

Enfoque Multiobjetivo de una Metaheurística Híbrida Para la Optimización de Rotaciones de Transporte Terrestre de Pasajeros como Base de un Sistema de Soporte de Decisiones Empresarial

Julián López Franco

Corporación Universitaria de la Costa – CUC, Barranquilla, Colombia, jlopez31@cuc.edu.co

RESUMEN

Existen problemas de optimización para los cuales los métodos de programación matemática no garantizan la aplicación de soluciones óptimas. Para estos, las metaheurísticas son una alternativa. Los algoritmos genéticos híbridos son de las más populares por su simplicidad y eficacia. Estos métodos han sido aplicados a problemas de optimización multiobjetivo que presentan funciones que normalmente están en conflicto entre sí, obteniendo grandes soluciones. Este artículo presenta un enfoque multiobjetivo de un Algoritmo Genético Híbrido para la generación y optimización de planes de ruteo empleando rotaciones predefinidas, y documenta un caso aplicado en una empresa transportadora de pasajeros en Colombia.

Palabras claves: Optimización Multiobjetivo, Metaheurística, Algoritmos Genéticos Híbridos, AGHMO (Algoritmo Genético Híbrido Multiobjetivo)

ABSTRACT

There are optimization problems which mathematical programming methods cannot guarantee an application of optimal solutions. In these, metaheuristics are an alternative. Hybrid Genetic Algorithms are the most popular due to its simplicity and effectiveness. These methods have been applied to multiobjective optimization problems which present functions that are in conflict between them, obtaining good solutions. This paper presents a multiobjective approach of a Hybrid Genetic Algorithm for the definition and optimization of routing plans using pre-defined lines and routes, and illustrate a real-world case applied to a passenger public transport company in Colombia.

Keywords: Multiobjective optimization, Metaheuristics, Hybrid Genetic Algorithms, Multiobjective Hybrid Genetic Algorithms, Routing Plans.

1. INTRODUCCIÓN

Hoy en día, las empresas de transporte de pasajeros necesitan buscar nuevas alternativas para aumentar sus ingresos, mejorar la calidad del servicio y reducir sus costos operativos. Por lo tanto, la optimización de un sistema de transporte de pasajeros plantea múltiples objetivos del tipo: minimizar tiempos de viaje, maximizar la calidad del servicio y maximizar el beneficio de las empresas transportistas. Estos objetivos son generalmente contrapuestos, es decir, una mejora en uno implica un empeoramiento en el otro. Esto las ha llevado a generar una serie de líneas o rotaciones de tránsito predefinidas que cumplan, a priori, con la satisfacción de la demanda planteada por las empresas, sin tener en cuenta otros aspectos claves como los costos de operación y el nivel de satisfacción del usuario.

Es importante notar que a nivel algorítmico y matemático, el problema de optimización de rutas, frecuencias y asignación de flota, posee varias fuentes de complejidad que dificultan tanto su formulación como la derivación de algoritmos o soluciones exactas. Este tipo de problemas son resueltos a través de técnicas combinatorias, donde la solución es un subconjunto de un conjunto total de soluciones. Esto hace que el problema pertenezca a la clase de los NP-HARD, es decir, que se pueden plantear soluciones que se acerquen a una óptima en un tiempo polinomial con un consumo razonable de recursos, lo que ofrece una alternativa muy atractiva a la búsqueda

determinística de la solución óptima, la cual por la naturaleza exponencial del problema, se hace infactible su consecución en tiempos razonables de operación. Entre los algoritmos aproximados, se encuentran los basados en métodos constructivos e iterativos como las metaheurísticas, técnicas combinatorias o estrategias de alto nivel que guía a otras heurísticas en la búsqueda de soluciones factibles en dominios donde la tarea es compleja, y a su vez, permiten optimizar los recursos y minimizar los costos asociados al liberar recursos. En este artículo se formula, bajo un enfoque multiobjetivo, un algoritmo genético híbrido para la generación y optimización de planes de ruteo para el transporte terrestre de pasajeros utilizando rotaciones predefinidas por el operador de servicio.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La optimización multiobjetivo puede ser definida como el problema de encontrar un vector de variables de decisión que satisfacen restricciones y optimiza un vector de funciones cuyos elementos representan las funciones objetivo. Estas definiciones aparecen en los trabajos de (Coello,1999) y (Deb, 1999). Un MOP general incluye un conjunto de n parámetros (variables de decisión), un conjunto de k funciones objetivo, y un conjunto de m restricciones. Las funciones objetivo y las restricciones son funciones de las variables de decisión. Luego, el MOP puede expresarse como:

$$\text{Optimizar: } \mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})) \quad (1)$$

$$\text{Sujeto a: } \mathbf{e}(\mathbf{x}) = (e_1(\mathbf{x}), e_2(\mathbf{x}), \dots, e_m(\mathbf{x})) \geq \mathbf{0} \quad (2)$$

$$\text{Donde: } \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X, \mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_k) \in Y \quad (3)$$

Siendo x el vector de decisión y y el vector objetivo. El espacio de decisión se denota por X , y al espacio objetivo por Y .

El problema se centra en la generación y optimización multiobjetivo de planes de ruteo para el transporte terrestre de pasajeros tomando como base un conjunto de rotaciones predefinidas por el operador. Estos planes pueden estar compuestos por diferentes niveles de servicio, los cuales deben estar regidos por un centro operativo único (una agencia de la red de tránsito), y se debe cumplir que cada línea inicie con este centro operativo y finalice en él como lo muestra la Figura 1.

