilidad de vehículos de arrastre necesarios:

$$A_{100} \leq IA_{100}$$

$$A_{120} \leq IA_{120}$$

$$A_{150} \leq IA_{150}$$

$$A_{200} \leq IA_{200}$$

$$A_{250} \leq IA_{250}$$

$$A_{300} \leq IA_{300}$$

$$A_{500} \leq IA_{500}$$

$$A_{400} \leq IA_{400}$$

$$A_{50} \leq IA_{50}$$

$$A_{70} \leq IA_{70}$$

Asignación de módulos de carga necesarios:

$$36S_{200} + 72S_{400} + 54S_{300} + 108S_{600} + 12P_{12} + 20P_{20} + 22P_{22} + 25P_{25} + \\ 30P_{30} + 50P_{50} + 60P_{60} \geq T$$

Asignación de módulos de carga disponibles necesarios:

$$S_{200} \leq IS_{200} * X_{S200}$$

$$S_{400} \leq IS_{400} * X_{S400}$$

$$S_{300} \leq IS_{300} * X_{S300}$$

$$S_{600} \leq IS_{600} * X_{S600}$$

Asignación de plataformas disponibles necesarias:

$$P_{12} \leq IP_{12} * X_{P12}$$

$$P_{20} \leq IP_{20} * X_{P20}$$

$$P_{22} \leq IP_{22} * X_{P25}$$

$$P_{25} \leq IP_{25} * X_{P25}$$

$$P_{30} \leq IP_{30} * X_{P30}$$

$$P_{50} \leq IP_{50} * X_{P50}$$

$$P_{60} \leq IP_{60} * X_{P60}$$

Restricción de apoyo para que el modelo no asigne más de 1 plataforma por proyecto:

$$P_{12} + P_{20} + P_{22} + P_{25} + P_{30} + P_{50} + P_{60} = 1$$

Restricción de apoyo para que el modelo no asigne módulos de cargas de series incompatibles:

$$X_{S200} + X_{S300} \leq 1$$

$$X_{S200} + X_{S600} \leq 1$$

$$X_{S400} + X_{S300} \leq 1$$

$$X_{S400} + X_{S600} \leq 1$$

Restricciones de apoyo que impide que el modelo asigne algún módulo de carga en combinación con alguna plataforma:

$$\begin{aligned}
X_{S200} + X_{P12} &\leq 1 \\
X_{S200} + X_{P20} &\leq 1 \\
X_{S200} + X_{P22} &\leq 1 \\
X_{S200} + X_{P25} &\leq 1 \\
X_{S200} + X_{P30} &\leq 1 \\
X_{S200} + X_{P50} &\leq 1 \\
X_{S200} + X_{P60} &\leq 1 \\
X_{S400} + X_{P12} &\leq 1 \\
X_{S400} + X_{P20} &\leq 1 \\
X_{S400} + X_{P22} &\leq 1 \\
X_{S400} + X_{P25} &\leq 1 \\
X_{S400} + X_{P30} &\leq 1 \\
X_{S400} + X_{P50} &\leq 1 \\
X_{S400} + X_{P60} &\leq 1 \\
X_{S300} + X_{P12} &\leq 1 \\
X_{S300} + X_{P20} &\leq 1 \\
X_{S300} + X_{P22} &\leq 1 \\
X_{S300} + X_{P25} &\leq 1 \\
X_{S300} + X_{P30} &\leq 1 \\
X_{S300} + X_{P50} &\leq 1 \\
X_{S300} + X_{P60} &\leq 1 \\
X_{S600} + X_{P12} &\leq 1 \\
X_{S600} + X_{P20} &\leq 1 \\
X_{S600} + X_{P22} &\leq 1 \\
X_{S600} + X_{P25} &\leq 1 \\
X_{S600} + X_{P30} &\leq 1 \\
X_{S600} + X_{P50} &\leq 1 \\
X_{S600} + X_{P60} &\leq 1
\end{aligned}$$

Donde:

$$\begin{aligned} A_{100}, A_{120}, A_{150}, A_{200}, A_{250}, A_{300}, A_{500}, A_{400}, A_{50}, A_{70}; & \text{ Enteros} \\ S_{200}, S_{400}, S_{300}, S_{600}; & \text{ Enteros} \\ P_{12}, P_{20}, P_{22}, P_{25}, P_{30}, P_{50}, P_{60}; & \text{ Binarios} \\ X_{S200}, X_{S400}, X_{S300}, X_{S600}, X_{P12}, X_{P20}, X_{P22}, X_{P25}, X_{P30}, X_{P50}, X_{P60}; & \text{ Binarios} \end{aligned}$$

Desarrollo del modelo matemático del algoritmo de búsqueda exhaustiva para la localización de la ruta más corta en Matlab

En el anexo B se muestra el desarrollo del algoritmo de búsqueda exhaustiva, este algoritmo en particular, mostró una eficacia muy poco convincente, la naturaleza de este algoritmo de estar creando ramificaciones a lo largo del espacio de posibles soluciones, hace que el tiempo para que el algoritmo encuentre una solución se incremente de manera exponencial, por lo que para este problema se ha decidido no ocuparlo para encontrar posibles resultados.

Desarrollo del algoritmo de Dijkstra para la localización de la ruta más corta en Matlab

El desarrollo del algoritmo, comienza con la determinación de la función, en este caso el algoritmo comienza con la indicación del origen, destino y el número de ciudades, este último rubro es muy importante ya que es necesario determinar una matriz que indique el espacio de soluciones posibles. Este algoritmo en particular ha demostrado ser sumamente eficiente para este problema, de hecho este algoritmo es el que muestra mejores resultados. A pesar de que el algoritmo muestra muy buenos resultados, se logró mejorar en cuestión del tiempo de ejecución del algoritmo, al recortarlo a casi la mitad, este arreglo se logró acotando el número de ciudades, tomando en cuenta todas aquellas posibles que tienen la mayor probabilidad de que el algoritmo las tome en cuenta, con esto, el algoritmo ya no toma en cuenta ciudades que lo único que harían es retrasar en tiempo al algoritmo, el anexo C muestra el código del algoritmo ejecutado en Matlab, la tabla siguiente muestra un comparativo de tiempos de ejecución del algoritmo de dijkstra ejecutado normalmente y el tiempo cuando se acota su espacio de soluciones.

Tabla 4: Comparación en tiempos de ejecución del algoritmo de Dijkstra

Escenario	Dijkstra Normal	Dijkstra acotado
1	520.390	149.788
2	520.950	228.048
3	638.971	169.185
4	570.666	401.725
5	645.210	210.026
6	527.845	213.817
7	546.140	204.505
8	519.444	251.041
9	516.899	178.357
10	524.813	234.124
Promedio	553.133	224.062
Ahorro en tiempo		59%

Para el resumen de las distancias que se utilizó en el algoritmo, se realizó una tabla con las distancias entre las ciudades, esta tabla contiene las ciudades por las que pueden pasar las cargas con pesos que sobrepasan los límites establecidos de peso, estas carreteras normalmente son caminos federales que originalmente fueron construidos para el tránsito pesado, esta matriz tiene un tamaño de 631x631 por lo que solo se mostrará una sección de esta matriz indicando los kilómetros que hay entre Cd. Obregón Sonora y Guaymas Sonora en la figura 3.

Estas distancias de origen se calcularon a partir del Mapa Nacional de carreteras 2010 proporcionado por la SCT a través de su página de internet, ver figura 4.

