PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DE ESTACIONES DE BICICLETAS PÚBLICAS EN FUNCIÓN DEL ENTORNO CONSTRUIDO Y LA ACCESIBILIDAD

RICHARD ALEXANDER MIX VIDAL

Tesis para optar al grado de
Magíster en Ciencias de la Ingeniería

Profesores Supervisores:
RICARDO HURTUBIA GONZÁLEZ
SEBASTIÁN RAVEAU FELIÚ

Santiago de Chile, julio de 2020

© 2020, Richard Alexander Mix Vidal

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

LOCALIZACIÓN ÓPTIMA DE ESTACIONES DE BICICLETAS PÚBLICAS EN FUNCIÓN DEL ENTORNO CONSTRUIDO Y LA ACCESIBILIDAD

RICHARD ALEXANDER MIX VIDAL

Tesis presentada a la Comisión integrada por los profesores:

RICARDO HURTUBIA GONZÁLEZ
SEBASTIÁN RAVEAU FELIÚ
VLADIMIR MARIANOV KLUGE
ÁNGELO GUEVARA CUÉ
JAIME NAVÓN COHEN

Para completar las exigencias del grado de
Magíster en Ciencias de la Ingeniería

Santiago de Chile, julio de 2020

“A mi madre y mi padre, por su apoyo incondicional en cada una de las etapas de mi vida. Con cariño.”

AGRADECIMIENTOS

Para empezar, quiero agradecer a Mathias Moller, quien durante su investigación de pregrado estuvo encargado del procesamiento y análisis preliminar de los datos del uso de bicicletas públicas, utilizados posteriormente en esta tesis. Su trabajo contribuyó en facilitar mis primeras aproximaciones al caso estudiado y su buena voluntad para resolver mis dudas fue siempre muy agradecida. También me gustaría agradecer a Tomás Cox, quien me facilitó parte de los datos procesados del entorno construido y me dio recomendaciones útiles para el uso de sistemas de información geográfica. Igualmente, gracias a Jorge Fuenzalida por la buena disposición para resolver mis dudas con relación a los sistemas de bicicletas públicas.

Agradecimientos especiales para mis dos profesores guías, Ricardo y Sebastián, quienes me aconsejaron a lo largo de todo este camino y siempre tuvieron una buena disposición para contribuir en esta investigación. Gracias por las entretenidas reuniones donde divergíamos en múltiples temas y terminábamos convergiendo en ideas concretas para seguir con mis avances. Y gracias por respaldar mi decisión de hacer una pausa en el desarrollo de esta tesis cuando tuve la oportunidad de hacer una pasantía en el extranjero.

Quiero dar gracias también a mis compañeros de magíster, quienes contribuyeron con ideas y sugerencias para mejorar ciertos aspectos de mi tesis. Juntos compartimos múltiples conversaciones, risas y anécdotas que marcaron parte importante de estos últimos meses. Sin su compañía, esta experiencia no hubiera sido la misma.

Finalmente, agradezco el apoyo constante de mis amigos y de mi familia en este proceso. Gracias por estar conmigo y por ser un soporte fundamental en mi vida, siempre.

ÍNDICE GENERAL

AGRADECIMIENTOS iv

RESUMEN xi

ABSTRACT xii

1. INTRODUCCIÓN 1

1.1. Transporte y desarrollo sustentable 1
1.2. Los sistemas de bicicletas públicas 2
1.3. La movilidad y su relación con el entorno urbano 6
1.4. La localización de instalaciones de bicicletas públicas 7
1.5. Hipótesis 9
1.6. Objetivos 9
1.7. Alcances 10
1.8. Estructura del documento 11

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA 12

2.1. La demanda de viajes en bicicletas públicas 12
2.1.1. Tipos de viajes, usuarios y particularidades de los SBP 13
2.1.2. Estimación de demanda sin datos previos de operación 14
2.1.3. El uso de información de viajes observados 15
2.1.4. Modelos de generación de viajes 16
2.1.5. El entorno construido y su relación con los SBP 17
2.1.6. Agregación espacial de los datos 23
2.1.7. Otros factores relacionados con los viajes en SBP 24
2.2. La localización de estaciones de SBP 28
2.2.1. Modelos de localización en general 28
2.2.2. Modelos de localización aplicados en SBP 29

3. METODOLOGÍA 33

3.1. Modelación de la generación de viajes en un SBP 33
3.1.1. Variables dependientes 34
3.1.2. Variables independientes 34

3.1.3. Selección de modelos....40
3.2. Modelación de la localización óptima de estaciones de SBP....41
3.2.1. Enfoque de modelación....41
3.2.2. Definición espacial del modelo....41
3.2.3. Variables de decisión....43
3.2.4. Variables auxiliares....43
3.2.5. Función objetivo....44
3.2.6. Restricciones....44
3.2.7. Parámetros....45
3.2.8. Herramientas de modelación y de solución....45
3.2.9. Correcciones....45
3.2.10. Escenarios de modelación....46
3.2.11. Modelo de cobertura máxima....46

4. CASO DE ESTUDIO....50

4.1. Descripción general....50
4.2. Bike Santiago....52
4.2.1. Transacciones....54
4.2.2. Viajes....54
4.3. La ciudad de Santiago en datos....60
4.3.1. Variables del entorno construido....60

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN....64

5.1. Modelos de generación de viajes para el sistema Bike Santiago....64
5.1.1. Análisis por tipo de variable del entorno construido....66
5.1.2. Análisis por categoría de viajes....68
5.1.3. Elasticidad de las variables seleccionadas....70
5.1.4. Autocorrelación espacial....71
5.1.5. Variables del entorno construido no seleccionadas....73
5.1.6. Otras consideraciones de los modelos de demanda....76
5.2. Modelos de localización óptima de estaciones del SBP en Santiago....77
5.2.1. Control de estaciones aisladas....77
5.2.2. Comparación del caso base, modelado y óptimo....78
5.2.3. Crecimiento con respecto a la cantidad de estaciones instaladas....80
5.2.4. Modelo con estaciones fijas en cercanías de estaciones de metro....83

5.2.5. Limitación del sistema por comunas de operación 85
5.2.6. Crecimiento secuencial versus crecimiento con relocalización total 86
5.2.7. Impactos por el crecimiento de la red de ciclovías 88
5.2.8. Modelo de costo mínimo 90
5.2.9. Alcances del modelo de localización 91
5.3. Discusión en torno a los SBP 93
5.3.1. Coordinación de los SBP con el sistema de transporte público 94
5.3.2. Acceso al sistema 95
5.3.3. Sistemas con y sin estaciones 97

6. CONCLUSIONES 99

6.1. Síntesis de la investigación 99
6.2. Implicancias y contribuciones 101
6.3. Limitaciones y posibles líneas de investigación futuras 104
6.4. Comentarios finales 105

BIBLIOGRAFÍA 106

ANEXOS 121

ANEXO A: Modelo de cobertura máxima (Church & Revelle, 1974) 122
ANEXO B: Estadísticos descriptivos de viajes en el SBP estudiado 123
ANEXO C: Información espacial y temporal de viajes en Bike Santiago 124
ANEXO D: Información detallada de las variables del entorno construido consideradas en la investigación 126
ANEXO E: Estadísticos descriptivos de las variables del entorno construido consideradas en los modelos de generación de viajes 130
ANEXO F: Estadísticos descriptivos de las variables del entorno construido consideradas en los modelos de localización óptima 131
ANEXO G: Distribución espacial de variables del entorno construido en Santiago 132
ANEXO H: Generación de viajes por estación para el escenario óptimo con 168 estaciones instaladas 136
ANEXO I: Importancia relativa de las variables independientes en la generación de viajes para distintos escenarios de localización óptima 137
ANEXO J: Optimización secuencial v/s optimización total del sistema 138

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3-1: Modelo de cobertura máxima 47
Tabla 4-1: Clasificación de viajes para el SBP Bike Santiago..... 57
Tabla 5-1: Modelos de generación de viajes por día y por estación, calibrados para las distintas categorías de viajes estudiadas..... 65
Tabla 5-2: Test de I de Moran para los modelos seleccionados..... 72
Tabla A-1: Estadísticos descriptivos de viajes diarios por estación, según categorías de viajes de Bike Santiago 123
Tabla A-2: Estadísticos descriptivos de distancia recorrida por viajes OD 125
Tabla A-3: Estadísticos descriptivos de duración de viajes 125
Tabla A-4: Variables del entorno construido estudiadas 126
Tabla A-5: Estadísticos descriptivos de variables de los modelos de generación 130
Tabla A-6: Estadísticos descriptivos de variables presentes en posibles ubicaciones y triángulos de la modelación de localización óptima 131
Tabla A-7: Optimización secuencial versus optimización total..... 138

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1: Mapa de los SBP registrados en el mundo hacia marzo de 2020. 3
Figura 3-1: Área de influencia de estaciones del SBP. 36
Figura 3-2: Área de influencia de una estación de SBP utilizando triángulos equiláteros para la teselación del espacio urbano. 42
Figura 4-1: Estación de Bike Santiago. 52
Figura 4-2: Comunas de operación de Bike Santiago en 2016 y cantidad de estaciones por comuna. 53
Figura 4-3: Distribución espacial de estaciones de Bike Santiago y viajes generados por estación en el mes observado. 55
Figura 4-4: Viajes diarios promedio, en días laborales y no laborales. 56
Figura 4-5: Accesibilidad y distribución de viajes según distancia recorrida 59
Figura 4-6: Distribución espacial y buffers de las estaciones de Bike Santiago. 61
Figura 4-7: División espacial del área de estudio en triángulos y ubicaciones. 62
Figura 4-8: Distribución de unidades de vivienda en Santiago. 63
Figura 4-9: Distribución de la variable “largo total de ciclovías” en Santiago. 63
Figura 5-1: Elasticidad regresores – demanda, para un mes de referencia. 70
Figura 5-2: Distribución espacial de estaciones en el caso base y en el óptimo 79
Figura 5-3: Expansión óptima de la red de estaciones del SBP. 81
Figura 5-4: Crecimiento total y marginal de la demanda óptima de viajes en el SBP con el aumento de la cantidad de estaciones localizadas. 83
Figura 5-5: Resultados del modelo con 24 ubicaciones fijas en torno a estaciones de metro, para sistemas de 168 estaciones (izq.) y 300 estaciones (der.). 84
Figura 5-6: Generación de viajes según la cantidad de estaciones localizadas, para los escenarios de la ciudad completa y de las comunas operativas en 2016. 86
Figura 5-7: Resultados del modelo con 300 estaciones, con las 168 estaciones del sistema original observado fijas. 88
Figura 5-8: Distribución óptima de estaciones con la red proyectada de ciclovías en Santiago, para un sistema de 168 estaciones. 89

Figura 5-9: Distribución óptima de estaciones para un nivel de demanda mínima de 300.000 viajes mensuales en el SBP. 91
Figura A-1: Dispersión de viajes en Bike Santiago por distancia y tiempo. 124
Figura A-2: Densidad de viajes en Bike Santiago por distancia y tiempo. 124
Figura A-3: Distribución de superficie construida de oficinas en Santiago. 132
Figura A-4: Distribución de superficie construida de comercio en Santiago. 132
Figura A-5: Distribución de superficie de parques en Santiago. 133
Figura A-6: Distribución de sitios sin edificación en Santiago. 133
Figura A-7: Distribución de intersecciones de calles en Santiago. 134
Figura A-8: Distribución del largo promedio de calles en Santiago. 134
Figura A-9: Distribución de zonas con metro a menos de 500m en Santiago. 135
Figura A-10: Generación por estación en distribución espacial óptima para un sistema de 168 estaciones. 136
Figura A-11: Variables independientes y su importancia relativa en la generación de viajes en el óptimo. 137

RESUMEN

Esta investigación presenta una propuesta metodológica para el apoyo de la planificación de los sistemas de bicicletas públicas (SBP), alternativa de transporte que se ha afianzado como un modo atractivo y sustentable de movilidad urbana en los últimos años.

Concretamente, se propone una estructura integrada para la modelación de la demanda de viajes en bicicletas públicas y de la localización óptima de estaciones de un SBP, en función de variables del entorno construido y de accesibilidad. Para esto, se estiman modelos de generación de viajes en un SBP a través de regresiones múltiples, para diferentes tipos de viaje y períodos de la semana. Luego, se desarrollan modelos de cobertura máxima de demanda para localizar las estaciones del SBP, los que se ajustan a los modelos de generación de viajes y los que se aplican en distintos escenarios posibles.

Para probar la metodología propuesta, se ha utilizado el sistema Bike Santiago. Los resultados obtenidos para este caso de estudio confirman la relación entre el entorno construido y el uso de bicicletas públicas, con especial importancia en los usos de suelo residenciales y de oficinas y en la presencia de ciclovías en torno a las estaciones. Además, se ratifica la presencia de patrones endógenos en la demanda, incorporados a través de variables de accesibilidad a usos de suelo. Luego, por medio de los modelos de localización óptima se obtuvieron distribuciones espaciales de las estaciones del SBP que estiman un mayor nivel de viajes mensuales para configuraciones con mayor densidad de estaciones en el centro de Santiago y a lo largo zonas con ciclovías en su entorno.

En conclusión, se confirma que la modelación de viajes y de la localización de estaciones permite identificar aspectos relevantes para una mayor generación de viajes en bicicletas públicas, punto relevante para la toma de decisiones de planificación de los SBP.

Palabras Claves: *Sistemas de bicicletas públicas, Modelos de demanda de transporte, Modelos de localización, Accesibilidad, Entorno Construido.*

ABSTRACT

This research presents a methodological proposal to support the planning of bike-sharing systems (BSS), a transport alternative that has emerged as an attractive and sustainable mode of urban mobility in recent years.

This work considers an integrated structure to model the demand of public bicycle trips and the optimal location of stations in the system, based on built environment and accessibility-based variables. First, BSS trip generation models are estimated through multiple regressions for different types of trips and periods of the week. Then, maximum demand coverage models are developed to allocate the BSS stations, that are adjusted according to the previous trip generation models and following the structure of different proposed scenarios.

The Bike Santiago BSS has been used to test the proposed methodology. The results obtained for this case study prove the relationship between the built environment and the use of public bicycles, with special relevance of residential and office land uses and of the presence of bicycle lanes around the stations. In addition, the presence of endogenous patterns in demand is confirmed, incorporated through variables of accessibility to land uses. Finally, the outcomes of the optimal location models show spatial distributions for the SBP stations that estimate a higher level of monthly trips for configurations with a higher density of stations in the center of Santiago and along areas with bicycle lanes in its surroundings.

In conclusion, it is confirmed that the modeling of trips and the location of stations makes it possible to identify relevant aspects for a higher generation of trips on public bicycles, a relevant point for planning decisions of the BSS.

Keywords: *Bike-sharing systems, Transportation demand models, Location-allocation models, Accessibility, Built Environment.*

1. INTRODUCCIÓN

Esta sección comprende una breve presentación de los tópicos relacionados con esta investigación. Estos temas corresponden al transporte y desarrollo sustentable, los sistemas de bicicletas públicas, la movilidad y su relación con el entorno urbano y la localización de estaciones de bicicletas públicas. Luego, se presentan las hipótesis, objetivos y alcances del estudio, para finalizar con la estructura del documento.

1.1. Transporte y desarrollo sustentable

En la actualidad, son múltiples las organizaciones a lo largo del mundo que, desde distintos frentes, están trabajando por un gran desafío común: el desarrollo sustentable. Para las Naciones Unidas, este concepto está incluido en el núcleo central de su agenda en el presente, bajo la que se establecen los 17 objetivos a ser cumplidos antes del año 2030 (United Nations, 2015). En particular, la meta número 11 se refiere a la transformación de las ciudades y asentamientos humanos en lugares más inclusivos, seguros, resilientes y sustentables, proceso que involucra cambios significativos de los sistemas de transporte urbano. Así también, instituciones como el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) y la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) consideran el desarrollo sustentable como uno de sus lineamientos principales de trabajo y los sectores de transporte y urbanismo como ejes importantes de esta labor. Por un lado, 24,1% de los préstamos aprobados por el BID en 2019 corresponden a estos sectores (BID, 2019). Por otro lado, la OCDE, a través del Foro Internacional de Transporte (ITF, por sus siglas en inglés), cumple con el rol de coordinar el diálogo entre países para la creación de políticas de transporte que apunten hacia el crecimiento económico, la sustentabilidad ambiental y la inclusión social (ITF, 2014).

Parte importante de las problemáticas vividas en las ciudades se relaciona con las características y dinámicas del desplazamiento de las personas. Algunos ejemplos de estos desafíos urbanos son la congestión vehicular, la emisión de gases contaminantes y de

material particulado, la contaminación acústica y los accidentes viales; todas externalidades negativas del transporte. Por un lado, estos fenómenos pueden generar altos costos sociales en la población a nivel local, ya sea por el tiempo adicional requerido en los traslados ante un mayor nivel de tráfico, por los impactos en la salud de las personas o por las muertes provocadas (Vickrey, 1969; Woodcock et al., 2009). Por otro lado, estas actividades también pueden tener consecuencias globales, a través de la contaminación atmosférica y por su contribución al calentamiento global. De hecho, el sector de transporte fue responsable de 20% de las emisiones de CO_2 de los sectores productivos a nivel mundial en 2014. solo superado por el sector de energía (Ritchie & Roser, 2020).

En consecuencia, surge la necesidad de promover políticas que apunten hacia sistemas de transporte urbano más sustentables (Banister, 2000). Esta labor considera un trabajo en múltiples dimensiones, con particular énfasis en el fomento de medidas que promuevan la eficiencia energética, un buen sistema de transporte público y la mejora de las condiciones para viajes no motorizados (Jabareen, 2006; Kenworthy, 2006). En este contexto, los últimos años han estado marcados por el desarrollo de distintas opciones de movilidad sustentable, proceso en el que los Sistemas de Bicicletas Públicas (SBP) han proliferado y se han consolidado como una alternativa atractiva para la movilidad de las personas.

1.2. Los sistemas de bicicletas públicas

A grandes rasgos, los SBP consisten en servicios que permiten el uso compartido de una flota de bicicletas (Shaheen et al., 2010). Sus orígenes se remontan a 1965, año en que se realizó la primera prueba del uso libre de bicicletas, en la ciudad de Ámsterdam. Esta intervención consistió en la distribución de bicicletas pintadas de blanco por la ciudad, las que podían ser ocupadas por cualquier persona sin restricción. Si bien aquella experiencia no tuvo los resultados esperados, esta marcó un precedente para el desarrollo posterior de los SBP, los que han logrado una adopción exitosa y se han mantenido en operación en diversas ciudades del mundo (DeMaio, 2009). De hecho, la presencia de este modo de transporte ya supera los 2.000 programas en los cinco continentes, con más de 15 millones

de bicicletas públicas en operación (Meddin & DeMaio, 2020). La Figura 1-1 muestra gráficamente los SBP en operación en el mundo hacia marzo de 2020.

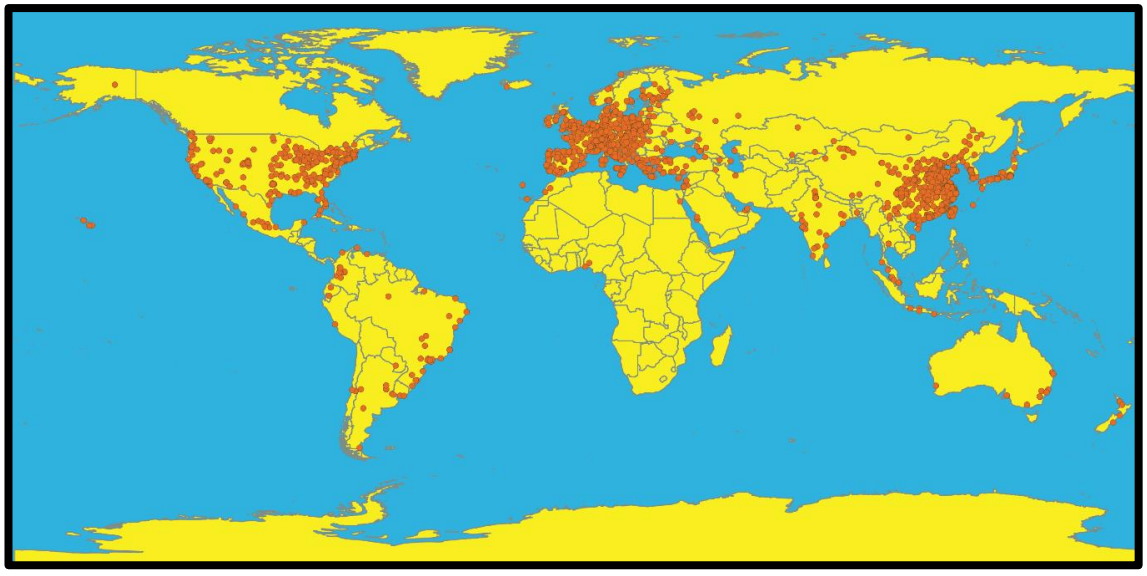

Figura 1-1: Mapa de los SBP registrados en el mundo hacia marzo de 2020. Fuente: Elaboración propia con datos de Meddin y DeMaio (2020).

Evidencia de múltiples ciudades sostiene que los SBP son una alternativa de transporte con impactos ambientales y sociales positivos. Por ejemplo, se ha observado que la implementación de estos sistemas genera una reducción de la emisión de gases contaminantes y una disminución de la congestión observada, especialmente en zonas de alta densidad urbana y durante horarios punta (Hamilton & Wichman, 2018; Zhang & Mi, 2018). En particular, estos efectos se potencian ante la presencia de sistemas de transporte público robustos, los que junto a los SBP permiten mejores opciones de movilidad intermodal (Wang & Zhou, 2017). Otros beneficios observados en distintos estudios son el aumento del uso de la bicicleta en general (Fuller et al., 2013; Vogel et al., 2014), la mejora de la conectividad y de los tiempos de viaje (Bullock et al., 2017), la sustitución de viajes previamente realizados en automóvil (Fishman et al., 2014), un menor riesgo de lesiones en comparación a los usuarios de bicicletas privadas (Fishman & Schepers, 2016) y efectos positivos en la salud de las personas en el largo plazo (Otero et al., 2018;

Woodcock et al., 2014). Así también, se han evidenciado efectos económicos positivos en el valor de las viviendas localizadas en la cercanía de estos sistemas, como una señal de la plusvalía que generan estos sistemas en su entorno (El-Geneidy et al., 2016).

