

# UN ENFOQUE META-HEURÍSTICO PARA EL PROBLEMA DE REPOSICIONAMIENTO EN LOS SISTEMAS DE BICICLETA PÚBLICA (SBP): UN CASO DE ESTUDIO EN TOLUCA, MÉXICO

## A META-HEURISTIC APPROACH TO THE REPOSITIONING PROBLEM IN PUBLIC BICYCLE SYSTEMS (SBP): A CASE STUDY IN TOLUCA, MEXICO

Javier García Gutiérrez, Javier Romero Torres<sup>8</sup>

### RESUMEN

El impacto de los Sistemas de Bicicletas Públicas (SBP) en el mundo ha experimentado tal éxito que hoy en día, las ciudades más icónicas del mundo han adoptado su propio sistema. Las características particulares de la movilidad de los usuarios en cada ciudad no han permitido desarrollar un procedimiento generalizado para operar los sistemas. Más aun, la falta de simetría en los patrones de movilidad, y el comportamiento dinámico de los usuarios llevan eventualmente a un desbalanceo de los sistemas, esto es, a una falta de bicicletas en las estaciones, y por lo tanto las bicicletas tienen que ser reposicionadas en estaciones donde la demanda efectiva está presente, y no hay una metodología unificada o científica. En este artículo, nos enfrentamos a un caso de estudio en la ciudad de Toluca (sistema Huizi), en el cual, la entidad a cargo de las actividades operacionales actuales desea diseñar un procedimiento científicamente basado para desempeñar las actividades diarias de reposicionamiento a un costo mínimo operacional garantizando la disponibilidad de bicicletas para el usuario (nivel de servicio). Debido a requerimientos operacionales, este problema bi-objetivo fue formulado utilizando un enfoque dinámico y declarado como un modelo de optimización combinatorio y finalmente resuelto utilizando un algoritmo evolutivo multi-objetivo.

**Palabras clave:** Sistemas de bicicletas públicas; reposicionamiento dinámico; balanceo de estaciones; algoritmo evolutivo multi-objetivo (AEMO); NSGA-II.

### ABSTRACT

The impact of Bikesharing systems (BSS) in the world has experienced such success that today, the most iconic cities in the world have implemented their own system. The particular characteristics of the users' mobility at each city have not allowed to develop a generalized procedure to operate the systems. Moreover, the lack of symmetry in the mobility patterns, and the dynamic users' behavior eventually lead to the system imbalance, that is, to a lack of bicycles in the stations, and therefore the bicycles have to be repositioned in stations where effective demand is present, and there is no unified or scientific methodology. In this article, we face a study case in Toluca City (Huizi system), in which, the entity in charge of the current operational activities wishes to design a scientifically based procedure to perform the daily activities of repositioning at a minimum operational cost guaranteeing the availability of bicycles for the user (service level). Due to operational requirements, this bi-objective problem was formulated using a dynamic approach and declared as a combinatorial optimization model and finally solved using a multi-objective evolutionary algorithm.

**Keywords:** Bikesharing systems, dynamic repositioning, rebalancing stations, multi-objective evolutionary algorithm, NSGA-II

Recibido: 30 de Agosto de 2018

Aceptado: 20 de Septiembre de 2018

Publicado: 31 de Mayo de 2019

---

<sup>8</sup> Profesores e investigadores de la Universidad Autónoma del Estado de México. Javier García Gutiérrez: <https://orcid.org/0000-0003-2654-5271>

## INTRODUCCIÓN

Un Sistema de Bicicletas Públicas (SBP) en un modo de transporte urbano destinado a ayudar a los viajeros cotidianos en el viaje de la última milla, en su traslado diario de casa al trabajo/escuela y viceversa, o bien, para viajes urbanos cortos dentro de un área comercial o de negocios. Este modo de transporte es más económico, más sano y sobretodo respetuoso con el ambiente en comparación con los modos de transporte motorizado. Los SBP funcionan de la siguiente manera: un usuario con membresía o registrado recoge una bicicleta pública en alguna estación donde se encuentre disponible, la usa durante un tiempo corto predefinido (dependiendo del plan de tarifas) y lo devuelve a otra estación del sistema. Hoy en día, los sistemas de 4ta y 5ta generación de SBP permiten la automatización en los procesos de ingreso y egreso del sistema, así como la recopilación de información.

A principios del 2017, el número de implementaciones en todo el mundo ya había superado los mil sistemas (Metrobike LLC, 2017). En la actualidad se tienen más de 1,250,000 bicicletas en el mundo. Estos números avalan la importancia de los SBP en ciudades importantes y emblemáticas de América del Norte, Europa y Asia oriental (DeMaio, 2008), y es sin duda el modo de transporte con mayor tasa de expansión de toda la historia.

El éxito de una implementación de SBP depende de la capacidad de diseñar el sistema de forma óptima en términos de ubicación, capacidad y número de estaciones, así como la disponibilidad de la flota de bicicletas de acuerdo con la demanda dinámica y desequilibrada espacial y temporal (por naturaleza propia). Entre los diversos problemas que la comunidad científica ha prestado atención a los SBP, podemos mencionar los siguientes: pronóstico de la demanda, diseño de la red de estaciones, dimensionamiento y localización del sistema, y el nivel de servicio al usuario, entre otros. Recientemente, estos temas se han podido atender de manera más expedita debido a las capacidades tecnológicas

de los sistemas de 4ta y 5ta generación puede proporcionar información en tiempo real que de hecho es útil para la planificación y el funcionamiento.