	Izco Nuevo SON	Coronado SON	Puerto Libertad SON	Sahuaripa SON	Mazatlán SON	San Pedro de la Cueva SON	Santa Eduviges SON	La Trinidad SON	Guaymas SON	Mesa Curi SON	Ciudad Obregón SON	Navojoa SON	Altamora SON	Huatabampo SON	Janos CHI	La Junta CHI	Los Trios CHI	Rodrigo Quevedo CHI	Jerónimo CHI	Cd. Juárez CHI	El Cruceiro CHI	Porvenir CHI	Atumada CHI	El Suroo CHI	Flores Maggón CHI	Nuevo Casas Grandes CHI	Cruceiro Galeano CHI	Buena Ventura CHI	El Cubo CHI	Cruceiro Anador CHI	Campo 79 CHI	Obregón CHI	Namiquipa CHI	Soto Mújeres CHI	Gómez Farías CHI	La Concha CHI	Madera CHI	Cruceiro las Varas CHI				
Hermosillo SON	107	125					76	130		224																																
Kino Nuevo SON							83																																			
Coronado SON			128																																							
Puerto Libertad SON				95																																						
Sahuaripa SON					50																																					
Mazatlán SON						88																																				
San Pedro de la Cueva SON							76																																			
Santa Eduviges SON								130																																		
La Trinidad SON									46																																	
Guaymas SON										46																																
Mesa Curi SON											127																															
Ciudad Obregón SON												67				182																										
Navojoa SON													53																													
Altamora SON														50																												
Huatabampo SON																																										
Janos CHI																																										
La Junta CHI																																										
Los Trios CHI																																										
Rodrigo Quevedo CHI																																										
Jerónimo CHI																																										
Cd. Juárez CHI																																										
El Cruceiro CHI																																										
Porvenir CHI																																										
Atumada CHI																																										
El Suroo CHI																																										
Flores Maggón CHI																																										
Nuevo Casas Grandes CHI																																										
Cruceiro Galeano CHI																																										
Buena Ventura CHI																																										
El Cubo CHI																																										
Cruceiro Anador CHI																																										
Campo 79 CHI																																										
Obregón CHI																																										
Namiquipa CHI																																										
Soto Mújeres CHI																																										
Gómez Farías CHI																																										
La Concha CHI																																										
Madera CHI																																										
Cruceiro las Varas CHI																																										

Figura 3: Matriz de distancias entre ciudades.



Figura 4: Mapa de carreteras de la República Mexicana

Desarrollo de un AG para la localización de la ruta más corta.

Como ya se ha mencionado anteriormente, los AG son una alternativa muy válida para resolver problemas que los métodos tradicionales no han logrado resolver, al inicio de esta tesis se pensó en elaborar un modelo matemático por medio de los AG que lograra por un lado resolver el problema de las rutas y al mismo tiempo la configuración de equipos de traslado con el costo óptimo, sin embargo dado que el espacio de soluciones de nuestro problema, es relativamente pequeño comparado con el tamaño del espacio de soluciones que necesitan los AG para ser eficientes, esto no fue posible; la red carretera en México es basta pero no cumple con las características de diversidad necesaria para que un algoritmo genético pueda mostrar plenamente su potencial, ya que normalmente se buscaba una, dos o incluso tres rutas de inicio, pero la solución óptima del problema se encontraba normalmente dentro de este pequeño número de rutas, este “problema” no permitía que el algoritmo desarrollara la cantidad de individuos necesarios, que a su vez deberían generar nuevos individuos con el fin de encontrar una solución al problema, esto; aunado con que el algoritmo debía encontrarse con una situación que lo obligara a generar una mutación en sus individuos, llevó al propio algoritmo a ciclarse o tardar demasiado tiempo en realizar sus operaciones, lo cual terminó por hacerlo ineficiente para nuestro problema. Se logró verificar que el algoritmo funcionaba cada vez mejor cuando lo aplicábamos en un espacio de soluciones cada vez mayor, incluso se creó una matriz de distancias ficticia con un espacio de soluciones tan grande que el algoritmo logró aportar muchas soluciones factibles y algunas incluso optimas al problema de generación de una ruta. El código del algoritmo genético realizado en Matlab se muestra en el anexo D. Por último, se decidió ya no trabajar el algoritmo con la asignación de unidades de traslado, ya que nos enfrentaríamos al mismo problema que en la generación de rutas, el espacio de solución no tiene el tamaño suficiente para un algoritmo genético.

Capítulo IV

Resultados análisis y comparaciones

Para dar a conocer los resultados se crearon diez escenarios distintos, donde cada escenario tiene su ruta e inventarios disponibles tanto de vehículos de arrastre como módulos y plataformas de carga. En la realización de los proyectos, no siempre se tiene todo el equipo con el que cuenta la empresa en status disponible por diferentes razones, por ejemplo; que algunos de los equipos se encuentren en mantenimiento, descompuestos, que les falte alguna refacción, lo cual impide que puedan ser utilizados o que simplemente en ese momento están siendo ocupados en algún otro proyecto de traslado. Las cargas varían respecto a su tonelaje, lo cual es una restricción tomando en cuenta el equipo de carga y arrastre que se tiene disponible. En el caso de las rutas, no siempre se trasladan cargas de un lugar en específico a otro, normalmente el origen y destino del traslado de las cargas cambian según lo solicite el contratante (cliente).

Los resultados muestran los costos más bajos a los cuales se puede transportar la carga, mediante una configuración de equipos de arrastre y equipos de carga, como se mencionó previamente, los costos están asociados al equipo de carga y arrastre a utilizar por cada kilómetro de recorrido, esto a su vez con la localización de la ruta más corta. Combinando ambos resultados, se encuentra el costo mínimo de traslado total, además se indica la ruta de las comunidades del territorio nacional por las cuales debe transitar el vehículo, también se traza la ruta a recorrer por el segmento de la República Mexicana.

El tiempo que el algoritmo tarda en localizar la ruta óptima, puede disminuirse si acotamos el espacio de búsqueda marcando sólo aquellas rutas de recorrido mínimo lógico, a continuación también se presentan los tiempos mejorados utilizando esta técnica.

Primer escenario:

Se considera una carga a transportar de **415 ton.**, esta carga debe trasladarse desde la comunidad de **Puerto Escondido Oaxaca** hasta **Mérida Yucatán**, se cuenta con el siguiente inventario disponible de equipo:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
3	0	1	1	1	0	0	4	1	3

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	1	6	6

Plataformas:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
2	1	1	1	5	0	0

El modelo matemático de PL nos indica que la configuración idónea de vehículos de carga y arrastre para esta carga en particular y con lo que se tiene disponible es la siguiente:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
3	0	0	0	0	0	0	4	0	1

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	0	0	4

Plataformas de carga:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0						

Es decir; de los tres vehículos capaces de arrastrar 100 ton., cada uno, se dispone de los tres, los cuatro de los de 40 ton., y sólo uno de los tres vehículos de arrastre para 70

ton., en combinación estos vehículos son capaces de arrastrar 530 ton., aunque la carga bruta es de 415 ton., los vehículos de arrastre deben garantizar el arrastre del peso de los módulos de carga y el peso extra que se genera en las pendientes de los caminos de la República Mexicana.

Los módulos de carga asignados a este traslado son 4 de los 6 disponibles denominados S600, recordemos que los S600 son capaces de cargar 108 ton., cada uno, por lo que en combinación tenemos una capacidad de carga de 432 ton., las plataformas no son necesarias para este traslado.

El costo por kilómetro recorrido es de **\$6855.00**, al modelo de PL le tomó **16 seg.**, encontrar la solución de la configuración de vehículos de arrastre y módulos de carga.

La ruta óptima para el traslado de la carga la determina el algoritmo de Dijkstra, a continuación se indican la secuencia de localidades por las que debe trasladarse la carga para garantizar que se realiza el trayecto con el menor número de kilómetros de recorrido.

Ruta: **Puerto Escondido OAX**, Santa Catarina OAX, Oaxaca OAX, Ixtlán de Juárez OAX, Tuxtepec OAX, Metalimones VER, Acayucan VER, Coatzacoalcos VER, La Ceiba TAB, Cárdenas TAB, Villahermosa TAB, Santa Cruz TAB, Frontera TAB, Nuevo Campechito CAMP, Cd. Del Carmen CAMP, Sabancuy CAMP, Champotón CAMP, Villa Madero CAMP, Campeche CAMP, Tenabol CAMP, San Simón CAMP, Maxcanú YUC, Umán YUC, **Mérida YUC**.