Este tipo de soluciones de movilidad se ha destacado por mantener una constante renovación tecnológica a lo largo de los años. En términos generales, este proceso ha pasado por cuatro generaciones marcadas por distintos hitos significativos (Shaheen et al., 2010). En primer lugar, el uso de bicicletas de forma libre. Segundo, la incorporación de estaciones. En tercer lugar, la implementación de interfases tecnológicas para su gestión. En cuarto lugar, la aplicación de sistemas de redistribución de bicicletas sensibles a la demanda, con apoyo de tecnología GPS y de la integración con otros modos. Esto último es posible por el uso de tecnologías inteligentes de transporte, las que permiten registrar en tiempo real los viajes, sus estaciones de origen y destino, los horarios y tiempos de viaje, el usuario involucrado, entre otros aspectos que sirven para un mejor registro y control del sistema. De forma paralela, algunos de estos sistemas han incorporado opciones de movilidad eléctrica y, desde 2016, se encuentran en operación los SBP con anclaje inteligente (sistemas *dockless*), los que permiten el despliegue de bicicletas en las calles sin la necesidad de estaciones de anclaje (ITDP, 2013; Shen et al., 2018). En definitiva, los desarrolladores de SBP han mostrado ser capaces de reinventar estos sistemas a lo largo de los años, para ofrecer cada vez mejores soluciones de movilidad y para adaptarse a las necesidades de los usuarios, a través de un mejor acceso a datos y con el uso de mejores herramientas de planificación y gestión.

Pese a lo anterior, la experiencia de distintos SBP en el mundo ha revelado una serie de problemas que pueden causar dificultades en su sostenibilidad. Por ejemplo, se encuentran los problemas asociados a la ubicación y densidad inadecuada de estaciones de anclaje de bicicletas (Conrow et al., 2018), la disponibilidad limitada de bicicletas para los usuarios (Kabra et al., 2018), la carencia de infraestructura ciclista adecuada y la baja percepción de seguridad por parte de los usuarios (Fishman et al., 2012). También están las pérdidas

por robos y vandalismo (Midgley, 2011), las condiciones topográficas y climáticas adversas (Sun et al., 2018), y las complicaciones financieras (Audikana et al., 2017).

Con respecto a este último punto, estos sistemas pueden presentar problemas por costos elevados e ingresos insuficientes. Por un lado, dentro de los costos de estos sistemas se encuentran los costos de capital y los costos operacionales. Los primeros corresponden a la fabricación e implementación de bicicletas y estaciones, la configuración del sistema computacional y la compra de vehículos de distribución. Los segundos engloban la mantención de las bicicletas, su redistribución, los gastos administrativos y los gastos asociados a los espacios de almacenamiento y de trabajo, entre otros (DeMaio, 2009). Como referencia, los costos de capital alcanzaron los 2.670 euros en Montreal y los 3.916 euros en Toulouse, por cada bicicleta del sistema, mientras que los costos de la expansión de 2014 del sistema en Dublín alcanzaron los 4.000 euros por bicicleta (Bullock et al., 2017). Además, se registraron 1.283 euros de gastos operacionales anuales por bicicleta en esta última ciudad. Por otro lado, los ingresos están relacionados con la cantidad de membresías, el número de arriendos casuales de bicicletas, los ingresos no operacionales por publicidad y los subsidios estatales, variables que varían según las características del sistema, de los usuarios, del entorno y de las partes interesadas (ITDP, 2013).

Conforme a lo anterior, estos sistemas pueden presentar serios retos relacionados con la incertidumbre de la demanda futura y la estabilidad de sus modelos de negocio en el largo plazo (Shaheen et al., 2010). De hecho, si los factores relacionados con el uso de bicicletas públicas no son los idóneos, las subscripciones y los viajes en el sistema pueden no ser suficientes para garantizar su estabilidad financiera y pueden terminar por forzar su término de operaciones (Sun et al., 2018). Es por esto por lo que la búsqueda de nuevas herramientas de planificación y gestión y el estudio de los principales aspectos relacionados con los SBP siguen siendo contribuciones relevantes para el despliegue de estas soluciones de movilidad urbana en el mundo. Bajo esta idea surge entonces la motivación principal del desarrollo de la presente investigación académica.

1.3. La movilidad y su relación con el entorno urbano

La forma como está construida una ciudad y las dinámicas de transporte que se observan en ella son componentes urbanos estrechamente relacionados. De hecho, el vínculo entre estos fenómenos se manifiesta en ambos sentidos (Wegener & Fürst, 1999). Por un lado, las variables del uso del suelo afectan la demanda de viajes de las personas, es decir, la distribución de hogares, trabajo y comercio, entre muchos otros factores, tienen incidencia directa en el sistema de flujos de personas en una ciudad. Por otro lado, los tiempos de viaje percibidos y las externalidades de transporte presentes por los viajes de personas en distintos modos influyen en la decisión de localización de los habitantes y las empresas en el mediano y largo plazo. Esto se puede observar, por ejemplo, ante los cambios del uso del suelo y el aumento de las plusvalías de los terrenos ubicados en las cercanías de nuevas estaciones de metro (Bajic, 1983), así como en los cambios de densidad de población por la presencia de autopistas y vías férreas (Redding & Turner, 2015).

En el contexto de este estudio, se considerará como parte del análisis el primer tipo de relación señalada, es decir, la influencia de los factores del entorno construido en los patrones de viaje de las personas. De acuerdo con Ewing y Cervero (2010), si bien las variables de transporte en general se comportan de forma relativamente inelástica frente a los cambios individuales en el entorno construido, estos efectos se complementan y aumentan al considerarse de forma conjunta. En particular, dentro de su meta-análisis identifican que los viajes realizados en bicicleta tienden a mostrar elasticidades positivas, de baja magnitud y significativas con respecto a variables como la densidad de empleos y hogares, la diversidad de usos de suelo, la cercanía a parques, la densidad de intersecciones y la cercanía al centro de la ciudad (Ewing & Cervero, 2010). En función de estos resultados, surge entonces la pregunta sobre qué tan fuerte y cómo se da la relación entre los atributos urbanos y la generación de viajes en bicicletas públicas, particularmente en lugares donde esta relación no se ha estudiado antes de forma directa. Esta interrogante es parte importante del análisis considerado en este estudio.

Otro elemento importante para el análisis de los patrones de viajes de las personas con relación al entorno urbano y el uso del suelo es la accesibilidad. Este es un concepto abstracto que ha sido definido de múltiples maneras en la literatura a lo largo del tiempo y que suele ser adaptado al propósito para el que es utilizado en cada investigación. De hecho, según la definición que utilicen los autores se establece la base para la forma funcional del indicador de accesibilidad a ser considerado en cada estudio (Geurs & van Wee, 2004). Algunas de las definiciones que han sido propuestas se relacionan con el potencial de oportunidades de interacción (Hansen, 1959), el número o densidad de oportunidades de cierto tipo dentro de un rango específico de tiempo o de costos de viaje (Wachs & Kumagai, 1973) e incluso con formulaciones más complejas, como la modelación de todas las actividades con las que un individuo se relaciona, bajo restricciones de planificación y considerando características como el encadenamiento de tramos del viaje (Dong et al., 2006). Así también, existen distinciones en el alcance de la medición de la accesibilidad, la que puede ser considerada desde un punto de vista integral o en términos relativos (Ingram, 1971).

Por consiguiente, surge la pregunta de cómo entender el concepto de accesibilidad para el caso de las bicicletas públicas y de cuál es su impacto en la generación de viajes en los SBP. Esta es otra de las interrogantes consideradas en la investigación, a través de una propuesta metodológica que es presentada más adelante en el documento.

1.4. La localización de instalaciones de bicicletas públicas

Dentro de los desafíos afines con la planificación de los SBP están las decisiones relacionadas con las instalaciones para las bicicletas. Para los SBP basados en estaciones, algunas tareas involucradas son la decisión de la cantidad de estaciones a instalar, el número de espacios para bicicletas que va a tener cada estación y la ubicación de cada estación a lo largo del área de operación del sistema. Estas medidas están sujetas a los recursos y el espacio disponible, además de estar asociadas a restricciones técnicas y normativas, como la facultad de ser instaladas sobre la acera o la calzada y la prohibición

de instalación en ciertas zonas o comunas de la ciudad (ITDP, 2013). Además, pueden surgir barreras políticas que restrinjan la llegada de estos sistemas a ciertas zonas de la ciudad de que estén regidas por un gobierno local que no apruebe estos sistemas o que haya firmado un acuerdo de exclusividad con un proveedor distinto de servicios similares, por ejemplo, lo que impide que se tenga plena disposición del espacio público para instalar la infraestructura del SBP.

Los sistemas con anclaje inteligente o *dockless* presentan retos similares, relacionados con la identificación de lugares para una redistribución eficiente de bicicletas (Shen et al., 2018). Estas ubicaciones, si bien no se relacionan con una estación, corresponden a los puntos donde los camiones del operador reubican las bicicletas y donde los usuarios deben devolver la bicicleta cuando aceptan contribuir en el rebalanceo del sistema, por medio de un incentivo (Pal & Zhang, 2017). Además, los sistemas *dockless* suelen ser criticados por bloquear el paso de los peatones (Gu et al., 2019), por lo que se presenta la necesidad de identificar zonas de estacionamiento de bicicletas, las que concentren puntos de demanda, sean reconocibles por los usuarios y contribuyan con el orden en el uso del espacio.

Este trabajo presenta su foco en los SBP basados en estaciones. Luego, en función de lograr un mejor desempeño de este tipo de sistemas, las decisiones de cantidad, tamaño y localización deben estar alineadas con preguntas estratégicas como las siguientes: ¿Cómo incide el número de estaciones, su tamaño y su ubicación en la generación de viajes en los SBP? ¿Qué factores del entorno de las ubicaciones posibles de las estaciones son más atractivos para la instalación de una estación en ese lugar?

Desde la academia, estos desafíos suelen ser abarcados por el área de investigación de operaciones, en particular, por los estudios relacionados con la localización óptima de recursos. Dentro de esta disciplina se han planteado distintas estructuras matemáticas para modelar estas situaciones, dependiendo del tipo de recurso que se está estudiando, el objetivo de la optimización y las condiciones del problema.

Para el caso de esta tesis, se considerará el tipo de modelamiento matemático relacionado con los problemas de cobertura máxima (en inglés: *Maximal Covering Location Problem* o MCLP). Este tipo de problemas consisten en maximizar la cobertura de la demanda con un servicio cuya distancia de operación máxima es fija, a través de la localización de un número también fijo de instalaciones (Church & Revelle, 1974). Esta formulación puede ser usada para ubicar distintos tipos de instalaciones que no son necesariamente suficientes para abarcar el total de la demanda generada debido a la distancia entre las instalaciones y los nodos de demanda, como en el caso de empresas con reparto a domicilio dentro de cierta zona de cobertura o la instalación de estaciones de bicicletas públicas en la ciudad, como será planteado en este documento.

1.5. Hipótesis

Esta tesis se basa en dos hipótesis principales. En primer lugar, se plantea que los atributos del entorno construido y las medidas de accesibilidad a distintos tipos de uso de suelo pueden explicar significativamente la demanda por el uso de bicicletas públicas. En segundo lugar, se sostiene que el uso de modelos de optimización aplicados en sistemas de bicicletas públicas puede guiar la localización de estaciones para la generación de una mayor cantidad de viajes en el sistema, en comparación con los viajes observados empíricamente.

1.6. Objetivos

En respuesta a las hipótesis propuestas, el objetivo principal de esta investigación consiste en el desarrollo de una metodología que permita apoyar la toma de decisiones en torno a la planificación de la ubicación de las estaciones de sistemas de bicicletas públicas, a través del uso de información del entorno construido de una ciudad, datos de los viajes en bicicletas públicas en esta ciudad o en una ciudad de similares características y con el uso de herramientas de optimización.

En función de este propósito, se consideran los siguientes objetivos específicos:

a) Revisión del estado del arte en temas de bicicletas públicas.
b) Descripción de los viajes en bicicletas públicas en una ciudad seleccionada como caso de estudio.
c) Desarrollo de modelos de demanda que permitan identificar y cuantificar la relación de las variables del entorno construido y de la accesibilidad a distintos tipos de uso de suelo con la generación de viajes en bicicletas públicas, con énfasis en posibles aspectos endógenos relacionados a la estructura de estaciones del sistema.
d) Planteamiento de un modelo de localización óptima que permita reconocer una distribución eficiente de estaciones de bicicletas públicas en una ciudad, según atributos y restricciones del entorno urbano y del sistema de bicicletas públicas.
e) Evaluación de escenarios caracterizados por decisiones estratégicas con respecto al número y ubicación de estaciones un SBP dentro en una ciudad.

1.7. Alcances

Este trabajo tiene como base un caso de estudio, específicamente uno de los SBP presentes en la ciudad de Santiago de Chile hacia el año 2016. Debido a esto, la presente tesis considera el estudio de un SBP basado en el uso de estaciones de anclaje, cuya matriz de viajes posibles está limitada por la red de estaciones y el cual no presenta interacción directa con otros SBP u otros modos de transporte. En cuanto a la modelación de la demanda, esta considera datos revelados de la operación del SBP estudiado y no considera información declarada ni datos socioeconómicos de los usuarios del sistema. Tampoco se consideran efectos climáticos ni temporales relacionados con distintas épocas del año. En cuanto a la modelación de la localización óptima, no se consideran directamente los costos de capital y de operación del sistema, debido a la falta de esta información privada del proveedor del servicio, por lo que se proponen supuestos que permiten controlar la carencia de esta información.

1.8. Estructura del documento

La estructura de este trabajo se compone de seis capítulos principales. Primero, la introducción y presentación general presente en las páginas anteriores. Posteriormente, se exponen los avances de la literatura vinculada a este tema. Luego, se presenta la estructura metodológica utilizada en esta investigación. Después, se describe el caso de estudio considerado para aplicar la metodología propuesta. A continuación, se exponen y discuten los resultados obtenidos. Finalmente, se muestran las conclusiones de esta tesis.

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

Pese a la reciente expansión de los SBP en el mundo, son múltiples las líneas de investigación que se han propuesto y desarrollado en torno a este modo de transporte dentro de la literatura. La primera parte de investigaciones relacionadas con SBP abarcan temas de sustentabilidad y promoción del uso de bicicletas, aspectos tecnológicos, beneficios e impactos de los SBP para las personas y para el sistema de transporte, preferencias y perfil de los usuarios, integración con el transporte público, aspectos de seguridad y aspectos logísticos (Fishman et al., 2013). Otros temas que han sido desarrollados incluyen la historia y el crecimiento de estos sistemas a lo largo de los años, las barreras presentes para los usuarios del sistema, aspectos regulatorios, las particularidades para sistemas con anclaje inteligente sin estaciones (sistemas *dockless* en inglés) y los SBP que incluyen operación de bicicletas eléctricas (Fishman, 2016). Además, parte importante de la investigación relacionada a las bicicletas tradicionales y su uso en general puede ser relacionada a este modo de transporte, con salvedades respectivas a la propiedad de los equipos, las características del servicio y otras particularidades de los SBP.

A continuación, se presentan las referencias encontradas en la literatura que permiten generar un contexto adecuado para el desarrollo de esta investigación y desde las cuales se perfila el aporte de esta tesis dentro de esta área de conocimiento.

2.1. La demanda de viajes en bicicletas públicas

Al evaluar un SBP, uno de los factores más relevantes a considerar es su demanda. Esto abarca no solamente la estimación de cuántos viajes se podrían generar, cuántos usuarios se podrían captar y de qué forma estarían distribuidos sus viajes, sino también el estudio de los factores que tienen mayor relevancia en los posibles cambios en los viajes del sistema frente a modificaciones operacionales o de factores externos. En este contexto, la literatura presenta diversas metodologías para la modelación del uso de bicicletas

públicas, que consideran principalmente la generación, atracción y distribución de viajes y secciones de viaje en diversas condiciones y bajo el uso de distintas fuentes de datos.

2.1.1. Tipos de viajes, usuarios y particularidades de los SBP

A diferencia del uso de bicicletas tradicionales, donde el usuario puede iniciar su viaje directamente en el origen de su viaje y finalizar exactamente en su destino final, el uso de bicicletas públicas suele implicar una componente de acceso al lugar donde se encuentra la bicicleta disponible y otra componente al dejar la bicicleta y desplazarse a su destino o a hacer conexión con otro modo de transporte. En particular, esto es más notorio en los SBP basados en estaciones, donde el usuario debe acercarse a una estación para encontrar y desbloquear una bicicleta, para luego devolverla en cualquier estación y finalizar su viaje en el sistema (Kabra et al., 2018).

Para un sistema de n estaciones, existe un conjunto de $n^2 - n$ conexiones posibles con otras estaciones y n viajes posibles desde y hacia una misma estación (Noland et al., 2019). En Noland et al. (2019), se diferencian los viajes que son realizados entre estaciones distintas (OD) y viajes realizados en torno a una misma estación (*loops*) en su análisis, lo que les permite identificar qué destaca a cada uno de estos tipos de viajes. Luego, los resultados obtenidos en este estudio permiten concluir que los *loops* están posiblemente relacionados con motivos recreacionales, debido a su cercanía a parques, por ser en general viajes casuales y por tener una mayor proporción relativa al total de viajes en días no laborales.

En términos generales, hay características personales, del viaje, del contexto ambiental, de las instalaciones y de percepciones subjetivas que afectan la intensión por el uso de bicicletas tradicionales (Fernández-Heredia et al., 2016). Esto también se observa para las bicicletas públicas. En este caso, los usuarios ajustan su uso de los SBP por distintos factores, tales como el tipo de viaje, si es *loop* o entre estaciones distintas, el intervalo de tiempo permitido para hacer uso de una bicicleta, si se puede hacer un nuevo viaje en conexión sin costo adicional justo tras terminar un viaje, si se requiere de un cambio de

bicicleta para continuar un viaje largo y si el viaje es perfectamente simétrico (usa las mismas estaciones a la ida y a la vuelta) o no, entre otros aspectos (Bordagaray et al., 2016). Por ejemplo, los patrones simétricos son típicos de los traslados frecuentes al trabajo y a los estudios, mientras que los viajes casuales, en cambio, son más heterogéneos y asimétricos. Igualmente hay distintos patrones de viajes entre mujeres y hombres usuarios de estos sistemas, como en el hecho de que las mujeres tienden a desplazarse más lento que los hombres sobre las bicicletas y en la tendencia de los hombres de tener mayor probabilidad de hacer viajes del tipo *loop* (Zhao et al., 2015). Así también, se observan diferencias entre usuarios miembros y usuarios casuales, con una mayor probabilidad de realizar viajes al trabajo o estudio (c*ommuting*) por parte de los primeros y una mayor probabilidad de que los viajes de los segundos sean con propósito recreacional (Faghih-Imani & Eluru, 2015; Noland et al., 2019).

2.1.2. Estimación de demanda sin datos previos de operación

Ante la carencia de datos de viajes en una ciudad, la modelación de viajes queda restringida a estimaciones de generación de viajes generalmente basadas en otras ciudades donde este tipo de sistemas ya se encuentran en operación. Este es el caso de la metodología usada por Krykewycz *et al*. (2010), en la que se estimaron factores relacionados a entornos urbanos de distintas características y se hicieron estudios comparativos de zonas más idóneas para la instalación de las estaciones de un SBP según datos demográficos y del entorno construido en la ciudad de Filadelfia. Aunque los resultados obtenidos para los escenarios evaluados se mantienen dentro de los niveles esperados según las ciudades de referencia, el estudio no permite pronosticar si la ciudad tendrá un nivel de demanda bajo, medio o alto. En particular, entrega valores que van desde los 5.900 a los 23.200 viajes diarios, los que varían según factores que el estudio no es capaz de controlar frente a la escasez de información.

Por otro lado, en un estudio realizado para la ciudad de León en México, se utilizaron datos locales de una encuesta de movilidad para ajustar las tasas de viajes según distintos

perfiles de usuario y luego aplicar estos valores a los datos de la población, con lo que pudieron estimar niveles de demanda para la ciudad (Gámez-Pérez et al., 2019). En este caso, se hizo un uso de preferencias declaradas para estimar la demanda de viajes en SBP, por lo que los resultados responden a una disposición teórica de las personas encuestadas por cambiar su modo de transporte por la bicicleta pública para algunos de sus viajes, sin conocer estos sistemas en la práctica de forma previa. En consecuencia, los resultados pueden tener un alto componente de error que solamente puede ser evaluado una vez inaugurado el sistema.

2.1.3. El uso de información de viajes observados

La expansión de los SBP en el mundo ha catalizado la generación de datos del uso de bicicletas públicas en múltiples partes del mundo y de forma cada vez más masiva. En paralelo, el desarrollo de nuevas tecnologías de información y localización ha permitido disponer de mayor cantidad de registros útiles para el estudio de estos sistemas en tiempo real (Shaheen et al., 2010). En conjunto, esto ha permitido desarrollar modelos más complejos e incorporar otros factores relacionados con una mayor disponibilidad y desagregación de la información, para una mejor gestión operacional, táctica y estratégica de los SBP que ya se encuentran en funcionamiento y para la obtención de aprendizajes relevantes para los nuevos sistemas que aún no entran en operación.

En términos generales, la información de los viajes de SBP se puede categorizar en función de su fuente: pasiva o activa. Por un lado, la información pasiva se caracteriza por el almacenamiento de cortes temporales del sistema, en los que se registra la cantidad de bicicletas presentes en cada una de las estaciones del sistema en determinados momentos separados por un intervalo regular de tiempo. Este tipo de estudios suele estar asociado a una falta de acceso directo a los datos del sistema, por lo que suelen requerir de herramientas computacionales de *web scraping o* de consultas API. Estas aplicaciones obtienen la información de estaciones de SBP por internet, desde plataformas que comparten datos de estos sistemas de forma abierta (O'Brien et al., 2014). En este caso,

la modelación del uso de las bicicletas se realiza en función de los cambios observados entre distintos períodos y distintas agregaciones espaciales de estaciones (Faghih-Imani et al., 2014; Levy et al., 2017; Médard de Chardon & Caruso, 2015).

Por otro lado, la información activa se basa en el registro de cada uno de los viajes realizados en un SBP, con referencia a las estaciones de origen y destino, además de otras entradas, como el registro temporal, la identificación de la bicicleta y del usuario, entre otras (Zhang et al., 2018). Este tipo de registros es frecuentemente usado en la literatura y parte de los datos que son procesados en esta investigación siguen este formato.