El problema del reposicionamiento de bicicletas en los SBP ha captado la atención en los últimos años debido al desafío que implica la resolución de un complejo problema dinámico de naturaleza operativa que depende de factores endógenos y exógenos (Zhao et al., 2015). La importancia de este problema reside en el creciente número de implementaciones de SBP en el mundo y en los altos costos marginales relacionados con las actividades de reposicionamiento.

El problema de reposicionamiento de bicicletas nace por las siguientes circunstancias: el SBP se utiliza principalmente para viajes de última milla o viajes cortos en un momento específico del día, lo que conduce a una distribución desequilibrada de las bicicletas en las dimensiones espaciales y temporales y aumenta la probabilidad de que un usuario, que quiere entrar al sistema, puede encontrar una estación sin bicicleta, o por otro lado, al ya estar en el sistema y llegar a su destino, no encontrar un anclaje para fijar la bicicleta y salir del sistema. En tales casos, el usuario puede elegir caminar hasta la próxima estación o utilizar otro modo de transporte para llegar a su destino, y en el otro caso, dirigirse a una estación con anclajes libres para salir del sistema, con lo que esto implica. Para evitar esto, el operador del SBP redistribuye las bicicletas usando (generalmente) vehículos motorizados de estaciones llenas de bicicletas a estaciones vacías para posicionar bicicletas donde la demanda ya está teniendo lugar o va a tener lugar. Entre las causas que llevan a este desequilibrio se encuentran las siguientes (Vogel et al., 2011):

- Calles con pendientes que desalientan los regresos de un viaje completo.
- Falta de infraestructura ciclista que permita la accesibilidad a determinados lugares.
- Efecto de borde en estaciones en los límites del sistema, las cuales generalmente tienen una utilización más baja.

- Demanda espacial alta o baja durante el día, como en puntos de transbordo o de actividades.
- Alta o baja demanda temporal durante el día, tales como horas punta fuertemente marcadas.
- Excesiva homogeneidad en el tipo de uso (viajes), o incluso alguna marcada preponderancia de un tipo de uso sobre el otro.

El reposicionamiento de las bicicletas podría representar los puntos más delicados de la operación del SBP, ya que implica los costos operacionales significativos y, dado que, en su mayoría, se hace con vehículos motorizados (a base de combustibles fósiles), la contaminación ambiental generada es comparable con la que se pretendía evitar con su implementación (Büttner et al., 2011). Por último, la falta de un reposicionamiento eficiente se traduce en: reducción de la capacidad del sistema, condicionamiento del usuario cotidiano que incluso podría ser disuadido de utilizar el sistema en el futuro. En este sentido, desde el punto de vista administrativo, para reducir los costos operativos actuales e incrementar la capacidad del sistema, es necesario reubicar las bicicletas en las estaciones de manera eficiente. En la literatura técnica, los esquemas de reposicionamiento para vehículos compartidos se clasifican en: basados en el usuario y en el operador (Allouche et al, 1999; Barth y Todd 2001; Kek et al., 2006; Vogel y Mattfeld, 2010). En la primera, se anima a los usuarios a devolver las bicicletas a estaciones no saturadas para preservar el equilibrio de las bicicletas entre estaciones. En el segundo enfoque, el reposicionamiento es realizado por el personal de la entidad operativa. El reposicionamiento basado en el usuario puede ser factible para operaciones de mediano plazo, mientras que el reposicionamiento realizado por el operador es efectivo por periodos cortos de tiempo. Sin embargo, es posible que, en ningún caso, esos ámbitos pudieran ajustarse a las necesidades reales de cada caso de estudio. Matemáticamente, el problema de reposicionamiento para los SBP había sido originalmente manejado en la literatura como

una derivación del problema de ruteo con colecta y entrega (Pick up and Delivery Problem, PDP). Más recientemente, se ha adoptado la denominación de Bike Sharing Pickup and Delivery Problem (BS-PDP) como una particularización del PDP original (Caggiani y Ottomanelli, 2012). Cuando la reubicación se realiza por la noche, es decir, cuando la demanda de bicicletas es insignificante se le denomina reposicionamiento estático. En caso contrario, cuando se realizan movimientos durante el día debido a las altas variaciones en los niveles de demanda, se le denomina reposicionamiento dinámico.

La mayoría de los enfoques abordados en la literatura se refieren al PDP estático (Forma et al., 2010, 2015, Benchimol et al., 2011, Shu et al., 2010, Chemla et al., 2011, Contrado et al., 2012; Ho y Szeto, 2014). En la visión dinámica, en general, el BS-PDP se trabaja sin centrarse en patrones de reposicionamiento y periodos de tiempo (Vogel y Mattfeld, 2010). Algunas investigaciones sugieren un reposicionamiento con intervalo de tiempo fijo (Nair y Miller-Hooks, 2011, Sayarshad et al, 2012) y algunos sugieren el reposicionamiento de vehículos a través de movimientos aleatorios de estaciones saturadas a estaciones vacías (Fricker y Gast, 2012). Entre varios trabajos bajo la perspectiva dinámica, se encuentran Caggiani y Ottomanelli (2012), Contardo et al. (2012), Rainer-Harbach (2013), Raviv et al. (2013), Schuijbroek et al. (2013).

