

## HIPERHEURÍSTICA DISEÑADA PARA UN PROBLEMA DE LOCALIZACIÓN Y TRANSPORTE PÚBLICO

**Diego A. Rodríguez<sup>a,b,d</sup>, Ana C. Olivera<sup>c,d</sup> y Nélide B. Brignole<sup>b,d</sup>**

<sup>a</sup>*Facultad de Ciencias Exactas, Universidad Nacional de Salta (UNSa),  
Av. Bolivia 5150, Salta, Argentina*

<sup>b</sup>*Planta Piloto de Ingeniería Química (PLAPIQUI) Complejo CCT-UAT, CONICET Camino la Carrindanga Km. 7, 8000 Bahía Blanca, Argentina*

<sup>c</sup>*Departamento de Ciencias Exactas y Naturales,  
Universidad Nacional de la Patagonia Austral (UNPA)  
Ruta N° 3 Acceso Norte, 9011 Caleta Olivia, Santa Cruz, Argentina*

<sup>d</sup>*Laboratorio de Investigación y Desarrollo en Computación Científica (LIDeCC),  
Departamento de Ciencias e Ingeniería de la Computación (DCIC),  
Universidad Nacional del Sur (UNS),  
Av. Alem 1253, 8000 Bahía Blanca, Buenos Aires, Argentina,  
drodriguez@plapiqui.edu.ar, aolivera@uaco.unpa.edu.ar, dybrigno@criba.edu.ar*

**Palabras Clave:** Hiperheurística, Transporte Público, Localización, Ruteo de Vehículos, Optimización.

**Resumen.** Se propone aquí el empleo de una hiperheurística para resolver un problema de localización y transporte. El trabajo presenta una clasificación en el campo de las hiperheurísticas, se establecen claramente los beneficios que proporcionan y se exponen las nuevas tendencias en su utilización. Se plantea un modelo de una hiperheurística aleatoria basada en metaheurísticas. Las metaheurísticas empleadas en el modelo son: Recocido Simulado (SA: Simulated Annealing) y Optimización por Colonia de Hormigas (ACO: Ant Colony Optimization). Se destacan las debilidades y fortalezas que éstas presentan, y se hace hincapié en la importancia de la calibración de los parámetros asociados.

Se propone un simple algoritmo que resuelve una instancia basada en una línea existente de transporte público de pasajeros. Se demuestra que la hiperheurística obtiene resultados satisfactorios, eligiendo aleatoriamente la técnica a utilizar en cada iteración. Así, las técnicas logran combinarse para obtener un equilibrio entre la diversificación y la intensificación en la búsqueda de soluciones. Esto implica disminuir la cantidad de evaluaciones a realizar y mejorar los tiempos de cómputos para la obtención de una solución satisfactoria.

## 1. INTRODUCCIÓN

El transporte público está directamente relacionado al crecimiento de una ciudad. En muchos casos se observa que la sociedad ha evolucionado en las formas urbanísticas y comerciales, y no es acompañada por un sistema de transporte que sea ordenado y de soporte a los servicios fundamentales de la ciudad. El inconveniente principal es lograr el equilibrio entre la calidad del servicio que se desea prestar y los recursos que se deben destinar para obtenerlo.

El problema de localización y ruteo (LRP: Location Routing Problem) es la combinación de dos problemas de múltiples aplicaciones reales y numerosas investigaciones (Laporte, 1987; Nagy y Salhi, 2007). Además, como el problema de localización y el problema de ruteo son considerados NP-Hard (Garey y Johnson, 1979), entonces el LRP también pertenece a la misma categoría de problema. Esto implica que la resolución del problema mediante métodos exactos para instancias no pequeñas es prohibitiva.

En los últimos años, se ha incrementado el uso de metaheurísticas para resolver problemas de complejidad similar al LRP (Blum y Roli, 2003). Estas técnicas no aseguran la obtención de la solución óptima al problema planteado. Sin embargo, son capaces de ofrecer una solución válida, destacándose por la eficiencia en cuanto al tiempo y los recursos que consumen para poder ofrecer dicha solución.