2.1.4. Modelos de generación de viajes

Una parte significativa de la literatura relacionada con bicicletas públicas está enfocada en la modelación de la generación de demanda, es decir, la estimación a través de métodos econométricos de la cantidad de viajes que serán originados en torno a las distintas estaciones del sistema o en las distintas zonas de la ciudad en algún intervalo de tiempo determinado. En este contexto, los métodos usados frecuentemente para determinar los factores que tienen mayor relevancia en la generación (o atracción) de viajes en SBP consisten en regresiones lineales, cuyo valor estimado corresponde a la tasa de viajes por periodo o el logaritmo de este número y cuya selección del modelo responde a mejores valores del ajuste R^2 o de criterios como el valor AIC, entre otros (Duran-Rodas et al., 2019). También se han usado herramientas de elección discreta, como el *Logit* Ordinal y Mixto, cuyos parámetros son estimados por técnicas de máxima verosimilitud (Faghih-Imani & Eluru, 2016a; Raux et al., 2017). Por otra parte, Noland (2019) utilizó una metodología de conteo binomial negativo inflada por valores nulos, en la que toma cada par posible de estaciones en el sistema y determina, en primer lugar, la probabilidad de que hayan cero viajes en función de la distancia entre estaciones y, en segundo lugar, la cantidad de viajes generados en los pares de estaciones que probablemente perciben viajes, a través de un conteo binomial negativo con números de viajes enteros desde el cero (Noland et al., 2019).

En cuanto a la agregación de los datos, los estudios más enfocados en la comparación entre distintas ciudades y en la determinación más genérica de los factores que transversalmente son más representativos del nivel de éxito de los sistemas han utilizado como variable dependiente la cantidad de viajes por día por bicicleta, valor que sirve para llevar a un mismo indicador de medición a sistemas de distintos ordenes de magnitud (Fishman et al., 2014; Médard de Chardon et al., 2017). En cambio, estudios desarrollados para un único SBP suelen considerar un nivel más desagregado de los datos, por estación y por un intervalo de tiempo determinado, que puede responder a una separación por segmentos de horas punta y fuera de punta (Noland et al., 2019; Zhang et al., 2017) o por intervalos de tiempo del mismo largo (Faghih-Imani & Eluru, 2016b; Faghih-Imani et al., 2014; Gebhart & Noland, 2014).

2.1.5. El entorno construido y su relación con los SBP

En la modelación de demanda de viajes en bicicletas públicas, existe un uso transversal de variables del entorno construido como principal conjunto de factores que explican el uso de este tipo de servicios de transporte. Esta práctica se da tanto por la relevancia que ha demostrado tener el entorno construido en ciertos aspectos de los patrones de viajes de las personas (Ewing & Cervero, 2001), como por la disponibilidad de datos que existe de este tipo de variables para la elaboración de este tipo de investigaciones. En particular, estudios previos a la proliferación de los sistemas de bicicletas públicas ya confirmaban la importancia de ciertos factores del entorno construido en el uso de bicicletas en general, lo que apoyaba la premisa de que este tipo de variables podrían ser efectivas para la modelación de la demanda por viajes en SBP (Cervero et al., 2009; Moudon et al., 2005).

Las variables del entorno construido que se vinculan con el transporte suelen ser clasificadas en distintas categorías. Dentro de estas, las primeras que fueron utilizadas en los análisis de transporte corresponden a los factores de densidad, diversidad y diseño (Cervero & Kockelman, 1997). Luego se han incorporado otros elementos, como la accesibilidad al destino, la distancia a servicios de transporte y, en menor medida, factores

de gestión de demanda (Ewing & Cervero, 2010). En conjunto, estas propiedades permiten explicar diferentes características de la demanda por viajes desde un punto de vista urbanístico. A continuación, se muestran entonces distintos tipos de medidas del entorno construido que han sido utilizadas para modelar los viajes en bicicletas públicas en la literatura (Bordagaray et al., 2016; El-Assi et al., 2017; Faghih-Imani & Eluru, 2015, 2016a; Faghih-Imani et al., 2017; Lin et al., 2018; Mateo-Babiano et al., 2016; Nair et al., 2012; Noland et al., 2016, 2019; Rixey, 2013; Wang et al., 2015; Zhang et al., 2017).

2.1.5.1. Medidas de densidad habitacional y del uso de suelo

Los atributos de densidad se definen como una cantidad relativa o absoluta de una variable del entorno construido presente en una unidad de superficie determinada. Estas variables pueden medir la presencia de población, hogares, empleo o la superficie de algún uso de suelo en específico, entre otras características del contexto urbano (Ewing & Cervero, 2010). Entonces, la lógica detrás de estas variables considera que una mayor concentración de estos factores puede inducir a una mayor o menor generación o atracción de viajes en una zona.

Para el caso de los SBP, es común que una mayor densidad de comercio, restaurantes y servicios en general, además de puntos de interés relacionados con fines recreacionales logren una mayor generación y atracción de viajes. Por otro lado, una mayor densidad de puntos de trabajo muestra un claro efecto positivo en la actividad de las estaciones, especialmente como atractor de viajes en la mañana, generador de viajes en la tarde y como generador y atractor de viajes a medio día. Así también, mayor densidad de uso de suelo residencial está asociada a mayores niveles de generación de viajes en la mañana y de atracción de viajes en la tarde.

En cuanto a factores que suelen tener distintos efectos en distintas ciudades se encuentran la densidad de industria y de lugares de estudio. Por un lado, es común que haya una mayor densidad de industrias hacia las zonas más alejadas del centro de las ciudades, por

lo que este factor puede no ser concluyente para la modelación de la demanda y es excluido de los análisis (Audikana et al., 2017; Zhang et al., 2017). No obstante, al incluir la presencia de industrias con otros atributos, como uso de suelo de transporte y estacionamiento, se ha mostrado un efecto principalmente negativo en los viajes, posiblemente por relacionarse con lugares menos atractivos para andar en bicicleta (Noland et al., 2019). Por otro lado, hay sistemas que presentan alto uso por parte de universitarios, por lo que la densidad de lugares de estudio aumenta la actividad de las estaciones cercanas. Sin embargo, en otros sistemas el efecto no es el mismo, ante un menor uso de parte de este segmento de la población.

En cuanto a variables cuyo efecto es distinto entre viajes entre estaciones distintas y viajes tipo *loop* se encuentran las que están relacionadas con parques y espacios recreacionales. En un estudio realizado con datos de Minneapolis, se obtuvo que la distancia a parques, ríos y lagos tenía un efecto negativo en los viajes tipo *loop*, por una alta importancia de los viajes con propósito de ocio y recreación en este sistema (Wang et al., 2015).

2.1.5.2. Medidas de diversidad del uso de suelo

Las medidas de diversidad corresponden a indicadores de diferentes tipos de uso de suelo y de la proporción en que se encuentran presentes en la zona. Esto se puede computar por medio de índices de entropía, los que a medida que aumentan representan un uso de suelos más variado (Ewing & Cervero, 2010). No obstante, no diferencian por magnitud, por lo que lugares con distinta densidad pueden tener los mismos valores de diversidad.

En términos generales, la presencia de mayor diversidad de usos de suelo en una zona está relacionada a un mayor uso de los SBP. Esto se ha calculado con el uso de índices de variabilidad según la presencia de puntos de interés de distinto tipo, la cantidad de usos de suelo diferentes en las cercanías y según el porcentaje relativo de múltiples usos de suelo. Por ejemplo, en estudios del SBP presente en la ciudad de Nueva York se incluyeron variables que consideran el porcentaje de uno o más tipos de uso de suelo en comparación

con un uso únicamente residencial hipotético en el área de servicio de cada estación del sistema (Noland et al., 2016, 2019). En ese lugar, una mayor diversidad de usos del suelo mostró tener mayor nivel de actividad en casi todos los modelos tanto en el origen como en el destino. Por otro lado, en un estudio aplicado en tres ciudades asiáticas se utilizó un índice balance de trabajos a hogares, donde una mayor proporción de trabajos relativa a la cantidad de hogares del entorno explicaba una mayor generación de viajes en Taipéi, pero era no concluyente en Beijing y Tokio (Lin et al., 2018).

2.1.5.3. Medidas de diseño

Por otra parte, las componentes de diseño corresponden a características del espacio vial dentro de una zona, como la densidad de calles, la conectividad, la proporción de calles rectas y curvas, estructura de las manzanas e intersecciones, entre otras componentes (Ewing & Cervero, 2010). En definitiva, las variables físicas que caracterizan ambientes por los que circulan los flujos de vehículos motorizados, peatones y ciclistas.

En cuanto a la presencia de ciclovías, es transversal el efecto positivo de su presencia en la mayor generación y atracción de viajes en SBP. Este se ha medido como variables binarias de la presencia de ciclovías en una zona y el largo total de las ciclovías cercanas, por ejemplo. También se ha observado un efecto particularmente significativo cuando es posible llegar del origen al destino a través de una red conectada de ciclovías. En el caso de Brisbane, se identificó un mayor efecto de las ciclovías fuera de pista que otro tipo de ciclovías en la frecuencia de uso de estaciones de SBP, en una ciudad donde los viajes observados son mayores durante los fines de semana y tienen principalmente un propósito recreacional (Mateo-Babiano et al., 2016).

Los resultados anteriores concuerdan con los obtenidos para el uso de bicicletas en general. Por ejemplo, en Rossetti *et al.* (2018) se identifica que los usuarios de bicicletas públicas tienen mayor probabilidad de ser usuarios muy preocupados por la seguridad y con una mayor tendencia a preferir infraestructura ciclista fuertemente segregada e incluso

la vereda antes que a circular por la calles, en comparación con ciclistas que no usan estos sistemas. Así también, en Gutiérrez *et al.* (2020) se identifica que la presencia de ciclovías aumenta la disposición de las personas de cambiarse a la bicicleta para realizar viajes al trabajo o a los estudios, lo que confirma la importancia de este tipo de infraestructura.

Con respecto al diseño vial, una variable de diseño utilizada ha sido la proporción de vías pavimentadas en las cercanías, que muestra un efecto positivo en los viajes en SBP (Wang et al., 2015). También se ha considerado el largo de las calles principales en las cercanías, con un efecto negativo en los viajes para el caso de Chicago (Faghih-Imani & Eluru, 2015). Por otra parte, la presencia de autopistas en las cercanías también se relaciona con entornos menos amigables para el ciclismo y a una menor actividad en las estaciones de SBP de las cercanías. Igualmente, el número de intersecciones en la zona cercana a las estaciones y a lo largo de las rutas de los viajes han sido consideradas, con efectos significativos pero dispares en distintas ciudades estudiadas (Lin et al., 2018).

2.1.5.4. Medidas de accesibilidad al destino

Para determinar la facilidad de una persona de llegar a los posibles puntos que atraen su viaje se utilizan medidas de accesibilidad al destino. Estas pueden ser locales o regionales, expresadas en términos netos, como el total de oportunidades alcanzables en un rango de tiempo o distancia, o a través de un indicador que pondera las oportunidades por un factor asociado a la distancia o el tiempo, como en el caso de la accesibilidad gravitacional (Ewing & Cervero, 2010; Geurs & van Wee, 2004).

Estudios anteriores han mostrado que una mayor accesibilidad a empleos y lugares de comida también suele relacionarse con una mayor cantidad de viajes en SBP (Wang et al., 2015). Así también, una medida de accesibilidad utilizada en algunos estudios es la distancia de las estaciones a los principales centros de las zonas urbanas, la que puede servir para diferenciar los patrones de viajes en estaciones más o menos periféricas (Faghih-Imani & Eluru, 2015; Wang et al., 2015). Sin embargo, pese a su utilidad en la

modelación de viajes, no es común ver medidas de accesibilidad al destino en los estudios de demanda de bicicletas públicas. Por esto, parte de la presente investigación buscar incorporar este tipo de variables en el análisis de viajes de estos sistemas.

2.1.5.5. Medidas de distancia a servicios de transporte público

Con el propósito de incorporar las distintas alternativas disponibles para las personas se utilizan las medidas de distancia a servicios de transporte público. Estas incluyen indicadores de la ruta más corta a las paradas o estaciones de estos servicios desde el origen o hasta el destino, así como medidas de densidad de paradas o líneas de transporte, entre otros (Ewing & Cervero, 2010).

Por ejemplo, la presencia de una estación de metro en las cercanías es un factor relevante en la actividad de una estación de un SBP. Este efecto en la generación y atracción de viajes suele variar según la hora y día de la semana, posiblemente relacionado a un conector de viajes de primera y última milla en conexión con este servicio de transporte. Esto se ha evaluado también con el uso de un ponderador por la cantidad de viajes observados en las estaciones de metro, mostrando también una relación entre estaciones de metro más concurridas y estaciones de bicicletas públicas con mayor actividad (Noland et al., 2016). Por otro lado, la presencia de estaciones de trenes regionales y de metro en Chicago presenta un efecto positivo en la actividad de viajes de miembros del sistema, pero efectos negativos en el caso de viajes casuales (Faghih-Imani & Eluru, 2015).

La mayor presencia de puntos de interés relacionados a modos de transporte tiene un efecto positivo en la generación de viajes, al menos en el caso de Barcelona (Faghih-Imani et al., 2017). Así también, una mayor presencia de estaciones de buses en París ha mostrado tener relación con un mayor uso de las estaciones del SBP, lo que sugiere una posible conexión intermodal entre ambos servicios (Nair et al., 2012).

2.1.6. Agregación espacial de los datos

Para establecer el vínculo entre una variable del entorno construido y los viajes generados en una o más estaciones de un SBP es necesario determinar la forma en que se agregarán los datos espacialmente referenciados. Algunos investigadores han optado por un enfoque agregado, con el uso de zonas de análisis de tráfico (TAZ, por sus siglas en inglés) que están asociadas a cierta cantidad de estaciones localizadas dentro de un perímetro que suele estar definido por otros estudios de planificación de transporte anteriores (Faghih-Imani et al., 2014; Xu et al., 2018). En estos casos, las variables del entorno construido que son utilizadas para la modelación suelen ser también medidas dentro de los límites de las mismas TAZ. En cambio, en otros estudios se ha considerado el uso de zonas de radio fijo (*buffers*) en torno a las distintas estaciones observadas del sistema. En estos casos, puede que para estaciones cercanas exista una sobreposición de estos *buffers*, por lo que es necesario además establecer un criterio de asignación de la información para estos casos. Por ejemplo, en Noland (2019) se utilizaron *buffers* y se estableció que para los casos en que hubiera una sobreposición de dos o más *buffers*, se asignaría la información del entorno construido solamente a la estación más cercana, siguiendo la estructura de los polígonos de Thiessen (Noland et al., 2019).

Para el estudio de variables del entorno construido es también común el uso de grillas para la separación de la información en subsecciones regulares del espacio. Si bien en muchos casos se opta por el uso de grillas cuadradas, donde se separa el espacio en cuadrados de un mismo largo y ancho, también es posible usar hexágonos regulares para esta labor. Estas últimas destacan por una mejor definición de las celdas cercanas, ventajas para la visualización y una mayor cercanía a la forma de un círculo (Birch et al., 2007). Por esto, en función de hacer una correcta división del espacio, que permita no repetir información y que dé una buena aproximación del área de influencia de una estación de un SBP, el uso de hexágonos regulares destaca para realizar una mejor modelación.

2.1.7. Otros factores relacionados con los viajes en SBP

Para una mejor estimación de los viajes en un SBP, se han utilizado múltiples otras variables que incorporan efectos que van más allá de los atributos del entorno construido. Algunos de los factores estudiados en la literatura son los siguientes:

2.1.7.1. Efectos temporales

La separación de los datos en distintos cortes temporales y la aplicación de variables categóricas para identificar los diferentes periodos del día ha servido para reconocer los cambios de patrones de viajes en SBP a lo largo del día y en distintos puntos de la semana. Aquí se reconocen efectos diferenciadores de días laborales versus festivos, efectos de la hora punta, valle y noche y otros efectos puntuales. Por ejemplo, al realizar este tipo de desagregación se identificó que los viernes y sábado por la noche se presenta un alza relativa de viajes con propósito relacionado con la vida nocturna en distintas ciudades de Alemania (Duran-Rodas et al., 2019).

2.1.7.2. Efectos climatológicos

En la investigación de Noland et al. (2019) se habla de la gran variabilidad en los patrones de viajes en distintas estaciones del año. En ese caso, la ciudad de New York presenta climas muy distintos en las distintas estaciones del año y en término generales los viajes tienden a ser más largos en meses más cálidos. (Noland et al., 2019). En el caso de Montreal, el efecto de mayor temperatura también conduce a una mayor generación de viajes, así como una mayor humedad y lluvia conducen a una menor actividad (Faghih-Imani & Eluru, 2016a). Lo mismo ocurre en la ciudad de Toronto, donde se identificó que los viajes aumentan con la temperatura hasta un rango cercano a los 30°C, solo que luego disminuyen por la mayor incomodidad generada en los usuarios. En este lugar, los días con nieve también tienden a disminuir los viajes (El-Assi et al., 2017).

2.1.7.3.Efectos topográficos

A medida que los ciclistas se desplazan hacia lugares más altos y con una mayor pendiente en el camino es mayor el esfuerzo que tienen que realizar, lo que afecta en el patrón de viajes de los ciclistas en distintas zonas geográficas de la ciudad. En este contexto Faghih-Imani et al. (2017) obtienen que para zonas de la ciudad de una misma elevación promedio, los usuarios de bicicletas públicas prefieren usar las estaciones ubicadas en las partes más bajas de una TAZ (Faghih-Imani et al., 2017). Así también un estudio realizado con datos de Brisbane muestra una menor actividad en estaciones en altura, al punto que sugiere la aplicación de bonos para que las personas hagan un esfuerzo adicional y finalicen sus viajes en lugares donde se requiere pedalear en contra de la pendiente, para aumentar la cantidad de bicicletas disponibles en estos lugares que por la topografía cercana no suelen ser grandes atractores de viajes. (Mateo-Babiano et al., 2016).

2.1.7.4. Efectos de la topología y tamaño de la red

Algunos estudios han estimado correcciones por aspectos espaciales de los viajes, en alusión a las posibles relaciones entre la generación (y atracción) de viajes realizados en estaciones próximas en intervalos de tiempo cercanos. Para esto, se han utilizado medidas como la distancia a la estación más cercana, la cantidad de estaciones dentro de ciertos rangos de distancia, la capacidad de estaciones en cierto rango, entre otras mediciones (Rixey, 2013; Wang et al., 2015). En Faghih-Imani et al. (2017) se observa que hay una mayor generación de viajes en zonas con mayor densidad de estaciones, especialmente en la tarde y noche (Faghih-Imani et al., 2017). En cuanto a la autocorrelación espacial, en Noland et al. (2016) se identifica que existe, pero que en la modelación se corrige a través del uso de otro tipo de variables, mientras que en el caso de Zhang et al. (2017) sí se incluye una variable de control significativa en el modelo que controla este efecto (Noland et al., 2016; Zhang et al., 2017).

Por otra parte, algunos estudios han considerado la relación entre una mayor cantidad de estaciones versus la presencia de estaciones más grandes con mayor capacidad. Esto tiene impactos a nivel logístico del sistema, porque está ligado a la labor de redistribución de bicicletas por el operador en el sistema (rebalanceo), así como tiene impactos en términos de la accesibilidad a las estaciones y de la disponibilidad de bicicletas (Kabra et al., 2018).

En este sentido, Faghih-Imani et al. (2017) sostienen que, ante un mismo nivel de capacidad de puntos de anclaje totales del sistema, el uso de los sistemas aumenta con una mayor cantidad de estaciones en lugares distintos (Faghih-Imani et al., 2017). También se ha analizado este efecto a través de la construcción de variables auxiliares que generan una aproximación de la topología y capacidad de una zona en la ciudad de Montreal, con un efecto positivo en la actividad de bicicletas públicas ante mayor densidad y capacidad relativa de estaciones del SBP en una zona (Faghih-Imani & Eluru, 2016a).

2.1.7.5. Efectos por la demanda no observada

Las distorsiones en la demanda observada debido a la ausencia de bicicletas en una estación de origen o la ausencia de espacios libres para dejar la bicicleta en una estación de destino es otro aspecto considerado en la literatura, que afecta las decisiones del tamaño y la distribución de estaciones en el mapa (Çelebi et al., 2018). En el primer caso, los usuarios pueden optar por caminar a otra estación de bicicletas cercana, seleccionar otro modo para su traslado o desistir de realizar el viaje. En el segundo caso, cuando los usuarios ya iniciaron un viaje en bicicleta y no encuentran un espacio disponible en la estación de destino, están obligados a encontrar un espacio disponible en otra estación para poder cerrar el viaje y no recibir una multa.

2.1.7.6. Efectos de la endogeneidad de la demanda

Faghih-Imani et al. (2016) habla de la omisión de factores en la modelación de viajes en bicicletas públicas, por lo que propone el uso de variables de corrección a nivel espacial,

espaciotemporal y a nivel individual de los usuarios. Esto pensando en que la instalación de la estación es un hecho que ocurre una vez, pero el uso de la estación es algo recurrente en el tiempo. Bajo este análisis, concluye que, si no se consideran estas correcciones, el efecto de los otros parámetros al crecer el valor de sus variables sería sobreestimado (Faghih-Imani & Eluru, 2016b).

2.1.7.7. Efectos por la estimación de la ruta de viaje seleccionada

Se han propuesto distintas metodologías de selección de rutas de viajes, para estimar de mejor manera la distancia efectivamente recorrida por los usuarios y mejorar la calibración de los modelos (El-Assi et al., 2017; Levy et al., 2017). Esto es relevante en la medición de variables de accesibilidad, por ejemplo.

2.1.7.8.Efectos por el rebalanceo de bicicletas

Los SBP, debido a las características de su funcionamiento y a los patrones de viaje de las personas que los utilizan, es común que necesiten de una operación de rebalanceo de bicicletas, proceso en que se utilizan camiones para reubicar ciertas bicicletas sacándolas de algunas estaciones y posicionándolas en otras. Si bien este es un factor relacionado con la logística del sistema, afecta la demanda observada en la medida que se pierdan viajes por la ausencia de una bicicleta disponible en una estación o haya un sesgo en el destino del viaje cuando el usuario quiera llegar a una estación, pero tenga que dirigirse a otra por no encontrar un espacio disponible para devolver la bicicleta ahí. En una investigación anterior, se obtiene que ante sistemas más grandes no necesariamente aumenta la necesidad de rebalanceo, pues se compensa también con factores como la variedad de puntos de interés cubiertos por el sistema, por ejemplo (Faghih-Imani et al., 2017).