Uno de los trabajos más recientes sobre el reposicionamiento dinámico en los SBP es el presentado por Regue y Recker (2014) en el que se aplica un enfoque proactivo para modelar el pronóstico del inventario de bicicletas en las estaciones y resolverlo utilizando un modelo de optimización. El enfoque presentado aquí se asemeja a la idea de determinar la probabilidad de la demanda de bicicletas en cada estación para cada período.

En México, hasta la fecha, se tienen cinco SBPs ubicados respectivamente en la Ciudad de México, Guadalajara, Pachuca, Puebla y Toluca respectivamente (Ecobici, MiBici, Pachuca en Bici, BiciPuebla y Huizi). Actualmente, todas ellas están operadas por diferentes tipos de entidades y, además, bajo diferentes modelos

de negocio que podrían explicar la diferencia en las cuestiones operacionales actuales. Sin embargo, en todos ellos, el problema de reposicionamiento es un problema común a pesar de que su tecnología actual permite recopilar información operativa diaria. De las entrevistas personales que tuvieron con las entidades operacionales de los sistemas, así como con sus proveedores de tecnología, respecto al reposicionamiento, las metodologías implementadas consisten en reglas básicas procedentes de la experimentación empírica y por lo tanto no existe una metodología unificada ni científicamente sustentada.

En este trabajo se aborda un caso de estudio en la ciudad de Toluca (sistema Huizi), en el que la entidad encargada de las actividades operacionales actuales, la Dirección de Medio Ambiente y Servicios Públicos del Municipio de Toluca quiere diseñar un procedimiento científicamente fundamentado realizar las actividades diarias de reposicionamiento al coste operativo mínimo garantizando la disponibilidad de bicicletas para los usuarios (nivel de servicio). Este artículo presenta un diseño metodológico para resolver el problema en cuestión bajo un ámbito dinámico a partir de una formulación combinatoria bi-objetivo y resuelto con la adopción de un algoritmo evolutivo multiobjetivo (AEMO) para su rápida resolución. Debido a las características de los procesos operativos involucrados en las actividades de reposicionamiento diarias, es necesario que el problema se resuelva rápidamente varias veces al día sin ningún tipo de retroalimentación de ningún tomador de decisiones, es decir, las preferencias explícitas de los tomadores de decisiones no son realmente una preocupación.

### **INFORMACIÓN RELEVANTE DEL SISTEMA**

En este trabajo presente el problema se enfrenta en las siguientes condiciones.

1. La información de demanda es conocida. Esta hipótesis sería válida incluso para todos los BSS de 4ta generación en México ya que esa información está disponible en sus bases de datos y se desagrega espacialmente y

temporalmente, de manera que es posible caracterizarlo en términos de hora, día de semana, mes y estación del año.

2. La información sobre el clima es conocida. Dado que este es el principal factor de disuasión de los SBPs, es posible reunir dicha información acerca de los pronósticos inmediatos con algunas horas de antelación. Por lo tanto, se puede tener una idea sobre lo que sería el comportamiento del usuario en las horas siguientes.
3. Se recomienda un enfoque de reposicionamiento dinámico, ya que se espera una alta rotación de las bicicletas (cada bicicleta sería utilizada varias veces al día).
4. Hay un tamaño de flota definido de 350 bicicletas. El número asignado inicialmente por el operador a cada una de las estaciones, fue hecho siguiendo una regla empírica. Sin embargo, como resultado del proceso de reposicionamiento, se espera que este número cambie al final del día.
5. Se desea cumplir con un cierto nivel de servicio para usuario representado como la disponibilidad de bicicletas o racks en las estaciones en el momento en que lleguen al ingreso al sistema o a la salida del mismo.

### **C. Información de la demanda**

La información proporcionada por la Dirección de Medio Ambiente y Servicios Públicos de la Ciudad de Toluca nos permite caracterizarla espacial y temporalmente. En las Figuras 1, 2, 3, 4 y 5 se muestran algunos gráficos descriptivos sobre los viajes que ya tienen lugar en este sistema.

Parte del reposicionamiento de las bicicletas es generada por la misma dinámica del SBP. En realidad, el operador incentiva a la gente a regresar la bicicleta al final del día al sitio del que fue originalmente tomada. Sin embargo, el problema no es tan simple.

Para que el SBP tenga una buena penetración en los usuarios potenciales, los operadores han desarrollado varios indicadores o reglas empíricas de funcionamiento. Uno de esos

indicadores está relacionado con el número de personas que utilizan la bicicleta en el transcurso del día (usos diarios por bicicleta).

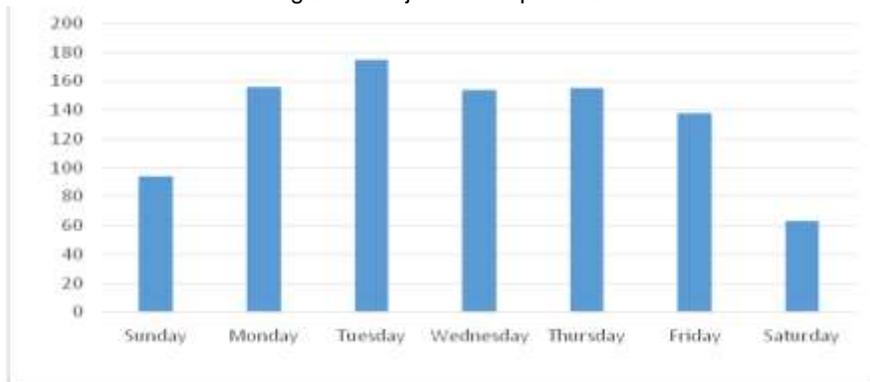
El Instituto de Políticas para el Transporte y el Desarrollo (ITDP, 2013) afirma que una regla que asegura que un SBP es exitoso se tiene cuando presenta un índice promedio de rotación en el rango de 4 a 8. Esto evita una baja relación costo beneficio. Del mismo modo, éste índice está correlacionado con la alta disponibilidad de bicicletas para los usuarios del SBP.