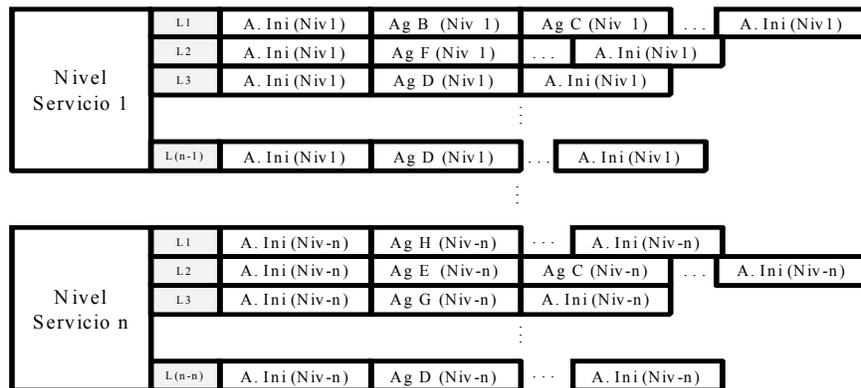


Figura 1. Estructura básica de un plan de ruteo con n niveles de servicio

Los objetivos a optimizar son la minimización del costo anticipo (peajes, alimentación, adecuación, prueba de alcoholimetría, alojamiento y tasa para uso de terminales) por nivel de servicio (ecuación 4), y la maximización de las ventas para la empresa por nivel de servicio (ecuación 5). Los dos objetivos están centrados en el beneficio de la empresa. Se definen:

- $Ruta(n,l,o,d,t)$: Variable binaria que indica si la ruta descrita desde la agencia o hacia la agencia d que pertenecen a la línea l fue cubierto en un instante de tiempo t .
- $Ca(n,l,o,d,t)$ = Costos anticipado para cubrir el trayecto desde la agencia origen o hasta la agencia destino d que pertenecen a la línea l en un instante de tiempo t .
- $Pas(o,d,t)$ = Cantidad de pasajeros movilizados por el arco (o,d) en un tiempo t .

- $Pve(o,d)$ = Precio de venta del recorrido del nodo o al nodo d.

$$f_1(x) = ZMin_n = \sum_{i \in L} [\sum_{(o,d) \in Ruta} [\sum_{t \in T} Ca_{n,i,o,d,t} * Ruta_{n,i,o,d,t}]] \quad (4)$$

$$f_2(x) = ZMax_n = \sum_{i \in L} [\sum_{(o,d) \in Ruta} [\sum_{t \in T} (Pve_{o,d} * Ruta_{n,i,o,d,t} * Pas_{o,d,t})]] \quad (5)$$

La función a optimizar quedaría planteada como sigue:

$$\text{Optimizar } F(x) = y = (f_1(x), f_2(x)) \quad (6)$$

3. ESTRUCTURA DEL ALGORITMO GENÉTICO HÍBRIDO MULTI OBJETIVO (AGHMO)

Los algoritmos genéticos híbridos (AGH) son una metaheurística evolutiva de tipo poblacional, es decir, mantiene una población de individuos llamados agentes, que representan un conjunto de soluciones factibles de un problema determinado. Es aquí donde aparece una diferencia con el Algoritmo Genético convencional (AG), ya que un agente puede representar más de una solución al problema, dado que un agente representa una evolución al ser capaz de resolver el problema de manera más eficiente que otras de las cuales aprendió. Este comportamiento se presentan en la Figura 2.

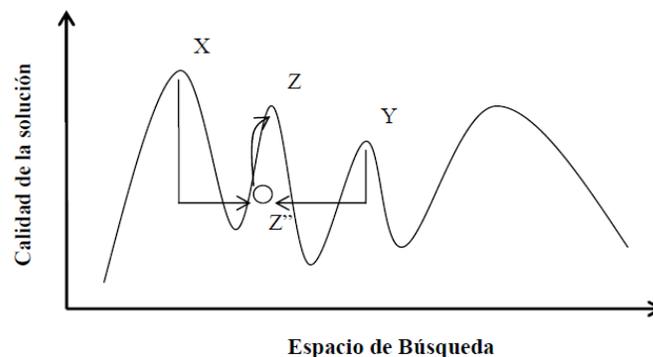


Figura 2. Comportamiento de un Algoritmo Genético Híbrido.

Computacionalmente, esta evolución se logra a través de la inclusión de optimizadores locales al proceso genético convencional (cruzamiento y mutación), logrando que los agentes o soluciones sean óptimos de estos, es decir, tengan una buena calidad para su posterior evaluación y reproducción, lo que aumentará la probabilidad de encontrar una solución cercana al óptimo más rápidamente. Las soluciones se interrelacionan entre sí en un ambiente de cooperación y competición, de manera similar a lo que ocurre en la naturaleza entre individuos de una misma especie, con el fin de realizar un paso generacional y evolucionar la población.

A continuación se describe la estructura algorítmica básica del AGHMO planteado por este artículo, el cual está basado en la estructura y funcionamiento del SPEA I, y se ha incluido la aplicación de optimizadores locales como parte del proceso de evolución. El resto del modelo se ajusta a un MOEA convencional explicado en (Van Veldhuizen, 2000), (Bandyopadhyay et al, 2004) y (Abascal, 2009).