En el campo de las metaheurísticas se puede hacer mención a las técnicas más relevantes, como por ejemplo la Optimización de Colonia de Hormigas (ACO: Ant Colony Optimization), Búsqueda Adaptativa Aleatoriamente Voraz (GRASP: Greedy Randomized Adaptive Search Procedure), Recocido Simulado (SA: Simulated Annealing), Búsqueda Tabú (TS: Tabu Search), Algoritmo Genético (GA: Genetic Algorithm) y Optimización por Cúmulo de Partículas (PSO: Particle Swarm Optimization).

Es posible establecer una clasificación de metaheurísticas a partir de:

- I. *La trayectoria considerada para la búsqueda:* Estas técnicas parten de un punto inicial y van actualizando la solución presente mediante la exploración del vecindario, formando una trayectoria.
- II. *El uso de poblaciones de soluciones:* Son técnicas que manipulan un conjunto de soluciones en cada iteración.
- III. *Su fuente de inspiración:* Para diferenciar aquellas metaheurísticas que se inspiran en la naturaleza para resolver el problema.
- IV. *La utilización de memoria:* Son aquellas que utilizan información sobre características de soluciones de buena calidad o información obtenida durante el proceso de búsqueda.
- V. *La cantidad de vecindarios evaluados:* El vecindario de una solución se define como el conjunto de soluciones que se pueden construir a partir de ella, realizando solo un movimiento de búsqueda.
- VI. *La construcción de la solución:* Las metaheurísticas constructivas inician con una solución vacía e iterativamente van incorporando elementos hasta representar una solución completa.

En la **Tabla 1**, se puede apreciar la clasificación establecida para las principales metaheurísticas en base a las propiedades enumerados arriba. Los campos marcados con X indican que la propiedad está presente en la metaheurística. En la actualidad, no es posible establecer un ranking de las mejores técnicas. La causa principal para establecer comparaciones radica en la gran cantidad de problemas que existen en los diferentes campos de estudio y las múltiples variantes de las técnicas existentes.

El éxito de la estrategia de búsqueda de una metaheurística suele verse afectado principalmente por los valores asociados a los parámetros participantes. Y además, por otras

cuestiones tales como las dimensiones del espacio de búsqueda, las restricciones consideradas, o las herramientas utilizadas para su ejecución.

Meta-heurísticas	Trayectoria (I)	Población (II)	Naturaleza (III)	Uso de memoria (IV)	Múltiple Vecindario (V)	Construc-tiva (VI)
ACO		<b>X</b>	<b>X</b>	<b>X</b>		<b>X</b>
GRASP	<b>X</b>					<b>X</b>
SA	<b>X</b>		<b>X</b>			
TS	<b>X</b>			<b>X</b>		
GA		<b>X</b>	<b>X</b>	<b>X</b>	<b>X</b>	
PSO		<b>X</b>	<b>X</b>	<b>X</b>		

Tabla 1: Clasificación de las técnicas metaheurísticas.

De la revisión de la literatura, se desprende que las metaheurísticas citadas y clasificadas anteriormente, son las más utilizadas y con las que se obtuvieron excelentes desempeños en distintos problemas estudiados. Incluso en los casos que se comparan técnicas aplicadas a un mismo problema suelen observarse diferencias en el rendimiento, según el tamaño de distintas instancias (Blum y Roli, 2003).

En estas condiciones, el rendimiento de una metaheurística es analizado en función de la calidad de la solución obtenida y el tiempo que le demandó al método obtenerla. También es importante considerar la simplicidad del método. Un algoritmo sencillo contribuye a su verificación y mantenimiento y por sobre todas las cosas hace más simple su adaptación a problemas distintos.

Las principales fuerzas que conducen al éxito en el proceso de búsqueda tienen que ver con las tareas de intensificación y diversificación que trae consigo cada método. Algunas definiciones existentes en la literatura explican la importancia de estos procedimientos y la necesidad de obtener un equilibrio para guiar la búsqueda hacia una mejor solución (Rochat y Taillard, 1995).