#### D. Información meteorológica

#### E.

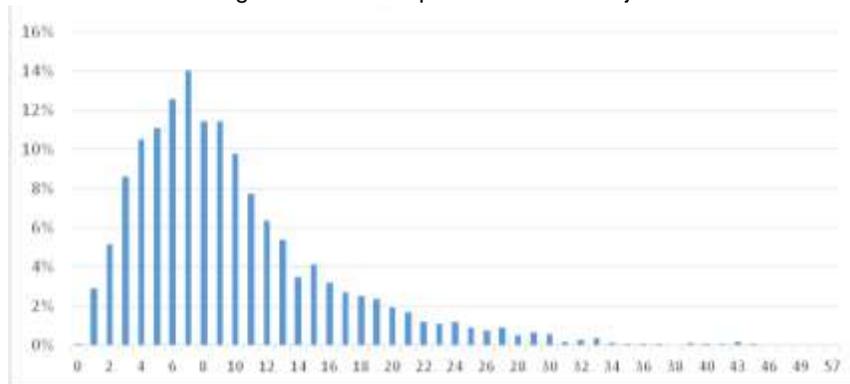
Los dos factores principales identificados en la literatura que reducen considerablemente el uso de la bicicleta como modo de transporte habitual son aquellos factores que precisamente restringen a las personas para realizar actividades al aire libre, tales como: calor, lluvia y nieve.

Figura 1. Viajes diarios promedio



Fuente: elaboración propia

Figura 2. Duración promedio de los viajes



Fuente: elaboración propia

Figura 3. Tendencia en los últimos meses



Fuente: elaboración propia

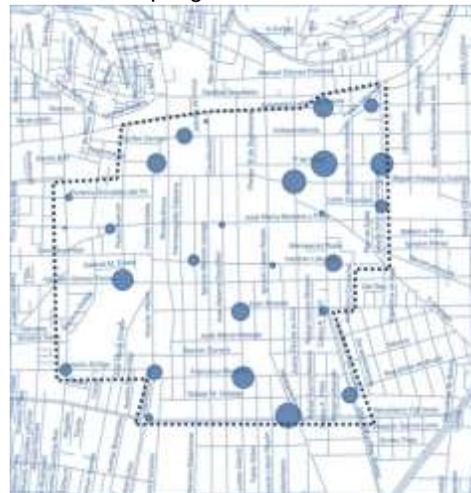
Figura 4. Ingreso / egreso del sistema



Fuente: elaboración propia

A diferencia de las ciudades de Norteamérica, el clima de la ciudad de Toluca permite el funcionamiento del sistema Huizi en todas las estaciones del año, ya que es muy poco probable que ocurran nevadas en alguna época del año. Por otro lado, el calor en verano tampoco no inhibe los viajes en bicicleta. La temperatura media diaria en la ciudad de Toluca varía de 0°C a 24°C, y casi nunca está por debajo de -3°C o por encima de 27°C. El mes más frío es enero, en el que el promedio bajo es 0°C, y el alto de 19°C. Históricamente, el día más caluroso del año es el 30 de abril con un promedio de 24°C y un mínimo de 7°C.

Figura 5. Actividad en las estaciones dentro del polígono de Huizi

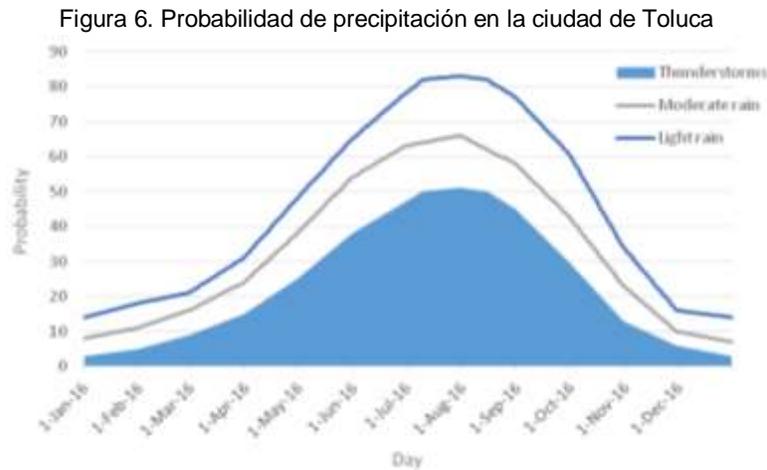


Fuente: elaboración propia

Sin embargo, la precipitación en esta ciudad se produce en la mayor parte del año. Es probable

que ocurra lluvia en al menos cinco meses del año con más del 50% de probabilidad. Esto suele ocurrir en los meses de mayo a septiembre. Las precipitaciones más frecuentes son las tormentas (52%), lluvias moderadas (23%) y lluvias ligeras (22%). Sin embargo, la intensidad de la precipitación se produce típicamente durante las tardes. En la Figura 6 se muestran las probabilidades de precipitación y

su ocurrencia. El orden de gravedad es desde arriba hacia abajo en este gráfico, con lo más severo en la parte inferior. Los datos aquí presentados se resumen a partir de información sobre estaciones meteorológicas en la ciudad de Toluca, que está disponible en el Sistema Meteorológico Nacional (SMN, 2015).