AGHMO(CriterioParada, N_max_gen, Max_non_dom, P_cross, P_mut)

```

* Generación_Soluciones_Iniciales(&P, CriterioParada);
* Aplicar Optimización_local(&P); // Hacer P factible de acuerdo a restricciones;
  Mientras (Num-Gen ≤ N_max_gen)
    *Calcular_funciones (P, Costo, Venta);
    *Obtener_población_elitista (P,&P');
    Si (Num-non-dom > Max-non-dom)
      * Aplicar reducción_por_Cluster (&P',P);
    Fin Si
    *Calculo_del_Strenght/Fitness (P,P')
    *Seleccionar_por_ruleta (&Ps,P,P');

```

*Operador_de_cruzamiento (&Pc, Ps, P_cross);
 *Operador_de_mutación (&Pm,Ps, P_mut);
 *Aplicar Optimización_local (&Pc,&Pm,&Ps); // Se aplica optimizador local sobre Pc y Pm.
 *Actualizar_Poblacion (&P,Pc,Pm,Ps); // Hacer P factible de acuerdo a restricciones;
 Num-Gen++;
 Fin Mientras

FIN AGHMO

Donde:

- N_max_gen: Número máximo de generaciones
- P_cross: Probabilidad de Cruzamiento
- P_mut: Probabilidad de Mutación
- Max_non_dom: Número máximo de no dominados.
- Num_non_dom: Cantidad de soluciones no dominadas por generación.
- P: Población de soluciones iniciales
- P': Población elitista o no dominada
- Ps: Población de soluciones seleccionadas por método de la ruleta
- Pc: Población de soluciones obtenidas por cruzamiento.
- Pm: Población de soluciones obtenidos por mutación.

Para la construcción de soluciones iniciales, se emplearon procesos aleatorios para combinar rotaciones y armar cuerpos completos por cada nivel de servicio. Luego se hacen factibles las soluciones de acuerdo a las restricciones y se aplica el operador de optimización local con el fin que la primera generación tenga soluciones buenas en un comienzo, no solo factibles. Estos operadores son uno de los rasgos más distintivos de los AGH. Ellos iteran la aplicación del operador de mutación y cruzamiento, conservando los rasgos del que obtuvo alguna mejora en la creación de la nueva solución. El funcionamiento es muy sencillo. Se escoge de forma aleatoria soluciones de la población cruzada Pc y de la población mutada Pm. A estas soluciones se les aplica una máscara binaria, mutará o reemplazará las rotaciones seleccionadas aleatoriamente.

Este proceso no crea una población diferente, lo que hace es transformar un plan escogido de formar aleatoria de las diferentes poblaciones, Pc y/o Pm, y luego se evalúa si esta solución domina a la original para reemplazarla en la población a la cual pertenece como lo muestra la figura 3.

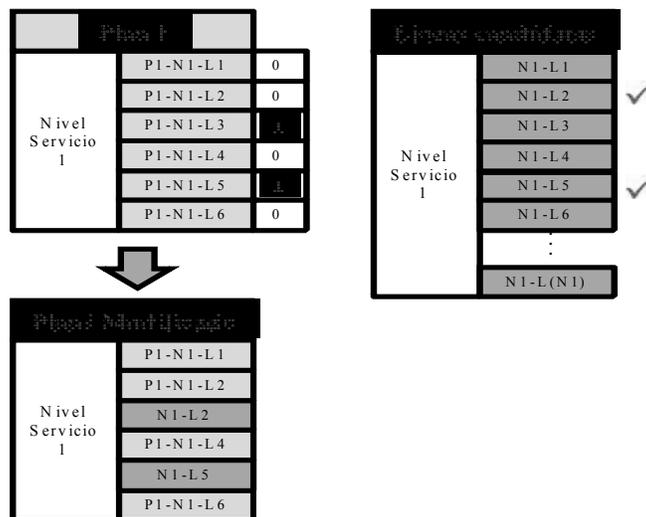


Figura 3. Trabajo del operador de optimización local.

A continuación se presenta el algoritmo básico para la optimización local:

Optimización_local (&Pc,&Pm,&Ps)

Para (Cada solución i seleccionada de Pc,Pm)

Aplicar mascara binaria a (i), si ha sido seleccionada, para crear (j)
Si (Solución (j) domina a (i)) // Aplica comparación de dominancia de (j) sobre (i)
Reemplazar i por j en población original Pc o Pm
Fin si
Fin Para
Fin Función

4. VENTAJAS Y DESVENTAJAS DEL MODELO PLANTEADO

Una de las ventajas más grandes que tiene el AGHMO planteado, es que su base es totalmente evolutiva, su cuerpo en una gran parte, se basa en el SPEA (por sus siglas en ingles, Strength Pareto Evolutionary Algorithm), y eso lo hace trabajar en paralelo sobre un conjunto de soluciones que tienen la potencialidad de tratar problemas con múltiples objetivos, hallando en cada ejecución un gran conjunto de soluciones aproximadas al frente de Pareto óptimo. El algoritmo es menos sensible a la forma o a la continuidad del frente de Pareto, ya que el grado de escalabilidad del modelo permite la evaluación de zonas en el espacio de solución bastante distantes con el fin de encontrar óptimos globales. Además el AGHMO, permite que se aborden problemas de grandes espacios de soluciones y tienen una gran habilidad para optimizar varios parámetros simultáneamente. Por lo general, los problemas más complicados no son definibles en función de un parámetro si no que son necesarios varios para poder dar una solución válida. De igual forma las relaciones entre estos parámetros suelen ser inversas, es decir, para mejorar uno debemos empeorar otros. Haciendo uso del paralelismo anteriormente mencionado, el AGHMO es capaz de encontrar múltiples soluciones para cada parámetro, siendo todas ellas igual de válida y factibles.

