

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE VALPARAÍSO
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

**RVNS PARA LA ASIGNACIÓN DE ZONAS DE
REPOSICIONAMIENTO EN UN SISTEMA PÚBLICO DE
BICICLETAS**

ANÍBAL NICOLÁS ÁLVAREZ GONZÁLEZ

INFORME FINAL DE PROYECTO PARA
OPTAR AL TÍTULO PROFESIONAL DE
INGENIERO CIVIL EN INFORMÁTICA

DICIEMBRE, 2018

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE VALPARAÍSO
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

**RVNS PARA LA ASIGNACIÓN DE ZONAS DE
REPOSICIONAMIENTO EN UN SISTEMA PÚBLICO DE
BICICLETAS**

ANÍBAL NICOLÁS ÁLVAREZ GONZÁLEZ

Profesor Guía: **Guillermo Cabrera Guerrero**
Profesor Co-referente: **Pablo Maya Duque**

Carrera: **Ingeniería Civil Informática**

DICIEMBRE, 2018

Resumen

En la última década, los sistemas públicos de bicicletas se han vuelto muy populares y diversas ciudades han optado por utilizar este medio de transporte como una alternativa económica y amigable con el medio ambiente. Debido a esto, uno de los grandes problemas que ha aparecido es el de la demanda asimétrica, ya que sus usuarios tienen un comportamiento aleatorio y, por ende, no se sabe con certeza dónde terminarán sus recorridos y, menos aún, si la estación de llegada tendrá un anclaje para dejar la bicicleta. Para intentar solucionar esta problemática, la administración de estos sistemas debe trasladar las bicicletas entre estaciones y así regular la oferta de bicicletas para lograr satisfacer, en lo posible, la demanda de los usuarios. En este trabajo de título, se propone utilizar un algoritmo híbrido que combine metaheurísticas con programación matemática para crear zonas de reposicionamiento de la mejor forma posible, para poder facilitar el trabajo táctico y operativo del balance de bicicletas en el sistema.

Palabras Clave: VNS, metaheurísticas, sistemas públicos de bicicletas, programación matemática, investigación de operaciones, optimización.

Abstract

In the last decade, public bicycle systems have become very popular and several cities have decided to use this mean of transport as an economical and environmentally friendly alternative. Because of this, one of the biggest problems that has appeared is that is the asymmetric demand, since its users varies their behavior and, therefore, it is not known with certainty where they end their journeys and, more over, if the arrival station have an anchor to leave the bicycle. In order to provide a solution, the administration of these systems have to move bicycles among the stations and thus, regulate the supply of bicycles in order to satisfy as far as possible, the users demanding. The proposed of this this final degree project is to use a hybrid algorithm that combines metaheuristics with mathematical programming to create repositioning zones in the best possible way, so that, it will be possible to facilitate the tactical and operative work of the bicycle balance in the system.

Keyword: VNS, metaheuristics, public bicycle systems, mathematical programming, operations research, optimization.

Índice

1. Introducción	1
2. Objetivos	2
2.1. Objetivo general	2
2.2. Objetivos específicos	2
3. Descripción del Problema	3
3.1. SPB: Caso de Estudio	3
3.2. Modelo Matemático	5
3.2.1. Conjuntos	5
3.2.2. Parámetros	5
3.2.3. Variables de Decisión	6
3.2.4. Cálculo de conexión entre estaciones	6
3.2.5. Función Objetivo	6
3.2.6. Restricciones	6
4. Solución Propuesta	8
4.1. Variable Neighborhood Search	8
5. Diseño e Implementación	11
5.1. Conocimiento Geográfico	11
5.1.1. Adyacencia	12
5.2. RVNS + Gurobi	12
5.3. Estructuras de Entorno	13
6. Experimentos y Resultados	15
6.1. Ajuste de Parámetros	15
6.1.1. Ajuste de Tamaños de Movimientos	15

6.1.2. Experimentos de Movimientos	15
6.2. Resultados Finales RVNS + Gurobi	17
6.3. Resultados Finales RVNS + Gurobi + Conocimiento Geográfico	17
6.4. Resultados comparativos Conocimiento Geográfico	18
6.5. Resultados comparativos	19
7. Conclusión	20

Lista de Figuras

1.	Representación distribución de estaciones.	4
2.	Representación de estaciones y centros.	11
3.	Representación conocimiento geográfico.	11
4.	Ejemplo movimiento intercambio de centros aleatorios.	13
5.	Ejemplo movimiento intercambio de centros por distancia máxima.	14
6.	Ejemplo movimiento intercambio de centros por prioridad y balance.	14
7.	Comparación aplicación Conocimiento Geográfico.	18

Lista de Tablas

1.	Análisis de las distancias del SPB	4
2.	Parámetros de modelo matemático	5
3.	Variables de decisión del modelo	6
4.	Experimentos tamaño movimientos	15
5.	Comparación rendimiento movimientos	16
6.	Resultados aplicando MOV 1 y MOV 2	16
7.	Resultados aplicando MOV 2 y MOV 3	16
8.	Resultados aplicando MOV 1, MOV 2 y MOV 3	16
9.	Resultados finales RVNS+Gurobi	17
10.	Resultados finales RVNS + Gurobi + Conocimiento Geográfico	18
11.	Resultados algoritmo exacto	19

1. Introducción

Los sistemas públicos de bicicletas (SPB) han sido establecidos en distintas ciudades del mundo y han logrado ser una buena alternativa de transporte público, siendo amigables con el medio ambiente y económicos frente a las alternativas públicas en cada ciudad. Los SPB ponen a disposición de sus usuarios, a modo de préstamo, una cantidad limitada de bicicletas que pueden ser usadas para recorrer distintos trayectos dentro de un determinado conjunto de estaciones a lo largo de la ciudad. Para la utilización de este servicio los usuarios deben registrarse y, en la mayoría de los casos, pagar una membresía para acceder a tomar prestada una bicicleta en cualquier estación del sistema, teniendo en cuenta que deben devolverla en un punto de anclaje disponible, es decir, en una estación de otro punto de la ciudad.

Lo ideal para estos sistemas es que, entre sus estaciones, exista un equilibrio entre bicicletas y puntos de anclajes disponibles, esto es, que siempre hayan bicicletas disponibles para ser tomadas y puntos de anclaje disponibles para devolverlas. La idea es no tener que hacer un esfuerzo extra para buscar o dejar una bicicleta en una estación no deseada. Sin embargo, esto no sucede con certeza en la realidad, debido a que existe un gran flujo de usuarios y estos tienen un comportamiento, la mayoría de las veces, aleatorio. Por lo tanto, no se puede esperar que el flujo de las bicicletas dentro del sistema sea siempre de manera favorable para tener una oferta y demanda de bicicletas en equilibrio la mayor parte del tiempo. Por otro lado, el número de bicicletas y puntos de anclaje que pueden ser puestos a disposición de los usuarios es limitado, lo que complejiza aún más el problema.