La ruta sobre el mapa de la República Mexicana se muestra a continuación en la figura 5:



Figura 5: Ruta más corta localizada entre Puerto Escondido Oax. Y Mérida Yuc.

El trayecto es una distancia de: 1418 Kilómetros

Tiempo en ejecutar algoritmo: 517 seg.

Costos de operación y mantenimiento por el trayecto: \$9,720,390.00

Segundo escenario:

Se considera una carga a transportar de **135 ton.**, esta carga debe trasladarse desde Cd. Juárez Chihuahua hasta Querétaro Qro., se cuenta con el siguiente inventario disponible de equipo:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
0	3	2	1	2	1	1	3	5	1

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	4	1	4

Plataformas:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0	1	0	0	8	3	0

El modelo matemático de PL nos indica que la configuración idónea de vehículos de carga y arrastre para esta carga en particular y con lo que se tiene disponible es la siguiente:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
0	2	2	0						

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	0	1	1

Plataformas de carga:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0						

El costo por kilómetro recorrido es de **\$2570.00**, al modelo de PL le tomó **9 seg.**, encontrar la solución de la configuración de vehículos de arrastre y módulos de carga.

La ruta óptima para el traslado de la carga la determina el algoritmo de Dijkstra, a continuación se indican la secuencia de localidades por las que debe trasladarse la carga para garantizar que se realiza el trayecto con el menor número de kilómetros de recorrido.

Ruta: **Cd. Juárez CHI**, El Crucero CHI, Ahumada CHI, El Sueco CHI, Crucero Arados CHI, Crucero el Tule CHI, Chihuahua CHI, Ciudad Delicias CHI, Saucillo CHI, Camargo CHI, Jiménez CHI, Ceballos DGO, Beremjillo DGO, Ciudad Lerdo DGO, Pedricena DGO, Cuencamé DGO, Juan Aldama ZAC, Rio Grande ZAC, Fresnillo ZAC, Morelos ZAC, Zacatecas ZAC, Aguascalientes AGU, Lagos de Moreno JAL, Leon GTO, Silao GTO, Irapuato GTO, Salamanca GTO, Celaya GTO, **Querétaro QRO**

El trayecto es una distancia de: 1701 Kilómetros

Tiempo en ejecutar algoritmo: 117 seg.

Costos de operación y mantenimiento por el trayecto: \$4,371,570.00

La ruta sobre el mapa de la República Mexicana se muestra a continuación en la figura 6:

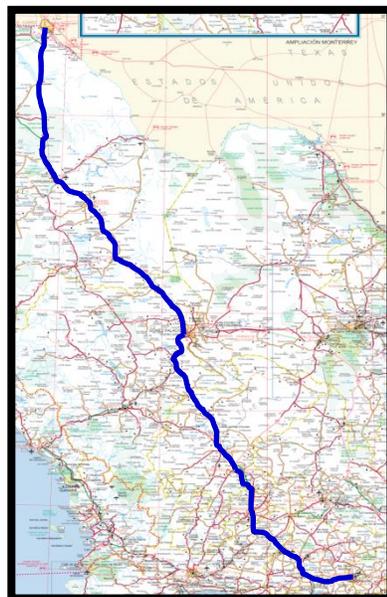


Figura 6: Ruta más corta localizada entre Cd. Juárez Chi. y Querétaro Qro.

Tercer escenario:

Se considera una carga a transportar de **691 ton.**, esta carga debe trasladarse desde Cd. Guzmán Jal. hasta Coatzacoalcos Ver., se cuenta con el siguiente inventario disponible de equipo:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
0	0	1	1	0	1	1	4	2	0

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
1	9	0	1

Plataformas:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
2	0	1	2	3	1	2

El modelo matemático de PL nos indica que la configuración idónea de vehículos de carga y arrastre para esta carga en particular y con lo que se tiene disponible es la siguiente:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
0	0	0	0						

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	0	0	0

Plataformas de carga:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0						

El costo por kilómetro recorrido es nulo, al modelo de PL le tomó 40 seg., Determinar que este problema en particular no tiene una solución ya que no se cuenta con el equipo necesario disponible para su operación.

La ruta óptima para el traslado de la carga la determina el algoritmo de Dijkstra, a

continuación se indica la secuencia de localidades por las que debe trasladarse la carga para garantizar que se realiza el trayecto con el menor número de kilómetros de recorrido.

Ruta: **Ciudad Guzmán JAL**, Acatlán de Juárez JAL, Guadalajara JAL, El Alto JAL, La Piedad MIC, Irapuato GTO, Salamanca GTO, Celaya GTO, Querétaro QRO, San Juan del Rio QRO, Atlacomulco EDOMEX, Toluca EDOMEX, La marcaza EDOMEX, Ixtapaluca EDOMEX, Crucero San Martin Texmelucan PUE, Cholula PUE, Puebla PUE, Amozoc de Mota PUE, Tepeaca PUE, Tehuacán PUE, Acultzingo VER, Córdoba VER, La Tinaja VER, Tuxtepec OAX, Metalimones VER, Acayucan VER, **Coatzacoalcos VER**.

Costo por operación: \$1294.00 por Kilómetro

Tiempo en ejecutar algoritmo: 169 seg.

Costos de operación y mantenimiento por Kilómetro: Solo se tiene el costo de operación ya que en este momento no se tiene el equipo mínimo necesario para realizar este proyecto; el inventario de módulos de carga sólo es suficiente para levantar 684 toneladas de peso y el escenario marca 691, en este caso el proyecto no puede realizarse hasta que los módulos de carga que faltan regresen a la base y puedan ser utilizados en este proyecto en particular.

La ruta sobre el mapa de la República Mexicana se muestra a continuación en la figura 7:



Figura 7: Ruta más corta localizada entre Cd. Guzmán Jal. Y Coatzacoalcos Ver.

Cuarto escenario:

Se considera una carga a transportar de **259 ton.**, esta carga debe trasladarse desde Tuxtla Gutiérrez Chiapas hasta Monterrey Nuevo León., se cuenta con el siguiente inventario disponible de equipo:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
2	3	0	0	1	1	0	2	5	0

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
2	9	2	6

Plataformas:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
2	0	1	2	1	5	1

El modelo matemático de PL nos indica que la configuración idónea de vehículos de carga y arrastre para esta carga en particular y con lo que se tiene disponible es la siguiente:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
2	0	0	0	0	0	0	1	2	0

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	0	1	2

Plataformas de carga:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0						

El costo por kilómetro recorrido es de **\$2570.00**, al modelo de PL le tomó **39 seg.**, encontrar la solución de la configuración de vehículos de arrastre y módulos de carga.

La ruta óptima para el traslado de la carga la determina el algoritmo de Dijkstra, a continuación se indican la secuencia de localidades por las que debe trasladarse la carga para garantizar que se realiza el trayecto con el menor número de kilómetros de recorrido.

Ruta: **Tuxtla Gutiérrez CHIA**, Ocozocuaula CHIA, San Pedro Tapanatepec OAX, Santo Domingo Tehuantepec OAX, Palomares OAX, Tuxtepec OAX, La Tinaja VER, Veracruz VER, José de Cardel VER, El Morro VER, Nautla VER, Pozarrica VER, Tihuatlan VER, Alamo VER, El Alazán VER, Naranjos VER, Tampico TAM, Altamira TAM, Crucero Manuel TAM, González TAM, M. Escobedo TAM, Llera de Canales TAM, Ciudad Victoria TAM, Linares NL, Montemorelos NL, **Monterrey NL**

El trayecto es una distancia de: 1735 Kilómetros

Tiempo en ejecutar algoritmo: 401 seg.