Fuente: elaboración propia

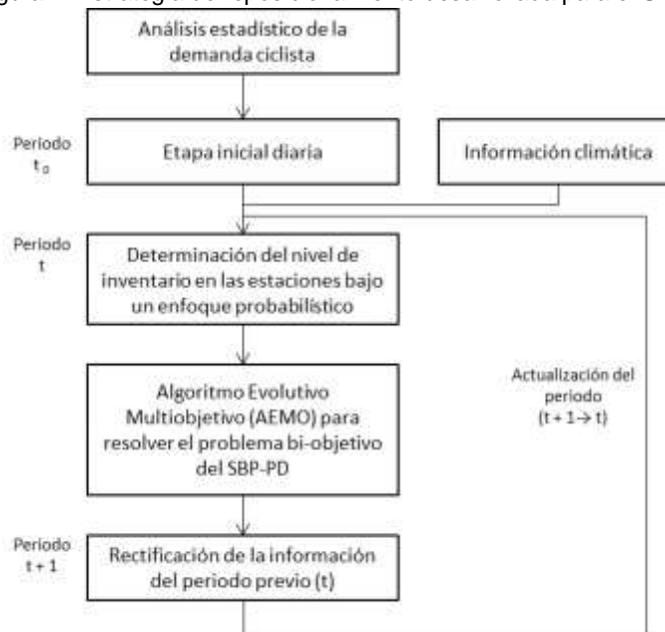
## METODOLOGÍA PROPUESTA

La metodología aquí presentada descansa en la información histórica de la demanda ciclista y el clima. Además, hay un aspecto, relacionado con la discretización del tiempo, es decir, de la duración de los períodos de análisis ( $t$ ). Este número no se fija para todo el día, sino que se determina en términos de la necesidad de reposicionamiento. Por ejemplo, se espera que el tiempo entre dos actividades de reposicionamiento consecutivas en un día de trabajo al mediodía sea pequeño, contra actividades de reposicionamiento por la tarde los días domingos, los que se espera que sean largos. En este trabajo, no hemos profundizado en la experimentación de  $t$ , pero esta longitud se ha explorado en términos de la proximidad de las actividades de reposicionamiento empírico. La metodología sigue los siguientes pasos:

1. Análisis estadístico de la demanda ciclista. Partiendo de los datos históricos, en los que se calculan los factores diarios, mensuales y de estaciones para obtener un número inicial "necesario" de bicicletas en cada estación para iniciar un día de operaciones. Este cálculo se realiza a priori para que al final del día anterior se realice el trabajo de modo que la etapa inicial al día siguiente comience con este mismo número en cada estación. Además, este número inicial es coherente con el número de bicicletas disponibles en el sistema Huizi. El instante en esta etapa se denomina  $t_0$ .
2. Etapa inicial diaria. El cálculo del nivel de inventario requerido en cada estación (necesidad esperada) se hace de la siguiente manera: el número de bicicletas en una estación determinada se ve afectado por el número esperado de recibir o quitar bicicletas en el siguiente período. Este número esperado se

- calcula utilizando la probabilidad de tener un número especificado en el período  $t$ , y se obtiene por medio del comportamiento dinámico en el día en esa estación en particular.
3. Información meteorológica. La información más reciente acerca del clima es información en tiempo real, y está disponible en línea en varias páginas web especializadas. Con estos datos, la demanda prevista en cada estación, en cualquier período dado, sin embargo, tiene que ser afectado por un factor meteorológico, y que de hecho es un factor disuasivo sobre el número de bicicletas que se utilizarán de manera efectiva.
  4. Determinación del nivel de inventario en las estaciones de bicicletas bajo un enfoque probabilístico. Dada la cantidad de bicicletas que se necesitan en la estación en un escenario continuo, es decir, en todas las horas de operación, y la cantidad de viajes generados entre los diferentes pares de estaciones origen-destino, también como la probabilidad de que dichos viajes puedan ocurrir, se genera una cantidad mínima prevista de bicicletas.
  5. Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo (AEMO) para resolver el problema SB-PDP bi-objetivo. Un problema de ruteo bi-objetivo se formula cuando el costo y el nivel de servicio percibido por los usuarios, ambos se optimizan simultáneamente. Claramente son objetivos en conflicto, debido a que la optimización en un sentido implica el detrimento del otro. La resolución de este problema genera un conjunto de soluciones de Pareto de las cuales sólo se selecciona una de forma sistemáticamente (solución compromiso). Para hacer tal elección, se hace uso del conocimiento de los puntos rodilla en la Frontera de Eficiencia.
  6. Rectificación de los datos del período anterior. En esta etapa se hace una comparación entre la demanda prevista y la demanda real experimentada en el período anterior.
- La metodología propuesta se muestra de forma gráfica en la Figura 7.

Figura 7. Estrategia de reposicionamiento desarrollada para el SBP



Fuente: elaboración propia

## MODELO DE OPTIMIZACIÓN BI-OBJETIVO

En varias investigaciones se ha incluido el nivel de servicio como la principal medida de efectividad en el sistema. Para este caso, el nivel de servicio de los usuarios es un factor determinante para asegurar la consolidación del SBP, dado que la falta de bicicletas según se necesiten, inhibe altamente la probabilidad de que el usuario al día siguiente considere el uso de bicicletas públicas como su modo de transporte principal.