2.2. La localización de estaciones de SBP

La localización de las estaciones de bicicletas públicas es un problema que también ha sido analizado en la literatura, aunque en una menor proporción que la modelación de demanda de este modo de transporte. A continuación, se presentan algunos aspectos relevantes de estudios anteriores sobre modelos de optimización que tienen relación con lo investigado en esta tesis.

2.2.1. Modelos de localización en general

En términos generales, el análisis de localización es una forma de modelar, formular y solucionar problemas que giran en torno a la acción de ubicar ciertas instalaciones en algún espacio determinado en función de cierto objetivo. Dependiendo de las características de la situación modelada, estos planteamientos pueden tener múltiples variaciones en cuanto a su estructura matemática. No obstante, este tipo de formulaciones se caracteriza por incluir los siguientes componentes (ReVelle & Eiselt, 2005):

a) Consumidores, cuya ubicación conocida
b) Instalaciones que van a ser ubicadas
c) Un espacio (o una red) que alberga la ubicación de consumidores e instalaciones
d) Una métrica que indica la distancia o tiempo entre consumidores e instalaciones

Dentro de los modelos de localización se pueden reconocer tres categorías principales: *minisum, minimax* y de cobertura (Eiselt & Marianov, 2011). Los primeros se relacionan con los problemas en que la suma de las distancias entre instalaciones y consumidores asignados es minimizada, tales como el problema de Weber y el de p-mediana Estas formulaciones están presentes, por ejemplo, en la localización de centros de distribución, para minimizar el costo de transporte. Los segundos son modelos en que se busca minimizar la máxima distancia entre un consumidor y la instalación a la que está vinculado, como el problema de p-centros. Estos modelos son usados en problemas como el de ubicar oficinas de un servicio público de tal manera de que los usuarios más alejados

se desplacen lo menos posible. Por último, las modelaciones de cobertura se caracterizan por asociar instalaciones a consumidores que estén dentro de un rango de distancia máxima de alcance, como el problema de cobertura máxima (M*aximal Covering Location Problem o* MCLP por sus siglas en inglés). Estos están presentes, por ejemplo, en la determinación de la ubicación estratégica de ambulancias para llegar a cualquier punto de la ciudad en menos de una cantidad de minutos determinada.

Debido a las características del problema analizado en la presente investigación, se ha seleccionado una formulación inspirada en la estructura de un MCLP. A modo de referencia, se presenta en el Anexo A la estructura matemática original planteada por Church & ReVelle (1974) para este tipo de modelos.

2.2.2. Modelos de localización aplicados en SBP

Dentro de las publicaciones que integran la decisión de localización de estaciones en el estudio de los SBP se han identificado los siguientes antecedentes:

2.2.2.1. Enfoque de modelación

La modelación de la localización de las estaciones de un SBP ha sido abarcada desde distintos enfoques en la literatura. Dentro de los enfoques netamente determinísticos, se han considerado modelaciones de mínima impedancia (p-mediana), donde se minimiza la distancia media a los puntos de demanda abarcada desde las estaciones a localizar, y de máxima cobertura, donde se busca que las estaciones abarquen la mayor cantidad de demanda posible dentro de un área de cobertura (Conrow et al., 2018; Cuevas, 2018; Frade & Ribeiro, 2015). En particular, algunas publicaciones han comparado estos enfoques, obteniendo mayor cobertura espacial y distanciamiento entre estaciones con el uso de los modelos de mínima impedancia, mientras que un mayor nivel de demanda abarcada y una mayor densidad de estaciones en ciertas zonas importantes con el uso de

modelos de máxima cobertura (García-Palomares et al., 2012; Park & Sohn, 2017). No obstante, falta evidencia empírica que respalde estos resultados.

Por otro lado, dentro de los enfoques con componentes estocásticos, se han utilizado herramientas de simulación para la generación de valores bajo los cuales luego poder optimizar la localización de estaciones de un SBP y comparar escenarios. Por ejemplo, se ha planteado el uso de modelación bi-objetivo, en el que se considera tanto la minimización de los costos sociales de transporte como la maximización de la partición modal de los viajes en bicicletas públicas (Romero et al., 2012). También se ha usado el enfoque de minimizar la demanda no abarcada (Çelebi et al., 2018). Por otra parte, se ha considerado el uso de modelos de costo mínimo, que establecen un valor para distintos elementos relacionados al uso e implementación de un SBP y tienen como función objetivo la minimización del costo total del sistema, dado una tasa de viajes por par origen—destino conocida y usando una formulación del tipo *hub and spoke* (J. R. Lin & Yang, 2011; J. R. Lin et al., 2013). No obstante, esquemas de modelación con componentes estocásticas son más frecuentes en la modelación del uso y la redistribución de bicicletas públicas (Shu et al., 2013).

2.2.2.2. Definición espacial

Es frecuente que los estudios de modelación de los SBP utilicen una definición discreta del espacio. Esto considera la identificación de conjuntos finitos de posibles ubicaciones de estaciones ya sea por zonas o por ubicaciones puntuales. Así también, la vinculación de la información del entorno puede ser a través del uso de zonas (Frade & Ribeiro, 2015) o criterios de distancia (Çelebi et al., 2018; Conrow et al., 2018; García-Palomares et al., 2012; J. R. Lin & Yang, 2011; J. R. Lin et al., 2013; Park & Sohn, 2017).

2.2.2.3. Variables

La variable principal de estos problemas de modelación es la presencia de una estación en una la ubicación determinada. En función de las características del enfoque de modelación planteado aparecen otras variables, como las variables auxiliares para vincular las ubicaciones con otros atributos del entorno y con los puntos de generación y atracción de demanda (Çelebi et al., 2018; Conrow et al., 2018; J. R. Lin & Yang, 2011). También son utilizadas las variables relacionadas con la capacidad y stock de bicicletas disponibles en una estación (Çelebi et al., 2018; J. R. Lin et al., 2013).

2.2.2.4. Restricciones

Entre las restricciones presentes en estos modelos, se observan las condiciones asociadas al cumplimiento de un nivel de demanda, específicamente en los enfoques de modelación de costo mínimo y p-medianas. En el caso de los modelos que consideran costos, estos pueden flexibilizar la cobertura de demanda con una penalización asociada a la demanda no abarcada (J. R. Lin & Yang, 2011). Por otro lado, los enfoques del cobertura máxima incorporan restricciones de presupuesto, relacionadas con la cantidad de estaciones disponibles para ubicar (Conrow et al., 2018; Park & Sohn, 2017).

Otras restricciones utilizadas en la literatura aparecen en función del alcance de la modelación. Por ejemplo, se han considerado restricciones relacionadas con la localización conjunta de estaciones de SBP y ciclovías (J. R. Lin & Yang, 2011). Así también, se han diseñado restricciones para cumplir con las condiciones límites de inventario de bicicletas en una estación localizada y de costos e ingresos asociados al uso y redistribución de bicicletas, cuando esto es parte del modelo (Frade & Ribeiro, 2015; J. R. Lin et al., 2013). Finalmente, existen restricciones asociadas a la construcción y vinculación de variables auxiliares y conjuntos que permiten un correcto funcionamiento de los modelos, además de las restricciones asociadas a la naturaleza de las variables.

2.2.2.5. Parámetros

Los principales parámetros que aparecen en estas formulaciones matemáticas corresponden a los valores asociados a la demanda, así como las medidas de distancia entre unidades espaciales. Además, un parámetro importante es la cantidad de estaciones disponibles para localizar, cuando este no forma parte de las variables del modelo. Así también, algunos modelos consideran parámetros asociados a los costos de infraestructura y operación de los SBP, así como posibles ingresos asociado al cobro de multas y el pago de subscripciones de los usuarios, entre otros parámetros financieros del sistema (Frade & Ribeiro, 2015; J. R. Lin et al., 2013; Romero et al., 2012). En parte de estos casos se consideran igualmente algunos parámetros de la flota de camiones disponible para relocalizar bicicletas y el número de bicicletas en el sistema. Igualmente, algunas investigaciones usan algunos parámetros para el preprocesamiento de ubicaciones posibles para estaciones, como la información de viajes cortos en taxi y la presencia de ciclovías en una zona (Conrow et al., 2018; Park & Sohn, 2017).

2.2.2.6. Herramientas de modelación y solución

Por una parte, destaca el uso de Sistemas de Información Geográfica (SIG) para el análisis espacial de datos (Conrow et al., 2018; García-Palomares et al., 2012). Estas herramientas permiten el tratamiento de la información según su ubicación georreferenciada, lo que facilita la tarea de relacionar los parámetros del modelo con las variables de decisión. Por otra parte, para la solución de estos modelos se han considerados distintas herramientas computacionales y enfoques de solución. Lo más común es la búsqueda de soluciones óptimas con el uso de un *solver* de optimización como XPRESS, LINGO 11.0 y FICO Xpress-IVE o ciertos paquetes de ArcGIS (Conrow et al., 2018; Frade & Ribeiro, 2015; García-Palomares et al., 2012; J. R. Lin & Yang, 2011). Dentro de otros ejemplos, se utilizó Matlab para el procesamiento de un modelo planteado con una estructura de optimización dinámica (Frade & Ribeiro, 2015), mientras que en otro caso se diseñó un algoritmo para la solución heurística de un modelo en C++ (J. R. Lin et al., 2013).

3. METODOLOGÍA

Conforme al objetivo principal de esta tesis, esta sección presenta una metodología para el apoyo de la toma de decisiones de planificación de los SBP mediante herramientas de modelación matemática y optimización, calibradas con información revelada de viajes realizados y del entorno construido. Este capítulo se compone de dos partes: En primer lugar, la estimación y calibración de modelos de demanda de viajes generados en un SBP con datos observados del sistema y su contexto urbano. En segundo lugar, la modelación de la localización óptima de estaciones de bicicletas públicas, en función de parámetros asociados a la generación de viajes previamente modelada y con el uso de información del entorno construido en el espacio considerado para localizar las estaciones.

3.1. Modelación de la generación de viajes en un SBP

La primera hipótesis de esta investigación es la idea de que a través de atributos del entorno construido y medidas de accesibilidad a distintos tipos de uso de suelo es posible explicar de forma confiable la demanda por el uso de bicicletas públicas. Entonces, para comprobar esta suposición, se plantea la estimación de modelos econométricos calibrados con información observada de los viajes realizados en un SBP y de distintos factores relacionados con el contexto urbano de las estaciones de este sistema.

Dadas las características del problema, se considera el uso de modelos de generación de viajes con la estructura de regresión lineal múltiple. Por un lado, se opta por modelos de generación, porque estos permiten estimar la magnitud de viajes realizados dentro de un SBP. Si bien la modelación de la distribución de viajes y la asignación de rutas puede ser de gran utilidad para el manejo operativo de los SBP, estas se escapan del alcance de esta investigación. Por otro lado, se opta por usar modelos lineales debido a su fácil aplicabilidad y comprensión, a diferencia de otros modelos de mayor complejidad matemática y de uso menos extensivo como los modelos *Logit*. Además, este tipo de modelación con regresiones lineales ya ha sido utilizado en investigaciones previas relacionadas con este tema, como fue comentado en la sección de revisión bibliográfica.

3.1.1. Variables dependientes

Las variables dependientes de los modelos utilizados corresponden a los promedios diarios de viajes iniciados en una estación en un día de la semana y periodo del día determinado, para un tipo de viaje ya sea entre estaciones distintas (viaje tipo OD) o desde y hacia una misma estación (viaje tipo *loop*). Los valores de estas variables son obtenidos de los registros depurados de viajes realizados por los usuarios del sistema analizado, los que contienen el total de transacciones en el SBP con referencias espaciales y temporales.

Parte de los viajes que son realizados en los SBP están compuestos de dos o más etapas de viaje (Bordagaray et al., 2016). Esta situación surge por los criterios de cobro establecidos para los usuarios, quienes en ciertos casos deben cambiar de bicicleta o realizar una parada en una estación intermedia cuando su viaje supera el tiempo de uso permitido por el sistema para un viaje. En caso de no cumplir con el tiempo máximo de uso, el usuario deberá pagar una penalización monetaria, por lo que la respuesta racional del usuario es la de realizar una parada intermedia y así reestablecer el tiempo de uso. Por esto, la construcción de las variables dependientes también considera la concatenación de etapas y la construcción de viajes completos, para conocer el origen y el destino efectivos de los viajes en el sistema.

3.1.2. Variables independientes

La estructura de los modelos de generación planteados en este estudio considera como variables independientes un conjunto de características locales de cada estación del SBP, como del entorno de las estaciones a las que se puede llegar desde cada estación de origen del viaje modelado. Estas variables se clasifican como variables del entorno construido local y variables de accesibilidad para términos de esta modelación. Otro tipo de variables independientes, como las relacionadas con aspectos temporales o climatológicos, no son incorporadas en este modelo, en función del alcance de la metodología propuesta.

3.1.2.1. Variables del entorno construido local

En términos generales, la forma más habitual del uso de las bicicletas públicas basadas en estaciones considera que un usuario accede a una estación caminando, para luego iniciar su viaje sobre la bicicleta pública desde esa estación, desplazarse hacia una estación de destino, anclar la bicicleta a esta estación y continuar su recorrido caminando hasta su destino final o hacia la conexión con otro modo de transporte. En este contexto y siguiendo una de las hipótesis de la investigación, se considera que los elementos del entorno construido presente en las cercanías de las estaciones tienen una alta incidencia en la generación de viajes en bicicletas públicas, porque conforman aquellas instalaciones y albergan aquellas actividades desde donde se puede acceder a una estación de bicicletas públicas para realizar un viaje o hacia las que se puede llegar al terminar un viaje en bicicleta pública, por ejemplo. Entonces, es posible armar variables del entorno construido presente en las cercanías de las estaciones que tengan una fuerte relación con la generación de viajes en bicicletas públicas, por lo que pueden ser utilizadas como variables explicativas dentro del modelo de demanda.

Al considerar la idea de que los elementos más relacionados con los viajes en bicicletas públicas se encuentran a distancias caminables de las estaciones de un SBP, se puede definir el concepto de área de influencia de una estación. Este corresponde al espacio dentro del cual se encuentran todas las instalaciones y las actividades que están a una distancia caminable de una estación y que inciden directamente en sus viajes generados. Luego, es posible armar las variables explicativas del modelo en función de atributos del entorno construido presentes dentro del área de influencia de las estaciones del SBP.

El área de influencia de una estación se define en este trabajo como un *buffer* circular a su alrededor, cuyo radio es determinado según el rango de distancias caminables establecido para la ciudad estudiada. No obstante, si la distancia euclidiana entre dos o más estaciones observadas es menor a dos veces el radio del *buffer* circular establecido, existe una proporción del espacio que pasa a pertenecer a más de un área de influencia. Por lo tanto,

dependiendo de las características del atributo del entorno construido evaluado, este será asignado a una o más estaciones en su cercanía.

En este punto es importante hacer una distinción entre los atributos del entorno construido acumulables y no acumulables. Por un lado, los atributos acumulables corresponden a cantidades que pueden ser sumadas, como los metros cuadrados de un tipo de uso de suelo. Por otro lado, los atributos no acumulables corresponden a valores no sumables, como valores promedio o valores binarios. Entonces, ante la presencia de áreas de influencia traslapadas, se usan los *buffers* circulares para asignar las variables no acumulables a las estaciones, mientras que se usan subdivisiones de estas áreas para evitar dobles conteos en variables acumulables. Por facilidad, estas subdivisiones se forman de tal manera de asignar los atributos del entorno construido a la estación más cercana, por medio del uso de los polígonos de Thiessen (Duran-Rodas et al., 2019; Noland et al., 2019). En la Figura 3-1 se presenta un ejemplo gráfico de ambos tipos de áreas de influencia.

Figura 3-1: Área de influencia de estaciones del SBP.
A la izquierda los buffers circulares y a la derecha los polígonos de Thiessen.
Fuente: Elaboración propia.

Siguiendo todas las consideraciones mencionadas, se pueden obtener entonces los valores de las variables independientes a través del procesamiento de datos georreferenciados del uso de suelo, de las calles y de otros elementos del entorno construido. Esto es realizado por medido del uso de Sistemas de Información Geográfica, como QGIS.

3.1.2.2. Variables de accesibilidad

Una forma de agregar información de los destinos en la modelación de los viajes generados es a través de variables de accesibilidad. Esto contribuye en una mejor comprensión de los patrones de viajes, especialmente cuando no se trabaja con modelos de atracción. En el caso de los SBP, cada uno de los viajes generados en una estación debe necesariamente finalizar en una estación, por lo que las características del entorno construido en el destino son relevantes en el propósito del viaje realizado. De hecho, estas variables de accesibilidad permiten capturar la importancia del uso del suelo presente en las estaciones que tienen mayor atracción que generación de viajes. Además, como los modelos de demanda estimados en este paso son posteriormente considerados para la modelación de la localización óptima de estaciones de un SBP, es importante contar con variables que respondan a la distribución espacial de las estaciones, así como a la presencia de distintos rasgos del entorno de las posibles estaciones de destino, ponderados según su nivel de accesibilidad desde el origen de un viaje. En otras palabras, es necesario incorporar variables que capturen la endogeneidad de la demanda por el uso de bicicletas públicas con respecto a su estructura en red dentro de un espacio urbano y que varíen ante cambios en la ubicación y en la cantidad de estaciones instaladas en el sistema.

Las variables de accesibilidad consideradas en esta investigación son del tipo integral, pues corresponden a la suma de los valores de accesibilidad relativa entre una estación de origen y cada una de las estaciones de destino presentes dentro de un rango de distancia. Para cada par de estaciones considerado, el valor de accesibilidad relativa consiste en la cantidad de un atributo de entorno construido presente en la proximidad de la estación de destino, ponderada por una función de decaimiento relacionada con la distancia del

camino más corto entre ambas estaciones. Estudios anteriores han considerado variables de accesibilidad para la estimación de la demanda de bicicletas compartidas, como el número de estaciones cercanas, la distancia a los puntos de interés o la densidad y diversidad del uso del suelo en el destino, entre otros (Noland et al., 2019; Wang et al., 2015; Zhang et al., 2017). Sin embargo, ningún otro estudio ha propuesto el uso de medidas integrales de accesibilidad para ponderar la presencia de diferentes atributos del entorno construido en los alrededores de las posibles estaciones de destino del viaje, por lo que parte de la contribución de esta tesis está en la evaluación del uso de estas variables.

Para generar los valores de estas variables de accesibilidad, se prefiere usar en este caso una medida de distancia en vez de una medida de tiempo, porque la duración del viaje en bicicleta compartida ha demostrado variar significativamente entre los usuarios y en relación con los efectos climáticos temporales (Gebhart & Noland, 2014). Aunque los usuarios probablemente tomen rutas más largas que la ruta más corta entre dos estaciones, esta medida de distancia mínima es igual entre los usuarios y es comparable entre diferentes ciudades y sistemas, mientras que las medidas temporales mínimas o promedio dependen de la velocidad de los ciclistas y otros factores.

En cuanto a la función de decaimiento utilizada, el modelo de accesibilidad propuesto considera que la distancia recorrida en los viajes realizados por los usuarios de un SBP tiene una distribución log-normal. Esta distribución ha sido anteriormente planteada para la modelación tanto de tiempos de viaje como de distancia recorrida para viajes en SBP y ha mostrado resultados satisfactorios, especialmente para ciudades de gran escala donde los límites de la ciudad no restringen el movimiento de los usuarios (Kou & Cai, 2019; Li et al., 2015). En particular, esta forma funcional se adapta mejor a los viajes tipo OD observados que las formas exponenciales negativas comúnmente utilizadas para las medidas de accesibilidad en la literatura, debido al rápido crecimiento del número de viajes presentes a medida que la distancia aumenta de cero a valores de distancias medias, seguido de un decrecimiento menos pronunciado en los viajes para distancias mayores a los de distancias medias. En términos prácticos, esto responde al hecho de que la bicicleta

compite más directamente con la caminata en los viajes más cortos y luego con los modos de transporte motorizados en el caso de viajes más largos. Otras aplicaciones satisfactorias de la distribución log-normal en transporte incluyen la modelación de tiempos de viajes en vehículos particulares y en transporte público (Arezoumandi, 2011; Kieu et al., 2015).

Los parámetros de la función de accesibilidad log-normal (μ, σ) son calibrados utilizando los datos de viajes del SBP observado. Luego, para cada par de estaciones i y j del sistema observado es posible determinar el ponderador de accesibilidad $acc_{i,j}$ sujeto a la distancia $d_{i,j}$ entre ambas estaciones según la siguiente expresión, correspondiente a la función de densidad de probabilidad log-normal:

$$acc_{i,j} = \frac{1}{d_{i,j}} \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\left(\ln\left(d_{i,j}\right) - \mu\right)^2}{2\sigma^2}\right), \forall i, j \qquad (1)$$

Una vez calibrada la función de decaimiento log-normal, es posible calcular el valor de las medidas de accesibilidad integral a ser consideradas en el análisis econométrico. Para cada estación i y para cada atributo del entorno construido seleccionado k, la variable de accesibilidad Acc_i^k se construye entonces como la suma ponderada de los atributos del entorno construido N_j^k y los valores de la función de densidad de accesibilidad $acc_{i,j}$, para las j estaciones presentes en el conjunto S_i de estaciones presentes dentro de la distancia de corte relativa a la estación i:

$$Acc_i^k = \sum_{j, j \neq i}^{S_i} \left(acc_{i,j} \cdot N_j^k\right), \forall i, k \qquad (2)$$

Para una mayor flexibilidad en el diseño de variables de accesibilidad, es posible agregar información sobre la estación de origen en su construcción. Esto puede ser incorporado al ponderar la expresión presente en la ecuación (2) por un factor relacionado con un atributo del entorno construido presente en las cercanías de la estación i. Por ejemplo, se pueden

generar variables de accesibilidad que tomen valores distintos de cero solo para las estaciones que tengan una estación de metro en su cercanía, con un factor binario.

Conforme a lo anterior, las variables de accesibilidad pueden ser clasificadas por distintos criterios, ya sea por el tipo de atributo del entorno construido que consideran en el destino (densidad, diversidad, diseño, accesibilidad a destino o distancia a servicios de transporte), las características de la medición del atributo en el destino (acumulable o no acumulable) y por la presencia o no de un factor de atributos del entorno construido en el origen, entre otras clasificaciones posibles. No obstante, para los términos de esta investigación, estas variables son consideradas como variables de accesibilidad de forma indistinta, para evitar posibles confusiones y centrarse en lo relevante, que es la capacidad de incorporar información de los destinos y de la red de estaciones en la modelación de viajes generados.