Para finalizar la mención de ventajas haremos uso de la descripción que se hace de los algoritmos genéticos híbridos como “relojeros ciegos”. Esta expresión hace hincapié en el concepto de que un AGH es totalmente independiente del problema que esté tratando en cada momento. Al no necesitar un conocimiento previo como otros algoritmos (ya que basan toda su potencia de trabajo en la aleatoriedad), los AGH no descartan ningún camino a priori, manteniendo de esta forma la posibilidad de encontrar soluciones novedosas que no se les haya ocurrido a los expertos.

Para comentar las limitaciones del modelo, antes tan siquiera de pensar en el AGH en sí, debemos plantearnos la representación por la que vamos a optar para dar forma al espacio de búsqueda. Esta representación debe de ser lo suficientemente sólida como para aceptar cambios aleatorios sin llevar a producir errores ni individuos sin sentido. La función de ajuste es otro gran reto a la hora de implantar el AGHMO. Ésta debe cumplir los requisitos que hagan que realmente encuentre la mejor solución sin llegar a recortar la aptitud de ninguna solución. Recordemos que al no tener el frente de Pareto verdadero como solución del problema, no podemos medir métricamente que tan buena es o no la solución. Pero más que un defecto del modelo, es del problema en sí. Necesitaríamos de un método exacto que nos dé el resultado del frente real. Además de esto, también los parámetros del algoritmo (tamaño de la población, población elitista, tipo de selección, probabilidad de mutación y cruce, mascara binaria para la optimización local) deben ser elegidos con cautela. El tamaño de la población incide directamente sobre la cantidad de soluciones que el algoritmo explore, si este es bajo el algoritmo no trabajará lo suficiente y probablemente no encuentre soluciones muy buenas, en cambio si es muy grande deberemos sacrificar tiempo de cálculo. Si los operadores de cambio genético operan demasiado, puede dejar de buscar cerca de soluciones prometedoras ya que no convergería lo suficientemente rápido para el ritmo de cambio impuesto. Otro de los problemas, del que ya hemos hecho mención anteriormente, es el de la convergencia prematura. Si en las primeras etapas del algoritmo la población dispone de una solución netamente superior al resto (con un fitness mucho mejor), ésta se reproducirá rápidamente haciendo que el AGHMO converja, limitando la diversidad y en consecuencia las posibles soluciones. Las poblaciones con un bajo número de soluciones son las más propensas a este tipo de problemas, ya que la más mínima variación provoca que un individuo llegue a dominar al resto. El abanico de soluciones que los investigadores han encontrado al problema de la convergencia prematura pasan por restringir la selección, para no dar tanta ventaja a los individuos excesivamente aptos. La selección escalada, por rango y por torneo explicadas en (LaTorre et al, 2009), son tres de los métodos fundamentales para lograrlo.

5. APLICACIÓN DEL MODELO A UNA EMPRESA DEL SECTOR DE TRANSPORTE DE PASAJEROS

Se selecciono una empresa del sector transportador terrestre de pasajeros en Colombia. Esta empresa lleva muchos años de operación, y con el tiempo ha visto la necesidad, dadas las condiciones de la competencia entre otras, poder hacer eficaz sus operaciones alrededor del país. Con el tiempo, ellos han creado una base sólida de diferentes rotaciones y rutas, las cuales se encuentran compuestas por un número fijo de agencias, las cuales cumplen características especiales dadas por restricciones gubernamentales o de la misma compañía. La empresa cuenta con una serie de niveles de servicio especializados en diferentes tipos de rotaciones y sectores del país. En el momento de la evaluación, la empresa cuenta con 6 niveles de servicio. Cada nivel de servicio tiene asignado un número importante de rotaciones, que permiten la cobertura de operaciones de la empresa.

Teniendo esto en cuenta, el problema que estudió la empresa fue cómo desarrollar un sistema de soporte para la toma de decisiones (DSS) que permita la planificación estratégica de sus operaciones de transporte terrestre de pasajeros, y que sea integrado fácilmente a su sistema actual de gestión empresarial, con el fin que la empresa pueda administrar en forma integrada y efectiva los recursos de transporte con decisiones optimizadas de asignación de rutas, conductores y flota vehicular, y facilite el establecimiento de tarifas de operación. Específicamente en el problema de planeación estratégica de las operaciones de transporte, se propuso como caso de optimización multiobjetivo, aplicar el AGHMO. Los objetivos a optimizar planteados por la empresa fueron los siguientes, 1) Minimización del costo anticipo de cada nivel de servicio, 2) Maximización de la utilidad por nivel de servicio, y 3) Minimización de la varianza de ingresos entre buses de un mismo nivel de servicio. El AGHMO fue adaptado e integrado con éxito para la optimización empleando los dos primeros objetivos. El tercer objetivo fue diseñado a manera de restricción del modelo y no se describe en el presente trabajo. A continuación veremos los cambios específicos se hicieron en el AGHMO para ser incorporado con éxito en el sistema para el soporte de decisiones de la empresa modelo.