Por lo anterior, se pretende resolver este problema de desequilibrio en el balanceo de bicicletas, tomando en cuenta el total de estaciones de un sistema definiendo zonas de estaciones de reposicionamiento de la manera más homogénea posible. De esta forma, cada agrupación de estaciones tendrá una estación especificada como eje central para realizar el traslado o balanceo de bicicletas, a través de un vehículo que regule el inventario dentro de cada zona de reposicionamiento. Este problema ha sido modelado de manera matemática por [1], y es presentado en la Sección 3.2 de este trabajo de título.

Para dar solución al problema de balanceo de bicicletas, en este trabajo de título se considera el uso de metaheurísticas, las que serán combinadas con programación matemática. Específicamente, se aplicará la metaheurística de Búsqueda de Entornos Variables Reducida (RVNS, por sus siglas en inglés) para la asignación de centros y, por otra parte, el solver Gurobi utilizando JuMP (Lenguaje de modelado para optimización matemática integrado en el lenguaje de programación Julia) para la asignación de estaciones a centros como un subproblema.

En este documento, en la sección 3, se describe el problema en cuestión mencionando, datos relevantes a tener en consideración y también se presenta el modelo matemático planteado. En la sección 4 se dan a conocer distintas investigaciones que se han realizado con respecto a los SPB y además, se realiza una revisión de la metaheurística VNS y sus aplicaciones a problemas de asignación similares. En la sección 5 se muestra el diseño de la solución propuesta, señalando estructuras de datos utilizadas, técnicas aplicadas y algoritmos planteados. Por último, en la sección 6 se dan a conocer los resultados obtenidos.

2. Objetivos

2.1. Objetivo general

Resolver el problema de definición de zonas de reposicionamiento de un sistema público de bicicletas en México, a través de un modelo matemático definido. Utilizando la interoperación de una metaheurística en conjunto de programación Matemática.

2.2. Objetivos específicos

- Estudiar sobre los conceptos generales de un SPB y soluciones aplicadas en problemas de asignación similares.
- Analizar el modelo matemático planteado para dar solución a la problemática.
- Diseñar una solución al problema en cuestión, mediante el uso de la metaheurística RVNS y Gurobi (JuMP).
- Implementar el algoritmo de la solución propuesta en el lenguaje de programación Julia.

3. Descripción del Problema

Debido a la gran popularidad que han tenido los SPB en los últimos años, se han generado problemas entre la oferta y la demanda de bicicletas. Se reconoce como demanda, a los usuarios que desean utilizar una bicicleta y oferta a las bicicletas y puntos de anclaje disponibles en cada estación. Por lo general, no se puede saber con certeza el comportamiento que van a tener los usuarios al usar una bicicleta, lo que genera un flujo de bicicletas aleatorio dentro del sistema. Esto conlleva, a que algunas estaciones se saturen y no tengan puntos de anclajes disponibles, o por el contrario, que los usuarios lleguen en busca de una bicicleta y no encuentren una de estas.

Por lo anterior, es que a nivel táctico y operacional la administración de los SPB debe ir trasladando las bicicletas por todas las estaciones, para dar un buen servicio y satisfacer de una mejor manera la demanda. Una de las posibles soluciones a este problema de desequilibrio, es agrupando las estaciones del sistema en zonas de reposicionamiento de forma homogénea, con respecto a valores teóricos de prioridad y balance. Estas zonas estarán conformadas por una estación como eje central y un conjunto de estaciones, para realizar el reposicionamiento o balance de bicicletas entre ellas.

En consideración al problema anteriormente descrito, es que se plantea un modelo matemático, que busca reflejar de la forma más general esta situación [1]. Dicho modelo busca minimizar la distancia total entre estaciones a su centro de sus respectivas zonas asignadas. Esto con el fin de crear zonas de reposicionamiento más compactas y ser más eficiente en el uso de los recursos para realizar el balanceo del SPB.

3.1. SPB: Caso de Estudio

Con respecto a los datos para realizar la investigación se tienen instancias de un SPB en México, el cual cuenta con 452 estaciones, en donde se desean formar 15 clusters o zonas de reposicionamiento. Además, se tienen otros datos en cuenta, tales como:

- Conjunto de estaciones candidatas a ser un centro de una zona.
- Prioridades de cada estación como valor a tener en cuenta a la hora de crear las zonas.
- Requerimientos de bicicletas y puntos de anclaje de cada estación.
- Distancia máxima permitida que se puede conectar una estación centro a una no centro.
- Índices de cobertura y accesibilidad física entre estaciones.
- Distancias entre estaciones.

Para analizar las distancias del SPB se tomó en cuenta el valor de las distancias, en metros, entre cada una de las estaciones a las otras dentro del sistema. A continuación, se muestran los datos relevantes obtenidos:

Tabla 1: Análisis de las distancias del SPB

DATO	VALOR
Suma total	393439618
Distancia mínima	3
Distancia máxima	10442
Promedio	3860.05
Desviación estándar	2122.43

Para tener en cuenta cómo está diseñado el SPB en la figura 1 se presenta un gráfico que muestra como se distribuyen las estaciones dentro de un plano cartesiano de dos dimensiones: latitud y longitud.

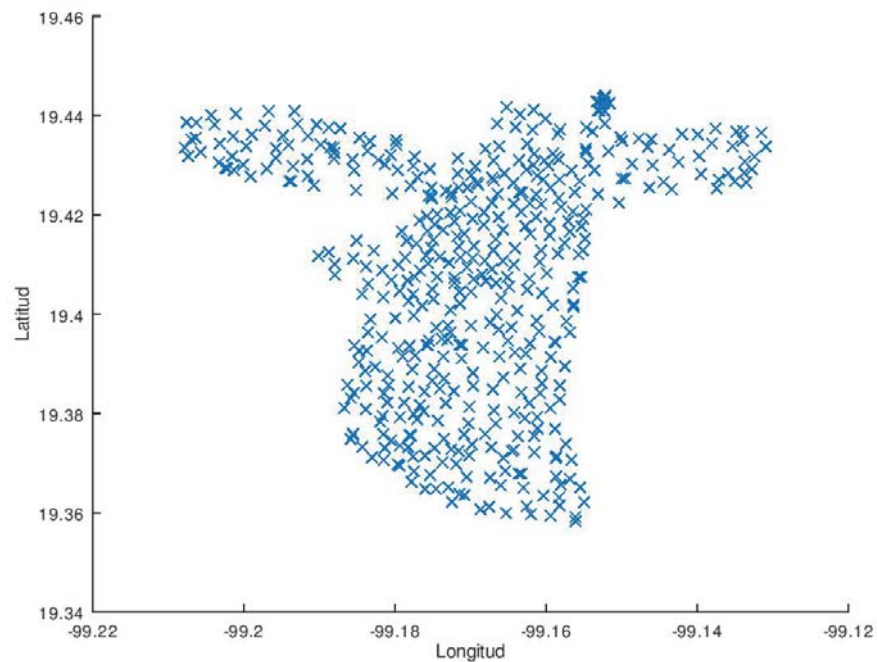


Figura 1: Representación distribución de estaciones.