Finalmente, es importante indicar que por las características de los viajes tipo *loop*, estos no interactúan con estaciones distintas a la de origen del viaje. Por esto, los viajes tipo *loop* son modelados solo con variables locales, sin usar medidas de accesibilidad.

3.1.3. Selección de modelos

Para cada periodo del día estudiado y para cada tipo de viaje, OD y *loop*, se determina un modelo de generación de viajes independiente del resto. Estos modelos son estimados con las variables independientes previamente procesadas y son calibrados por medio del uso de mínimos cuadrados ordinarios en la plataforma R. La selección de los modelos es realizada de forma iterativa, proceso en el que se agregan y omiten variables independientes en función de lograr un mejor ajuste, conseguir los signos esperados para los parámetros y obtener un nivel de confianza estadística (*test t*) de al menos 90% para cada regresor. Además, se prefieren los modelos que pueden relacionarse más fácilmente con el probable propósito del viaje para la categoría seleccionada en el estudio.

3.2. Modelación de la localización óptima de estaciones de SBP

La segunda hipótesis de esta tesis es la idea de que por medio de modelos de optimización es posible mejorar la localización de estaciones de un SBP, para una mayor generación de viajes en comparación a lo observado empíricamente. A continuación, se presenta la estructura de modelación usada para la prueba de esta suposición, correspondiente a una variante de los modelos de cobertura máxima presentes en la literatura.

3.2.1. Enfoque de modelación

Tal como fue mencionado en la sección de revisión bibliográfica, las modelaciones de localización óptima con enfoque de cobertura se caracterizan por hacer un vínculo entre instalaciones y consumidores siempre que la distancia entre ambas sea menor o igual a una distancia determinada (Eiselt & Marianov, 2011). En este caso, este enfoque de modelación calza con la característica de los SBP de estar vinculados con las actividades y la infraestructura (consumidores) presentes en el entorno caminable de las estaciones que son parte del sistema (instalaciones). Por esto, se ha escogido esta estructura matemática para la modelación de la localización de las estaciones de un SBP.

3.2.2. Definición espacial del modelo

Un elemento esencial en la definición de un modelo de localización es el espacio que alberga la ubicación de los consumidores y las posibles ubicaciones de las instalaciones. En este caso, este espacio está definido por una zona urbana determinada, la que es dividida en unidades discretas de área que permiten vincular la información espacial con las posibles ubicaciones para las estaciones del SBP.

En particular, se ha determinado el uso del triángulo equilátero como unidad espacial para dividir la zona de estudio. Esta decisión se ha tomado por tres razones. En primer lugar, es una de las tres figuras regulares capaces de teselar un plano, junto al cuadrado y al hexágono regular. En segundo lugar, al juntar 6 triángulos equiláteros puedes formar un

hexágono regular, estructura que es mejor que el cuadrado para modelar aproximadamente el área de influencia circular de una estación, según lo comentado en la revisión bibliográfica. En tercer lugar, ocupar triángulos equiláteros permite que cada vértice de triángulo sea una posible ubicación de una estación, mientras que al usar un hexágono regular las opciones se reducen al centro de cada hexágono únicamente. En línea con lo anterior, la Figura 3-2 permite apreciar una posible ubicación de una estación, rodeada del área de influencia circular, que se asemeja al área conformada por 6 triángulos equiláteros.

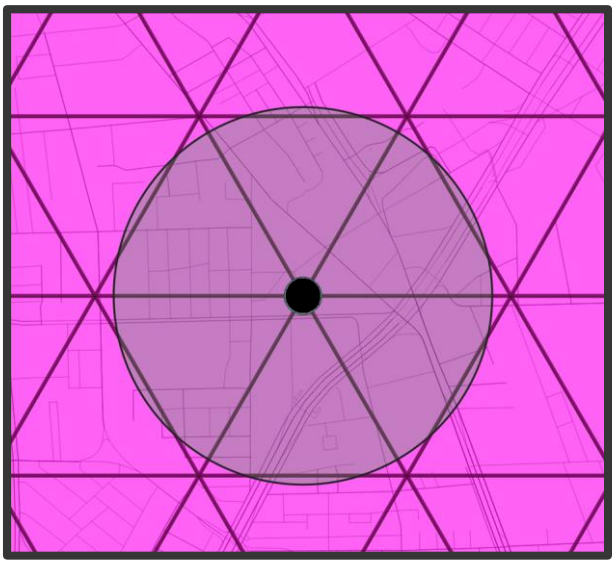

Figura 3-2: Área de influencia de una estación de SBP utilizando triángulos equiláteros para la teselación del espacio urbano.
Fuente: Elaboración propia.

3.2.2.1. Métricas de distancia

Las métricas de distancia presentes en esta modelación son dos. Por un lado, se utiliza una métrica euclidiana para la definición del área de cobertura en torno a una ubicación posible de una estación, a través del uso de los 6 triángulos equiláteros colindantes. Por otro lado, para los vínculos asociados a las variables de accesibilidad que considera el modelo, se utiliza una métrica de distancia del camino más corto. Para esto, se calcula el camino más

corto a través de la red de calles de la zona analizada entre todos los pares posibles de ubicaciones para estaciones. Para los vínculos entre una ubicación puntual y un triángulo no colindantes a la ubicación, se considera una distancia correspondiente al promedio de distancias a través de la red de calles entre la ubicación y los vértices del triángulo. Todas estas distancias son definidas previo a la ejecución de los modelos de optimización.

3.2.2.2. Vinculación de los atributos del entorno construido

Una vez que se define el espacio, se realiza la vinculación entre los atributos del entorno construido y las unidades espaciales. Para evitar dobles recuentos, las variables acumulables son asignadas entonces a los triángulos equiláteros, mientras que las variables no acumulables son asignadas a las ubicaciones posibles de estaciones del SBP.

3.2.3. Variables de decisión

Una vez definida la segmentación espacial de la zona estudiada, se puede obtener el conjunto de I localizaciones posibles para las estaciones a ser ubicadas por el modelo. Tal como fue mencionado anteriormente, estas localizaciones corresponden a los vértices de los triángulos equiláteros que teselan el espacio. Solamente se dejan fuera aquellos vértices que no cumplan con tener 6 triángulos a su alrededor, es decir, los vértices del borde del espacio modelado. En este contexto, se definen las variables de decisión x_i, variables binarias que toman el valor de 1 cuando se instala una estación en la ubicación i y 0 si no, para cada una de las i ubicaciones disponibles del conjunto I.

3.2.4. Variables auxiliares

Para la construcción del modelo, es necesario definir tres conjuntos de variables auxiliares, que permiten vincular variables del entorno construido a nivel local y a nivel de accesibilidad con las distintas ubicaciones disponibles. Primero, se define g_t como la variable que activa un triángulo t cuando en al menos en uno de sus vértices hay una

estación instalada. Esto sirve para activar la demanda asociada a la presencia local de un atributo del entorno construido acumulable. Segundo, se define $m_{i,j}$ como la variable que activa un vínculo entre dos ubicaciones no contiguas, si en cada una de estas hay una estación instalada. Esto es de utilidad para activar una variable de accesibilidad relativa entre dos estaciones, asociada a un atributo no acumulable del entorno construido. Tercero, se define $y_{i,t}$ como la variable que activa un vínculo entre una ubicación y un triángulo no contiguo, si en esta ubicación se encuentra una estación instalada y el triángulo se encuentra activo. Esto permite activar una variable de accesibilidad relativa, asociada a un atributo acumulable del entorno construido.

3.2.5. Función objetivo

La función objetivo en un modelo de cobertura tipo MCLP corresponde a una maximización de la demanda abarcada por las instalaciones a ser localizadas. Luego, esta adaptación de este modelo para un SBP considera como función objetivo la maximización de la generación total de viajes en el sistema. Esto es posible con el uso de los modelos de generación de demanda previamente estimados. De esta forma, la expresión matemática a ser optimizada corresponde a la suma ponderada de las variables incluidas en los modelos de generación y sus coeficientes asociados, por medio del uso de variables de decisión y variables auxiliares. Esto permite maximizar la demanda generada por cada una de las estaciones del SBP modelado, según el lugar donde son instaladas.

3.2.6. Restricciones

Las restricciones del problema corresponden a una restricción de presupuesto y un conjunto de restricciones de construcción del problema. Por un lado, la restricción de presupuesto limita la cantidad de estaciones que pueden ser instaladas a lo largo de las *I* ubicaciones disponibles. Por otro lado, las restricciones de construcción permiten vincular las variables de decisión con las variables auxiliares y así asignar valores correctos para el cálculo de la demanda generada en la función objetivo.

3.2.7. Parámetros

Este problema presenta distintos parámetros, los que permiten ajustar el modelo a las características de la situación estudiada. Primero, se define el parámetro α_p, el que ajusta la importancia de las p distintas categorías de viajes utilizadas en la modelación según su frecuencia dentro del intervalo temporal modelado. Por ejemplo, viajes OD en hora punta mañana en día laboral ocurren 5 veces en una semana normal, mientras que los viajes OD en días no laborales solo ocurren 2 veces en una semana normal. Luego, están los coeficientes de generación de viajes para cada categoría de viaje y para cada variable del entorno construido, los que provienen de los modelos de demanda previamente calibrados. Tercero, se definen parámetros asociados a las variables del entorno construido asignadas a las distintas ubicaciones para estaciones y triángulos disponibles, los que son obtenidos del preprocesamiento espacial de la zona urbana analizada. Cuarto, se definen los valores de la función de accesibilidad para los vínculos entre ubicaciones y entre estaciones y triángulos, asignada según sus distancias dentro de la red de calles. Finalmente, se define el parámetro asociado al presupuesto del escenario evaluado, es decir, la cantidad de N estaciones disponibles para ser instaladas en la modelación.

3.2.8. Herramientas de modelación y de solución

Todo el tratamiento espacial de los atributos del entorno construido es realizado a través de la plataforma QGIS. Los datos obtenidos son posteriormente incorporados al modelo de optimización a través de códigos escritos en el lenguaje de Python, los que utilizan librerías asociadas al optimizador GUROBI, que permite obtener una solución óptima para los distintos escenarios evaluados con el modelo.

3.2.9. Correcciones

El resultado entregado por el modelo de localización entrega un valor aproximado de los viajes teóricamente generados según los modelos de generación, pues no es capaz de asignar a priori la porción de entorno construido dentro del triángulo que va a acaparar

cada una de las estaciones localizadas en sus vértices, cuando este tiene estaciones localizadas dos o en sus tres vértices. Además, el modelo permite que la generación en una estación para algunos casos sea negativa, si las variables cuyo signo asociado es negativo predominan sobre las que tienen signo positivo, algo infrecuente pero posible. Por esto, luego de ejecutar el modelo es necesario realizar un cálculo posterior de la demanda efectivamente generada por cada estación localizada, asignando correctamente el entorno construido a las estaciones según los polígonos de Thiessen y estableciendo en 0 los valores negativos de demanda generada.

3.2.10. Escenarios de modelación

Dentro de la flexibilidad del modelo se pueden realizar algunos ajustes para evaluar distintos escenarios. Algunas de las medidas que se pueden probar, más allá del cambio de los valores de los parámetros, son las siguientes:

a) Fijar estaciones con ubicación predefinida ($x_i = 1$ para ciertos valores de i).
b) Restringir la presencia de estaciones aisladas, al asegurar que si se instala una estación en una ubicación i haya al menos una estación instalada dentro de las D_i ubicaciones presentes a dentro de un rango de distancia.

$$x_i \leq \sum_{j}^{D_i} x_j \quad \forall i \in I \tag{3}$$

3.2.11. Modelo de cobertura máxima

A continuación, se presenta la estructura matemática del modelo de localización óptima con enfoque en cobertura máxima diseñado y utilizado en esta investigación para la determinación de la distribución espacial de estaciones de un SBP que maximice la demanda generada en el sistema.

Tabla 3-1: Modelo de cobertura máxima

Índices y conjuntos	
$i, j \in I$	Denotan las ubicaciones posibles para estaciones del SBP
$t \in T$	Denota los triángulos que definen el espacio urbano modelado
$i \in \delta_t$	Denota las ubicaciones presentes en los vértices del triángulo t
$j \in \delta_i^I$	Denota las ubicaciones presentes en el área de influencia de la ubicación i
$t \in \delta_i^T$	Denota los triángulos presentes alrededor de la ubicación i
$k, l \in K_I, K_T$	Denotan atributos del entorno construido local, relacionados con una ubicación o un triángulo, respectivamente
$k, l \in K_{II}, K_{IT}$	Denotan atributos del entorno construido para variables de accesibilidad, entre dos ubicaciones o entre una ubicación y un triángulo
$p \in P$	Denota la categoría del viaje
Parámetros	
α_p	Peso de la categoría p en la optimización dependiendo de su frecuencia dentro del mes modelado
$\beta^{k,p}$, $\beta^{(k,l),p}$	Coeficientes de generación de viajes
c_i^k, c_j^l	Valores de un atributo del entorno construido para una ubicación
q_t^k, q_t^l	Valores de un atributo del entorno construido para un triángulo
$acc_{i,j}$, $acc_{i,t}$	Valores de la función de accesibilidad entre dos ubicaciones o entre una ubicación y un triángulo, respectivamente
N	Máximo número de estaciones del SBP a ser instaladas (presupuesto)
Variables	
x_i	Igual a 1 si una estación es instalada en la ubicación i, 0 si no
g_t	Igual a 1 si al menos uno de los vértices del triángulo t hay una estación instalada, 0 si no
$m_{i,j}$	Igual a 1 si tanto la ubicación i como la ubicación j tienen una estación instalada, 0 si no
$y_{i,t}$	Igual a 1 si la ubicación i tiene una estación instalada y el triángulo t tiene al menos uno de sus vértices con una estación instalada, 0 si no

Modelo de optimización

$$Max \sum_{p}^{P} \alpha_p \left[\sum_{k \in K_I} \sum_{i}^{I} \left(\beta^{k,p} \cdot c_i^k \cdot x_i \right) + \sum_{k \in K_T} \sum_{t}^{T} \left(\beta^{k,p} \cdot q_t^k \cdot g_t \right) \right.$$

$$+ \sum_{(k,l) \in K_{II}} \sum_{i}^{I} \sum_{j \in \delta_i^I} \left(\beta^{(k,l),p} \cdot acc_{i,j} \cdot c_i^k \cdot c_j^l \cdot m_{i,j} \right) \tag{4}$$

$$\left. + \sum_{(k,l) \in K_{IT}} \sum_{i}^{I} \sum_{t \in \delta_i^T} \left(\beta^{(k,l),p} \cdot acc_{i,t} \cdot c_i^k \cdot q_t^l \cdot y_{i,t} \right) \right]$$

Sujeto a

$$\sum_{i}^{I} x_i \leq N \tag{5}$$

$$g_t \leq \sum_{i \in \delta_t} x_i \quad , \forall t \in T \tag{6}$$

$$g_t \geq x_i \quad , \forall t \in T \, , \forall i \in \delta_t \tag{7}$$

$$m_{i,j} \leq x_i \quad , \forall i \in I \, , \forall j \in \delta_i^I \tag{8}$$

$$m_{i,j} \leq x_j \quad , \forall i \in I \, , \forall j \in \delta_i^I \tag{9}$$

$$m_{i,j} \geq x_i + x_j - 1 \, , \forall i \in I \, , \forall j \in \delta_i^I \tag{10}$$

$$y_{i,t} \leq x_i \quad , \forall i \in I \, , \forall t \in \delta_i^T \tag{11}$$

$$y_{i,t} \leq g_t \quad , \forall i \in I \, , \forall t \in \delta_i^T \tag{12}$$

$$y_{i,t} \geq x_i + g_t - 1 \quad , \forall i \in I \, , \forall t \in \delta_i^T \tag{13}$$

$$x_i, g_t, m_{i,j}, y_{i,j} \in \{0,1\} \tag{14}$$

En primer lugar, la función objetivo (4) es planteada como una suma ponderada para todas las categorías de la demanda generada según cuatro términos. En el mismo orden que se presentan en (4), estos términos son: i) generación local por variables no acumulables, ii) generación local por variables acumulables, iii) generación por accesibilidad de variables no acumulables y iv) generación por accesibilidad de variables acumulables. En los dos últimos términos se observa también la presencia del parámetro c_i^k, el que es considerado para variables de accesibilidad que también consideran atributos no acumulables de la estación de origen i, como la presencia de una estación de metro en su entorno, por ejemplo. En otros casos, este parámetro es reemplazado por una constante igual a 1.

Luego, se presenta el conjunto de restricciones del modelo. La primera considera la cantidad de estaciones disponibles para localizar (5), mientras que las siguientes cumplen con la función de activar variables auxiliares y definir cotas mínimas y máximas. Esto se utiliza para la activación de triángulos (6 y 7), la activación de accesibilidad para variables no acumulables (8, 9 y 10) y la activación de accesibilidad para variables acumulables (11, 12 y 13). Finalmente se presenta la naturaleza de las variables (14).

4. CASO DE ESTUDIO

En esta sección se describen las características y los antecedentes de la ciudad y el SBP considerados en esta investigación. Estos datos conforman el contexto en el cual la metodología propuesta es aplicada y desde el cual se definen parte de los alcances de esta tesis. Debido al acceso proporcionado a los datos de viajes desagregados y bajo un registro activo de transacciones por parte del operador del SBP a nivel local, se ha determinado centrar esta tesis en la ciudad de Santiago de Chile y el sistema Bike Santiago.

La estructura de este capítulo es la siguiente. En primer lugar, se hace una descripción general del caso analizado. En segundo lugar, se presentan los datos relacionados con el sistema Bike Santiago y los viajes en bicicletas públicas. En tercer lugar, se detalla la información considerada sobre el entorno construido presente en la ciudad de Santiago.

4.1. Descripción general

Santiago es la capital de Chile y es parte de la zona más densamente poblada del país, con 7.112.808 habitantes contabilizados a nivel de Región Metropolitana en el último censo (INE, 2018). Dentro de los últimos 20 años, esta ciudad se ha caracterizado por un importante aumento en la cantidad de viajes en bicicleta, así como en la proporción de viajes en bicicleta con respecto al total de viajes realizados en un día normal en la ciudad. En particular, entre 2001 y 2012, se observó un crecimiento del 105,5% de los viajes realizados en este modo de transporte, pasando de 328.979 viajes a 676.007 viajes en un día laboral de referencia, según los datos de las encuestas origen – destino realizadas en esos respectivos años (SECTRA, 2015). Esta tendencia ha sido especialmente notoria en el sector oriente de la ciudad, donde el crecimiento de viajes fue de 686,1% en el mismo período de análisis. Además, Chile ha sido catalogado como uno de los países con mayor incremento del flujo de viajes en bicicleta a nivel mundial entre 2017 y 2018 según los datos de Eco-Counter, compañía de contadores de bicicletas con presencia en 39 países (Eco-Counter, 2019).

En paralelo, esta ciudad ha sido testigo de un aumento considerable en la provisión de infraestructura ciclista, aunque con grandes diferencias de cantidad y calidad de las ciclovías que han sido construidas a lo largo de las distintas comunas de la ciudad (Waintrub et al., 2016). De hecho, la ciudad presenta alta heterogeneidad en cuanto a combinaciones de atributos del entorno construido, como densidad, ingreso zonal y accesibilidad laboral, con respecto a la presencia de infraestructura para ciclismo (Oliva et al., 2018). En consecuencia, es un caso interesante para el estudio de los patrones de movilidad en bicicleta en general, antecedente relevante para justificar la selección de esta ciudad como caso de estudio para el análisis de viajes en bicicletas públicas.

La historia de las bicicletas públicas en Chile comienza en 2008 con la llegada del primer SBP a la comuna de Providencia (Cerda, 2008). Este sistema, contó inicialmente con 40 bicicletas distribuidas a lo largo de 4 estaciones dentro de la comuna. Luego, en 2013 llegó Bike Santiago a la comuna de Vitacura, sistema que se expandiría luego a otras zonas de la ciudad y terminaría por sustituir el sistema anteriormente presente en Providencia en 2014. Después, en 2015 se inaugura el sistema Bici Las Condes, operativo solamente en dicha comuna. Desde entonces, Bike Santiago y Bici las Condes se han mantenido como los únicos SBP basados en estaciones presentes en la ciudad de Santiago.

En los últimos años, distintas opciones de movilidad sustentable compartida han llegado a Santiago. En 2018 llegaron las bicicletas Mobike, primera opción de bicicletas públicas *dockless* (sin estación de anclaje) en operar en Chile. Luego fue el turno de los *scooters* eléctricos compartidos, con el arribo en 2018 de Lime y Scoot, seguido por otros servicios similares. Finalmente, desde comienzos de 2020 que se encuentran en operación las bicicletas eléctricas compartidas *dockless* de Jump. Sin perjuicio de lo anterior, en 2016, año en el cual está enfocada esta tesis, Santiago solamente contaba con Bici Las Condes y Bike Santiago como servicios de movilidad sustentable compartida, por lo que Bike Santiago era el único servicio de este tipo presente en sus comunas de operación.

4.2. Bike Santiago

La información de los viajes analizados en este estudio proviene de la operación del sistema Bike Santiago en Santiago de Chile durante el mes de marzo de 2016. Estos datos consideran una red de 168 estaciones de bicicletas públicas similares a las presentes en la Figura 4-1. Estas estaciones se ubicaban principalmente dentro la zona centro y nororiente de la ciudad, en comunas de alto ingreso. También se encontraban algunas pocas estaciones en comunas de la zona norte, poniente y sur de la ciudad, para completar un total de 14 comunas donde operaba el sistema, como se muestra en la Figura 4-2.

