

Dr. Luis Carlos González Gurrola, C. Jairo Gibrán Lozano Carballo

Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Chihuahua
Finguach Año 2, Núm. 6, diciembre 2015 / febrero 2016

Comparación entre las diferentes funciones objetivo para balanceo en el problema de ruteo de vehículos con balanceo de rutas

En la actualidad, cualquier actividad económica involucra en pequeña o gran escala el transporte de bienes.

Para una inversión óptima de recursos en el transporte de bienes se requiere una configuración óptima (o cercana a la óptima) de las rutas de los vehículos involucrados. Éste es precisamente el objetivo del Problema de Ruteo de Vehículos (VRP): obtener el conjunto de rutas con menor costo para visitar a un conjunto de clientes partiendo y regresando a un depósito central. Las Figuras 1a y 1b muestran ejemplos de soluciones a un problema VRP de 12 puntos (la estrella en el centro representa el depósito y los círculos numerados representan a los clientes).

Figura 1. a) Solución para VRP balanceada: cada ruta visita cuatro clientes y recorre una distancia similar. b) Solución para VRP desbalanceada: la ruta verde visita 6 puntos y recorre una distancia bastante mayor a la que recorren las rutas azul y roja.

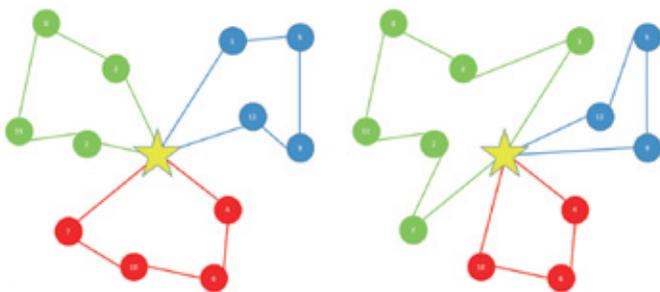


Figura 1a

Figura 1b

El VRP es quizá el problema de optimización combinatoria más ampliamente estudiado. Pertenecer a la categoría de problemas *NP-hard*, lo que significa que no existe algoritmo capaz de encontrar la solución óptima para todas las instancias en tiempo polinomial.

El problema se ha abordado mediante aproximaciones exactas que aunque garantizan encontrar la solución óptima, requieren de tiempos de ejecución particularmente grandes para instancias del problema relativamente pequeñas.

Por otro lado, las metaheurísticas (métodos heurísticos que pueden aplicarse a una amplia variedad de problemas) permiten obtener soluciones subóptimas en una cantidad pequeña de tiempo.

Los algoritmos genéticos que buscan encontrar soluciones subóptimas simulando el proceso evolutivo por selección natural, han probado ser una de las metaheurísticas más exitosas en el VRP por su eficiencia y relativa simplicidad de implementación.

El uso de las diferentes aproximaciones para el VRP generalmente permite encontrar buenas soluciones en cuanto a costo (soluciones que minimizan la distancia recorrida por las rutas) sin embargo, generalmente representan una distribución desigual de las rutas de los vehículos. Esto puede generar descontento entre los empleados debido a las cargas dispares de trabajo ya que el capital humano es clave para cualquier organización y es evidente que el balanceo de las rutas es un factor de gran importancia dentro del VRP.

El problema de ruteo de vehículos con balanceo de rutas consiste en una extensión del VRP original que busca, además de minimizar el costo total de las rutas, maximizar el balance entre las mismas, en términos de algún indicador como distancia recorrida, carga total, entre otras. Para este estudio se consideró la distancia como indicador para el balance. Se trata entonces de un problema multiobjetivo y por tanto no puede encontrarse una solución subóptima única sino un conjunto de soluciones que permitan un equilibrio entre los dos objetivos que por su naturaleza están en conflicto (a menor distancia mayor desbalance y viceversa). Este conjunto de soluciones se conoce como aproximación al frente de Pareto.

En este trabajo se exponen las principales funciones objetivo para medir balanceo entre rutas utilizadas en la literatura (algunas de las cuales pueden observarse en la Tabla 1). Sin embargo, en nuestro conocimiento, no existe una comparación cuantitativa entre las diferentes funciones objetivo para el balanceo de rutas en el VRPRB. Para realizar esta comparación, se implementó un algoritmo genético 1+1 EA con archivo. Se trata de un algoritmo evolutivo bastante simple que trabaja con una sola solución, alterándola en cada iteración y conservando solo aquellas soluciones que formen parte de la aproximación al frente de Pareto.