3.2. Modelo Matemático

3.2.1. Conjuntos

El modelo está compuesto por tres conjuntos fundamentales: el primero, corresponde a todas las estaciones por las cuales está compuesto el SPB (E); el segundo conjunto considera todas las estaciones candidatas a ser centro de una zona (C) y; el tercer conjunto, contiene las prioridades de cada estación, con el fin de realizar una asignación de estaciones de una manera más equilibrada.

- Estaciones:

$$E = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_I\}$$

- Estaciones candidatas:

$$C = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_J\}$$

- Prioridades:

$$P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_L\}$$

3.2.2. Parámetros

Todos los parámetros por utilizar en el modelo se presentan y explican en la tabla 2 que se muestra a continuación.

Tabla 2: Parámetros de modelo matemático

Parámetros	
d_{ij}	Distancia entre la estación $i \in E$ y la estación $j \in C$
I_{ij}^d	Indicador de cobertura entre la estación $i \in E$ y la estación $j \in C$.
I_{ij}^a	Indicador de accesibilidad entre la estación $i \in E$ y la estación $j \in C$.
d_{max}	Radio de cobertura.
c_{ij}	Si existe conexión entre la estación $i \in E$ y la estación $j \in C$.
r_i^+	Requerimiento de bicicletas en la estación $i \in E$.
r_i^-	Requerimiento de puntos de anclaje en la estación $i \in E$
p_{il}	Si la estación $i \in E$ tiene la prioridad de reposicionamiento $l \in L$.
cl	Número de zonas de reposicionamiento a conformar.
$balance$	Porcentaje máximo de desbalance permitido en los requerimientos de cada zona.
$prioridad$	Desbalance permitido en número de estaciones entre zonas de acuerdo al tipo de prioridad de las estaciones.

3.2.3. Variables de Decisión

Las variables de decisión utilizadas en el modelo se encuentran y son explicadas en la tabla 3 que se presenta a continuación.

Tabla 3: Variables de decisión del modelo

Variables de decisión	
x_{ij}	Toma valor 1 si la estación $i \in E$ pertenece a la zona de reposición con centro $j \in C$. En caso contrario 0.
y_j	Toma valor 1 si la estación $j \in C$ es asignada como centro. En caso contrario 0.

3.2.4. Cálculo de conexión entre estaciones

Para determinar si una estación se podrá asignar a un centro (c_{ij}), se debe comprobar que su distancia es inferior al radio de distancia máxima permitida (d_{max}) en el modelo y, por otra parte, se debe verificar si existe cobertura (I_{ij}^d) y accesibilidad (I_{ij}^a) entre ellas. Para esto, se utilizará el algoritmo presentado en el algoritmo 1.

Algoritmo 1: Algoritmo de conexión

```

1 for  $i \leftarrow 1$  to  $length(E)$  do
2   for  $j \leftarrow 1$  to  $length(C)$  do
3     if  $d_{ij} < d_{max}$  then
4        $I_{ij}^d = 1$ ;
5        $c_{ij} = I_{ij}^d * I_{ij}^a$ ;
6     else
7        $c_{ij} = 0$ ;
8     end
9   end
10 end

```

3.2.5. Función Objetivo

La función objetivo (1) busca minimizar la distancia total entre las estaciones con sus respectivos centros asignados para todo el SPB.

$$\min \sum_{i \in E} \sum_{j \in C} d_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

3.2.6. Restricciones

Este modelo matemático está sujeto a un conjunto de restricciones, las cuales son descritas a continuación.

- Todas las estaciones deben ser asignadas solo una vez a un centro o zona (2).

$$\sum_{i \in E} x_{ij} = 1, \quad \forall i \in E \quad (2)$$

- Una estación no asignada como centro solo puede ser asignada a otra que es un centro de una zona. Además, se debe verificar si la conexión es posible (3).

$$x_{ij} \leq c_{ij}y_j, \quad \forall i \in E, \quad j \in C \quad (3)$$

- Debe haber tantas estaciones elegidas como número de zonas a conformar (4).

$$\sum_{j \in C} y_j = cl \quad (4)$$

- El desbalance en los requerimientos de puntos de anclaje y bicicletas de cada zona debe ser inferior o igual al a un valor fijado de manera global (5).

$$\frac{\left| \sum_{i \in E} r_i^+ x_{ij} - \sum_{i \in E} r_i^- x_{ij} \right|}{\sum_{i \in E} r_i^+ x_{ij} + \sum_{i \in E} r_i^- x_{ij}} \leq balance, \quad \forall j \in C \quad (5)$$

Expresando de otra forma equivalente se obtiene (6) y (7).

$$\frac{\sum_{i \in E} r_i^+ x_{ij} - \sum_{i \in E} r_i^- x_{ij}}{\sum_{i \in E} r_i^+ x_{ij} + \sum_{i \in E} r_i^- x_{ij}} \leq balance, \quad \forall j \in C \quad (6)$$

$$\frac{-\sum_{i \in E} r_i^+ x_{ij} + \sum_{i \in E} r_i^- x_{ij}}{\sum_{i \in E} r_i^+ x_{ij} + \sum_{i \in E} r_i^- x_{ij}} \leq balance, \quad \forall j \in C \quad (7)$$

- Mantener el equilibrio entre el número de estaciones asignadas a cada una de las zonas frente a un valor teórico de referencia de prioridad (8).

$$\left| \sum_{i \in E} p_{il} x_{ij} - \left[\frac{\sum_{i \in E} p_{il}}{cl} \right] y_j \right| \leq prioridad, \quad \forall j \in C, \quad l \in P \quad (8)$$

Expresando de otra forma equivalente se obtiene (9) y (10).

$$\sum_{i \in E} p_{il} x_{ij} - \left[\frac{\sum_{i \in E} p_{il}}{cl} \right] y_j \leq prioridad, \quad \forall j \in C, \quad l \in P \quad (9)$$

$$\left[\frac{\sum_{i \in E} p_{il}}{cl} \right] y_j - \sum_{i \in E} p_{il} x_{ij} \leq prioridad, \quad \forall j \in C, \quad l \in P \quad (10)$$

4. Solución Propuesta

Los problemas presentados en los SPB se clasifican en tres categorías: diseño, gestión de la demanda y gestión de los recursos [2]. Las problemáticas con respecto al diseño se encuentran en la asignación de los recursos, localización y asignación de estos, con respecto a cómo configurar la red de estaciones. Mientras que los problemas de gestión de demanda tienen que ver con las problemáticas que evitan el correcto funcionamiento del servicio, no logrando satisfacer las necesidades de los usuarios. Por último, las problemáticas de gestión de recursos cubren problemas con respecto a la reposición de bicicletas y el mantenimiento general del sistema.