En el ámbito de la optimización multiobjetivo, al modelar de manera simultánea dos o más objetivos generalmente en conflicto, se busca encontrar, una sucesión de soluciones Pareto representativas que se espera que represente al verdadero frente de Pareto. Los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos (AEMOs) han atraído recientemente la atención científica en la exploración de los frentes de Pareto. Existen varias revisiones sobre diferentes metodologías de MOEA, estrategias de búsqueda, métricas de comparación y problemas del mundo real. Una de las principales revisiones es la presentada por Coello et al. (2007).

La estrategia multiobjetivo presentada en este trabajo se basa en el algoritmo NSGA-II. Esta estrategia algorítmica se ha reportado su utilización en innumerables aplicaciones en la literatura. Fue desarrollado por Deb et al. (2002) y ha sido considerado uno de los Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos más prolíficos en la literatura científica.

El NSGA-II también se ha utilizado con éxito para la resolución de problemas de ruteo. Por ejemplo, en Xu et al. (2008) se utilizó una implementación de algoritmo NSGA-II combinada con una estrategia de Or-opt para resolver un problema multi-objetivo de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo. Además, se desarrolló una implementación para resolver un problema de ruteo de vehículos (Jemai et al., 2012) en el contexto de Logística Verde (Green Logistics). En otro trabajo, Beheshti et al. (2015) resuelven un problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo priorizadas con una

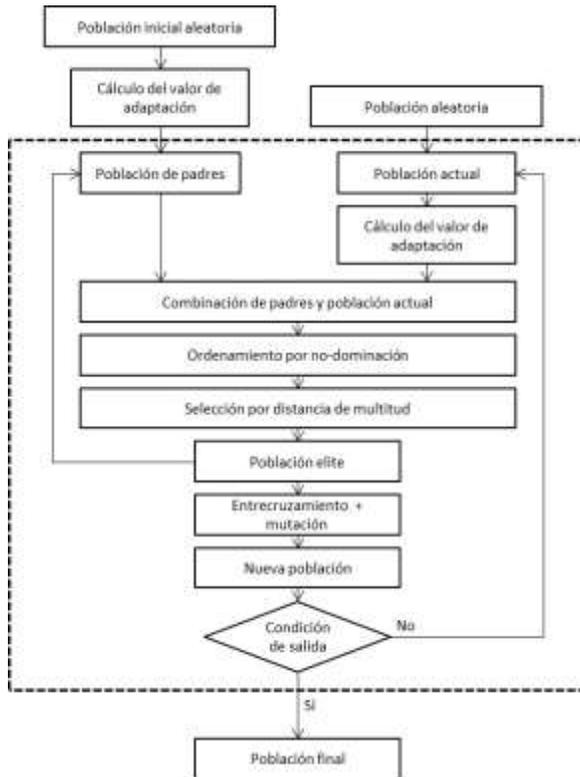
técnica co-evolutiva y utilizando NSGA-II como un procedimiento de evaluación comparativa. El algoritmo NSGA-II sigue la lógica presentada en la Figura 8.

El objetivo de un AEMO es obtener un conjunto de soluciones que se asemeje al verdadero frente de Pareto. Sin embargo, los procedimientos operativos en el SBP implican que los procesos de reposicionamiento se hacen sistemáticamente varias veces al día y sin una intervención aparente en la toma de decisiones. En la optimización multiobjetivo, existen varios enfoques para terminar con una sola solución.

En este trabajo el siguiente paso es identificar sistemáticamente una solución con ciertas características: que sea computacionalmente rápido para identificar y con propiedades robustas. En este sentido, la teoría de las soluciones de rodilla está siendo considerada en este paso. Las soluciones rodillas se consideran partes prometedoras en el frente de Pareto en las que se pueden identificar soluciones con trade-off óptimos. Ellos fueron estudiados y definidos por primera vez por Das (1999), y más tarde, esas ideas fueron extendidas a los AEMOs por Branke et al. (2004).

Adicionalmente, la preferencia de los tomadores de decisiones también ha sido incluida en la NSGA-II para superar este problema, como en el trabajo presentado por Chaudhuri y Deb (2010). Una encuesta reciente sobre la incorporación de preferencias en se presenta en Bechikh et al. (2015).

Figura 8. Estrategia NSGA-II para el problema de reposicionamiento en un Sistema de Bicicleta Pública



Fuente: elaboración propia

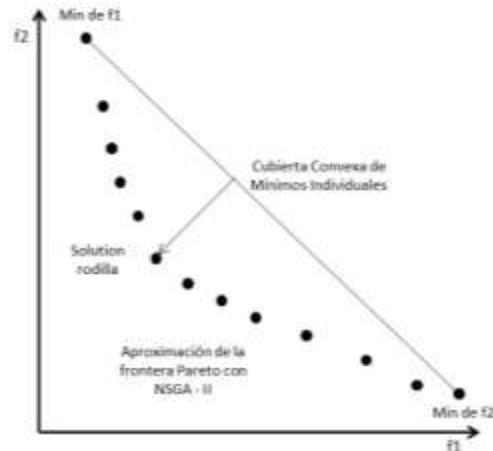
Estudios recientes se apoyan en el uso de puntos de rodilla para resolver problemas bi-objetivos (Deb y Gupta, 2010). Dado que se trata de un problema combinatorio donde el frente de Pareto es finito, y el mínimo individual para cada uno de los dos objetivos es conocido, este procedimiento consiste en calcular dicha distancia e identificar la más grande. En la Figura 9 se representa la elección del punto rodilla en términos de la mayor distancia de la Cubierta Convexa de Mínimos individuales hacia la frontera de eficiencia.

## EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

Se utilizó una implementación del NSGA-II para Windows. La formulación del modelo para el problema de reposicionamiento del SPB se codificó con la ayuda de MATLAB. Las entradas son la base de datos del sistema Huizi y la información meteorológica generada

de manera continua. Con esta información, el código puede recibir información para generar el siguiente escenario. En este momento, los resultados obtenidos se resuelven en la computadora en tiempo despreciable debido al tamaño relativamente pequeño de las rutas generadas en comparación con la resolución de grandes problemas de distribución.

Figura 9. Punto rodilla visto como la mayor distancia del CCMI hacia la Frontera de Eficiencia



Fuente: Das (1999)

## CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En este trabajo se resolvió un problema que, debido a la naturaleza dinámica de la demanda, ha sido difícil de modelar matemáticamente y encontrar una manera eficiente de proporcionar al operador del SBP un calendario de redistribución que pueda ser actualizado a lo largo del día en base a la realidad necesidades y capacidades del operador. En primer lugar, se modeló un problema de redistribución dinámica que tiene conocimiento sobre el comportamiento de demanda, utilizando estrategias de inventario en estaciones y finalmente construyendo una sucesión de soluciones de rutas utilizando dos objetivos y resolviéndolos de forma económica en términos de tiempo computacional mediante un enfoque evolutivo.

Dado que los algoritmos exactos para resolver el problema combinatorio formulado a

optimalidad son muy caros en términos de costo computacional, se justificó el uso de un enfoque evolutivo. Por otra parte, dado los dos objetivos implicados en la concepción del problema, el uso de un Algoritmo Evolutivo Multiobjetivo fue una opción razonable ya que en los últimos años estas técnicas se han posicionado para sus capacidades para converger rápidamente a buenas soluciones. Además, se usó el conocimiento teórico acerca de las soluciones de "bien comportadas", o puntos rodilla en la frontera de Pareto para resolver sistemáticamente la sucesión de problemas sin la inclusión de información de alto nivel de algún tomador de decisiones o del personal técnico del SBP. También se desarrolló una metodología para sistematizar la identificación de dichas soluciones. En cuanto a la red del SBP, la metodología aquí presentada permitió identificar deficiencias en el dimensionamiento inicial, principalmente relacionadas con la sobreestimación del número de bicicletas en las estaciones y la subestimación del número de anclajes que realmente se necesitan. Por otro lado, se deja de lado el paradigma de enfrentar el problema de la redistribución en los SBPs desde un enfoque estático. Esta idea sería irreal para muchos sistemas de tamaño mediano donde se busca que la rotación diaria de bicicletas esté cerca de su uso recomendable. Al menos en este sentido, los operadores de distintos SBPs en México no están de acuerdo en la adopción de estrategias estáticas de redistribución. Hay algunas recomendaciones dirigidas a la comunidad científica: a pesar de que hay una gran cantidad de técnicas multiobjetivo, todavía hay una brecha muy grande entre los algoritmos desarrollados con el objetivo de proporcionar un conjunto bien distribuido de soluciones de Pareto y la resolución del problema en sí. El desarrollo de algoritmos que incluyan mecanismos para dirigir la búsqueda hacia soluciones "bien comportadas" sin involucrar la generación de toda la frontera de Pareto ayudaría en casos como el aquí presentado.

El problema relacionado con la longitud del parámetro  $t$  ya se está enfrentando corriendo varios escenarios para caracterizar o al menos encontrar una regla empírica que nos permita ejecutar varios escenarios diarios con buen desempeño.

## REFERENCIAS

- Allouche, J. F., Benéjam, E., Massot, M. H., Parent, M. y Praxitèle (1999). Preliminary results from the Saint-Quentin experiment. En Proceedings of the 78th Annual Meeting of the Transportation Research Board.
- Barth, M. y Todd, M. (2001). User behavior evaluation of an intelligent shared electric vehicle system. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board 1760, pp. 145-152.
- Bechikh, S., Kessentini, M.; Said, L.B. y Ghédira, K. (2015). Chapter Four - Preference incorporation in Evolutionary Multiobjective Optimization: A survey of the state-of-the-art, En: Ali R. Hurson, Editor(s), Advances in Computers 98, pp. 141-207.
- Beheshti, A.K., Hejazi, S.R. y Alinaghian, M. (2015). The vehicle routing problem with multiple prioritized time windows: A case study. Computers & Industrial Engineering 90, pp. 402-413.
- Benchimol, M., Benchimol, P., Chappert, B., de la Taille, A., Laroche, F., Meunier, F. y Robinet, L. (2011). Balancing the stations of a self service "bike hire" system. RAIRO-Operations Research 45, pp. 1-15.
- Branke, J., Deb, K., Dierolf, H. y Osswald, M. (2004). Finding knees in multi-objective optimization. In Parallel Problem Solving from Nature (PPSN-VIII) 2004, pp. 722-731.
- Büttner, J., Mlasowsky, H., Birkholz, T., Groper, D., Fernandez, A.C., Emberger, G. y Banfi, M. (2015). Optimising bike sharing in European cities: A handbook, Intelligent Energy Europe program (IEE). Descargado de <http://obisproject.com>. Consultado en octubre, 2015.
- Caggiani, L. y Ottomanelli, M. (2012). A modular soft computing based method for vehicles repositioning in bike-sharing systems.