Para medir la calidad de las aproximaciones al frente de Pareto obtenidas por las diferentes funciones objetivo utilizadas se tomó en cuenta el hipervolumen. El hipervolumen mide el tamaño del espacio objetivo definido por la aproximación al frente de Pareto y un punto de referencia adecuado.

Se corrió 100 veces el algoritmo para cada función objetivo, cada corrida con 100 mil iteraciones. Se utilizó la instancia 1 de VRP consistente de 50 clientes a visitar y una capacidad máxima de los vehículos de 160 unidades. Para cada frente obtenido se reevaluó el balance de las soluciones mediante la función MAX-MIN, por tratarse de una de las funciones objetivo más ampliamente utilizadas en el VRPRB. Se registró el hipervolumen de las soluciones para cada una de las aproximaciones a frente de Pareto obtenidas. Para comparar las 100 corridas de cada función objetivo se aplicó una prueba T-test para determinar los casos en los que los promedios de hipervolumen fueron estadísticamente superiores entre los resultados obtenidos por las diferentes funciones objetivo.

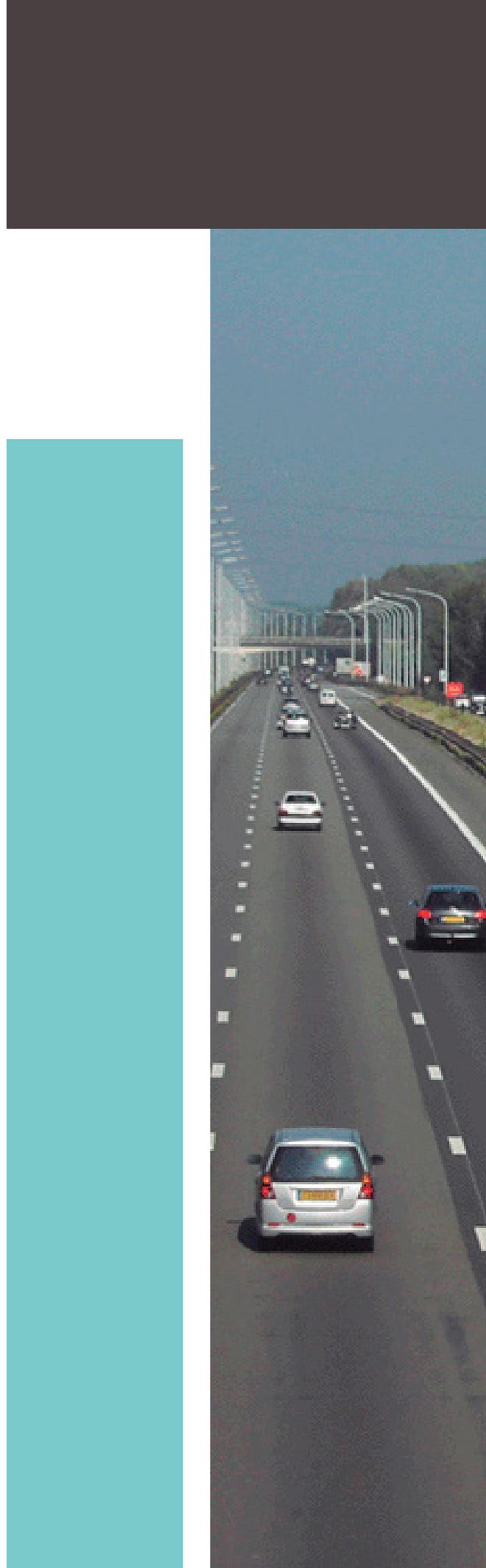
La Tabla 2 muestra los resultados obtenidos durante las pruebas. Un "1" en una celda de la tabla significa que el promedio de hipervolumen de las cien corridas de la función objetivo correspondiente al renglón, fue estadísticamente mayor al promedio obtenido por la función objetivo correspondiente a la columna.

Un "-1" significa que el promedio de la función objetivo correspondiente al renglón fue estadísticamente menor al promedio obtenido por la función objetivo correspondiente a la columna.

Un "0" significa que los promedios de la función objetivo correspondiente a la columna y al renglón fueron estadísticamente iguales.

Una "X" en la celda significa que la comparación no aplica por tratarse de la misma función objetivo en el renglón y la columna. La columna final muestra la suma de los puntos obtenidos por cada función objetivo.

Las primeras pruebas muestran que la función objetivo VAR supera estadísticamente al resto de las funciones objetivo, puesto que el promedio de hipervolumen obtenido al utilizarla superó estadísticamente a los promedios de las otras cuatro funciones evaluadas tal y como mostraron los resultados de la prueba T-test. En trabajos futuros se considerarán diferentes instancias de VRP para verificar si los resultados se mantienen.