Para solucionar los problemas planteados anteriormente, se han realizado distintos estudios donde se han aplicado técnicas de minería de datos para encontrar patrones dentro del comportamiento de los usuarios [3] e intentado predecir la demanda de bicicletas [4]. También, se han realizado estudios con series de tiempo para intentar estimar la demanda atendida y no atendida [5]. Con respecto al balanceo de bicicletas se han planteado dos enfoques, uno por parte del personal operativo y otro con un enfoque híbrido entre operadores y usuarios a través de incentivos, para que estos logren trasladar las bicicletas a lugares deseados [6].

Acerca del reposicionamiento de bicicletas entre estaciones se señalan dos tipos de esta acción, uno estático y otro dinámico. El primero se realiza cuando la demanda del sistema es muy baja, es decir, en periodos de tiempo que el sistema no presenta niveles de actividad considerables [7]. El segundo, se realiza un reposicionamiento cuando existe un nivel de actividad normal [8], sin darle importancia a la cantidad de usuarios que están usando el SPB. En la mayoría de estos estudios se busca la minimización del tiempo, costo y distancia del reposicionamiento de bicicletas. Para esto se han enfocado en la asignación de rutas para vehículos de reposicionamiento, determinando zonas donde este se debe mover y fijando un número determinado de bicicletas que se deben trasladar [9].

4.1. Variable Neighborhood Search

La Búsqueda de Entorno Variable (Variable Neighborhood Search, VNS) es una metaheurística basada en una búsqueda local simple, utilizada para resolver problemas de optimización, cuyo principal objetivo es el cambio sistemático dentro del espacio de solución, evitando caer reiteradamente en óptimos locales. En [10] se señala que esta metaheurística utiliza un conjunto predeterminado de k -estructuras entorno ($N_k, k = \{1, 2, \dots, k_{max}\}$), las que se utilizan iterativamente para encontrar una mejor solución dentro de un vecindario determinado, si es que existe una mejora. El modo en que se definen estas estructuras depende del problema que se quiera resolver, generalmente se realizan cambios de uno o más bits en una representación de solución de un problema. Por ejemplo, si se está solucionando un problema donde su variable de solución está representada por un vector binario, una k -ésima estructura de entorno puede ser intercambiar k elementos de valores de 1 por un 0 o viceversa.

VNS generalmente se basa en tres pasos fundamentales a la hora de explorar y explotar el espacio de búsqueda, los cuales se ejecutan de forma reiterativa hasta que ocurra una condición de termino, que puede ser: número máximo de iteraciones, tiempo máximo de CPU permitido o número máximo de iteraciones. Los pasos mencionados anteriormente son:

1. Agitación: Genera una solución al azar x' , tomando una actual x utilizando una estructura de entorno de x ($x' \in N_k(x)$), este movimiento se utiliza para dar relevancia a la exploración del espacio de búsqueda.
2. Búsqueda local: Aplica un método de búsqueda local a x' , para explotar el espacio de búsqueda y encontrar una nueva posible solución x'' , denotada como mínimo local.
3. Movimiento: Verifica si x'' es una mejor solución que x , de ser así, se reemplaza y en caso contrario se vuelve a realizar la agitación en una nueva o siguiente estructura de entorno.

A continuación, en el algoritmo 2 se muestra el pseudocódigo de BVNS.

Algoritmo 2: Algoritmo VNS Básico

```

1 Inicializar: Seleccionar el conjunto de estructuras de entornos  $N_k; k = 1, 2, \dots, k_{max}$ , que se
  usan en la búsqueda; encontrar una solución inicial  $x$ .
2 while  $r \leq r_{max}$  do
3    $k \leftarrow 1$ ;
4   while  $k \leq k_{max}$  do
5      $x' \leftarrow$ Agitación( $x, k$ ); ▷ Genera al azar una solución  $x'$  del  $k$ -ésimo entorno
      de  $x$  ( $x' \in N_k(x)$ ).
6      $x'' \leftarrow$ Búsqueda local( $x'$ ); ▷ Aplica algún método de búsqueda local con  $x'$ 
      como solución inicial, denotando  $x''$  el mínimo obtenido.
7      $x, k \leftarrow$ Movimiento( $x, x'', k$ ) ▷ Si la solución obtenida  $x''$  es mejor que  $x$ ,
      hacer  $x = x''$  y  $k = 1$ . En caso contrario  $k = k + 1$ .
8   end
9    $r \leftarrow r + 1$ ;
10 end

```

En [11] se presentan distintas extensiones o versiones de VNS, además del uso en conjunto con otras metaheurísticas, donde los algoritmos más relevantes para esta investigación son:

- VNS Reducida (RVNS): Se realiza los pasos Agitación y Movimiento, sin realizar una búsqueda local a modo de acelerar el proceso de búsqueda y dar énfasis en la exploración.
- VNS Descendente (VND): Utiliza los pasos Búsqueda local y Movimiento, dando énfasis en la explotación del espacio de búsqueda utilizando la Búsqueda local.
- VNS General (GVNS): Se realizan los pasos Agitación, Búsqueda local y Movimiento, utilizando VND como método de búsqueda local.

Además, existen otros tipos de versiones de VNS, de las cuales encontramos: VNS con descomposición, que extiende VNS en un esquema de estructuras en dos niveles [12]; VNS sesgada, una vez encontrada una solución óptima de una región del espacio de búsqueda, que tiene como propósito alejarse una distancia considerable para encontrar una mejor; VNS en paralelo, que busca paralelizar ejecuciones de VNS [13]. Por otra parte, se han realizados planteamientos híbridos con VNS en conjunto de otras metaheurísticas, de los que se reconocen: Tabu Search[14], Algoritmo Genético [15] y GRASP [16].