Figura 4-1: Estación de Bike Santiago.
Fuente: Bicicultura

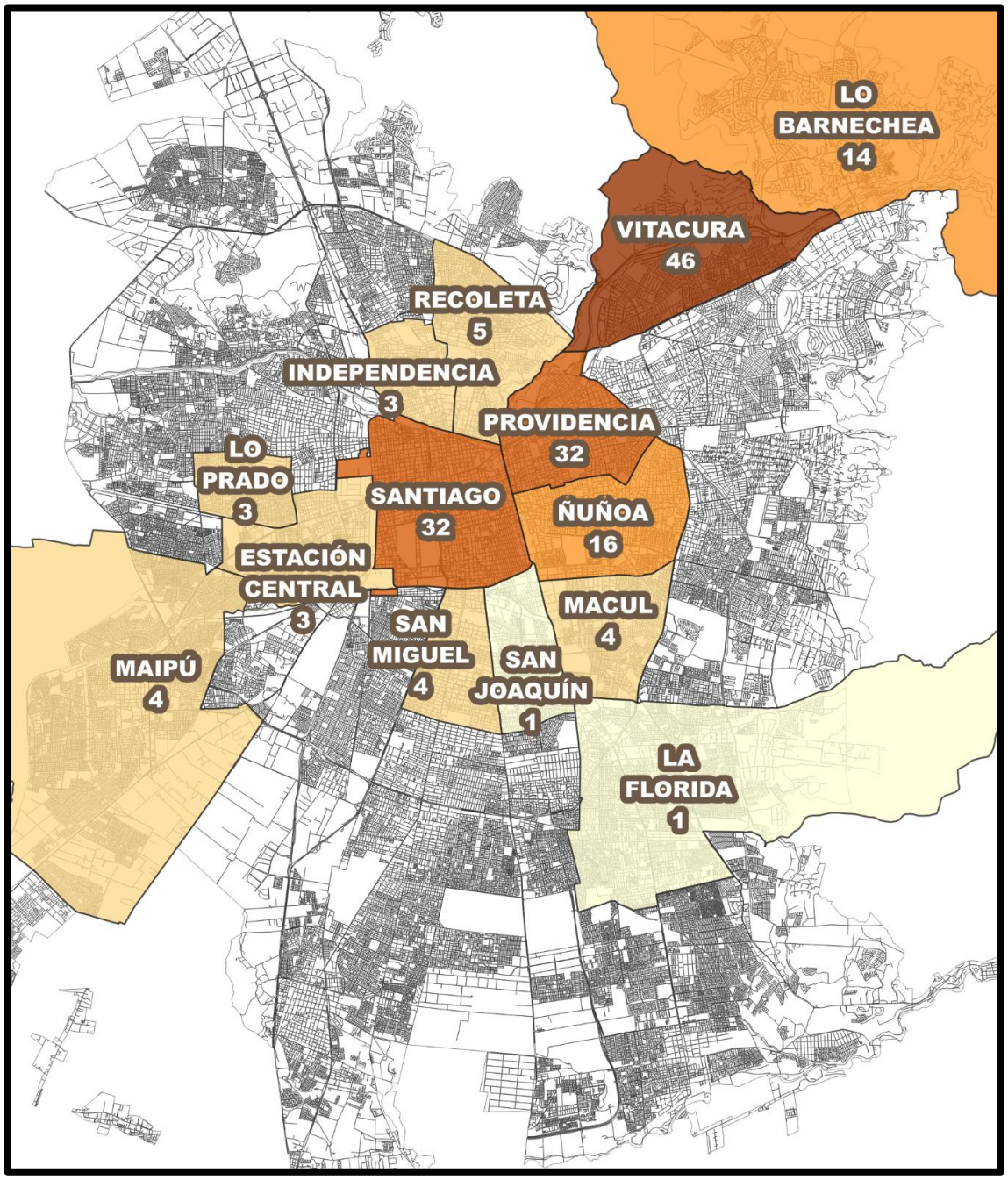

Figura 4-2: Comunas de operación de Bike Santiago en 2016 y cantidad de estaciones por comuna.

Fuente: Elaboración propia con datos de Bike Santiago (2016)

4.2.1. Transacciones

Durante el mes de marzo de 2016 se realizaron 190.038 transacciones en Bike Santiago, las que consideran movimientos realizados por usuarios tanto entre estaciones distintas (viajes OD), como en torno a una misma estación (viaje *loop*). Estas transacciones pueden representar ya sea viajes completos o etapas de viajes, dependiendo si el usuario realizó alguna parada en una estación intermedia para reestablecer el tiempo de arriendo disponible, cambiar de bicicleta o por alguna otra razón. Por otra parte, esta cantidad de transacciones no considera las redistribuciones de bicicletas realizadas por el operador ni viajes anómalos en el sistema por fallas de la bicicleta o por registros de transacciones incompletos. Tampoco se consideran viajes *loop* cuya duración es menor a 3 minutos, pues se consideran viajes no completados, algo frecuente en los SBP (Kaspi et al., 2016).

En promedio, en el sistema se realizan 7.616 transacciones en un día laboral y 2.497 transacciones en un día no laboral. Los arriendos son realizados principalmente durante el día, con periodos de mayor demanda en días laborales durante la punta mañana y la punta tarde. Además, en este sistema los viajes son realizados principalmente por usuarios registrados, con baja presencia de viajes turísticos durante el mes analizado. De hecho, solamente se registraron 60 transacciones con pases diarios durante el mes estudiado, lo que puede ser producto de complejidades presentes en el mecanismo de inscripción y en el hecho de necesitar una tarjeta especial para el uso del sistema.

4.2.2. Viajes

La base de datos disponible incorpora un ID para cada usuario del sistema. A pesar de que esta fuente de información no incorpora detalles socioeconómicos del usuario, esta sí permite reconocer cuando un usuario registra transacciones consecutivas en cadena, las que pueden ser encadenadas dentro de un mismo viaje para los propósitos de esta investigación. En este contexto, se ha decidido concatenar las transacciones realizadas por un mismo usuario cuando la diferencia horaria entre el final de una transacción y el comienzo de la siguiente es inferior a 5 minutos y solo si la estación al final de la primera

transacción coincide con el origen de la siguiente transacción. Se considera una excepción cuando la conexión de dos viajes OD realiza un viaje tipo *loop* y ambos segmentos duran más de 5 minutos cada uno. En esos casos, los viajes se dejan separados. En este proceso, se identificaron ciertos viajes que presentaban 5 o más concatenaciones, los que fueron dejados de lado del análisis. Finalmente, un total de 170.536 viajes son considerados válidos para este estudio. La generación de viajes mensual por estación del sistema observado se puede apreciar en la Figura 4-3.

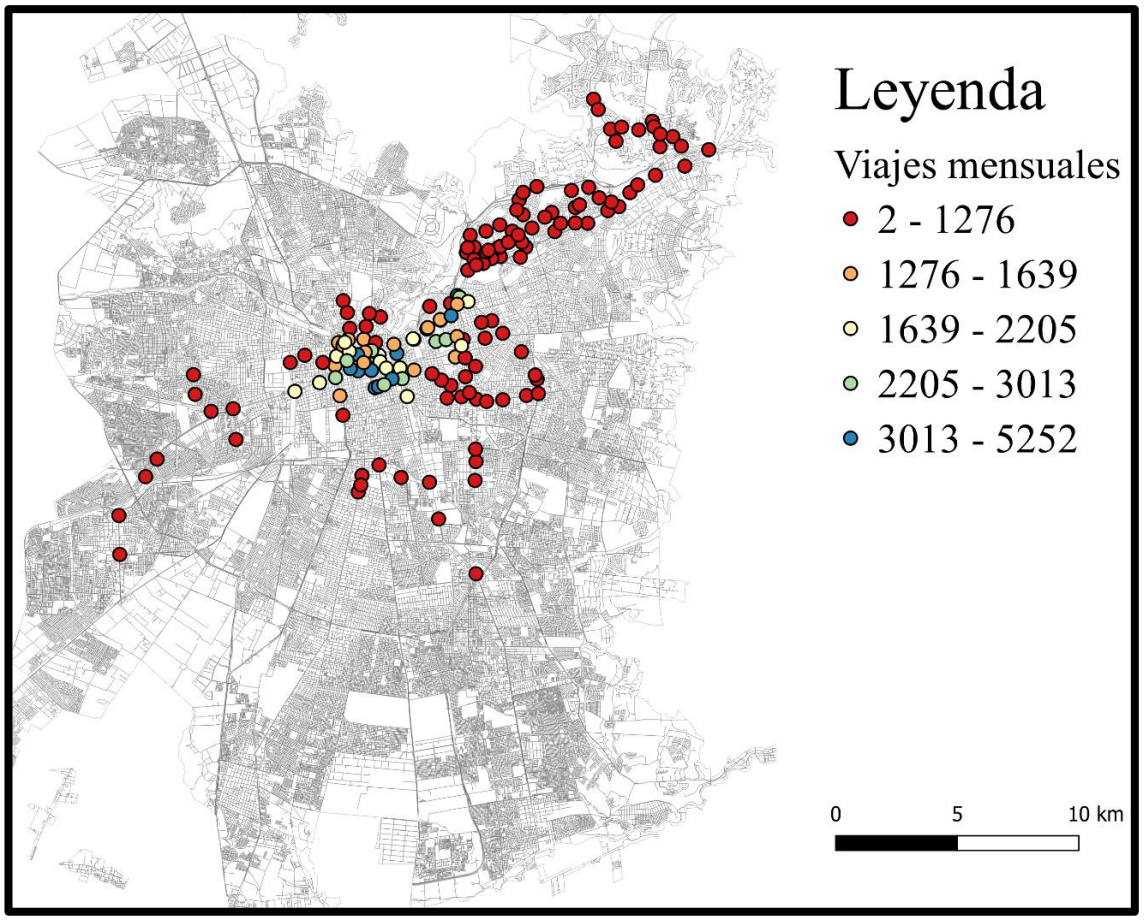

Figura 4-3: Distribución espacial de estaciones de Bike Santiago y viajes generados por estación en el mes observado.
Fuente: Elaboración propia con datos de Bike Santiago (2016).

Del total de viajes observados, 8,77% corresponde a viajes que presentan 2 o más etapas concatenadas. Estos viajes se distribuyen en un total de 22 días laborales y 9 días no laborales presentes en el mes observado. Dentro de los días no laborales se encuentran 8 días de fin de semana y un feriado, fecha en la que los viajes observados se asemejan a los de un día de fin de semana. En promedio, son 6.852 los viajes realizados en un día laboral, mientras que son 2.198 los viajes realizados en un día no laboral. La distribución de los viajes a lo largo de un día puede ser observada en la Figura 4-4.

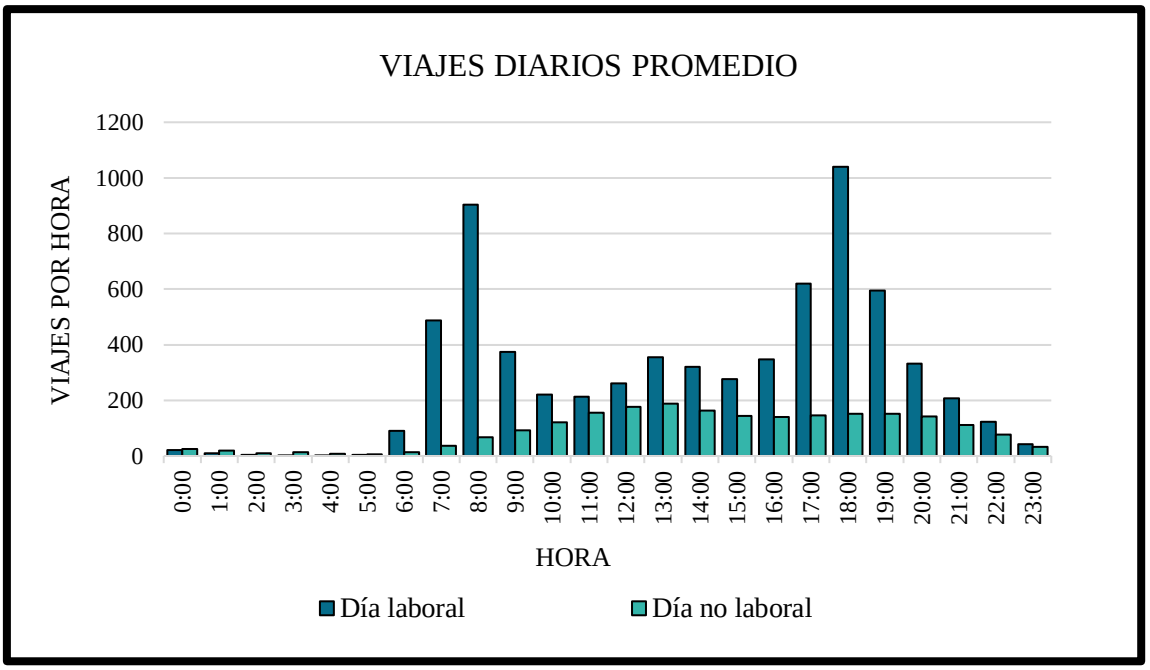

Figura 4-4: Viajes diarios promedio, en días laborales y no laborales.
Fuente: Elaboración propia con datos de Bike Santiago (2016).

La distribución de viajes a lo largo de un día de semana promedio está marcada por dos horarios punta, con alrededor de 903 viajes entre 8:00 y 9:00 horas y 1.040 viajes entre 18:00 y 19:00 horas. En cambio, en los días no laborales la distribución de viajes es relativamente homogénea entre 11.00 y 21:00 horas, con valores entre 140 y 189 viajes por hora. En cuanto al tipo de viajes, 96,6% del total corresponde a viajes realizados entre estaciones distintas y el 3,4% restante corresponde a viajes del tipo *loop*.

4.2.2.1. Clasificación de viajes

Para estudiar los viajes en este SBP se ha determinado el uso de distintas categorías de viajes, las que permiten agrupar viajes similares según el día en que son realizados, el horario en que comienzan y el tipo de desplazamiento que involucran, ya sea tipo OD o tipo *loop*. Estas categorías son usadas luego para estimar modelos de demanda de viajes independientes entre sí. En este proceso se hizo una inspección y prueba de distintos conjuntos de viajes, los que debían cumplir con un número razonable de observaciones y tener un sentido práctico detrás de la clasificación. Finalmente, se determinó la construcción de 6 categorías representativas, las que se presentan en la Tabla 4-1.

Tabla 4-1: Clasificación de viajes para el SBP Bike Santiago

Categoría	**Tipo de Día**	**Horario de inicio de viaje**	**Tipo de desplazamiento**
Punta mañana	Laboral	7:20 – 9:20	OD
Punta tarde	Laboral	17:30 – 20:00	OD
Valle	Laboral	6:30 – 7:20 / 9:20 – 17:30 / 20:00 – 23:00	OD
Día no laboral	No laboral	6:30 – 23:00	OD
Loop día laboral	Laboral	6:30 – 23:00	*loop*
Loop día no laboral	No laboral	6:30 – 23:00	*loop*

La clasificación anterior considera 97,97% de los viajes observados en la red. La estadística descriptiva asociada a los datos pertenecientes a cada categoría se puede observar en el Anexo B. El porcentaje restante de los viajes corresponde a los traslados nocturnos efectuados entre 23:00 y 6:30 horas, los que por sus características y baja importancia relativa en términos de cantidad no han sido considerados en este estudio.

4.2.2.2. Distribución espacial de viajes y accesibilidad

A través de los registros disponibles del sistema Bike Santiago es posible obtener los tiempos de viaje de cada movimiento en el sistema, entendido como el tiempo desde que se desbloquea la bicicleta en la estación de origen hasta que se devuelve en la estación de destino. En este caso, estos valores presentan alta heterogeneidad para un mismo par origen – destino (ver Anexo C), probablemente relacionado con las distintas velocidades de pedaleo de los usuarios, las múltiples rutas posibles y las diferencias entre viajes recreacionales y de *commuting*, en línea con lo presentado en la revisión bibliográfica.

Por otro lado, no se encuentra disponible la información asociada a la distancia recorrida por los usuarios en el sistema. En consecuencia, es necesario construir un indicador de distancia para los viajes que sea válido independiente del usuario y pueda ser utilizado para el cálculo de medidas de accesibilidad en la red.

En este caso, el indicador de distancia desarrollado corresponde al largo del camino más corto entre las estaciones de origen y destino del viaje, calculado a través de la red de calles habilitadas para el uso de ciclistas en la ciudad, es decir, sin considerar calles peatonales ni autopistas. Esta distancia se midió para cada par de estaciones en la red, con el uso de librerías de grafos y Open Street Maps para Python (Boeing, 2017) y con la información de las coordenadas geográficas de las estaciones del SBP analizado. Es relevante mencionar que cálculo es costoso en términos de tiempos computacionales, por calcular medidas para n^2 estaciones en una red de $n = 168$ estaciones en este caso. Por esto, se optó por hacer este cálculo más eficiente y no considerar los pares de estaciones con más de 10 kilómetros de distancia euclidiana entre sí, por solo representar 2% de los viajes y no aportar considerablemente para el análisis de accesibilidad. En el caso de los viajes tipo *loop*, estos no consideran una medida de distancia, por el hecho de terminar su viaje en el mismo lugar donde comenzó y, en consecuencia, no tener una relación directa con las medidas de accesibilidad relativa entre estaciones.

Tras realizar el cálculo de la matriz de distancias entre estaciones, se pudo asociar cada viaje con su valor de distancia de referencia. Con estos valores se calibró la curva de accesibilidad empírica para el sistema, correspondiente a una función de densidad de probabilidad log-normal. Los parámetros estimados para esta curva son de $\mu = 0{,}86$ y $\sigma = 0{,}69$, correspondientes a la media y la desviación estándar del logaritmo de la distancia calculada para los viajes en kilómetros, respectivamente.[1] Se observa que la cantidad de viajes por unidad de distancia es creciente hasta valores cercanos a los 1,5 kilómetros recorridos, para luego decrecer de forma menos pronunciada hasta valores cercanos a los 10 kilómetros, luego de los cuales la presencia de viajes es marginal. La distribución de viajes según la distancia estimada y la curva de nivel de accesibilidad se pueden observar en la Figura 4-5.

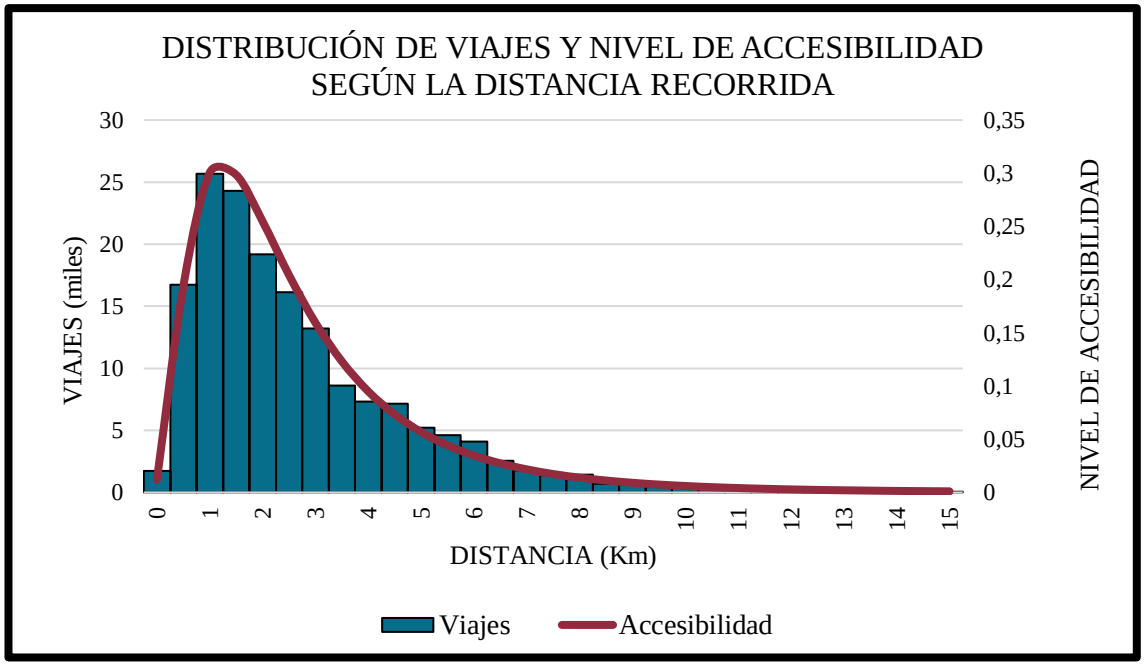

Figura 4-5: Accesibilidad y distribución de viajes según distancia recorrida
Fuente: Elaboración propia con datos de Bike Santiago (2016).

[1] Al considerar los datos en millas, los parámetros serían de $\mu = 0{,}39$ y $\sigma = 0{,}69$, valores muy similares a los estimados para los SBP con más de 100 estaciones estudiados en Kou & Cai (2019). Además, el estadístico de bondad de ajuste según la prueba de Kolmogórov-Smirnov con los datos de Bike Santiago es de D = 0.0224, con significancia de 5%, también cercano a lo obtenido este estudio anterior.

4.3. La ciudad de Santiago en datos

Las características de la ciudad de Santiago que son de interés para el propósito de este estudio son extraídas a través del procesamiento de la información geográfica y del entorno construido presente dentro de sus límites urbanos. En este caso, los atributos considerados corresponden a múltiples medidas de uso del suelo, del diseño de calles y sitios, propiedades de la red de transporte y de la topología de la ciudad, entre otros datos previamente georreferenciados. En particular, la información del uso del suelo proviene de los registros de 2014 del servicio de impuestos internos de Chile (SII) y del Precenso de 2012, realizado por el instituto nacional de estadística de Chile (INE). Por otro lado, los atributos de la red de calles son obtenidos desde Open Street Maps. También se considera información de las ciclovías existentes en Santiago hasta 2014, las estaciones de metro existentes en 2016, la elevación en metros sobre el nivel del mar de las estaciones del SBP y el registro de las paradas y recorridos de las líneas de buses del sistema de transporte público local. Estos últimos registros provienen de múltiples fuentes, las que son detalladas en el Anexo D.

4.3.1. Variables del entorno construido

Como referencia, se considera un *buffer* de 500 metros de radio euclidiano en torno a las estaciones del sistema y las localizaciones posibles propuestas para el modelo de localización óptima. Este valor se encuentra dentro de los rangos presentes en la literatura y responde a lo propuesto en una investigación anterior de Santiago, donde este tamaño mostró los resultados más satisfactorios para la modelación de viajes en bicicleta (García-Palomares et al., 2012; ITDP, 2013; Noland et al., 2019; Oliva et al., 2018). La distribución espacial de estaciones de Bike Santiago y sus *buffers* respectivos, división del espacio relevante para la calibración de los modelos de generación de demanda, pueden observarse en la Figura 4-6.

Figura 4-6: Distribución espacial y buffers de las estaciones de Bike Santiago. Fuente: Elaboración propia con datos de Bike Santiago (2016).