De la clasificación anterior, nuestra experiencia indica que las metaheurísticas basadas en trayectorias responden mejor al proceso de intensificación, y las técnicas que utilizan poblaciones de soluciones realizan una mejor diversificación de la búsqueda. Esto implica mejores tiempos computacionales para la primera, pero a cambio de una mayor probabilidad de quedar atrapado en un óptimo local. Esta discusión deriva en una práctica que se ha hecho común en los últimos tiempos, la hibridación de metaheurísticas (Raidl, 2006). O algo aún más reciente, la utilización de hiperheurísticas.

## 2. SOBRE HIPERHEURISTICAS

Las hiperheurísticas surgen como nuevas estrategias para resolver problemas de optimización combinatorios complejos. Si bien las heurísticas y especialmente las metaheurísticas demostraron ser capaces de obtener excelentes resultados en estos tipos de problemas, se reconoce la dificultad de asegurar que una técnica que resultó exitosa para una determinada instancia se comporte de manera similar para una instancia distinta. Incrementar la generalidad de los métodos es el principal objetivo que se persigue con las hiperheurísticas.

Una hiperheurística es un método de búsqueda más general que funciona a más alto nivel. Es aplicable a múltiples instancias de un problema o mejor aún, puede utilizarse para resolver problemas distintos. El método dispone de un conjunto de técnicas de resolución de problemas y gestiona la ejecución de la técnica apropiada en un determinado momento del

proceso de búsqueda.

El término hiperheurística empezó a ser utilizado en el año 2000. Aquí se presenta la idea de la metodología como una heurística para elegir heurísticas (Cowling et al., 2001). En Burke et al.(2013) se define hiperheurística como un método de búsqueda o mecanismo de aprendizaje para seleccionar o generar heurísticas que resuelvan problemas de búsqueda computacionales. Estamos en presencia de un enfoque con alto nivel de abstracción, donde lo más importante es ser capaz de detectar cual es la mejor manera de resolver la búsqueda cuando se presenta una situación particular, sin prestar demasiada atención al problema en sí mismo. Una hiperheurística puede ayudarse de cualquier tipo de heurística de bajo nivel, las cuales son vistas como un sistema de caja negra que colabora ofreciendo una nueva solución potencial al problema. Este proceso contribuye con uno de los aspectos más deseados por los investigadores sobre resolución de problemas, un enfoque general, simple y fácil de implementar (Ross, 2005).

Con una hiperheurística se pretende automatizar el diseño, generando un marco que controle la elección de heurística apropiada considerando las características de su desempeño y las condiciones actuales del problema. Esta situación alcanza mayor consideración si se tiene en cuenta que la mayor parte del tiempo que se utiliza para resolver un problema, se lo ocupa en adaptar una técnica para que funcione adecuadamente.

Una revisión detallada sobre hiperheurísticas se puede encontrar en Burke et al. (2009). El proceso general solo deben conocer el conjunto de heurísticas de bajo nivel que dispone, y una función objetivo para evaluar las soluciones encontradas. Al no trabajar con información directa del dominio del problema, puede utilizar el mismo método en muchos problemas sin emplear demasiado tiempo ni recursos en adaptarlo para cada uno de ellos (Ozcan et al., 2008). Sin embargo, la generalidad conseguida por las hiperheurísticas puede derivar en una pérdida del rendimiento en comparación con aquellos métodos que han sido diseñados a medida para un problema. En muchos casos esta situación no representa un problema debido a que el esfuerzo para diseñar una técnica a medida es muy superior y generalmente no es posible su reutilización.

## 1.1 Clasificación de hiperheurísticas

De manera análoga a la clasificación de metaheurísticas. Las hiperheurísticas se pueden dividir en constructivas e iterativas. Las constructivas van generando cada parte de una solución en cada iteración y las iterativas inician con una solución completa y de forma iterativa van modificando la solución siguiendo una dirección de búsqueda en función de estructuras vecinas (Bai, 2005)

Otra forma de clasificación diferencia las hiperheurísticas con aprendizaje y sin aprendizaje. En las primeras, las llamadas a las técnicas de bajo nivel se realizan acorde a una secuencia predeterminedada. En cambio, las hiperheurísticas con aprendizaje van modificando las preferencias de elección en función del rendimiento histórico de las técnicas (Soubeiga, 2003).