En la literatura existen diversos problemas de asignación, similares al que se plantea en este documento, solucionados a través de VNS y sus distintas versiones. En [17] se da solución a Uncapacitated Multiple Allocation p-Hub Center Problem (UMApHCP), en el que se utiliza una BVNS con una estructura de entorno, la cual realiza un intercambio entre dos nodos, uno no asignado por otro asignado como centro. En [18] se da solución a Uncapacitated Single Allocation p-Hub Center Problem (USApHCP) aplicando GVNS con dos estructuras de entorno, para asignar los centros y permutar nodos asignados entre centros. A su vez, se utiliza una versión de VND anidada, en la cual se da relevancia al mejoramiento en la asignación de nodos. En [19] se da solución a Hard Capacitated K-Facility Location Problem (CKFLP), en la que se utiliza una BVNS con tres estructuras de entorno: una para cerrar un centro, abrir un centro y realizar un intercambio entre un nodo centro asignado por uno no asignado. En [20] se da solución a Dynamic Maximal Covering Location Problem (DMCLP), donde se utiliza una RVNS, dando énfasis a la exploración para la asignación de los centros y la asignación de nodos a los centros se deja como un subproblema al ser resuelto mediante CPLEX.

5. Diseño e Implementación

Como diseño de la solución, se propone resolver el problema de asignar y desasignar estaciones centro a través del uso de la metaheurística RVNS, por medio de un vector binario de tamaño igual al número de estaciones candidatas a ser centro (C), en el cual, si una estación es asignada como centro de una zona, esta toma el valor 1 y en caso contrario 0. Por otra parte, el tema de asignar estaciones a centros de una zona se decidió tratar como un subproblema utilizando Gurobi. Para realizar esto, se decidió utilizar un vector de tipo entero del tamaño total de estaciones en el sistema (E), el que se pretende que tome valores de las estaciones asignadas como centro en el vector C .

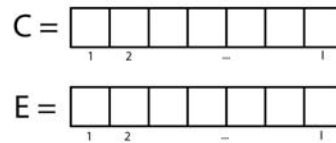


Figura 2: Representación de estaciones y centros.

5.1. Conocimiento Geográfico

Para mejorar el rendimiento del algoritmo, se ha decidido incluir un conocimiento geográfico, el cual fue considerado adecuado, debido a la distribución geográfica de cada estación del problema real. Para esto, se han dividido las estaciones del SPB en tantas celdas o cuadrantes como zonas de reposicionamiento deba tener la solución, utilizando la ubicación geográfica de cada estación, como se muestra en la figura 3. Esto logra reducir de manera significativa el problema principal de asignaciones de centro y el subproblema de asignar estaciones a un centro de zona, logrando reducir el espacio de búsqueda, ya que se reduce el número de estaciones candidatas a ser centro de una zona y el número de estaciones a ser asignadas a un centro.

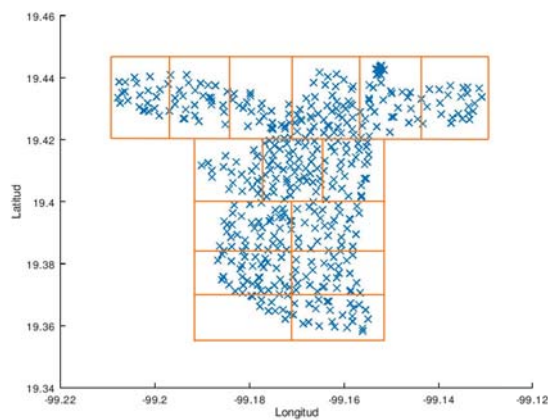


Figura 3: Representación conocimiento geográfico.

5.1.1. Adyacencia

Otra estrategia para reducir el tamaño del espacio de búsqueda del subproblema es la aplicación del concepto de adyacencia, entre las zonas previamente conformadas como se muestra en la sección 5.1. Con esto, se vuelve flexible asignar estaciones a un centro, debido a que las estaciones que pueden ser asignadas a un centro pueden ser solo a aquellas que se encuentren en el mismo cuadrante o en los contiguos.

5.2. RVNS + Gurobi

Para dar solución al problema con la función objetivo (1) presentada en la sección 3.2.5, se ha decidido implementar una versión de VNS simple, dando énfasis a la exploración. Es por esto, que se ha utilizado VNS Reducida (RVNS) muy similar a una búsqueda local simple, la cual es una metaheurística que se caracteriza por su exploración. Obteniendo posibles soluciones, a través de sus estructuras de entornos, sin aplicarles un algoritmo de búsqueda local. Como se señala en [11], esta versión de VNS generalmente se utiliza para instancias grandes y con una condición de termino recomendada de un número máximo de iteraciones. Entonces, para la asignación de centros se realizará lo planteado anteriormente, RVNS con dos estructuras de entorno y con un número de r_{max} iteraciones. Por otra parte, para la asignación de las estaciones a zonas de reposicionamiento se ha decidido tratar como un subproblema a ser resuelto por el solver Gurobi implementado mediante Julia-JuMP. A continuación, se presenta el pseudocódigo de RVNS a utilizar.

Algoritmo 3: Algoritmo RVNS + Gurobi

```
1 Inicializar: Seleccionar el conjunto de estructuras de entornos ( $N_k; k = 1, 2, \dots, k_{max}$ ), que se
   usan en la búsqueda; encontrar una solución inicial  $x(C, E)$ ; definir  $r_{max}$  y  $k_{max}$ .
2 while  $r \leq r_{max}$  do
3    $k \leftarrow 1$ ;
4   while  $k \leq k_{max}$  do
5      $x'(C) \leftarrow$  Agitación( $x, k$ );  $\triangleright$  Genera al azar un valor  $x'(C)$  del  $k$ -ésimo
       entorno de  $x$  ( $x' \in N_k(x)$ ) (Aplicando el intercambio de centro
       aleatorio).
6      $x'(E) \leftarrow$  Asignación( $x'(C)$ );  $\triangleright$  Genera  $x'(E)$  para  $x'(C)$  mediante el uso de
       Gurobi.
7      $x, k \leftarrow$  Movimiento();  $\triangleright$  Si la solución obtenida  $x'(C, E)$  es mejor que
        $x(C, E)$ , hacer  $x = x'$  y  $k = 1$ . En caso contrario  $k = k + 1$ .
8   end
9    $r \leftarrow r + 1$ ;
10 end
```

5.3. Estructuras de Entorno

Los posibles movimientos para aplicar diferentes estructuras de entornos definidas para el desarrollo de este algoritmo son:

- Intercambio de centros aleatorio: Dentro del vector de centros (C) se realizará un cambio en uno de sus bits, se tomará un valor 0 al azar para cambiarlo a 1, y a la vez, un valor 1 para pasarlo a 0, es decir, cerrar una estación centro para asignar a otra estación. Este procedimiento se realizará un número determinado de k -veces. En la figura 4 se ejemplifica un vector C , el cual tiene 5 estaciones de las cuales los centros asignados son las estaciones 1 y 4. Aplicando el movimiento de intercambio de centros aleatorios, se selecciona el centro 4 (al azar) para cambiar su valor 1 a 0 y luego escoger una nueva estación al azar, en este caso, la estación 2, a la cual se le asigna el valor de 1 dentro del vector.