Por otro lado, para la segmentación espacial del modelo de localización óptima se consideran dos tipos de divisiones espaciales. Primero, se utilizan *buffers* circulares de 500 metros de radio para las variables no acumulables. Segundo, para las variables acumulables se utilizan los triángulos equiláteros descritos en la sección de metodología. Para este caso, se consideran triángulos de 550 metros de lado, de tal manera que la superficie abarcada por un hexágono conformado por 6 de estos triángulos, $785.918\ m^2$, sea similar a la superficie del *buffer* circular de 500 metros de radio, $785.398\ m^2$. Esta división espacial de Santiago, con un total de 2.780 posibles ubicaciones para estaciones de SBP y 5.220 triángulos con información del entorno construido, puede observarse en la Figura 4-7.

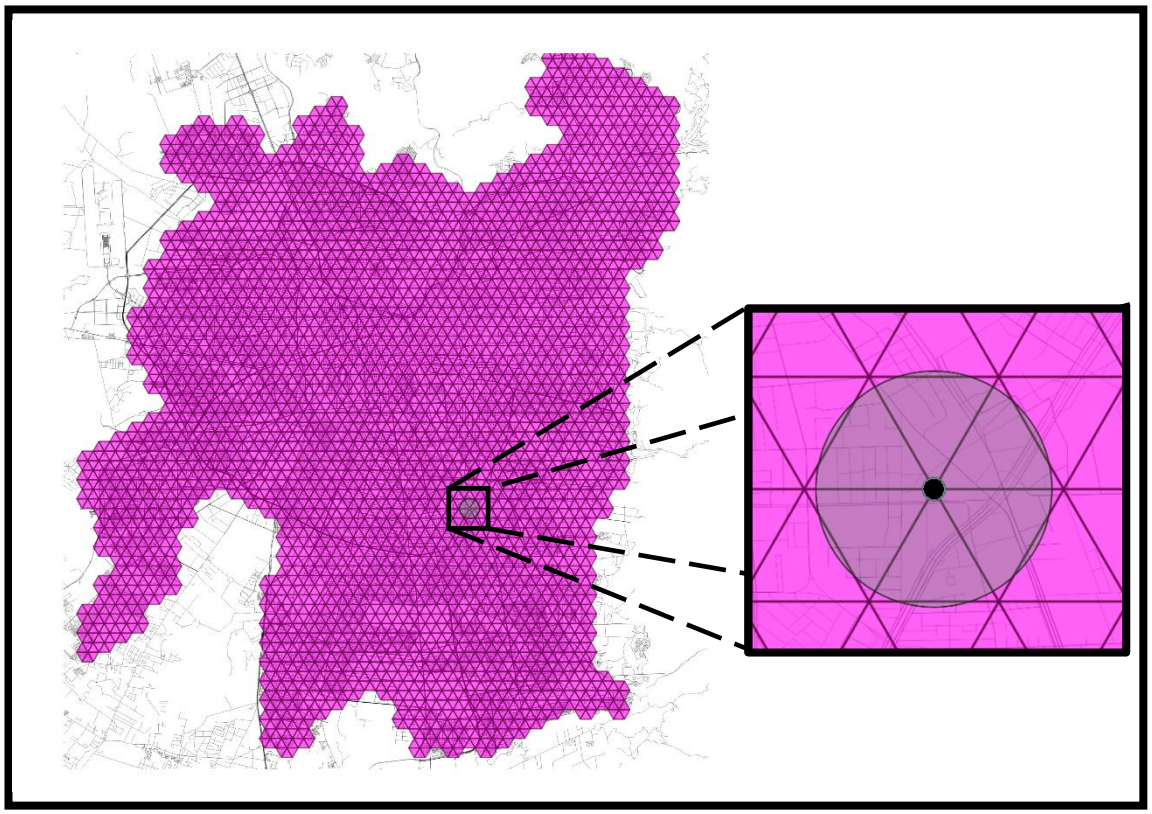

Figura 4-7: División espacial del área de estudio en triángulos y ubicaciones. Fuente: Elaboración propia.

Luego, en función de las divisiones espaciales utilizadas para cada modelo, se pudo realizar la medición de las distintas variables del entorno construido para cada unidad espacial. Como referencia, se muestra la distribución de unidades de vivienda en Santiago en la Figura 4-8 y la distribución del largo total de ciclovías en el entorno (variable que suma el largo total de las ciclovías que pasan por el área dentro de un área de 500 metros) en la Figura 4-9, según la división espacial aplicada en los modelos de localización óptima de este estudio. Los mapas para otros atributos del entorno construido considerados finalmente en los modelos de localización óptima se encuentran en el Anexo G.

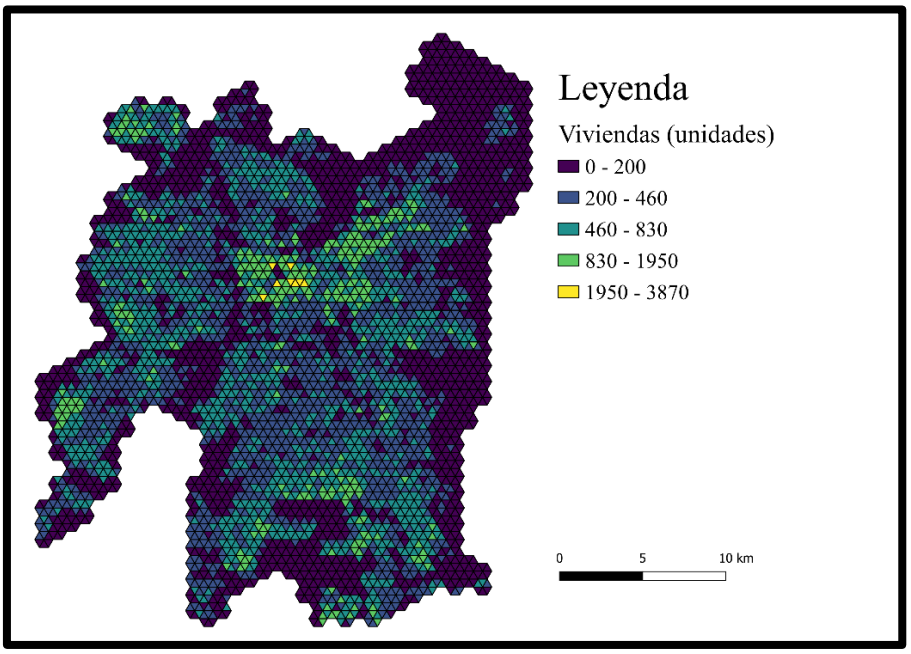

Figura 4-8: Distribución de unidades de vivienda en Santiago.
Fuente: Elaboración propia con datos del Precenso de 2012.

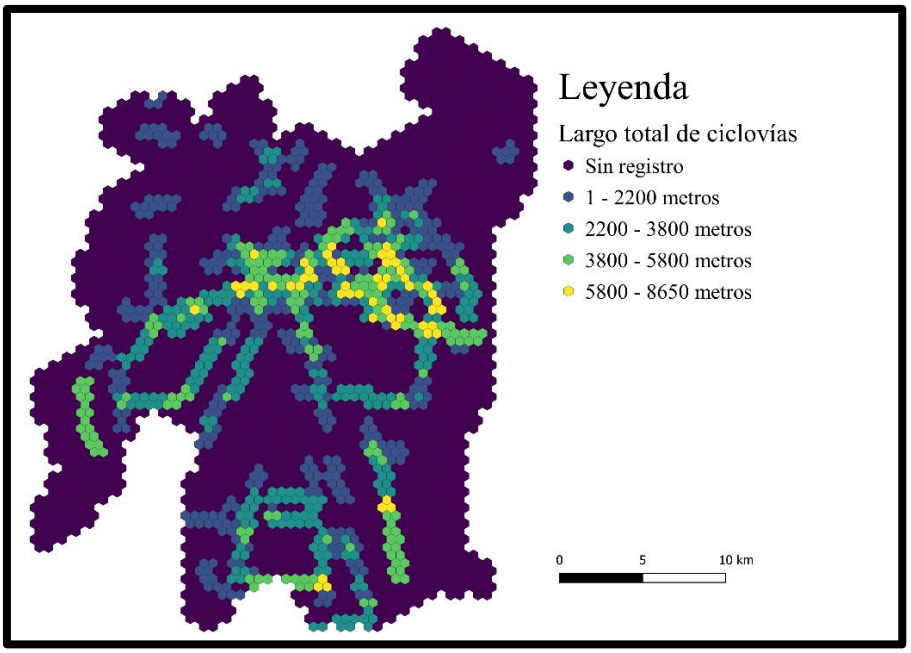

Figura 4-9: Distribución de la variable "largo total de ciclovías" en Santiago.
Fuente: Elaboración propia con datos del Observatorio CEDEUS (2014).

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En el presente capítulo se dan a conocer los principales resultados de la aplicación de la metodología propuesta en el caso de estudio analizado. En función de estos productos, se presentan también distintas líneas de discusión afines al uso y las políticas relacionadas con las bicicletas públicas en general. Este contenido se presenta, en primer lugar, para los modelos de demanda de viajes en bicicletas públicas y, en segundo lugar, para los modelos de localización óptima de estaciones de un SBP. Luego, se mencionan algunas líneas de discusión generales en torno a las políticas públicas relacionadas con los SBP.

5.1. Modelos de generación de viajes para el sistema Bike Santiago

En esta sección se muestran los resultados obtenidos tras la estimación y calibración de modelos de generación de demanda para cada una de las 6 categorías de viajes seleccionadas para los viajes en bicicletas públicas del sistema Bike Santiago (ver sección 4.2.2.1.). Para empezar, se describen las variables seleccionadas según su tipo, en relación con la clasificación de variables del entorno construido propuesta en la literatura. Luego, se hace un análisis por cada uno de los 6 modelos seleccionados. Después se muestran las elasticidades asociadas a las variables seleccionadas, un ejercicio para revisar posible presencia de autocorrelación espacial y algunos comentarios sobre las variables no seleccionadas, para finalizar con algunas consideraciones sobre los modelos propuestos.

Los modelos presentes en esta sección se han calculado con respecto a la cantidad de viajes que son generados diariamente, en cada estación, en el periodo del día correspondiente a cada categoría de viaje. Estos consideran finalmente solo un subconjunto de las variables del entorno construido estudiadas en esta investigación para cada categoría. Estas variables han sido seleccionadas en función de su relación con el posible propósito o las características del viaje, siempre que cumplan con un nivel de confianza estadística mayor a 90%, es decir, un *test t* mayor a 1,64 en el modelo. Los modelos seleccionados se presentan en la Tabla 5-1.

Tabla 5-1: Modelos de generación de viajes por día y por estación, calibrados para las distintas categorías de viajes estudiadas

		Punta mañana	Punta tarde	Valle	Día no laboral	*Loop* día laboral	*Loop* día no laboral
	Intercepto	-5,25 (-2,82)	-2,39 (-0,99)	1,05 (0,5)	-3,67 (-2,12)	-0,06 (-0,29)	-0,66 (-3,61)
Variables locales acumulables	**Sitios sin edificación** (decenas de unidades)	-0,56 (-3,69)	-0,75 (-3,43)	-0,66 (-2,92)	-0,38 (-2,36)	-0,07 (-4,28)	-0,06 (-4,21)
	Viviendas (miles de unidades)	2,31 (4,52)	-	-	2,08 (3,94)	0,19 (3,23)	0,36 (6,98)
	Oficinas (hectáreas)	-	0,98 (5,42)	1,44 (9,21)	-	0,12 (10,31)	-
	Parques urbanos (hectáreas)	-	-	-	-	-	0,03 (2,33)
Variables locales no acumulables	**Largo de calles promedio** (cientos de metros)	1,26 (3,03)	-	-	-	0,11 (2,11)	0,2 (4,48)
	Largo total de ciclovías (kilómetros)	1,54 (5,21)	1,83 (4,16)	2,38 (5,0)	1,95 (6,52)	0,16 (4,89)	0,14 (5,13)
	Intersecciones de calles (cientos de unidades)	-	5,47 (3,39)	-	-	-	-
Variables de accesibilidad	**Accesibilidad desde metro a viviendas** (unidad de accesibilidad por diez mil viviendas)	-	2,49 (2,79)	-	-	-	-
	Accesibilidad a oficinas (unidad de accesibilidad por diez hectáreas de oficinas)	0,65 (3,02)	-	2,1 (6,06)	-	-	-
	Accesibilidad a comercio (unidad de accesibilidad por diez hectáreas de comercio)	-	-	-	1,52 (6,42)	-	-
	Accesibilidad al metro (unidad de accesibilidad ante la presencia de una estación de metro en el destino)	0,6 (2,81)	-	-	-	-	-
	R^2 ajustado	0,6	0,52	0,71	0,62	0,59	0,51

5.1.1. Análisis por tipo de variable del entorno construido

En primer lugar, destaca el efecto positivo en la generación de viajes de las variables de densidad asociadas a los usos de suelo de viviendas, oficinas y parques urbanos. Este efecto es compensado por los sitios sin edificar, los que se relacionan con espacios sin una actividad regular, por lo que no generan viajes en el día a día. Luego, la presencia de comercio también incide, pero a través de una variable de accesibilidad, es decir, como atributo relevante en la atracción de viajes. Si bien estas variables son de densidad, el valor considerado corresponde a la cantidad total del uso de suelo dentro del área de influencia y no a una cantidad por unidad de superficie, para diferenciar el efecto en estaciones con áreas de influencia de menor tamaño definidas según los polígonos de Thiessen utilizados para estaciones cercanas entre sí.

En segundo lugar, se presentan tres variables asociadas al diseño de la infraestructura vial. Todos los modelos consideran al menos una de estas variables, lo que respalda su relación con la generación de viajes en bicicletas públicas en general.

Por un lado, están las variables de infraestructura vial compartida con otros modos, como el largo promedio de calles (variable que considera el largo total de las calles que atraviesan el área de influencia) y la cantidad de intersecciones de calles (variable que considera todos los cruces de calles dentro del área de influencia). Valores más altos de estas medidas se pueden asociar con áreas mejor conectadas dentro de la red de transporte, así como zonas más permeables para los ciclistas y rutas más directas para los usuarios, donde se requiere de menos virajes y hay menores costos angulares. En resumen, estas variables indican espacios más o menos amigables para el desplazamiento en bicicleta.

Por otro lado, se considera una variable de infraestructura vial dedicada al uso de ciclistas, correspondiente al largo total de las ciclovías que cruzan el área de influencia de la estación. La inclusión de esta variable en todos los modelos confirma que la presencia de más ciclovías y de ciclovías de mayor extensión afecta positivamente en la generación de

viajes de forma transversal en el sistema. Esto se relaciona con un entorno más amigable para el usuario de las bicicletas públicas, donde puede hacer uso de infraestructura dedicada a su modo de transporte, disminuir la fricción con otros vehículos y minimizar los riesgos asociados a posibles accidentes con peatones, autos y buses, entre otros.

En tercer lugar, se presentan cuatro variables de accesibilidad, las que varían según el tipo de atributo considerado en el destino y según la incorporación o no de un factor relacionado con el entorno construido cercano al origen en el cálculo de la variable.[2] Entre estas variables se encuentra la accesibilidad a viviendas desde el metro, la que considera la presencia de viviendas en el destino, ponderada por un factor binario que activa la variable solamente cuando hay al menos una estación de metro presente en las cercanías del origen. En este caso, la incorporación de este factor responde a un mejor ajuste observado en el modelo al hacer esta distinción en la accesibilidad a viviendas, posiblemente relacionado con el uso de bicicletas públicas para el transporte de última milla desde las estaciones de metro. Por otra parte, las variables de accesibilidad a oficinas y accesibilidad a comercio solamente consideran la presencia del atributo respectivo en el destino. Por último, la variable de accesibilidad a estaciones de metro considera la presencia de al menos una estación de metro en el destino, ponderada por un factor binario que activa la variable solamente si no hay una estación de metro presente en el origen. Esta variable se puede interpretar como una medida de acceso de primera milla a la red de transporte público masiva.

Siguiendo la clasificación de medidas del entorno construido presentada en la revisión bibliográfica, las tres primeras variables de accesibilidad responden a medidas de accesibilidad al destino, mientras que la primera y la última consideran la distancia a servicios de transporte, particularmente con respecto al metro.

[2] Más información sobre la construcción de variables de accesibilidad en la sección 3.1.2.2.

Finalmente, se puede observar que no se consideran variables de diversidad en los modelos seleccionados, principalmente por posibles dependencias lineales con las variables de densidad seleccionadas. En este sentido, la diversidad de usos de suelo en el entorno estaría considerada indirectamente a través de la mayor o menor presencia de distintos usos de suelo considerados dentro de las variables de densidad seleccionadas.

5.1.2. Análisis por categoría de viajes

Al realizar un análisis por categoría de viajes se pueden identificar patrones interesantes en los resultados. Primero, se puede identificar que las variables de sitios sin edificación y de largo total de ciclovías son las únicas presentes en todos los modelos, la primera porque compensa los efectos positivos de las demás variables y la segunda porque es una variable de la infraestructura directamente relacionada con el uso de bicicletas en general.

Luego, en la categoría Punta mañana, relacionada a los viajes tipo OD realizados en los horarios de mayor tráfico matutino de los días laborales, los resultados sugieren un posible uso del SBP para realizar viajes desde el hogar al trabajo, de forma directa o a través de un trasbordo con el metro. Esto porque considera las variables de vivienda, accesibilidad a oficinas y accesibilidad al metro. Además, la variable de promedio de largo de calles en este modelo puede ser relacionada con una mayor generación de viajes cerca de calles principales de la ciudad, las que permiten una llegada expedita a lugares con mayor densidad de oficinas.

Segundo, en la categoría de Punta tarde, relacionada a los viajes tipo OD realizados en los horarios de mayor tráfico hacia el final de la jornada en los días laborales, se puede interpretar un posible uso del SBP para realizar los viajes de vuelta al hogar desde el trabajo. Esto porque el modelo seleccionado incorpora las variables de oficinas en el entorno construido local y de accesibilidad a las viviendas desde el metro en el entorno construido de los destinos. Por otra parte, los viajes en Punta tarde son los más extensos en distancia recorrida en promedio (ver Anexo C) y son los con mayor tasa de generación

por hora, por lo que pueden estar asociados, en parte, a los usuarios que principalmente usan el sistema por las tardes para volver a sus hogares, sin la presión de estar apurados, como sí suele ocurrir en las mañanas. Además, la cantidad de intersecciones como variable explicativa del diseño del entorno se relaciona con zonas de manzanas más pequeñas, o sea, lugares que suelen ser más permeables y posiblemente más amigables para los usuarios que usan el sistema con menor frecuencia diaria.

Tercero están los viajes de la categoría Valle, los que son realizados entre estaciones distintas en horario no punta de los días laborales. El modelo asociado a estos trayectos es el que presenta un mayor ajuste (R^2 de 0,714) y se basa principalmente en la presencia de oficinas tanto en el origen como en el destino. Estas son zonas de la ciudad con gran interacción de viajes de corta y mediana distancia durante el día, para los cuales la bicicleta pública es una opción conveniente.

Cuarto, se presentan los viajes de días no laborales entre estaciones distintas. En este caso destaca la presencia de viviendas, pues son en estos días cuando las personas suelen pasar una mayor parte del día en su hogar y en las cercanías. También aparece la accesibilidad al comercio, variable que está relacionada al uso de los sistemas de SBP para llegar a lugares con mayor presencia de servicios que sí están disponibles en los días no laborales. Luego, se podría interpretar un posible cambio de modo de transporte para algunos viajes de retorno desde el comercio, una vez que sea ha adquirido un producto o un realizado un servicio y el usuario del SBP prefiere optar por otro modo para retornar a su hogar.

Quinto están los viajes tipo *loop* en días laborales. Estos se dan en zonas de mayor conectividad y presencia de oficinas, factores asociados a las variables de promedio de largo de calles y de oficinas.

Finalmente, en sexto lugar están los viajes tipo *loop* en días no laborales, los que a diferencia de los anteriores presentan una relación con parques urbanos en vez de oficinas, por la posible relación de este tipo de viajes con propósitos de ocio y recreación.

5.1.3. Elasticidad de las variables seleccionadas

Un indicador útil para evaluar la importancia relativa de cada variable en la generación de viajes es la elasticidad. En este caso, se evalúa la elasticidad regresor – demanda, para el total de viajes generados en un mes de referencia de 22 días laborales y 9 días no laborales, como en los datos observados. Como todas las variables presentes en la formulación son lineales, este valor coincide con la proporción de viajes del total que son generados que se atribuyen al efecto de esta variable, es decir, la suma ponderada de la variable y su coeficiente asociado en las distintas categorías de viaje y en los distintos días del mes. Sin embargo, para el caso de las variables de accesibilidad, el efecto no es posible de cuantificar de la misma manera. Esto porque el valor de la variable en estos casos es una multiplicación de una suma ponderada de un atributo del entorno construido por un nivel de accesibilidad por cada otra estación del sistema, lo que depende de la ubicación relativa de las estaciones en el espacio. Por esto, el valor de elasticidad calculado para las variables de accesibilidad es en torno a una unidad teórica de accesibilidad por cierta cantidad asociada al atributo del entorno construido correspondiente.

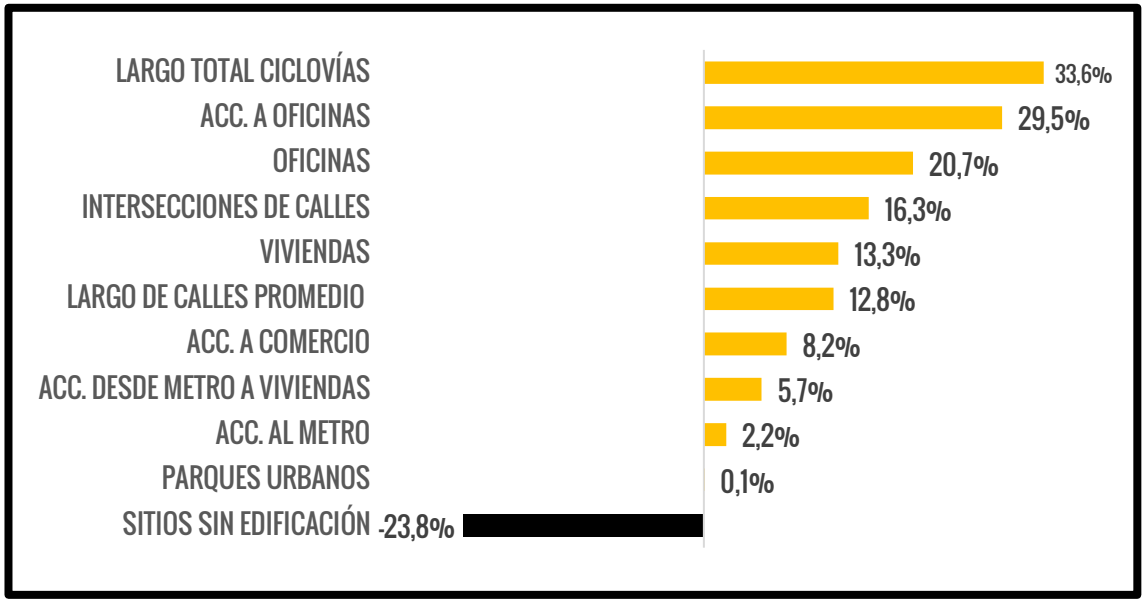

Figura 5-1: Elasticidad regresores – demanda, para un mes de referencia.
Fuente: Elaboración propia.