Costos de operación y mantenimiento por el trayecto: \$4,458.950.00

La ruta sobre el mapa de la República Mexicana se muestra a continuación en la figura 8:

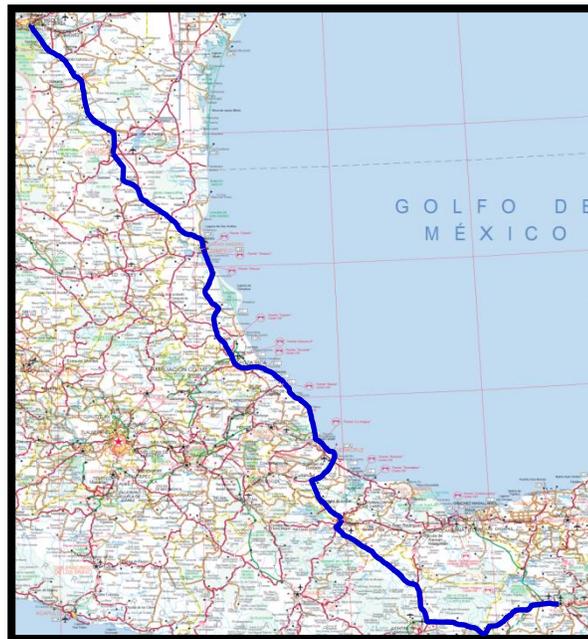


Figura 8: Ruta más corta localizada entre Tuxtla Gutiérrez Chia. y Monterrey N. L.

Quinto escenario:

Se considera una carga a transportar de **143 ton.**, esta carga debe trasladarse desde San Gerónimo de Juárez Guerrero hasta Cancún Quintana roo., se cuenta con el siguiente inventario disponible de equipo:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
1	2	0	1	2	0	0	0	4	2

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
1	9	3	5

Plataformas:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0	0	1	1	8	3	1

El modelo matemático de PL nos indica que la configuración idónea de vehículos de carga y arrastre para esta carga en particular y con lo que se tiene disponible es la siguiente:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
1	0	0	0	0	0	0	0	2	0

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	2	0	0

Plataformas de carga:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0						

El costo por kilómetro recorrido es de **\$2430.00**, al modelo de PL le tomó **4 seg.**, encontrar la solución de la configuración de vehículos de arrastre y módulos de carga.

La ruta óptima para el traslado de la carga la determina el algoritmo de Dijkstra, a continuación se indican la secuencia de localidades por las que debe trasladarse la carga para garantizar que se realiza el trayecto con el menor número de kilómetros de recorrido.

Ruta: **San Jerónimo de Juárez GRO.,** Coyuca de Benítez GRO., Acapulco GRO., Cruz Grande GRO., Marquelia GRO., Cuajinicuilapa GRO., Pinotepa Nacional OAX, Rio Grande OAX, Santa Catarina OAX, Oaxaca OAX, Ixtlán de Juárez OAX, Tuxtepec OAX, Metalimones VER, Acayucan VER, Coatzacoalcos VER, La Ceiba TAB, Cárdenas TAB, Villahermosa TAB, Macuspana TAB, Crucero El Paraiso TAB, San Marcos CAMP, El Encanto CAMP, 18 de marzo CAMP, Candelaria CAMP, Conhuas CAMP, Xpujil CAMP, Tomás Aquino QR, Crucero Chetumal QR, San Antonio de los Santos QR, Felipe Carrillo Puerto QR, Kancab-chen QR, Cobá QR, Puerto Morelos QR, **Cancún QR**

El trayecto es una distancia de: 2145 Kilómetros

Tiempo en ejecutar algoritmo: 210 seg.

Costos de operación y mantenimiento por trayecto: \$6,184,350.00

La ruta sobre el mapa de la República Mexicana se muestra a continuación en la figura 9:



Figura 9: Ruta más corta localizada entre San Jerónimo de Juárez Gro. Y Cancún QR.

Sexto escenario:

Se considera una carga a transportar de **143 ton.**, esta carga debe trasladarse desde Mexicali Baja California hasta Ciudad Victoria Tamaulipas., se cuenta con el siguiente inventario disponible de equipo:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
3	2	0	0	2	1	1	3	0	1

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
4	4	4	2

Plataformas:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
1	0	1	0	5	4	1

El modelo matemático de PL nos indica que la configuración idónea de vehículos de carga y arrastre para esta carga en particular y con lo que se tiene disponible es la siguiente:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
0	1	0	0						

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	0	0	0

Plataformas de carga:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0	0	1	0	0	0	0

El costo por kilómetro recorrido es de **\$369.00**, al modelo de PL le tomó **4 seg.**, encontrar la solución de la configuración de vehículos de arrastre y módulos de carga.

La ruta óptima para el traslado de la carga la determina el algoritmo de Dijkstra, a continuación se indican la secuencia de localidades por las que debe trasladarse la carga para garantizar que se realiza el trayecto con el menor número de kilómetros de recorrido.

Ruta: **Mexicali BC**, San Luis Rio Colorado SON, Sonoyta SON, Caborca SON, Altar SON, Santa Ana SON, Magdalena de Kino SON, Imuris SON, Cananea SON, Agua Prieta SON, Janos CHI, Nuevo Casas Grandes CHI, Crucero Galeana CHI, Flores Magón CHI, Crucero Arados CHI, Crucero el Tule CHI, Chihuahua CHI, Ciudad Delicias CHI, Saucillo CHI, Camargo CHI, Jiménez CHI, Ceballos DGO, Beremjillo DGO, Ciudad Lerdo DGO, Pedricena DGO, Cuéncame DGO, Juan Aldama ZAC, Rio Grande ZAC, Cruce Villa de Cos ZAC, Santo Domingo SLP, Charcas SLP, Cruce Guadalupe SLP, Matehuala SLP, Doctor Arrollo NL, Crucero Aramberry Hidalgo TAM, **Ciudad Victoria TAM**.

El trayecto es una distancia de: 2620 Kilómetros

Tiempo en ejecutar algoritmo: 214 seg.

Costos de operación y mantenimiento por el trayecto: \$966,780.00

La ruta sobre el mapa de la República Mexicana se muestra a continuación en la figura 10:



Figura 10: Ruta más corta localizada entre Mexicali BC. Y Cd. Victoria Tam.

Séptimo escenario:

Se considera una carga a transportar de **551 ton.**, esta carga debe trasladarse desde Guadalajara Jalisco hasta Ciudad Juárez Chihuahua ., se cuenta con el siguiente inventario disponible de equipo:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
1	0	1	2	2	0	0	2	4	0

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
1	8	2	6

Plataformas:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
2	0	0	1	9	3	1

El modelo matemático de PL nos indica que la configuración idónea de vehículos de carga y arrastre para esta carga en particular y con lo que se tiene disponible es la siguiente:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
1	0	1	1	0	0	0	2	4	0

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	0	1	5

Plataformas de carga:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0						

El costo por kilómetro recorrido es de **\$9590.00**, al modelo de PL le tomó **129 seg.**, encontrar la solución de la configuración de vehículos de arrastre y módulos de carga.

La ruta óptima para el traslado de la carga la determina el algoritmo de Dijkstra, a continuación se indican la secuencia de localidades por las que debe trasladarse la carga para garantizar que se realiza el trayecto con el menor número de kilómetros de recorrido.

Ruta: **Guadalajara JAL**, Jerez ZAC, Fresnillo ZAC, Rio Grande ZAC, Juan Aldama ZAC, Cuencamé DGO, Pedricena DGO, Ciudad Lerdo DGO, Beremjillo DGO, Ceballos DGO, Jiménez CHI, Camargo CHI, Saucillo CHI, Ciudad Delicias CHI, Chihuahua CHI, Crucero el Tule CHI, Crucero Arados CHI, El Sueco CHI, Ahumada CHI, El Crucero CHI, **Cd. Juárez CHI**.