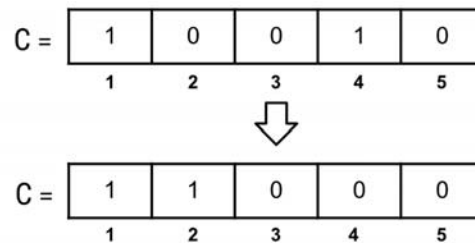


Figura 4: Ejemplo movimiento intercambio de centros aleatorios.

- Intercambio de centros por distancia máxima: En este movimiento en una primera instancia se realizará el análisis de las distancias entre estaciones y su respectivo centro (suma de distancias de cada zona por separado) para así tener un vector con las distancias de conexión de cada zona de reposicionamiento. Entonces, a la hora de aplicar el movimiento se recorrerá el vector que contiene las distancias y se seleccionará el centro asignado que tiene la mayor distancia a todas sus estaciones para ser cerrado, cambiando su valor de 1 por un 0. Luego, se tomará al azar una nueva estación para reemplazar al centro cerrado cambiando su valor 1 por un 0. En la Figura 5 se ejemplifica un vector C donde están indicadas como estaciones centro las estaciones 2 y 4. Además, se tiene un vector de distancias con valores de distancia total entre centros con sus estaciones asignadas en cada zona. En este caso, tenemos los valores 1000 y 1500 para los centros 2 y 4 respectivamente. Al aplicar este movimiento se seleccionaría para ser cerrado el centro 4, ya que tiene el mayor valor, cambiando su valor asignado de 1 a 0. En seguida, se selecciona al azar una nueva estación candidata para ser asignada como centro, en este caso se elige la estación 5 (cambio en su valor de 1 a 0).

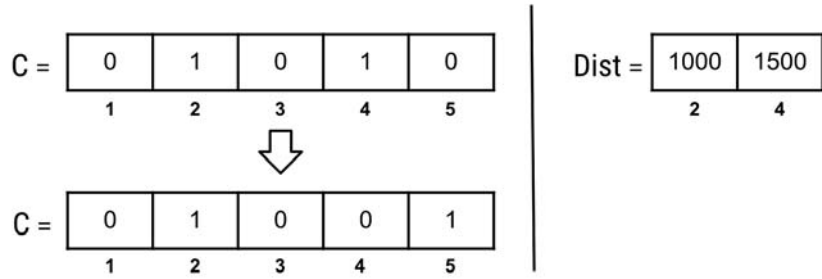


Figura 5: Ejemplo movimiento intercambio de centros por distancia máxima.

- Intercambio de centros por prioridad y balance: En este movimiento, en una primera instancia, se realizará un análisis de las prioridades y balance actual de las estaciones que componen cada zona para luego llenar un vector donde se almacenará el factor señalado en la ecuación (11) aplicado para cada zona o centro.

$$balance_j + prioridad_j * 10, \forall j \in C \quad (11)$$

Luego se seleccionará el centro para ser cerrado el que tenga el número mayor o menor de este valor (dependiendo de cómo se desea realizar el movimiento), tomando al azar una nueva estación candidata a centro para ser asignada cambiando su valor asignado de 0 a 1. Ejemplificando en la figura 6, se tiene un vector C que tiene asignadas como estaciones centro las estaciones 3 y 5 que tienen un valor de 58 y 12 respectivamente en el vector de prioridad y balance. Para este ejemplo se busca cerrar las estaciones con mayor factor, por lo cual, se selecciona la estación 3 para ser cerrada cambiando su valor 1 a 0 y luego se toma al azar una nueva estación candidata a ser centro, en este caso, la 2 cambiando su valor asignado de 0 a 1.

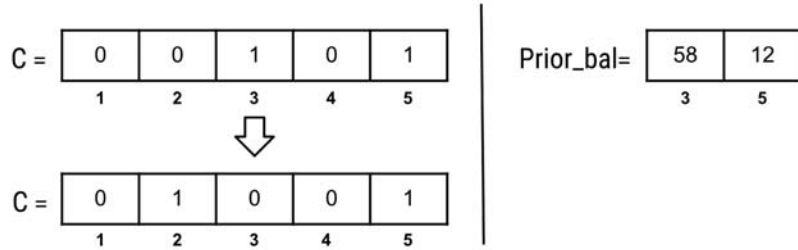


Figura 6: Ejemplo movimiento intercambio de centros por prioridad y balance.

6. Experimentos y Resultados

Para empezar, se realizaron un serie de experimentos para ajustar distintos parámetros de la metaheurística tales como: Ajuste del tamaño a realizar de cada movimiento, qué movimientos realizar y resultados finales.

6.1. Ajuste de Parámetros

6.1.1. Ajuste de Tamaños de Movimientos

Para ajustar el tamaño con el que se deben aplicar los movimientos de la metaheurística se probaron diversas combinaciones. Dentro de las cuales, las combinaciones que tuvieron mejores resultados fueron: [1 3] y [1 5]. Luego para elegir una de estas combinaciones se realizaron 30 experimentos con un movimiento de Intercambio de centros aleatorio mencionado anteriormente en la sección 5.3. El resumen de los resultados obtenidos tras realizar los 30 experimentos fue:

Tabla 4: Experimentos tamaño movimientos

DATO	[1 3]	[1 5]
Mejor Resultado	264651	264270
Peor Resultado	273888	276637
Promedio	268108,9	269163,43
Desviación estándar	2453,02	3083,77

La diferencia del mejor resultado fue 381 siendo mejor para [1 5], pero para [1 3] se obtuvo un mejor peor resultado, promedio y desviación estándar. Por lo que se considera mejor un tamaño de movimiento [1 3], ya que se presentan resultados más acotados.

6.1.2. Experimentos de Movimientos

Para probar los movimientos mencionados en la sección 5.3 se configuró la metaheurística RVNS con iteraciones máximas 2000, tamaño de movimiento [1 3], balance 100 % y prioridad 15. Para facilitar la visualización de los datos se usaron las siguientes abreviaciones:

- MOV 1 = Intercambio de centros aleatorio.
- MOV 2 = Intercambio de centros por distancia máxima.
- MOV 3 = Intercambio de centros por prioridad y balance.

Los resultados con los mismos parámetros, para los 3 movimientos, realizando 10 experimentos para cada uno fueron:

Tabla 5: Comparación rendimiento movimientos

DATO	MOV 1	MOV 2	MOV 3
Mejor Resultado	263995	306345	288308
Peor Resultado	272258	368272	347753
Promedio	267856	328536.4	304474.2
Desviación estándar	3113.82	20653.84	16660.91

En todos los valores de: mejor resultado, peor resultado, promedio y desviación estándar, los mejores resultados obtenidos fueron para el movimiento Intercambio de centros aleatorios. Además, se hicieron pruebas mezclando los movimientos de manera iterativa, en las cuales se hicieron las siguientes combinaciones:

- MOV 1 y MOV 2 (Tabla 6).
- MOV 2 y MOV 3 (Tabla 7).
- MOV 1, MOV 2 y MOV 3 (Tabla 8).