Fue necesario definir diferentes parametros al modelo como se muestran a continuacion:

- Rutas: En la empresa existen varias formas de ir desde una agencia A hasta una agencia B. Ellos dan el nombre de rutas alternas a toda ruta que me permita llevar desde una agencia A hacia un B y que no se la principal definida por ellos. Este tipo de rutas son tomadas en el modelo, dado que es posible que las rutas principales estén cerradas en el tiempo de ejecución. Esto hace que la matriz origen destino no sea bidimensional, sino que se plantee tridimensional Origen-Destino-Alternas.
- Horarios: los horarios serán manejados como múltiplos de 5 minutos, lo que significa períodos discretos de 5 minutos. Según fue validado con la Gerencia de Operaciones es suficiente este nivel de precisión para la planeación y programación de las operaciones.
- Vehículos Disponibles Por Nivel De Servicio: Para cada ejecución del AGHMO debe quedar un número de vehículos disponibles igual a lo menos el 20% de los buses activos.
- Tiempos De Descanso Entre Llegadas Y Salidas: Se conocen diferentes tipos de tiempo (alistamiento, viaje, paradas intermedias, de descanso entre paradas y salidas) pero estos valores serán incluidos de manera agregada como parámetros del sistema.
- Tiempo Máximo Para Despacho: Indica el tiempo máximo en que se puede permanecer en rampa para un próximo lanzamiento.
- Requerimiento De Conductor Relevo Ruta-Horario: Se trata de un parámetro que define las rutas-horarios en las que es necesario incluir un conductor de relevo.
- Horario De Funcionamiento Oficinas: Se trata de ventanas de tiempo para la llegada a las agencias. Si cierra la agencia no recoge más gente, sólo es para dejar pasajeros.
- Numero de soluciones iniciales: Es la cantidad de soluciones que pasarán por la primera generación del AGHMO. Este valor es parametrizable, para que sea cambiado conforme a la decisión del experto. El parámetro no debe ser menor de 10 soluciones, para que no se limite el accionar del modelo.
- Numero de soluciones elitistas: Es el valor máximo del conjunto de soluciones P^* que dominan a las otras. Se establecieron máximo 5 soluciones elitistas por un análisis de experimentos.
- Probabilidad de Cruzamiento: Este valor define la frecuencia con que se ejecutará el operador de cruzamientos. La probabilidad de ejecución fue de una 80%. Este valor es parametrizable también, sin

poder disminuir menos de un 60% y sin llegar a más de un 95%. Estos parámetros fueron obtenidos a través de un diseño experimental sobre el modelo.

- Probabilidad de Mutación: Este valor define la frecuencia con que se ejecutará el operador de mutación. La probabilidad seleccionada de operación fue 15%. Este valor es parametrizable, sin poder disminuir menos de un 10% y sin llegar a más de un 20%. Este parámetro también fue seleccionado conjunto al anterior en el mismo diseño experimental.

Los operadores evolutivos, cruzamiento y mutación, se presentaron en dos fases una a nivel de las rotaciones, como lo muestra las Figuras 4 y 5, y otra a nivel de las agencias que componen las rotaciones como lo muestran las figuras 6 y 7.

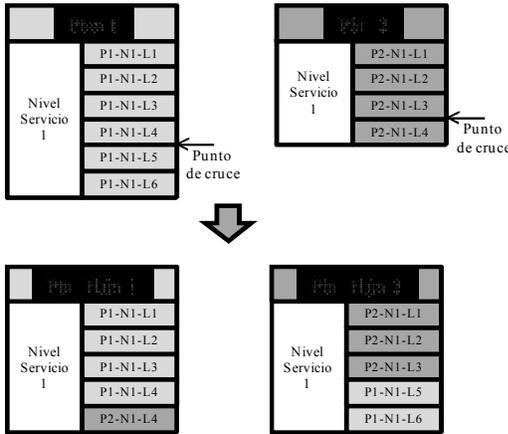


Figura 4. Operador de Cruzamiento a nivel de rotaciones

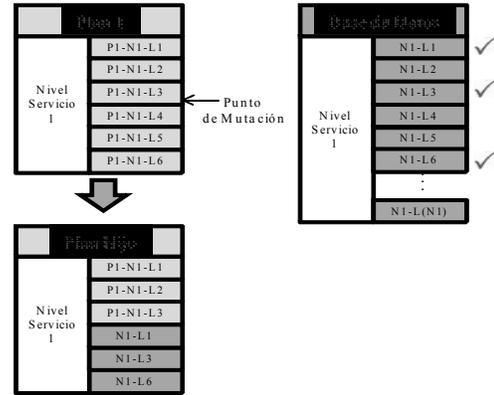


Figura 5. Operador de Mutación a nivel de rotaciones

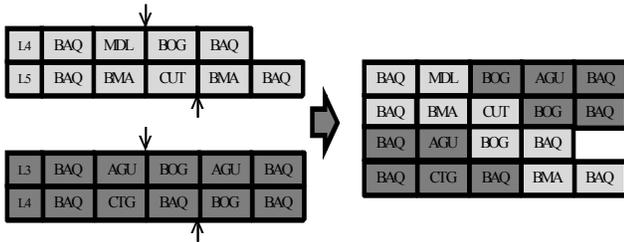


Figura 6. Operador de Cruzamiento a nivel de las agencias que componen las rotaciones