Otros autores (Chakhlevitch y Cowling, 2008) clasifican las hiperheurísticas en cuatro categorías:

1. Aleatoria: Se elige la técnica a utilizar al azar. Existen algunas variantes en esta categoría. Por ejemplo luego de elegir una técnica, se la aplica hasta que no ofrezca mejoras, en ese caso se vuelve a elegir otra técnica.
2. Codiciosa: En cada iteración se aplican todas las técnicas, seleccionando la que mejores resultados ofrezca, luego se cambia de técnica.
3. Basadas en metaheurísticas: La solución se representa como un conjunto de

metaheurísticas que se deben aplicar siguiendo un cierto orden. Dicho orden se va modificando según las particularidades de cada metaheurísticas.

4. Con aprendizaje: La elección se basa en la eficacia acumulada de cada técnica desde el inicio del programa. En cada iteración se recompensa y castiga a las técnicas para ir estableciendo un orden de prioridades.

### 3. MODELO PROPUESTO

La versión del LRP que se pretende resolver, busca optimizar el servicio de transporte público de pasajeros de una determinada ciudad, en la que existe la posibilidad de instalar múltiples paradas. La región está dividida en zonas homogéneas en función de los viajes demandados. La zonificación suele realizarse teniendo en cuenta factores como cantidad de viviendas, población total, entre otros. Así se establece una asociación entre los pasajeros a las paradas y las paradas a las zonas.

El objetivo es minimizar el costo total por la instalación de una línea que satisfaga la demanda de todas las zonas. Para ello, se debe encontrar las mejores ubicaciones para las paradas a instalar y establecer los recorridos de los autobuses que partiendo de una estación central predeterminada, atravesarán dichas paradas. Se asume que los pasajeros están asociados a una parada potencial, cuando una parada no es seleccionada, sus pasajeros son asignados a la parada válida más cercana, de esa manera se satisface la demanda.

El modelo propuesto puede ser representado mediante un grafo, donde los vértices representan las paradas y las aristas representan las rutas disponibles para la circulación de los autobuses, que tendrán una capacidad homogénea  $q$ . El costo total que se pretende minimizar está compuesto por el costo de realizar los recorridos seleccionados, el costo de instalación de las paradas elegidas y el costo asociado al traslado de un pasajero de una parada no seleccionada a la parada más cercana. Mayores detalles sobre la formulación del problema se pueden encontrar en [Rodríguez et al.\(2013\)](#). Un prototipo con el que se realizaron las primeras pruebas consiste en una región dividida en tres zonas que contienen un total de ocho paradas potenciales (ver [Figura 1](#)).

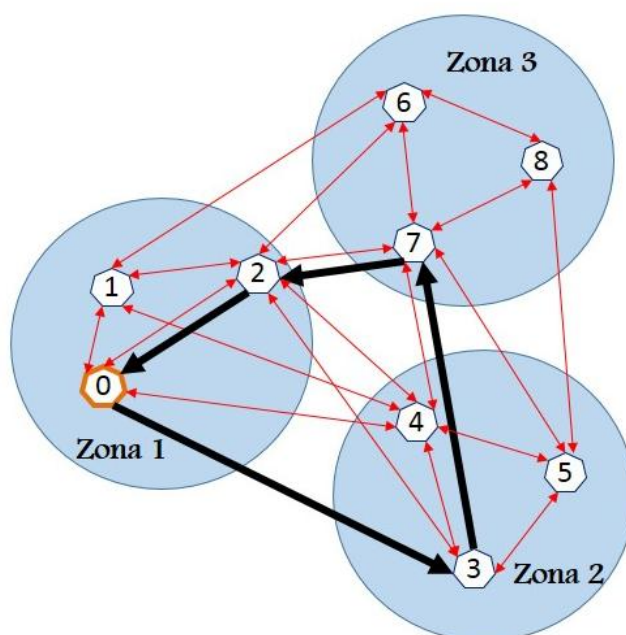


Figura 1: Representación de un prototipo.