Analizando los resultados, no se logró superar el resultado de solo aplicar el movimiento Intercambio de centros aleatorio. Por ende, solo se utilizará un solo movimiento para nuevos experimentos (MOV 1).

Tabla 6: Resultados aplicando MOV 1 y MOV 2

DATO	RESULTADOS
Mejor Resultado	265331
Peor Resultado	281159
Promedio	272895.3
Desviación estándar	5142.10

Tabla 7: Resultados aplicando MOV 2 y MOV 3

DATO	RESULTADOS
Mejor Resultado	281282
Peor Resultado	320478
Promedio	295608.9
Desviación estándar	10870.03

Tabla 8: Resultados aplicando MOV 1, MOV 2 y MOV 3

DATO	RESULTADOS
Mejor Resultado	267434
Peor Resultado	281403
Promedio	273438.6
Desviación estándar	3687.65

6.2. Resultados Finales RVNS + Gurobi

Luego de haber realizado experimentos para definir qué movimientos utilizar y el tamaño de estos, se llevaron a cabo experimentos de RVNS+Gurobi para obtener resultados finales con respecto a la creación de zonas de reposicionamiento para distintos valores de prioridad y balance. En las cuales se utilizó un número máximo de 2000 iteraciones y se aplicó el movimiento Intercambio de centros aleatorio con tamaño [1 3] y distancia máxima de cobertura 2500, en el que los resultados fueron:

Tabla 9: Resultados finales RVNS+Gurobi

Balance (%)	Prioridad	Resultado	Tiempo (s)
100	15	262309	6840
100	12	266226	6960
100	8	268853	6840
70	15	265418	8580
70	12	268256	8100
70	8	274670	7440
35	15	280873	9960
35	12	282295	9480
35	8	287819	12540

6.3. Resultados Finales RVNS + Gurobi + Conocimiento Geográfico

Finalmente se realizaron experimentos de RVNS+Gurobi+Conocimiento Geográfico donde los resultados obtenidos disminuyeron al aplicar una división previa de las estaciones con respecto a su ubicación geográfica dentro del SPB. Para estos experimentos se utilizó un número máximo de 2000 iteraciones y se aplicó el movimiento Intercambio de centros aleatorio con tamaño [1 3] y distancia máxima de cobertura 2500. A modo de comparar con los resultados de la resolución con el algoritmo exacto se cambiaron los valores de prioridad 12 a 10 y se realizaron más experimentos con porcentajes de balance más pequeños, en los que se obtuvo como resultado los siguientes valores:

Tabla 10: Resultados finales RVNS + Gurobi + Conocimiento Geográfico

Balance (%)	Prioridad	Resultado	Tiempo (s)
100	15	258446	7980
100	10	259103	7740
100	8	261690	8400
70	15	261816	7980
70	10	262201	7620
70	8	264478	7920
35	15	275236	10020
35	10	275223	9780
35	8	278455	12180
30	15	282706	13140
30	10	283641	15420
30	8	286868	28560

6.4. Resultados comparativos Conocimiento Geográfico

Tras realizar experimentos sin aplicar el conocimiento geográfico y luego aplicándolo, a continuación, en la figura 7 se muestran dos gráficos en los cuales se puede observar mejoras en el algoritmo en aspectos de tiempo para encontrar una solución óptima dentro del espacio de búsqueda y una disminución de los valores actuales de la función objetivo en cada iteración.

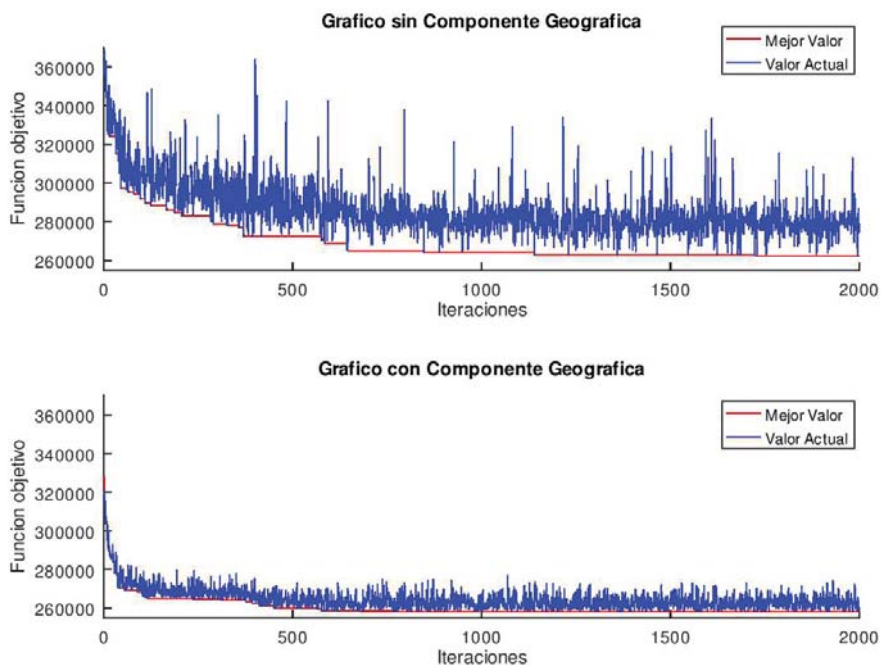


Figura 7: Comparación aplicación Conocimiento Geográfico.

6.5. Resultados comparativos

A continuación se muestran, por motivos comparativos, los resultados obtenidos para el mismo problema con un algoritmo exacto, realizados por un grupo de investigación de la Universidad de Antioquia, Colombia. En el que se puede observar que los resultados obtenidos mostrados en la sección 6.3 son similares y menores en algunas instancias.

Tabla 11: Resultados algoritmo exacto

Balance (%)	Prioridad	A. Exacto	RVNS
100	15	258446	258446
100	10	259103	259103
100	8	261690	261690
70	15	262904	261816
70	10	262350	262201
70	8	264478	264478
35	15	275529	275236
35	10	275422	275223
35	8	278770	278455
30	15	283841	282706
30	10	283912	283641
30	8	288990	286868

7. Conclusión

Por lo estudiado en este trabajo, se concluye que debido a la gran popularidad que cada día van adquiriendo los SPB en el mundo y las grandes demandas de usuarios que estos tienen en la actualidad, por la búsqueda constante de la comunidad de encontrar medios de transportes más prácticos, accesibles y amigables con el medio ambiente, es que se realizan más investigaciones en este tema. Logrando detectar que una de las grandes problemáticas es el del desbalance de bicicletas en las estaciones de los sistemas. Por lo que, en este trabajo se propuso abordar esta problemática, con la finalidad de mejorar este medio de transporte, que no solo aporta un beneficio a los usuarios, sino que también a mejorar las condiciones del medio ambiente que cada día preocupan más a la ciudadanía.