El trayecto es una distancia de: 1576 Kilómetros.

Tiempo en ejecutar algoritmo: 204 seg.

Costos de operación y mantenimiento por el trayecto: \$15,113,840.00

La ruta sobre el mapa de la República Mexicana se muestra a continuación en la figura 11:

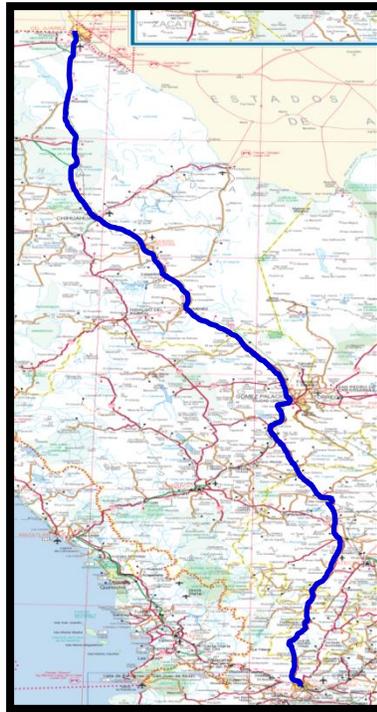


Figura 11: Ruta más corta localizada entre Guadalajara Jal. y Cd. Juárez Chi.

Octavo escenario:

Se considera una carga a transportar de **143 ton.**, esta carga debe trasladarse desde Mazatlán Sinaloa hasta Tampico Tamaulipas., se cuenta con el siguiente inventario disponible de equipo:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
0	2	2	0	1	1	1	5	1	0

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
1	4	3	2

Plataformas:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0	0	1	0	0	1	1

El modelo matemático de PL nos indica que la configuración idónea de vehículos de carga y arrastre para esta carga en particular y con lo que se tiene disponible es la siguiente:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
0	0	0	0	0	0	0	5	0	0

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	2	0	0

Plataformas de carga:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0	0	0	0	0	0	0

El costo por kilómetro recorrido es de **\$2375.00**, al modelo de PL le tomó **5 seg.**, encontrar la solución de la configuración de vehículos de arrastre y módulos de carga.

La ruta óptima para el traslado de la carga la determina el algoritmo de Dijkstra, a continuación se indican la secuencia de localidades por las que debe trasladarse la carga para garantizar que se realiza el trayecto con el menor número de kilómetros de recorrido.

Ruta: **Mazatlán SIN**, Villa Unión SIN, La concordia SIN, Cruce El Salto DGO, Durango DGO, Súchil DGO, Sombrerete ZAC, Fresnillo ZAC, Morelos ZAC, Zacatecas ZAC, Salinas de Hidalgo SLP, Cruce Ahualulco SLP, San Luis Potosí SLP, Cruce Soledad de Graciano SLP, Rio Verde SLP, Rayón SLP, Tamuín SLP, **Tampico TAM**

El trayecto es una distancia de: 1119 Kilómetros

Tiempo en ejecutar algoritmo: 251 seg.

Costos de operación y mantenimiento por el trayecto: \$2,657,625.00

La ruta sobre el mapa de la República Mexicana se muestra a continuación en la figura 12:



Figura 12: Ruta más corta localizada entre Mazatlán Sin. y Tampico Madero Tam.

Noveno escenario:

Se considera una carga a transportar de **318 ton.**, esta carga debe trasladarse desde Colima, Colima hasta Nuevo Laredo Tamaulipas., se cuenta con el siguiente inventario disponible de equipo:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
1	2	2	0	2	1	0	0	3	1

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	8	2	2

Plataformas:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
2	0	0	1	1	1	1

El modelo matemático de PL nos indica que la configuración idónea de vehículos de carga y arrastre para esta carga en particular y con lo que se tiene disponible es la siguiente:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
1	2	0	0	0	0	0	0	0	1

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	0	2	2

Plataformas de carga:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0	0	0	0	0	0	0

El costo por kilómetro recorrido es de **\$2375.00**, al modelo de PL le tomó **5 seg.**, encontrar la solución de la configuración de vehículos de arrastre y módulos de carga.

La ruta óptima para el traslado de la carga la determina el algoritmo de Dijkstra, a continuación se indican la secuencia de localidades por las que debe trasladarse la carga para garantizar que se realiza el trayecto con el menor número de kilómetros de recorrido.

Ruta: **Colima COL**, Ciudad Guzmán JAL, Acatlán de Juárez JAL, Guadalajara JAL, Jalpa ZAC, Zacatecas ZAC, Morelos ZAC, Cruce Villa de Cos ZAC, San Tiburcio ZAC, Saltillo COAH, Monterrey NL, **Nuevo Laredo TAM**.

El trayecto es una distancia de: 1091 Kilómetros

Tiempo en ejecutar algoritmo: 178 seg.

Costos de operación y mantenimiento por el trayecto: \$2,591,125.00

La ruta sobre el mapa de la República Mexicana se muestra a continuación en la figura 13:

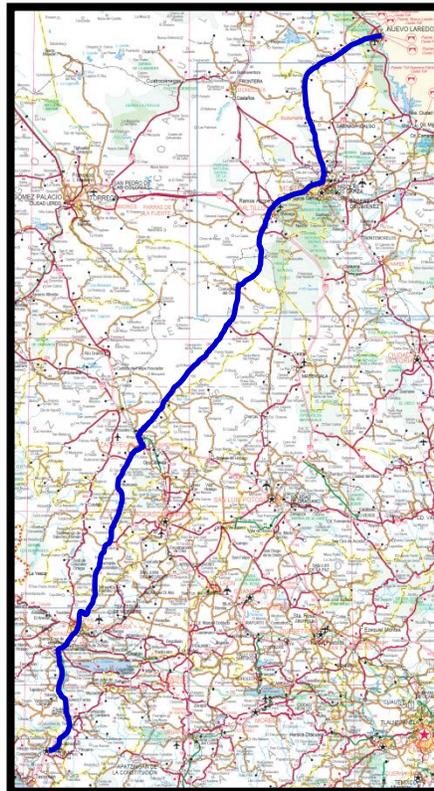


Figura 13: Ruta más corta localizada entre Colima Col. y Nuevo Laredo Tam.

Décimo escenario:

Se considera una carga a transportar de **588 ton.**, esta carga debe trasladarse desde Oaxaca Oaxaca hasta Durango Durango., se cuenta con el siguiente inventario disponible de equipo:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
0	2	2	1	1	0	0	2	1	3

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
5	5	0	2

Plataformas:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
1	1	0	2	10	1	1

El modelo matemático de PL nos indica que la configuración idónea de vehículos de carga y arrastre para esta carga en particular y con lo que se tiene disponible es la siguiente:

Vehículos de arrastre:

A ₁₀₀	A ₁₂₀	A ₁₅₀	A ₂₀₀	A ₂₅₀	A ₃₀₀	A ₅₀₀	A ₄₀	A ₅₀	A ₇₀
0	0	0	0						

Módulos de carga:

S ₂₀₀	S ₄₀₀	S ₃₀₀	S ₆₀₀
0	0	0	0

Plataformas de carga:

P ₁₂	P ₂₀	P ₂₂	P ₂₅	P ₃₀	P ₅₀	P ₆₀
0						

El programa indica que no es posible encontrar una solución al problema, ya que sólo se dispone de módulos de carga para levantar 540 toneladas y se requiere de 588, por lo que la empresa debe esperar a que regresen más módulos de carga para realizar el proyecto.

La ruta óptima para el traslado de la carga la determina el algoritmo de Dijkstra, a continuación se indican la secuencia de localidades por las que debe trasladarse la carga para garantizar que se realiza el trayecto con el menor número de kilómetros de recorrido.