Se propone una hiperheurística aleatoria para resolver el problema. Durante su ejecución, elige en cada iteración una metaheurística al azar, la aplica y repite el proceso hasta que se cumpla alguna condición de parada. Las metaheurísticas disponibles para su uso son SA y ACO (ver Figura 2). La elección de ambas metaheurísticas se fundamenta en la decisión de utilizar dos técnicas que emplean diferentes estrategias de búsqueda (SA-Trayectorial y ACO-Poblacional) y diferente manera de generar soluciones (SA-Constructiva y ACO-Iterativa). Esta combinación contribuye al escape de óptimos locales. Adicionalmente, se planifica incorporar a la hiperheurística, la técnica Algoritmos Genéticos, para aprovechar su capacidad de búsqueda en múltiples vecindarios.

Ambas metaheurísticas utilizan la misma función de aptitud, que es evaluada en este caso mediante GAMS. El flujo de información entre la hiperheurística y las metaheurísticas que controla no contiene información relacionada al problema. Esta relación es para intercambiar información respecto a las soluciones encontradas y a los recursos utilizados para obtenerla. Se pretende evaluar su rendimiento en forma conjunta y comparar con los resultados obtenidos en forma individual.

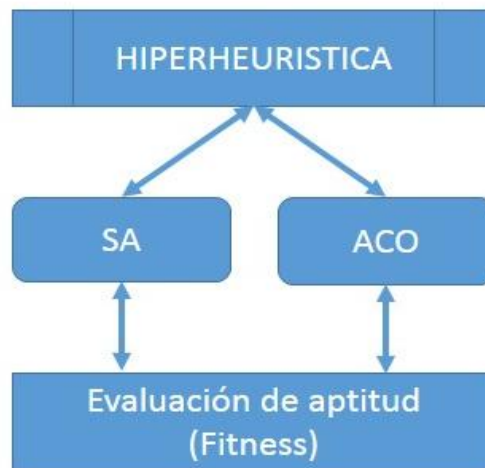


Figura 2: Modelo de la hiperheurística.

#### 4. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

El algoritmo propuesto se utilizó para resolver el prototipo planteado (Caso I) en la Sección 3, con la intención de estudiar su comportamiento. Finalmente, el algoritmo fue empleado para resolver una instancia real (Caso II) que cuenta con 50 localizaciones de potenciales paradas, distribuidas en una región compuesta por 12 zonas.

Caso	Paradas	Zonas	Mejor Solución (rutas)	Costo (\$)	Promedio (\$)	Tiempo CPU (s)
I	8	3	0 3 7 2 0	244	244	29
II	50	12	0 20 29 31 28 25 17 36 21 9 22 37 15 0	4622	4853	43

Tabla 2: Resultados computacionales para los casos estudiados.

La **Tabla 2** muestra las configuraciones utilizadas para los dos casos. Se presenta también la mejor solución encontrada, el costo (aptitud) asociado a dicha solución, el promedio de las soluciones obtenidas y el tiempo computacional demandado. Para el Caso I, como era de

esperar por su reducido tamaño, el algoritmo encuentra siempre la mejor solución posible. En el Caso II, la cercanía entre la mejor solución encontrada y el promedio de todas las soluciones deja en evidencia la robustez del algoritmo.

En la **Tabla 3**, mostramos los resultados obtenidos con las metaheurísticas SA y ACO ejecutadas de manera individual y los comparamos con los resultados de la hiperheurística propuesta (HH). Se ha realizado esta comparación en función de los tiempos computacionales y de la mejor solución encontrada. La hiperheurística encuentra la mejor solución, es decir el menor costo, siendo sólo superada en tiempo de cómputo por el SA. Sin embargo, SA queda estancado en óptimos locales y es superado por las otras dos técnicas.