En la búsqueda de una solución, se planteó abordar esta problemática, con la utilización de una metaheurística simple y con pocos parámetros como es RVNS, variación reducida de VNS, para resolver qué estaciones serán seleccionadas como centro de una zona de reposicionamiento, y, por otra parte, para solucionar el subproblema de asignar estaciones a centros de zonas, se utilizó el solver Gurobi.

Posteriormente a la aplicación del algoritmo planteado, se logró obtener buenos resultados, pero no los esperados. Para mejorar esto, se agregó el factor geográfico de las estaciones del SPB, creando cuadrantes previamente definidos para acotar el espacio de solución, limitando el número de estaciones a ser candidatas a centro en cada zona y el número de estaciones candidatas a ser asignadas a cada centro. Con esto, también se logró obtener mejores resultados alcanzando, incluso superando, a los obtenidos, mediante a la resolución del problema de manera exacta en distintas instancias. Sin embargo, si bien se tienen los resultados esperados, el tiempo de ejecución de los experimentos realizados es bastante extenso, por lo que aún queda pendiente la arista de reducir los tiempos del proceso de búsqueda de la solución, ya sea, agregando estructuras de memoria o algún método de conteo de no mejoras para detener la búsqueda.

Por último, con el algoritmo planteado se logró obtener buenos resultados, pero con tiempos de ejecución considerados extensos. Por lo tanto, como trabajo futuro se espera agregar nuevas técnicas o estructuras de datos para reducir los tiempos y quizás disminuir aún más los valores obtenidos. Además, se espera encontrar una forma de implementar el conocimiento geográfico de forma automática, ya que en esta ocasión, se realizó manualmente para datos específicos de un SPB. De esta forma se espera colaborar con el mejoramiento del sistema, para que sea más cómodo para los usuarios y más rentable, con el fin de mejorar así la experiencia de uso y las condiciones ambientales.

Referencias

- [1] M. Arroyave, “Diseño de estrategias para el reposicionamiento de unidades en sistemas públicos de bicicletas,” Master’s thesis, Facultad de Ingeniería, Universidad de Antioquia, 2017.
- [2] P. M. Miguel Arroyave and D. Péreza, “Gestión de operaciones y logística oportunidades en movilidad sostenible: puntos de intervención en sistemas públicos de diana m. perez,” *The International Conference on Production Research - América*, 2016.
- [3] O. O’Brien, J. Cheshire, and M. Batty, “Mining bicycle sharing data for generating insights into sustainable transport systems,” *Journal of Transport Geography*, vol. 34, pp. 262–273, 2014.
- [4] J. C. Westland, J. Mou, and D. Yin, “Prediction of shared bicycle demand with wavelet thresholding,” *arXiv preprint arXiv:1802.02683*, 2018.
- [5] S. Turner, A. Hottenstein, and G. Shunk, “Bicycle and pedestrian travel demand forecasting: Literature review,” tech. rep., Texas Transportation Institute, Texas A & M University System College Station, 1997.
- [6] G. Laporte, F. Meunier, and R. Wolfler Calvo, “Shared mobility systems,” *4OR*, vol. 13, pp. 341–360, Dec 2015.
- [7] T. Raviv, M. Tzur, and I. A. Forma, “Static repositioning in a bike-sharing system: models and solution approaches,” *EURO Journal on Transportation and Logistics*, vol. 2, pp. 187–229, Aug 2013.
- [8] C. Kloimüller, P. Papazek, B. Hu, and G. R. Raidl, “Balancing bicycle sharing systems: an approach for the dynamic case,” in *European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization*, pp. 73–84, Springer, 2014.
- [9] M. T. Adham and P. J. Bentley, “Evaluating clustering methods within the artificial ecosystem algorithm and their application to bike redistribution in london,” *Biosystems*, vol. 146, pp. 43–59, 2016.
- [10] N. Mladenović and P. Hansen, “Variable neighborhood search,” *Computers & operations research*, vol. 24, no. 11, pp. 1097–1100, 1997.
- [11] P. Hansen, N. Mladenovic, and J. A. M. Pérez, “Búsqueda de entorno variable,” *Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*, vol. 7, no. 19, p. 0, 2003.
- [12] P. Hansen, N. Mladenović, and D. Perez-Britos, “Variable neighborhood decomposition search,” *Journal of Heuristics*, vol. 7, no. 4, pp. 335–350, 2001.
- [13] T. Crainic and Q. Centre for Research on Transportation (Montréal, *Parallel variable neighborhood search for the p-median*. Montréal: Groupe d’études et de recherche en analyse des décisions, 2003.
- [14] J. Crispim and J. Brandao, “Reactive tabu search and variable neighborhood descent applied to the vehicle routing problem with backhauls,” in *Proceedings of the 4th Metaheuristics International Conference, Porto*, vol. 1101, pp. 631–636, 2001.

- [15] O. Dib, M.-A. Manier, L. Moalic, and A. Caminada, “Combining vns with genetic algorithm to solve the one-to-one routing issue in road networks,” *Computers & Operations Research*, vol. 78, pp. 420–430, 2017.
- [16] P. Festa, P. Pardalos, M. Resende, and C. Ribeiro, “Grasp and vns for max-cut,” in *Extended Abstracts of the Fourth Metaheuristics International Conference*, pp. 371–376, 2001.
- [17] J. Brimberg, N. Mladenović, R. Todosijević, and D. Urošević, “A basic variable neighborhood search heuristic for the uncapacitated multiple allocation p-hub center problem,” *Optimization Letters*, vol. 11, no. 2, pp. 313–327, 2017.
- [18] J. Brimberg, N. Mladenović, R. Todosijević, and D. Urošević, “General variable neighborhood search for the uncapacitated single allocation p-hub center problem,” *Optimization Letters*, vol. 11, no. 2, pp. 377–388, 2017.
- [19] S. Miskovic and Z. Stanimirovic, “Variable neighborhood search based heuristics for the hard capacitated k-facility location problem,” *IPSI BGD TRANSACTIONS ON INTERNET RESEARCH*, vol. 13, no. 1, 2017.
- [20] S. Miskovic, “A vns-lp algorithm for the robust dynamic maximal covering location problem,” *OR Spectrum*, vol. 39, no. 4, pp. 1011–1033, 2017.