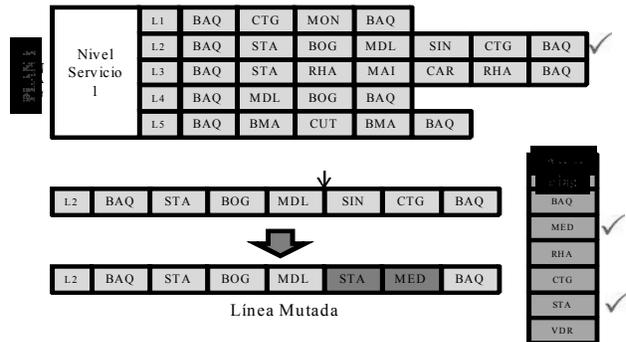


Figura 7. Operador de Mutación a nivel de las agencias que componen las rotaciones

La función de cruzamiento, opera de manera probabilística cruzando las rotaciones de un plan con las del otro. Como primera medida se escoge un número de rotaciones iguales del punto de corte hacia el final del plan para ese nivel escogido. Por ejemplo, si el nivel que tiene menos rotaciones desde el punto de corte hasta el final cuenta con 2 rotaciones, se tomarán las dos rotaciones finales de cada nivel para cruzarlas. Luego de manera aleatoria se escoge un punto de corte dentro de las rotaciones escogidas para cruzarlas. Después de cruzar las rotaciones, los planes hijos resultantes quedarían conformados, por las rotaciones desde el punto de corte hasta el inicio del plan inicial agregando, aleatoriamente las rotaciones resultantes por cruce a cada plan.

Ahora veamos cómo trabaja el operador de mutación. Este elige de forma aleatoria un plan, sea de Ps o Pm. La idea es crear un nuevo plan, simplemente mutando ciertas rotaciones del plan existente. Las rotaciones se seleccionan de forma aleatoria para cada nivel de servicio. Una vez se escoge una rotación esta se corta y se escoge un número aleatorio no mayor a la extensión de la línea, esto indica la cantidad de agencias que se añadirán desde el punto de corte.

El modelo fue probado en varios escenarios, pero realmente solo interesaba saber el comportamiento en un escenario de operación continuo de 3 meses (90 días por petición de la empresa). La aplicación construida bajo el lenguaje de programación C++, tomó un tiempo promedio de 12 minutos para evaluar en 10 generaciones más de 100 posibles soluciones factibles. Al final, se presentan aquellas que por reducción son las más acertadas y cercanas al óptimo. Los resultados que se tomaron como referencia para ser comparados con los arrojados por el modelo, fue la operación que la compañía tuvo en el mes de agosto del año 2009 como lo muestra la Tabla 1.

En la Figura 8, se presenta la gráfica comparativa de los diferentes puntos dados por el modelo y como convergen al frente de Pareto. Se puede notar que existen 3 resultados arrojados por el modelo. Cabe recordar que el algoritmo no arroja una solución, sino que da un conjunto de soluciones óptimas que entre si son No-Dominadas o no comparables. Uno de los parámetros claves fue el máximo de no dominados aceptados. Se estipulo que el número era 5 para el problema específico. De estos 5, en la última generación, se hace una reducción aplicando clusters hasta llegar a 3 soluciones, que eran al final las que se proponían como las mejores para la operación de la empresa. El resultado de una ejecución del algoritmo se puede ver mejor en la figura 4. Adicional se observa como de generación a generación las soluciones van convergiendo a un frente de Pareto aproximado.

Tabla 1. Resultados comparativos de la operación real Vs los resultados del AGHMO

Escenarios	Función Obj. 1	Función Obj. 2	Utilidad (\$ Col)
Operación Real	\$ 1.190.015.862	\$ 7.741.481.684,80	\$ 6.551.465.822,80
AGHMO 1	\$ 1.180.069.000,00	\$ 10.198.982.656,00	\$ 9.018.913.656,00
AGHMO 2	\$ 1.118.392.600,00	\$ 9.673.349.780,00	\$ 8.554.957.180,00
AGHMO 3	\$ 1.084.812.000,00	\$ 9.056.457.240,00	\$ 7.971.645.240,00