Algoritmo	HH	SA	ACO
Tiempo CPU (seg.)	43	32	57
Mejor Solución (\$)	4622	5712	4934

Tabla 3: Comparación de Algoritmos.

Hemos establecido en 3000 a la cantidad de evaluaciones que se necesitan para que las metaheurísticas obtengan resultados aceptables. El tiempo de cómputo que incluye obtener el valor de aptitud de las soluciones está directamente afectado por el modo en que se realiza dicha apreciación. La técnica aquí propuesta evalúa las soluciones mediante GAMS (Brooke *et al.*, 2008). En caso de que se desee utilizar un software distinto, se debe tener en cuenta la diferencia que puede llegar a existir entre las dos aplicaciones y la manera en que se proyecta sobre el tiempo total de simulación.

Los algoritmos fueron implementados en el lenguaje Java y los experimentos computacionales fueron realizados en una PC Intel Core i5-3330 con 8 GB de RAM. En cuanto a los recursos utilizados para la ejecución del algoritmo, cabe mencionar que el equipo empleado no posee limitaciones de procesamiento, ni tampoco de memoria, para justificar un análisis en particular.

La **Figura 3** se presenta con la intención de mostrar la evolución de los algoritmos y entender los resultados ofrecidos. El rendimiento superior de la hiperheurística se explica por la colaboración entre ambos métodos (SA y ACO). Se observa que ACO es capaz de explorar un extenso espacio de búsqueda, y el SA contribuye de mejor manera intensificando la búsqueda alrededor de una buena solución, generalmente encontrada mediante ACO. Esta situación deriva en que generalmente se logra el escape de un óptimo local mediante la técnica contraria a la que encontró la mejor solución hasta ese momento.

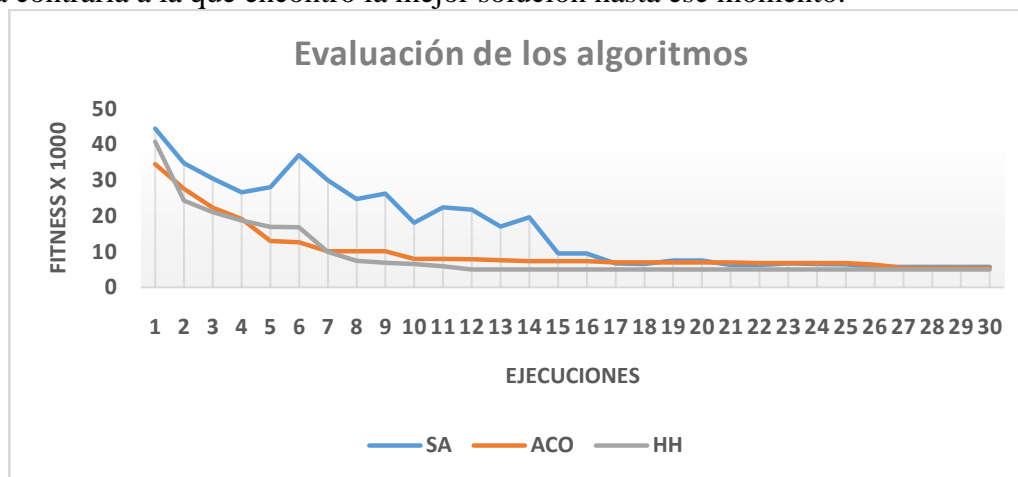


Figura 3: Evolución de los algoritmos.

Nuestra implementación se inicia con una solución aleatoria. Comprobamos que ACO recorre mejor el espacio de búsqueda; a su vez, SA obtiene buenas soluciones más rápidamente. Naturalmente, si se dispone de información externa para usarse como solución inicial, el algoritmo podría emplear menos tiempo de cómputo y sacarle más provecho al método SA.

## 5. CONCLUSIONES

En este trabajo proponemos una hiperheurística para resolver un problema de transporte público. El algoritmo basado en las metaheurísticas SA y ACO sugiere las localizaciones de las paradas a utilizar y los recorridos de los autobuses.