- Procedia Social and Behavioral Sciences 54, pp. 675-684.
- Chaudhuri, S. y Deb, K. (2010). An interactive evolutionary multi-objective optimization and decision making procedure. *Applied Soft Computing* 10, pp. 496-511.
- Chemla, D., Meunier, F. y Wolfler-Calvo, R. (2011). Balancing a bike-sharing system with multiple vehicles. En 12e congrès annuel de la ROADEF, Marzo 2011.
- Coello, C., Lamont, G.B. y van Veldhuizen, D.A. (2007). *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems*. Springer.
- Contardo, C., Morenci, C. y Rousseau, L. M. (2012). Balancing a dynamic public bike-sharing system. Descargado de <https://www.cirrelt.ca/DocumentsTravail/CIRR-ELT-2012-09.pdf>. Consultado en mayo de 2014.
- Das, I. (1999). On characterizing the “knee” of the Pareto curve based on normal-boundary intersection. *Structural Optimization* 18, pp. 107–115
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. y Meyarivan, T. (2002). A fast elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 6, pp. 182-197.
- Deb, K. y Gupta, S. (2010). Understanding knee points in bicriteria problems and their implications as preferred solutions principles. KanGAL Report Number 20100005.
- Demaio, P. (2008). The bike-sharing phenomenon. The history of bike-sharing. En *Carbusters Magazine* 36. November, 2008.
- Forma, I.A., Raviv, T. y Tzur, M. (2010). The static repositioning problem in a bike-sharing system. En *Proceedings of the 7th Triennial Symposium on Transportation Analysis (TRISTAN)*, pp. 279-282.
- Forma, I.A., Raviv, T. y Tzur, M. (2015). A 3-step math heuristic for the static repositioning problem in bike-sharing systems. *Transportation Research Part B* 71, pp. 230-247.
- Fricker, C. y Gast, N. (2012). Incentives and regulations in bike-sharing systems with stations of finite capacity. Descargado de <http://arxiv.org/pdf/1201.1178v1.pdf>. Consultado en mayo de 2013.
- Ho, S.C. y Szeto, W.Y. (2014). Solving a static repositioning problem in bike-sharing systems using iterated tabu search. *Transportation Research Part E* 69, pp. 180-198.
- ITDP (2013). *The bike-share planning guide*. Institute for Transportation & Development Policy (ITDP).
- Jemai, J., Zekri, M. y Mellouli K. (2012). An NSGA-II algorithm for the green vehicle routing problem. En *Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization, Lecture Notes in Computer Science 7245*, Springer, pp. 37-48.
- Kek, A.G.H., Cheu, R.L. y Chor M.L. (2006). Relocation simulation model for multiple-station shared-use vehicle systems. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1986, pp. 81-88.
- Metrobike LLC (2017). *The Bike-sharing World Map*. Descargado de <http://www.metrobike.com>. Consultado en mayo de 2017.
- Nair, R. y Miller-Hooks, E. (2011). Fleet management for vehicle sharing operations. *Transportation Science* 45, pp. 524–540.
- Rainer-Harbach, M., Papazek, P., Hu, B. y Raidl, G.R. (2013). Balancing bicycle sharing systems: a variable neighborhood search approach. En *Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization, Lecture Notes in Computer Science*. Springer, pp. 121–132.
- Raviv, T., Tzur, M. y Forma, I.A. (2013). Static repositioning in a bike-sharing system: models and solution approaches. *European Journal of Transportation Logistics* 2, pp. 187–229.
- Regue, R. y Recker, W. (2014) Using gradient boosting machines to predict bikesharing station states, *Transportation Research Board*, 1-16.
- Sayarshad, H., Tavassoli, S. y Zhao, F. (2012). A multi-periodic optimization formulation for bike planning and bike utilization. *Applied Mathematical Modelling* 36, pp. 4944–4951.
- Schuijbroek, J., Hampshire, R. y van Hoes, W.-J. (2013). *Inventory rebalancing and vehicle routing in bike sharing systems*. Tepper School of Business.

Shu, J., Chou, M., Liu, Q., Teo, C. P. y Wang, I.L. (2012). Bicycle-sharing system: deployment, utilization and the value of re-distribution. Descargado de <http://www.bschool.nus.edu.sg/Staff/bizteocp/BS2010.pdf>. Consultado en mayo, 2014.

SMN. Información del Sistema Meteorológico Nacional, Comisión Nacional del Agua, CONAGUA. Descargado de <http://smn.cna.gob.mx/>. Consultado en octubre de, 2015.

Vogel, P., Greiser, T. y Mettfeld, D.C. (2011). Understanding bike-sharing systems using data mining: exploring activity patterns. *Procedia Social and Behavioral Sciences* 20, pp. 514–523.

Vogel, P. y Mattfeld, D.C. (2010). Modeling of repositioning activities in bike-sharing systems. En *Proceedings of 12th WCTR*, julio 11-15, Lisboa, Portugal.

Xu, H., Fan, W., Wei, T. y Yu, L. (2008). An Or-opt NSGA-II algorithm for multi-objective Vehicle Routing Problem with Time Windows. En *Automation Science and Engineering, 2008. CASE 2008. IEEE International Conference*, agosto 23-26, pp. 309-314.

Zhao, J., Wang, J. y Deng, W. (2015). Exploring bikesharing travel time and trip chain by gender and day of the week. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 58(B), pp. 251-264.