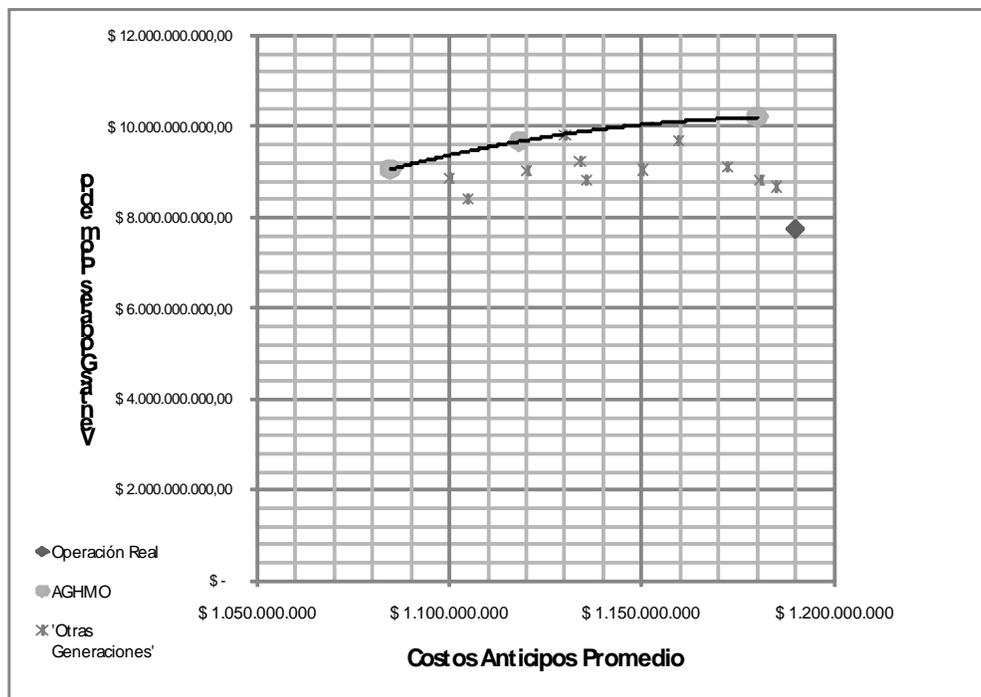


Figura 8. Grafica de convergencia al frente aproximado en una corrida del algoritmo

Se puede notar que existen 3 resultados arrojados por el modelo. Cabe recordar que el algoritmo no arroja una solución, sino que da un conjunto de soluciones óptimas que entre si son No-Dominadas o no comparables. Uno de los parámetros claves fue el máximo de no dominados aceptados. Se estipulo que el número era 5 para el problema específico. De estos 5, en la última generación, se hace una reducción aplicando clusters hasta llegar a 3 soluciones, que eran al final las que se proponían como las mejores para la operación de la empresa. El resultado de una ejecución del algoritmo se puede ver mejor en la figura 4. Adicional se observa como de generación a generación las soluciones van convergiendo a un frente de Pareto aproximado.

Adicional al logro alcanzado al implementar el modelo en el sistema de la empresa, esta logro estandarizar los registros y optimizó el diseño que tenían de su base de datos, motivados por los requerimientos de información confiable, para las consultas informáticas de la herramienta. El principal y más importante efecto del proyecto, fue la optimización bajo un elevado grado de, restricciones operativas y la efectiva consecución de planes de operación de los vehículos que componen la flota de la empresa. Este logro redujo los tiempos de análisis para la generación de planes de rodamientos, de 1 mes, a una fracción de 1 día, permitiendo llegar a soluciones de mayor calidad que las desarrolladas por la única vía del experto. También ayudo a la incorporación de las restricciones operativas, que obligan al sistema a desarrollar planes que garanticen el cumplimiento de las normas operativas de la compañía y las impuestas por el gobierno. También establece equilibrio entre el promedio de ingreso por vehículo, lo cual permite una mejora considerable en cuanto a la eliminación de preferencias sobre grupos particulares de conductores o vehículos. El desarrollo logra también la reducción del número de eventos de cruzamientos de vehículos en tramos, lo cual evita la probabilidad de conflictos por competencias de rutas comerciales. Estos resultados, fueron apoyados por una simulación de los planes de ruteo dados para la empresa. Esta simulación hecha en el programa ARENA, podía simular un evento el cual daría como resultado la reconstrucción o reacción del plan dado por el modelo. Esta fase del proyecto no es el punto de interés de este artículo, pero es importante resaltarla ya que se puede tener un desarrollo posterior utilizando el AGHMO en modelos reactivos. La fase de evaluación conto con el apoyo de los expertos de la empresa y dio la confiabilidad de los datos y los resultados que al final se lograron con el modelo.

6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este trabajo se estudia el problema de optimización multiobjetivo de planes de ruteo, frecuencias y asignación de horarios de despachos y minimización de cruces en la red vial, en sistemas de transporte terrestre de pasajeros, utilizando un enfoque de optimización combinatoria. Se reseñan los principales modelos y algoritmos existentes para la resolución del problema. Se propone un modelo de optimización multiobjetivo y un algoritmo aproximado para su resolución, basado en la metaheurística AGH (Algoritmos Genéticos Híbridos). La metodología propuesta es aplicada a un caso de desarrollo relativo a una empresa transportadora de pasajeros, para cuya construcción fue necesario el diseño y ejecución de un buen sistema informático para la toma de decisiones DSS. En cuanto a la resolución del problema, la metodología de este artículo ha sido el tratar por separado dos aspectos que tienen relación estrecha entre ambos, y que son el modelado matemático y la resolución algorítmica.