La hiperheurística propuesta muestra un buen desempeño. Mejora los resultados obtenidos por cada una de las metaheurísticas en particular y reduce el tiempo de cómputo utilizado. Cabe remarcar la simplicidad del modelo y la capacidad de encontrar nuevas direcciones de búsqueda, gracias a la colaboración entre las hiperheurísticas.

En un futuro cercano se proyecta incorporar a la hiperheurística alguna técnica metaheurística que no fue tenida en cuenta en este trabajo, como por ejemplo Algoritmos Genéticos. Además, realizaremos una implementación que se ejecute en paralelo para aprovechar la arquitectura multinúcleo del hardware disponible, a los fines de obtener mejores tiempos computacionales. También se podría utilizar la información que la hiperheurística recibe para ajustar los parámetros a utilizar en las siguientes ejecuciones.

Finalmente, sería interesante evaluar el rendimiento de la hiperheurística en problemas distintos al estudiado aquí, con el objeto de comprobar que esta técnica de alto nivel es capaz de ofrecer buenos resultados para una amplia variedad de problemas.

## REFERENCIAS

- Bai, R. *An investigation of novel approaches for optimising retail shelf space allocation*. Tesis Doctoral. University of Nottingham, 2005.
- Blum, C. and Roli, A. Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 35(3), 268-308, 2003.
- Brooke, A., Kendrick, D., Meeraus, A., and Raman, R. GAMS: a user guide. *Washington: GAMSDevelopment Corporation*, 2008.
- Burke, E. K., Gendreau, M., Hyde, M., Kendall, G., Ochoa, G., Özcan, E. and Qu, R. Hyperheuristics: A survey of the state of the art. *Journal of the Operational Research Society*, 64(12), 1695-1724, 2013.
- Burke, E. K., Hyde, M., Kendall, G., Ochoa, G., Ozcan, E. and Qu, R. A survey of hyperheuristics. *Computer Science Technical Report No. NOTTCS-TR-SUB-0906241418-2747, School of Computer Science and Information Technology, University of Nottingham*, 2009.
- Chakhlevitch, K. and Cowling, P. Hyperheuristics: recent developments. *Adaptive and multilevel metaheuristics*, pp. 3-29. Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- Cowling, P., Kendall, G. and Soubeiga, E. A hyperheuristic approach to scheduling a sales summit. *In Practice and Theory of Automated Timetabling III*, pp. 176-190. Springer Berlin Heidelberg, 2001.
- Garey, M. R. and Johnson, D.S. Computers and intractability, A Guide to the theory of NP-Completeness. W.H. Freeman and Company, New York. USA, ed, 2003.
- Laporte G. Location-routing problems. *Vehicle Routing: Methods and Studies. Elsevier Science Publishers*. North Holland. Amsterdam, pp.163-197, 1988.
- Nagy G. and Salhi S. Location-routing: Issues, models and methods. *European Journal of Operational Research*. Vol. 177, pp.649-672, 2007.



- Ozcan, E., Bilgin, B. and Korkmaz, E. E. A comprehensive analysis of hyper-heuristics. *Intelligent Data Analysis*, 12(1), pp. 3-23, 2008.
- Raidl, G. R. A unified view on hybrid metaheuristics. *In Hybrid Metaheuristics*, pp. 1-12. Springer Berlin Heidelberg, 2006.
- Rochat, Y. and Taillard, É. D. Probabilistic diversification and intensification in local search for vehicle routing. *Journal of heuristics*, 1(1), 147-167, 1995.
- Rodriguez, D. A., Olivera A. C. and Brignole, N. B. Metaheurística ACO para Resolver un Problema de Transporte. *Mecánica Computacional Vol XXXII.*, pp. 2665-2675, 2013.
- Ross, P. Hyper-heuristics. *Search methodologies*, pp. 529-556. Springer US, 2005.
- Soubeiga, E. *Development and application of hyperheuristics to personnel scheduling*. Tesis Doctoral. University of Nottingham, 2003.