Ruta: **Oaxaca OAX**, Telixtlahuaca OAX, Tehotitlan de Flores Magón OAX, Tehuacán PUE, Tepeaca PUE, Amozoc de Mota PUE, Puebla PUE, Cholula PUE, Crucero San Martín Texmelucan PUE, Ixtapaluca EDOMEX, La Marqueza EDOMEX, Toluca EDOMEX, Atlacomulco EDOMEX, San Juan del Rio QRO, Querétaro QRO, Celaya GTO, Salamanca GTO, Irapuato GTO, Silao GTO, León GTO, Lagos de Moreno JAL, Aguascalientes AGU, Zacatecas ZAC, Morelos ZAC, Fresnillo ZAC, Sombrerete ZAC, Súcil DGO, **Durango DGO**.

El trayecto es una distancia de: 1442 Kilómetros

Tiempo en ejecutar algoritmo: 178 seg.

Costos de operación y mantenimiento por el trayecto: No se tiene definido.

La ruta sobre el mapa de la República Mexicana se muestra a continuación en la figura 14:



Figura 14: Ruta más corta localizada entre Oaxaca Oax. y Durango Dur.

Capítulo V

Conclusiones y recomendaciones

En la actualidad el transporte es uno de los procesos que en casi cualquier empresa, es sumamente necesario para el traslado de sus mercancías o insumos. La creciente demanda del mismo, aunado con el constante incremento de los combustibles fósiles, obligan a las empresas a buscar alternativas que les ayuden a ser mucho más competitivas, en este sentido la logística juega un papel muy importante en el logro de este objetivo sin embargo, muchas empresas lejos de ver el problema del transporte como una oportunidad para mejorar la competitividad, prefieren asumir los costos de transporte como “gastos que deben pagarse sin miramientos” sin tomar en cuenta que existen herramientas que pueden ayudar a minimizar esos gastos.

En función de lo antes descrito, cuando se inició la presente tesis se pensó en un modelo que ayudara a las empresas en dos rubros importantes, primero en la localización de la ruta más corta, para que; en función de esto, se lograra optimizar el uso del combustible; y segundo, en la determinación del equipo disponible mínimo necesario para realizar la operación, de esta manera se buscaría no utilizar más equipos de traslado que los necesarios y minimizar costos ligados al mantenimiento de los equipos que; si bien podrían otorgar mayor capacidad, muy probablemente no pudieran ser necesarios en el traslado.

En esta tesis se desarrollaron cuatro modelos para lograr el objetivo principal, un algoritmo de búsqueda exhaustiva, un modelo basado en el algoritmo de dijkstra y un modelo basado en AG. Estos primeros tres para la determinación de la ruta más corta, y un modelo de PL basado en el método de asignación para determinar los equipos disponibles. De los tres modelos que determinan la ruta más corta, el algoritmo de Dijkstra mostró tener los mejores resultados, ya que las soluciones que ofrece siempre fueron mucho más lógicas y más certeras., La naturaleza del algoritmo de búsqueda exhaustiva obligaba a la computadora a crear arboles de búsqueda tan grandes que el tiempo de ejecución era demasiado alto, además; para la implementación del algoritmo genético se requiere de una población que cumpla con las restricciones propias de la ruta carretera de México que reducen el espacio de soluciones al problema. Por lo anterior, se decidió utilizar el algoritmo de dijkstra para la determinación de la ruta más corta y el modelo de PL para la parte de la asignación.

Los resultados obtenidos en la ejecución de estos modelos para el problema del traslado de cargas especializadas, indican que es factible su aplicación en ambientes reales para la determinación del costo mínimo. En combinación, sus resultados muestran los costos óptimos de traslado de cargas, los modelos son capaces también, de informar si el inventario disponible no es suficiente. Como se describe en el tercer escenario, donde se muestra que el modelo no llega a un resultado por que no se tiene el equipo de carga necesario para mover la carga de 691 Ton., dado que el equipo disponible en ese momento sólo puede mover 684 Ton., en este caso es decisión del jefe de la operación tomar la decisión más adecuada a los intereses de la empresa. Otro caso similar es el décimo escenario, donde los módulos de carga disponibles sólo pueden acarrear en conjunto 540 Ton., y se requiere de una capacidad de 588 Ton. Estos casos muestran que aun cuando las condiciones no son adecuadas para que los modelos muestren un resultado, los modelos detectan este problema y muestran sus resultados como problemas donde no existe la solución. Estas situaciones muestran que los modelos cumplen con la función para lo que fueron creados de encontrar una solución al problema que además es óptima.

Las rutas trazadas sobre el mapa de carreteras de la República Mexicana, muestran también una ruta lógica que además es notable que es la más corta, en todos los resultados el algoritmo de Dijkstra muestra una solución acorde a lo que se espera de este, además; manualmente se ha constatado que realmente el algoritmo es capaz de localizar la ruta óptima de traslado.

Para futuras líneas de investigación podría pensarse en un solo modelo que sea capaz de mostrar tanto la ruta más corta como la configuración de equipos y vehículos de arrastre, es probable que los algoritmos genéticos, puedan llevar a cabo esta misión si se logra superar el problema del espacio de soluciones tan limitado como la red carretera que se trató en esta tesis, el algoritmo genético desarrollado aquí es funcional, siempre y cuando existan las condiciones adecuadas, ya que un algoritmo genético funciona de mejor manera a medida que el espacio de soluciones es cada vez más amplio.

Bibliografía

Historia del transporte en México. (22 de junio de 2010). Recuperado el 1 de junio de 2012, http://www.elombligodelaluna.com.mx/index.php?option=com_content&view=article&id=101&Itemid=219#seccion1

Historia de las carreteras. (2 de junio de 2012). Obtenido de Historia de las carreteras: www.arqhys.com/contenidos/carreteras-historia.html

Araujo, L., & Cervigon, C. (2009). *Algoritmos Evolutivos "Un enfoque práctico"*. México D. F.: Alfaomega Ra-Ma.

Arias, F., Arena, J. F., Martínez, D. A., & Rivera, L. L. (6 de agosto de 2010). *Monografías.com*. Recuperado el 6 de junio de 2012, de <http://www.monografias.com/trabajos-pdf4/disen-red-cableado-estructurado/disen-red-cableado-estructurado.pdf>

British Geological Survey. (2012). *¿Cuáles son las cuestiones de costos de transporte?* Londres, Inglaterra: British Geological Survey.

Chávez Irazábal, W. (9 de agosto de 2012). *Índice*. Obtenido de http://www.unac.edu.pe/documentos/organizacion/vri/cdcitra/Informes_Finales_Inv_estigacion/IF_JULIO_2012/IF_CHAVEZ%20IRAZABAL_FIEE/FINAL.pdf

Faulin, J., & Angel A., J. (28 de octubre de 2002). *Aplicaciones de la programación lineal*. Recuperado el 18 de junio de 2013, de http://www.uoc.edu/in3/emath/docs/Aplicaciones_PL.pdf

Fogel, L., Owens, A., & Walsh, M. (1966). *Artificial Intelligence through Simulated*. New York: John Wiley & Sons, Inc.