Se logró validar el modelo del AGHMO en un caso de uso específico, y junto con expertos de la materia, se pudo adaptar el modelo y guiarlo a tiempos de ejecución excelentes para el tiempo de planeación de cada solución entregada por el sistema. Inclusive se tomaron planes históricos y se evaluaron contra lo real, lo cual permitió ver que tan próximos estábamos en la construcción de planes factibles. Una de las grandes conclusiones sacadas de esta aplicación fue, que el AGHMO planifica de forma apropiada y de acuerdo a las restricciones (sin ser flexible), planes que permiten sobre pesar los objetivos propuestos por la compañía. Es más, el sistema en que se aplicó, entrega 3 soluciones de las cuales ninguna domina a la otra y se pueden aplicar. Uno de los grandes tropiezos encontrados era, justamente, a que grado la empresa podía cumplir este plan, dado que hay factores humanos y geológicos que no se pueden controlar, y se necesitaría que el modelo pudiese reaccionar tomando en cuenta dichos eventos, los cuales no aplican a este trabajo.

Con respecto a los trabajos futuros, se identifican las siguientes líneas de trabajo para próximas investigaciones:

Formulación del modelo de optimización matemático. La formulación propuesta para el modelo de optimización está fuertemente basada en formulaciones existentes y el apoyo bibliográfico que ésta tiene. La misma permite representar todas las características deseables en un modelo de optimización multiobjetivo de recorridos, frecuencias y asignaciones de despacho. Sin embargo, esta no es una formulación estricta de programación matemática. El interés de contar con una formulación de tales características puede permitir: 1) contar con una estructura reconocible que permita caracterizar el problema (el problema es NP-HARD por sus características, pero no existe un modelo que así lo confirme), 2) derivar un algoritmo exacto para la resolución del problema.

Algoritmo propuesto. A pesar que el algoritmo ha producido buenos resultados, se identifican las siguientes posibles mejoras en su diseño, que merecen exploración:

- Mejora del optimizador local aplicando el operador EMMRS. Es un operador genético que aúna en un solo paso las técnicas del crossover y de la mutación. Está basado en el operador genético establece que la reproducción entre cada par de individuos se realiza generando dos nuevos hijos con la información genética de los padres, enmascarada a través de un cromosoma, por cada individuo, destinado a tal efecto. Dicha información se recombina a través de dos puntos de cruce e introduce una mutación aleatoria en uno de los genes.
- Evolución Diferencial ED. Es otro algoritmo de búsqueda introducido más recientemente. Ha sido satisfactoriamente aplicado a un amplio espectro de problemas de optimización continua. Comparte con los AGH su naturaleza estocástica y su funcionamiento basado en poblaciones de soluciones. Difiere, sin embargo, en que, en el caso de la ED, los nuevos individuos son generados mediante un proceso de mutación, mientras que en los AGH el mecanismo principal de reproducción era el operador de cruce.

REFERENCIAS

- Van Veldhuizen (2000). "Multiobjective Evolutionary Algorithms: Analyzing the State-of-the-Art" MIT Massachusetts Institute of Technology Press Journals. Vol. 8, No. 2, Pages 125-147.
- Bandyopadhyay, S. K. Pal, and Aruna (2004). "Multi-objective GAs, quantitative indices and pattern classification", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-B, vol. 34, no. 5, pp. 2088-2099.
- Mauttone, Cancela, y Urquhart. (2003) "Diseño y optimización de rutas y frecuencias en el transporte colectivo urbano, modelos y algoritmos". En XI Congreso Chileno de Ingeniería de Transporte, páginas 299–310, Santiago, Chile.
- Coello.(1999) "An updated Survey of Evolutionary Multiobjective Optimization Techniques, state of the art and future trends". In Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, N. J. IEEE Service Center. 3–13.
- Deb. (1999) "Evolutionary Algorithms for Multi-Criterion Optimization in Engineering Design". In Proceedings of Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science EUROGEN'99.
- Cruz-Chávez, Marco, Díaz-Parra, Ocotlán. (2009). "Un Mecanismo de Vecindad con Búsqueda Local y Algoritmo Genético para el Problema de Transporte con Ventanas de Tiempo". Programación Matemática y Software (2009), Vol. 1. No 1. ISSN: En trámite.
- Escobar. (2008). "Instrumentos y metodología de planes de movilidad y transporte en las ciudades medias colombianas". Tesis Doctoral en gestión del territorio e infraestructuras del transporte. Universidad Politécnica De Cataluña. España.
- Hernández J, García M, Korstanje A, Contreras S. (2002) "El problema de transporte de múltiples productos, incluyendo los transportes. Una aproximación con multiatributo". Documento presentado en el XI Congreso Latino-iberoamericano de Investigación de Operaciones, Concepción, Chile.
- Abascal, Feijoo. (2009) "Implementación de Algoritmos Genéticos sobre la plataforma de desarrollo paralelo CUDA". Facultad de informática. Universidad Complutense de Madrid. Disponible en: <http://eprints.ucm.es/9514/>.
- LaTorre, Peña, Fernández, Muelas. (2009) "MOS como Herramienta para la Hibridación de Algoritmos Evolutivos". Presentado en el marco del VI Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados (MAEB'09).
- Méndez, Pontin, Ziletti, Chávez. (2005) "Heurísticas Para La Resolución De Un Problema De Ruteo De Vehículos Periódico Real". Mecánica computacional Vol. XXIV A. Larreteguy (Editor). MECOM 2005 V congreso argentino de mecánica computacional. Buenos Aires, Argentina.

Autorización y Renuncia

Los autores autorizan a LACCEI para publicar el escrito en las memorias de la conferencia. LACCEI o los editores no son responsables ni por el contenido ni por las implicaciones de lo que esta expresado en el escrito