Función Objetivo	Expresión Matemática	Descripción
Max	$\min \max_{u \in T} l_u$	Minimiza la ruta con mayor longitud
Max-min	$\min(\max_{u \in T} l_u - \min_{u \in T} l_u)$	Minimiza la diferencia entre las rutas de mayor y menor longitud
All-min	$\min \sum_{t \in T} (l_t - \min_{u \in T} l_u)$	Minimiza la diferencia acumulada (de todos los vehículos) entre la longitud de cada ruta y la longitud de la ruta mínima
Var	$\min \left(\frac{\sum_{t \in T} l_t^2}{ T } - \left(\frac{\sum_{t \in T} l_t}{ T } \right)^2 \right)$	Minimiza la varianza entre las longitudes de las rutas
Rel	$\min \frac{1}{ T } \sum_{t \in T} \left(\frac{\max_{u \in T} l_u - l_t}{\max_{u \in T} l_u} \right)$	Minimiza la desviación relativa de la longitud de cada ruta respecto a la longitud de la ruta más larga

Tabla 1. Principales funciones objetivo para balanceo de rutas utilizadas en la literatura del VRPRB.

Borgulya I., (2008) "An algorithm for the capacitated vehicle routing problem with route balancing," *Cent. Eur. J. Oper. Res.*, vol. 16, (no. 4), pp. 331–343.

Lacomme P., Prins C., Prodhon C., (2015) L. Ren, "A Multi-Start Split based Path Relinking (MSSPR) approach for the vehicle routing problem with route balancing," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 38, pp. 237–251.

Keskinturk T., Yildirim M. B., (2011) "A genetic algorithm metaheuristic for bakery distribution vehicle routing problem with load balancing," *Symp. Innov. Intell. Syst. Appl.*, pp. 287–291.

Jozefowicz N., Semet F., Talbi E. G., (2007) "Target aiming Pareto search and its application to the vehicle routing problem with route balancing," *J. Heuristics*, vol. 13, (no. 5), pp. 455–469.

	ALL_MIN	MAX_MIN	MIN_MAX	REL	VAR	Total
ALL_MIN	X	0	1	1	-1	1
MAX_MIN	0	X	1	1	-1	1
MIN_MAX	-1	-1	X	-1	-1	-4
REL	-1	-1	1	X	-1	-2
VAR	1	1	1	1	X	4

Tabla 2. Resultados de T-test en hipervolumen para las diferentes funciones objetivo.

Referencias

Baldacci R., Mingozzia., (2009) "A unified exact method for solving different classes of vehicle routing problems," *Math. Program.*, vol. 120, (no. 2) pp. 347–380.

Rizzoli A.E., Montemanni R., Lucibello E., and Gambardella L. M., (2007) "Ant colony optimization for real-world vehicle routing problems," *Swarm Intell.*, vol. 1, (no. 2) pp. 135–151.

Zhou W., Song T., He F., and Liu X., (2013) "Multiobjective Vehicle Routing Problem with Route Balance Based on Genetic Algorithm," vol. 2013, p.9.

Lee T.-R., Ueng J.H., (1999) "A study of vehicle routing problems with load-balancing," *Int. J. Phys. Distrib. Logist. Manag.*, vol. 29, (no. 10), pp. 646–657.

Schwarze S. (2013) "Improved load balancing and resource utilization for the Skill Vehicle Routing Problem," *Optim. Lett.*, vol. 7, (no. 8), pp. 1805–1823.

Garza M., Toscano G., Rodríguez E., (2012) "Locality-based multiobjectivization for the HP model of protein structure prediction," *Proc. fourteenth Int. Conf. Genet. Evol. Comput. Conf. ACM*, pp. 473–480.

García A., Bullinaria J.A., Gutiérrez M.A., (2015) "An evolutionary approach for multi-objective vehicle routing problems with backhauls," *Comput. Ind. Eng.*, vol. 81, pp. 90–108.

Christofides N., Eilon S., (1969) "An Algorithm for the Vehicle-dispatching Problem," *Oper. Res.*, vol. 20, (no. 3), pp. 309–31.

Jozefowicz N., Semet F., Talbi E.-G., (2002) "Parallel and Hybrid Models for Multi-objective Optimization," pp. 271–280.

REFACCIONARIA OCTAVIO VÁZQUEZ S.A. DE C.V.

REFACCIONES PARA AUTOS, CAMIONES Y TRACTORES

35 ANIVERSARIO 1981-2018

Conmutador (614) con 10 líneas 432.19.10

418.60.01, 418.67.82, 411.33.77 y 411.33.78

Av. Zarco No. 4404 C.P. 31020 Chihuahua, Chih., Méx.