Gil Londoño, N. (27 de noviembre de 2006). *Algoritmos geneticos - Monografias.com*. Recuperado el 15 de julio de 2012, de https://www.google.com.mx/webhp?sourceid=toolbar-instant&hl=es&ion=1&qscrl=1&rlz=1T4LENN_esMX480MX480#hl=es&qscrl=1&rlz=1T4LENN_esMX480MX480&sclient=psy-ab&q=algoritmos+

geneticos%2Fgil+londo%C3%B1o&oq=algoritmos+geneticos%2Fgil+londo%C3%B1o&gs_l=hp.12...1

- Gil, P., Pomares, J., & Candelas, F. (2010). *Redes y transmisión de datos*. Alicante: Publicaciones Universidad de Alicante.
- Gruttner, E., Pinninghoff, M. A., Tudela, J. A., & Díaz, H. (22 de julio de 2002). *Recorridos óptimos de líneas de transporte público usando algoritmos genéticos*. Recuperado el 20 de marzo de 2012, de https://www.google.com.mx/search?sourceid=navclient&hl=es&ie=UTF-8&rlz=1T4LENN_esMX480MX480&q=Algoritmos+Geneticos+en+Recorridos+Optimos+de+transporte+publico
- Haulp, R., & Haulp, S. E. (2004). *Practical Genetic Algorithms*. New Jersey: Jonh Wiley & Sons, Inc.,
- Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2010). *Introducción a la investigación de operaciones*. México: Mc Graw Hill.
- Medina, J. R., & Yepes, V. (24 de junio de 2004). *Optimización de redes de distribución con algoritmos genéticos*. Recuperado el 14 de enero de 2012, de <http://personales.upv.es/vyepesp/00MYX07.pdf>
- Melián, B., Moreno Pérez, J. A., & Moreno Vega, J. M. (6 de octubre de 2003). *Metaheurísticas: Una visión global*. Recuperado el 13 de diciembre de 2012, de <http://sci2s.ugr.es/docencia/metaheuristicas/metaheuristicas-vision-global.pdf>
- Mendoza, A., & García, A. (24 de January de 2007). Potencial applications of intelligence transportation systems to road freight in México. (T. R. Academies, Ed.) *Transportation research record, 1707*, 81-85.
- Montufar, M. A., Flores, H. R., Hein, N., López, J. F., Martínez, O. F., Miquel Fernández, S., . . . Santori, G. F. (2009). *Investigación de operaciones* (Primera Edición ed.). Ciudad de México, México: Grupo Editorial Patria S.A. de C.V.

- Moreno Pérez, José A.;. (2004). *Metaheurísticas*. Recuperado el 21 de septiembre de 2012, de <http://www.gi.ulpgc.es/tebadm/almacen/seminarios/MH%20Las%20Palmas%202.pdf>
- Pedraza, L. F., López, D., & Salcedo, O. (29 de agosto de 2011). Enrutamiento basado en el algoritmo de Dijkstra para una red de radio cognitiva. Bogotá, Bogotá, Colombia.
- Recuero, A. (14 de octubre de 1994). Aplicaciones de la teoría de grafos: Búsqueda de caminos en una red y análisis de su conectividad. *Informes de la construcción*, 46(433), 33-45. Obtenido de <http://informesdelaconstruccion.revistas.csic.es/index.php/informesdelaconstruccion/article/view/1115/1199>
- Restrepo C., J. H., & Sánchez C., J. J. (29 de noviembre de 2004). *Aplicación de la teoría de grafos y el algoritmo de Dijkstra para determinar las distancias y las rutas más cortas en una ciudad*. Obtenido de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=84911640035>
- Rico Rodríguez, A., Mendoza Díaz, A., & Mayoral Grajeda, E. (01 de enero de 1998). *Instituto Mexicano del Transporte*. Recuperado el 24 de junio de 2013, de Condiciones operativas y de proyecto geométrico para vehículos de carga: <http://imt.mx/archivos/Publicaciones/PublicacionTecnica/pt106.pdf>
- Rivera Rodríguez, S. R. (2010). Estado del arte en la ubicación óptima de capacitores y estudio de la optimización de la solución mediante búsqueda exhaustiva. *Visión Actual*, 71-80.
- Secretaría de Comunicaciones y Transportes. (13 de marzo de 2012). *NORMA Oficial Mexicana NOM-040-SCT-2-2012, Para el transporte de objetos indivisibles de gran peso y/o volumen, peso y dimensiones de las combinaciones vehiculares y de las grúas industriales y su tránsito por caminos y puentes de jurisdicción federal*. Obtenido de http://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5292917&fecha=20/03/2013

Sumathi, S., Hamsapriya, T., & Surekha, P. (2008). *Evolutionary Intelligence; An Introduction to Theory and Applications with Matlab*. Coimbatore, India: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

Taha, H. A. (2004). *Investigación de Operaciones*. Naucalpan de Juarez Edo. de México: Pearson Educación.

A N E X O S

ANEXO A

El algoritmo del método Simplex

Criterio de inicio.

Consiste en fijar el valor de todas las variables de decisión igual que cero y así obtener de inmediato el valor de las variables de holgura, el cual será igual al término independiente correspondiente. Este se basa en la simplicidad y permite determinar la solución básica factible inicial.

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \geq b_i$$

Además, de incluir una variable de exceso (holgura) que permita transformar la inecuación en ecuación, se añade una variable artificial con signo positivo, es decir:

$$\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j - x_{n+1}^E + x_{n+2}^A = b_i$$

Es evidente que la nueva restricción será equivalente a la inicial, si y sólo si la variable artificial da valor igual que cero. Con la restricción transformada de este modo (dando valor de cero a las variables de decisión y de exceso en la sfb inicial) queda determinado el valor de la variable artificial igual al término independiente; es decir, rápidamente se obtiene $x_{n+2}^A = b_i$.

También se puede añadir una variable artificial a las restricciones que en inicio sean de igualdad con el mismo objetivo, que es obtener de forma rápida una solución inicial. En este caso, la transformación es la siguiente:

$$\text{La restricción } \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j = b_j \quad \text{convierte en } \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j + x_{n+1}^A = b_j$$

Dado que las variables artificiales son un invento técnico que permite obtener una solución inicial de forma sencilla pero que no tienen ningún

significado, es necesario asegurarse de que estas variables serán nulas en el óptimo. Con este objetivo, las variables artificiales se añaden en la función objetivo con un coeficiente muy grande (normalmente expresado con M) en los problemas de minimización y muy pequeño en los problemas de (normalmente expresado con -M) maximización. De esta forma se penaliza a la variable artificial la cual y, como consecuencia resultará ser secundaria en el óptimo.

Así, los problemas lineales de un caso determinado,

$$\text{Maximizar } z=c_1x_1 + c_2x_2$$

Y

$$\text{Minimizar } z=c_1x_1 + c_2x_2$$

$$\text{Sujeto a: } a_{11}x_1 + a_{12}x_2 \leq b_1$$

$$\text{Sujeto a: } a_{11}x_1 + a_{12}x_2 \leq b_1$$

$$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 \geq b_2$$

$$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 \geq b_2$$

$$a_{31}x_1 + a_{32}x_2 = b_3$$

$$a_{31}x_1 + a_{32}x_2 = b_3$$

$$x_1, x_2 \geq 0$$

$$x_1, x_2 \geq 0$$

Se transforman en los respectivos programas lineales equivalentes,

Maximizar $Z = c_1x_1 + c_2x_2 + 0x_3^H + 0x_4^E - Mx_5^A - Mx_6^A$

Minimizar $Z = c_1x_1 + c_2x_2 + 0x_3^H + 0x_4^E + Mx_5^A + Mx_6^A$

Sujeto a: $a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + x_3^H = b_1$

$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 - x_4^E + x_5^A = b_2$

$a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + x_6^A = b_3$

$x_1, x_2, x_3^H, x_4^E, x_5^A, x_6^A \geq 0$

Sujeto a: $a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + x_3^H = b_1$

$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 - x_4^E + x_5^A = b_2$

$a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + x_6^A = b_3$

$x_1, x_2, x_3^H, x_4^E, x_5^A, x_6^A \geq 0$

Es preciso, generalizar el criterio de inicio dando cabida a problemas con restricciones de este tipo.

Solución básica inicial.

La solución básica inicial es aquella que se obtiene al fijar el valor de las variables de decisión y de exceso igual que cero, y determinar, como convergencia, el valor de las variables de holgura y artificiales. El valor de cada una de ellas es igual al término independiente de la restricción correspondiente, así las diferentes variables quedarían separadas de la siguiente manera:

Variables secundarias: Variables de decisión $x_j = 0$ con $j = 1, \dots, n$.

variables de exceso $x_i^E = 0$

Variables básicas: variables de holgura $x_i^H = b_i$

variables artificiales $x_i^A = b_i$

Es importante notar que el número de variables de holgura o artificiales es igual al número de restricciones.

Criterio de optimalidad

Una vez obtenida la primera solución básica, el problema se puede expresar como sigue:

$$\text{Optimizar } z = \sum_{i \in x^B} c_i^B x_i^B + \sum_{j \in x^S} c_j x_j$$

$$\text{Sujeto a: } \sum_{j \in x^S} a_{ij} x_j + x_i^B = b_i$$
$$i = 1, 2, \dots, m$$

$$x_i^B, x_j \geq 0$$

Donde el subíndice i se refiere a las distintas variables básicas de la solución inicial y hay tantas de ellas como restricciones, y el subíndice j se refiere a las variables secundarias de esa solución inicial.

Del sistema de restricciones se obtiene el valor de las variables básicas,

$$x_i^B = b_i - \sum_{j \in x^S} a_{ij} x_j \quad i = 1, 2, \dots, m$$

Por un lado, es factible decir que, en la primera solución básica, las variables secundarias x_j toman valor 0 y, por tanto,

$$x_i^B = b_i - \sum_{j \in x^S} a_{ij} \cdot 0 = b_i \quad i = 1, 2, \dots, m$$

Se obtiene también el valor de la función objetivo como consecuencia,

$$z = \sum_{i \in x^B} c_i^B x_i^B + \sum_{j \in x^S} c_j x_j = \sum_{i \in x^S} c_i^B x_i^B + \sum_{j \in x^S} c_j \cdot 0 = \sum_{i \in x^B} c_i^B x_i^B$$

Ahora, lo que se pretende es saber si esta solución es mejorable; es decir, ver cuál es el efecto que tendría sobre la función objetivo el hecho de que alguna variable secundaria tomara un valor diferente de 0.

Para conocer ese efecto, se sustituye el valor de las variables básicas expresado en función del valor que tomen las secundarias; es decir, $x_i^B = b_i - \sum_{j \in x^S} a_{ij} x_j$, en la función objetivo. Así,

$$\begin{aligned} z &= \sum_{i \in x^B} c_i^B x_i^B + \sum_{j \in x^S} c_j x_j \\ &= \sum_{i \in x^B} c_i^B (b_i - \sum_{j \in x^S} a_{ij} x_j) + \sum_{j \in x^S} c_j x_j \\ &= \sum_{i \in x^B} c_i^B b_i - \sum_{j \in x^S} c_i^B \sum_{j \in x^S} a_{ij} x_j + \sum_{j \in x^S} c_j x_j \end{aligned}$$

$$= \sum_{i \in x^B} c_i^B b_i - \sum_{j \in x^S} \left(\sum_{i \in x^B} c_i^B a_{ij} - c_j \right) x_j$$

$$z = z_0 - \sum_{j \in x^S} (z_j - c_j) x_j$$

Donde $z_0 = \sum_{i \in x^B} c_i^B b_i$ es el valor de la solución básica cuando las variables secundarias toman el valor de 0, y la diferencia $z_j - c_j$, para cada variable secundaria, indica cuál es el efecto o variación que se producirá en la función objetivo si la correspondiente variable secundaria toma un valor unitario.

Por lo tanto, parece lógico pensar que, en un problema de máximo, se habrá logrado el óptimo cuando todas las diferencias $z_j - c_j$ sean no negativas. Por el contrario, en un problema de mínimo se habrá obtenido el óptimo cuando toda $z_j - c_j$ sea no positiva.

ANEXO B

Código de algoritmo de búsqueda exhaustiva

```
function DFS(origen, destino, ruta, numcds)

    ruta = [ruta origen];
    ldo = lineaDestinoDFS(origen, numcds);
    sldo = size(ldo);
    for i=1:sldo(2)
        if ldo(i) == destino
            ruta = [ruta destino];
            agregaRuta(ruta);
        elseif pertenece(ldo(i), ruta) == 0
            DFS(ldo(i), destino, ruta, numcds);
        end
    end

end
```

ANEXO C

Código de algoritmo de dijkstra

```
function DijkstraConRuta(origen, destino, numcds)

    G = load('Costo.txt');
    G = G(1:numcds, 1:numcds);

    tic

    d = ones(1, numcds);
    d = d * Inf;
    d(origen) = 0;

    Rutas = zeros(numcds, numcds+1);
    Rutas(origen,1) = origen;
    Rutas(origen,numcds+1) = 1;

    S = [];
    V_S = 1:1:numcds;
    sV_S = size(V_S);

    posU = origen;
    while sV_S ~= 0

        u = V_S (posU);
        S = [S u];
        V_S = [V_S(1:posU-1) V_S(posU+1:sV_S(2))];
        ldu = lineaDestinoDFS(u, numcds);

        sldu = size(ldu);

        for i=1:sldu(2)

            if pertenece(ldu(i), V_S) && (d(u) + G(u, ldu(i))) < d(ldu(i))
                d(ldu(i)) = d(u) + G(u, ldu(i));

                Rutas(ldu(i),:) = Rutas(u,:);
                Rutas(ldu(i),numcds+1) = Rutas(u,numcds+1) + 1;
                Rutas(ldu(i),Rutas(ldu(i),numcds+1)) = ldu(i);
            end
        end

        sV_S = size(V_S);
```

```
menor = Inf;
for i=1:sV_S(2)
    if d(V_S(i)) < menor
        menor = d(V_S(i));
        posU = i;
    end
end
end
costo = d(destino);
G
disp(['Ruta = ' num2str(Rutas(destino,:))]);
disp(['Costo = ' num2str(costo)]);
toc
end
```

ANEXO D

Código de Algoritmo Genético

```
ciudades = load('Costo.txt');
T = 8;
cds=600;
origen=1;
destino=98;
iter = 10;
tic
ind = generaruta(T,cds,origen,destino);
s = size (ind);
Menor=[];
for i = 1:T
    v=costo (ciudades, ind (i,:));
    ind (i,s(2)) = v;
end

for k = 1:iter

    ph=[];
    indices=[1:1:T];
    for i=1:T/2
        Si=size(indices);
        ip=randi(Si(2));
        padre=ind(indices (ip),:);
        indices=[indices(1:ip-1) indices(ip+1:Si(2))];
        Si=size(indices);
        ip=randi(Si(2));
        madre=ind(indices (ip),:);
        indices=[indices(1:ip-1) indices(ip+1:Si(2))];
        cruzados = cruce(padre, madre);

        ph=[ph; cruzados];

    end

    for i=1:2*T
        if ph(i,cds+2)==0
            v=costo(ciudades,ph(i,:));
            ph(i,cds+2)=v;
        end
    end

    indices=[1:1:2*T];
    ind=[];
    for i=1:T
        Si=size(indices);
        ii=randi(Si(2));
        compl=ph(indices(ii),:);
        indices=[indices(1:ii-1) indices(ii+1:Si(2))];
        Si=size(indices);
```

```

ii=randi(Si(2));
comp2=ph(indices(ii),:);
indices=[indices(1:ii-1) indices(ii+1:Si(2))];
if comp1(cds+2)<comp2(cds+2)
    ind=[ind;comp1];
else
    ind=[ind;comp2];
end
end

menor = ind(1, cds + 2);
ind_menor = 1;
for i=2:T
    if ind(i, cds+2) < menor
        menor = ind(i, cds+2);
        ind_menor = i;
    end
end

disp(['Menor costo = ' num2str(menor)]);
Menor=[Menor menor];
end
disp(['Ruta: ' num2str(ind(ind_menor,:))]);
toc
plot(Menor)

```