La Figura 5-1 muestra los valores de las elasticidades regresor – demanda para las distintas variables consideradas en los modelos de generación de viajes en el SBP estudiado, ordenadas de mayor a menor valor. En particular, destacan la variable de largo total de ciclovías, la que se asocia a alrededor de un tercio de los viajes en el mes. Luego, las variables relacionadas al uso de suelos de oficina, tanto a través de la medida de accesibilidad como en el origen, se relacionan con 29,5% y 20,7% de los viajes, es decir, alrededor de la mitad de los viajes al considerar el efecto sumado de ambas. La única variable con un efecto negativo es la de sitios sin edificar. Luego, las variables con menor peso en la modelación son la de parques urbanos, con un efecto prácticamente despreciable en comparación al resto de las variables, y la de accesibilidad al metro. El bajo valor de la elasticidad de esta última variable, junto al bajo valor presente para la accesibilidad desde el metro a viviendas, podría interpretarse como un uso del sistema más orientado a viajes completos que a viajes de primera y última milla.

5.1.4. Autocorrelación espacial

Al tratar con datos que tienen una relación directa con el uso del espacio, es altamente frecuente que la información que tiene más cercanía relativa entre sí tenga mayor relación que la información más alejada entre sí, por un efecto denominado autocorrelación espacial (Anselin & Kelejian, 1997; Legendre, 1993). Debido a esto, se han diseñado algunas pruebas de estadística espacial que permiten verificar si existen relaciones fuertes entre datos cercanos o no. Una de estas pruebas es la medición de la I de Moran, parámetro que toma valores reales entre -1 y 1 según el nivel de autocorrelación espacial de los datos según un criterio de vecindad para cada dato (Bivand & Wong, 2018). Entonces, los valores de I cercanos a -1 reflejan dispersiones fuertes, mientras que los valores en torno a cero demuestran aleatoriedad y los valores cercanos a 1 se interpretan como correlaciones espaciales fuertes, siempre en relación con la vecindad definida.

En términos de esta investigación, no es parte del alcance incorporar un componente que controle la autocorrelación espacial en la modelación de la demanda de viajes de un SBP.

Es decir, no se ha buscado elaborar una variable auxiliar cuyo foco sea el control de un posible sesgo espacial en el término de error de las regresiones planteadas para los viajes generados en las estaciones de un SBP. No obstante, se espera que la inclusión de variables de accesibilidad en los modelos para viajes tipo OD contribuya en controlar este efecto, pues estas variables consideran una componente asociada a la distancia entre estaciones en su construcción, a través de la curva de accesibilidad empírica.

Sin perjuicio de lo anterior, se ha realizado el ejercicio de probar el test de la I de Moran para los residuos de las regresiones planteadas en cada una de las categorías de viajes consideradas, con el fin de tener una noción de la magnitud de una posible autocorrelación espacial en los modelos. Para esto, se considera en este caso una vecindad definida para cada estación del SBP como el conjunto de sus 5 estaciones más cercanas, en términos de distancia euclidiana. Los resultados están presentes en la Tabla 5-2.

Tabla 5-2: Test de I de Moran para los modelos seleccionados

Categoría	**I de Moran Observada**	**Valor Esperado**	**Varianza**	**z**
Punta mañana	0,218	-0,024	$1{,}846 \cdot 10^{-3}$	5,62
Punta tarde	0,045	-0,023	$1{,}858 \cdot 10^{-3}$	1,57
Valle	0,062	-0,02	$1{,}886 \cdot 10^{-3}$	1,89
Día no laboral	0,168	-0,019	$1{,}896 \cdot 10^{-3}$	4,30
Loop día laboral	0,144	-0,02	$1{,}886 \cdot 10^{-3}$	3,77
Loop día no laboral	0,236	-0,018	$1{,}917 \cdot 10^{-3}$	5,80

Los resultados obtenidos muestran que existe aleatoriedad en los términos de error asociados a los modelos de Punta tarde y Valle con respecto a la vecindad definida. Para los otros modelos, el valor de la I de Moran indica que hay una mayor ordenación positiva

de los datos, es decir, que hay signos de autocorrelación espacial positiva entre los residuos de la regresión. Sin embargo, estos valores se encuentran entre 0,144 y 0,236, por lo que este efecto no sería suficientemente fuerte como para descartar los resultados de modelación por ignorar el fenómeno de la autocorrelación espacial. Esto se cumple tanto para viajes tipo OD y como para viajes tipo *loop*. Por lo tanto, no se estarían presentando sesgos espaciales importantes en los modelos planteados. Igualmente, es importante señalar que estos valores de la I de Moran sirven como una referencia, pero no permiten sacar conclusiones fuertes con respecto a la autocorrelación espacial y sus posibles efectos en el caso de estudio, pues eso requeriría de un análisis para distintos tipos de vecindades y más pruebas tanto para los modelos, como para los viajes y las variables independientes de forma individual.

5.1.5. Variables del entorno construido no seleccionadas

Gran parte de las medidas del entorno construido que fueron probadas en los modelos de generación de viajes no fueron seleccionadas en el proceso, por mostrar un bajo nivel de significancia estadística en la generación de viajes, principalmente. No obstante, algunas de las variables no seleccionadas sí mostraron tener relación con los viajes realizados bajo las distintas categorías analizadas, solo que no cumplieron con los criterios de significancia estadística con un nivel de confianza de 90%. Las variables probadas se encuentran en el Anexo D y algunos casos interesantes son mencionados a continuación.

Entre los atributos del uso del suelo que no fueron seleccionados se encuentran los establecimientos deportivos, bodegas y bienes comunes, cuyas variables mostraron ser significativas en algunos casos. Sin embargo, se decidió dejar fuera a estas variables, por su poca capacidad explicativa de viajes y su correlación con otras variables como oficinas, por ejemplo. La presencia de hoteles también mostró ser significativa en los días no laborales. No obstante, la presencia de viajes de turistas en el sistema es casi nula, con solo 66 viajes bajo esquemas de tarifa diaria en la base de datos, por lo que se mantuvo esta variable fuera. Por otra parte, la presencia de establecimientos de educación y las

medidas de accesibilidad a este tipo de uso de suelo no mostró ser significativa en la mayoría de los modelos. Esto difiere de la experiencia en la literatura y está posiblemente asociado a la poca proporción de subscripciones de Bike Santiago entre escolares y universitarios. La razón de esto es el alto precio de las subscripciones en comparación precio de los viajes en transporte público para escolares, que en 2016 alcanzaba los $210 pesos para estudiantes de educación secundaria y terciaria, mientras que era gratis para estudiantes de educación básica.

Entre otras variables del uso de suelos que fueron probadas están los niveles de la calidad de la construcción de las edificaciones en la zona. El SII establece niveles de 1 a 5, que van de viviendas de mayor a menor calidad de construcción y establece un nivel 0 para viviendas no categorizadas. Si bien se podría relacionar una mayor calidad de construcción con un mayor nivel de ingresos, esta relación es débil y se decidió no incorporar estas variables en el análisis final, pese a que algunas pruebas indicaron cierta relación de estas variables con algunas de las categorías de viajes analizadas.

En cuanto a variables de diseño, se probaron distintas configuraciones para la presencia de ciclovías en la zona de origen de los viajes. Se consideraron variables de la cantidad total de ciclovías en el *buffer*, la presencia binaria de ciclovías en el *buffer*, el largo promedio de ciclovías que atravesaban el *buffer* y el largo total de las ciclovías en el *buffer*. Las últimas dos mostraron mejor ajuste, pero se prefirió el largo total por el hecho de que el largo promedio no agrega información de la presencia de múltiples ciclovías en la zona. Además, se probaron medidas del logaritmo y la raíz sobre el largo total de las ciclovías que atravesaban los *buffers*, pero no mostraron mejor ajuste que los valores lineales y, en ciertos casos, no eran significativas. Por último, medidas de accesibilidad a ciclovías tampoco mostraron mejorar los modelos planteados.

Entre las variables de acceso a los servicios de transporte, se presentaron resultados interesantes en torno a la presencia de una estación de metro en el origen. Dependiendo de la configuración del modelo, esta mostraba un signo negativo o positivo. Ante la

dificultad de establecer una relación directa con los viajes, se prefirió combinar su presencia con otras variables, como en el caso del acceso al metro y el acceso a la vivienda desde el metro, variables que sí fueron incluidas en los modelos seleccionados. Otras variables como el acceso a paraderos de buses o la cantidad de recorridos de buses presentes en los paraderos cercanos no mostraron ser significativamente relevantes en la generación de viajes del SBP.

Entre otras variables, las medidas relacionadas con la elevación sobre el nivel del mar de las estaciones, si bien mostraban correlación con la generación de viajes en Punta mañana, solamente mostraron un nivel de confianza de hasta 80% en los modelos. Esto podría estar relacionado con el hecho de que los usuarios estén más dispuestos a hacer viajes con la pendiente a su favor en los horarios matutinos para acceder a sus actividades, para evitar esfuerzos adicionales. En cambio, en otros horarios del día esta variable no mostró relación con la generación de viajes, por lo que podría indicar que los usuarios tendrían menores problemas con la diferencia de altura en horarios distintos a la Punta mañana.

Sin perjuicio de lo anterior, la inclusión posterior de esta variable en modelos de localización óptima podría ser contraproducente, pues podría incentivar la ubicación de estaciones solamente en lugares altos y, en consecuencia, no existiría una diferencia de altura entre estaciones que haga más cómodo un viaje por el hecho de ir a favor de la pendiente. En respuesta, se probaron modelos con variables de la diferencia de altura promedio y la accesibilidad a la altura, pero tampoco fueron significativos. Igualmente, se espera que las características de la geografía física sean más relevantes en modelos de distribución y asignación de viajes. De hecho, un estudio anterior con estos datos de Bike Santiago indica la relevancia tanto de la distancia vertical y como de la horizontal en la distribución de viajes (Moller, 2016).

Por último, es relevante mencionar la prueba de variables topológicas, relacionadas con la presencia de otras estaciones del SBP en distintos rangos de distancia y la cercanía del sistema a distintos hitos dentro de la ciudad. Esto se probó por medio de variables

relacionadas con anillos de diferentes diámetros en torno al origen, medidas de distancia mínima, máxima y promedio a las otras estaciones del SBP y a los hitos urbanos, así como a través del uso de la curva de accesibilidad empírica del caso de estudio. Si bien en algunos casos las variables se mostraron significativas, estas no fueron consistentes para los distintos modelos y no contribuyeron a mejores ajustes en los modelos. Por lo tanto, los aspectos topológicos del sistema son únicamente incluidos por medio de las variables de accesibilidad a usos de suelo consideradas en los modelos seleccionados.

5.1.6. Otras consideraciones de los modelos de demanda

A diferencia de otros modelos propuestos en la literatura, los modelos seleccionados en esta investigación no incluyen variables climatológicas. Esto porque se asume que la temperatura y la lluvia afectan de forma transversal a los viajes y no a cada estación o tipo de viaje de forma distinta. Además, para este tipo de variables hubiera sido necesario analizar información de los viajes en distintos cortes temporales durante el año, lo que no era posible al contar solamente con datos disponibles para un mes de operación del sistema. Un resultado esperado, siguiendo lo propuesto en otros estudios como la de Noland et al. (2019), hubiera sido que en meses más fríos y lluviosos los viajes tiendan a ser más cortos en su mayoría, aunque la variabilidad climática en Santiago es menor a la presente Nueva York, ciudad considerada en esta investigación, por lo que este efecto debería ser más débil.

Pese a que dentro de los viajes modelados solo se consideraron ventanas de tiempo diurnas, el SBP analizado también permite realizar viajes nocturnos. Estos no fueron incluidos en la modelación al ser solo 2,03% de los viajes del sistema en el mes analizado. Igualmente, se probaron algunos modelos para viajes nocturnos, pero ante los bajos ajustes observados se ratificó la decisión de dejar esta categoría fuera.

Por otra parte, se evaluó la opción de agrupar estaciones cercanas con el uso de *clusters*, los que juntaran la información de viajes generados en lugares que compartieran gran parte

de los atributos del entorno construido. Sin embargo, se prefirió mantener el análisis en términos de cada estación observada, para evitar arbitrariedades en la agrupación de estaciones y enfocarse en las características de viajes por estación.

5.2. Modelos de localización óptima de estaciones del SBP en Santiago

A continuación, se muestran los resultados entregados por el modelo de localización óptima de estaciones de SBP aplicado para el caso de la ciudad de Santiago de Chile, con base en los modelos de generación de viajes obtenidos en la sección anterior. El contenido de esta sección muestra distintas adaptaciones del modelo de localización para distintos escenarios, en los que varían los valores de parámetros ingresados al modelo.

Primero, se presenta un comentario en torno a la localización de estaciones aisladas. Segundo, se comparan los valores del escenario base observado, modelado y optimizado. Tercero, se hace un análisis en torno al efecto marginal en la demanda con respecto al aumento de estaciones por localizar. Luego, se analizan medidas de política, como fijar estaciones del SBP cerca de estaciones de metro y restringir las zonas de operación del sistema. Después, se estudian las diferencias entre los enfoques secuenciales y totales de localización. A continuación, se muestran los impactos del crecimiento de la red de ciclovías. Posteriormente, se presenta el modelo de costo mínimo. Finalmente, se mencionan algunos alcances de la modelación.

5.2.1. Control de estaciones aisladas

Tal como fue mencionado en la metodología, existe la posibilidad de que el modelo entregue como resultado una distribución espacial de estaciones tal que al menos una de ellas queda aislada, alejada de todas las otras estaciones. Si bien esto puede responder a una alta presencia puntual de alguna de las variables que afectan positivamente en la generación de viajes teórica, ubicar una estación en ese lugar no tiene mayor sentido en términos prácticos, por la dificultad de los usuarios para acceder desde esa estación al resto del sistema, principalmente. Efectivamente, dentro del caso estudiado han

identificado algunos ejemplos en que el resultado óptimo, por lo que la restricción de corte de estaciones aisladas ha sido incorporada en algunos de los escenarios que son presentados más adelante. En estos casos, se ha aplicado un corte tal que ninguna estación se encuentre a más de 5 kilómetros de su estación más cercana. Igualmente, el efecto en la generación estimada de viajes para los distintos escenarios al aplicar esta restricción de estaciones aisladas es una disminución marginal con respecto al total de viajes generados en el óptimo no restringido.

5.2.2. Comparación del caso base, modelado y óptimo

Tal como mencionado en la sección de caso de estudio, el escenario observado desde el cual se calibran los modelos de generación de viajes corresponde a un mes de viajes en el sistema Bike Santiago. En esta observación se presentan 168 estaciones, en las que se genera un total de 170.536 viajes, de los cuales 167.069 son realizados durante el día, en los periodos considerados en los modelos de demanda. Para adaptar el escenario observado a términos de la modelación diseñada para este problema y verificar que tan cercana es la aproximación de la estructura de optimización propuesta con los datos observados, es necesario asignar cada estación observada a la ubicación i más cercana de la modelación y asignar desde esas ubicaciones las áreas de influencia y los valores correspondientes de accesibilidad en el sistema. Esto se traduce entonces en un escenario base modelado con 168 ubicaciones instaladas según la imagen a la izquierda de la Figura 5-2, con una generación de 169.304 viajes en el mes equivalente. Este valor es levemente mayor, principalmente porque el área de influencia total en la situación modelada es levemente mayor al de la situación observada.

Al ajustar el modelo de localización para ubicar 168 estaciones de forma óptima se obtiene el resultado presente a la derecha de la Figura 5-2. Esta asignación tiene una generación teórica de 277.070 viajes mensuales, lo que representa 63,65% de aumento de viajes con respecto al escenario base modelado y 65,84% de mejora en relación con el escenario base observado. El resultado indica una mayor concentración de estaciones en el sector centro

y centro-oriente de la ciudad, principalmente en las comunas de Santiago y Providencia. Adicionalmente, se presenta un conjunto de 8 estaciones ubicadas en el sector sur de la ciudad, aisladas del resto de las estaciones. Estas son elegidas por el modelo principalmente debido a sus altos valores de largo total de ciclovías y largo de calles promedio. En particular, 5 de los puntos elegidos en esta zona superan los 2.000 metros de largo total promedio de sus calles, mientras que el máximo valor presente en los datos observados del modelo de generación de demanda es de 1.040 metros. Por lo tanto, el efecto lineal asociado a esta variable puede estar sobreestimando la generación de esta zona. No obstante, la ubicación del resto de las estaciones sí demuestra un patrón esperado. Como referencia se puede observar la generación de viajes estimada por estación para este escenario en el Anexo H.

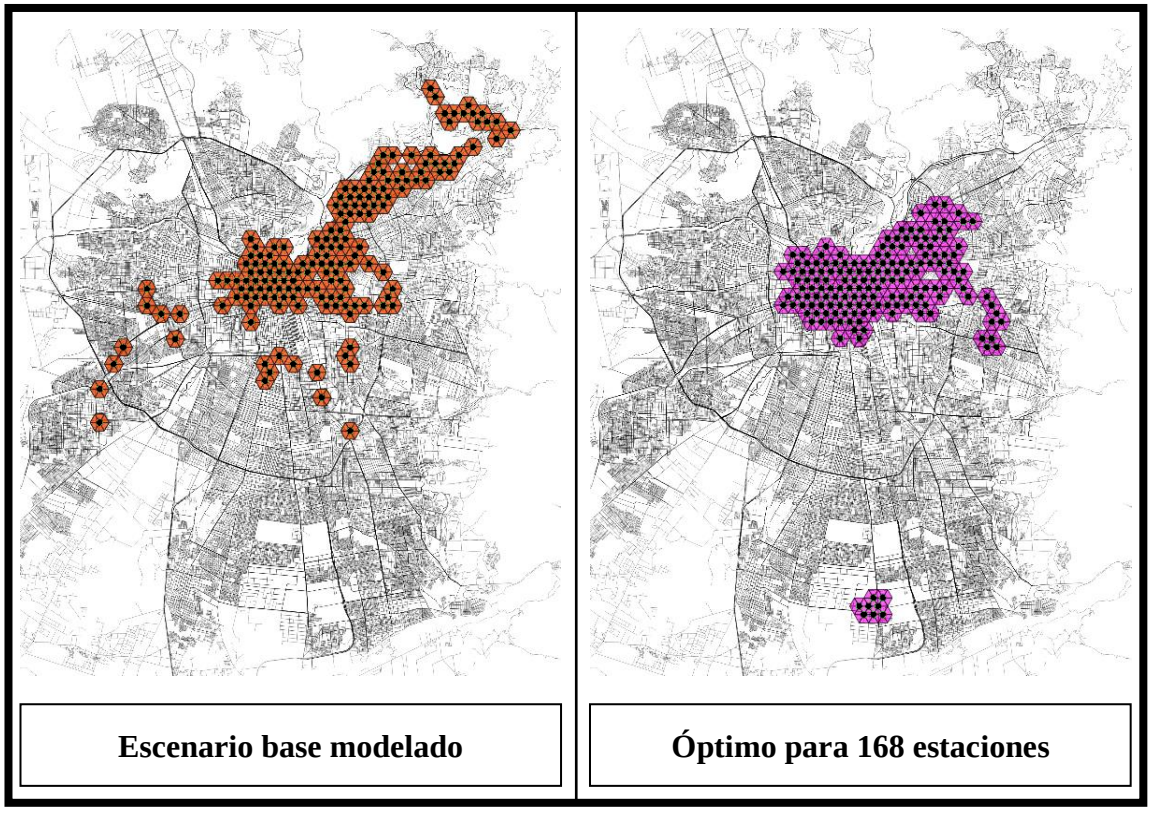

Figura 5-2: Distribución espacial de estaciones en el caso base y en el óptimo
Fuente: Elaboración propia.

Entre otras medidas útiles para comparar los resultados se encuentra la distancia euclidiana promedio entre todos los pares de estaciones. Para el sistema observado, este valor es de 7,33 kilómetros, mientras que para el caso óptimo el valor desciende a 5,87 kilómetros, incluso con la presencia de las 8 estaciones alejadas del centro. Esto confirma que la distribución espacial de estaciones en el óptimo es más compacta que en el caso observado, lo que coincide con la recomendación de la literatura de fomentar la densidad de estaciones en el diseño de los SBP (ITDP, 2013; Médard de Chardon et al., 2017).

Un punto importante de mencionar en esta parte es que tanto el escenario observado como el escenario optimizado presentan una localización de estaciones concentrada en comunas de ingresos más altos. Para el caso observado, esto se relaciona con decisiones estratégicas da captura de una mayor demanda gracias a la potencial mayor disposición a pagar de los habitantes de esas comunas. En cambio, para el caso del escenario optimizado esto responde netamente a las variables seleccionadas en los modelos de generación y su distribución espacial en el área considerada en la optimización. A pesar de esto, es interesante que aparezca un conjunto de estaciones en un lugar de bajos ingresos, alejado del conjunto principal de estaciones y el que probablemente no tenga mayor interacción con el conjunto principal. Sin embargo, el hecho de que la modelación planteada no incluya variables relacionadas con el nivel de ingreso impide sacar conclusiones claras respecto a la viabilidad financiera de los escenarios óptimos, lo que es discutido más adelante en el documento.

5.2.3. Crecimiento con respecto a la cantidad de estaciones instaladas

Un ejercicio interesante que los modelos de localización permiten hacer es evaluar el comportamiento del sistema ante el crecimiento en la cantidad de instalaciones que se localizan en el espacio. En este caso, esto se traduce en el aumento de la demanda generada sujeto a la instalación de más estaciones del SBP a lo largo de la ciudad. En la Figura 5-3 se muestran gráficamente los resultados de este ejercicio, con la distribución espacial y la demanda generada para escenarios con aumentos consecutivos de 80 estaciones.

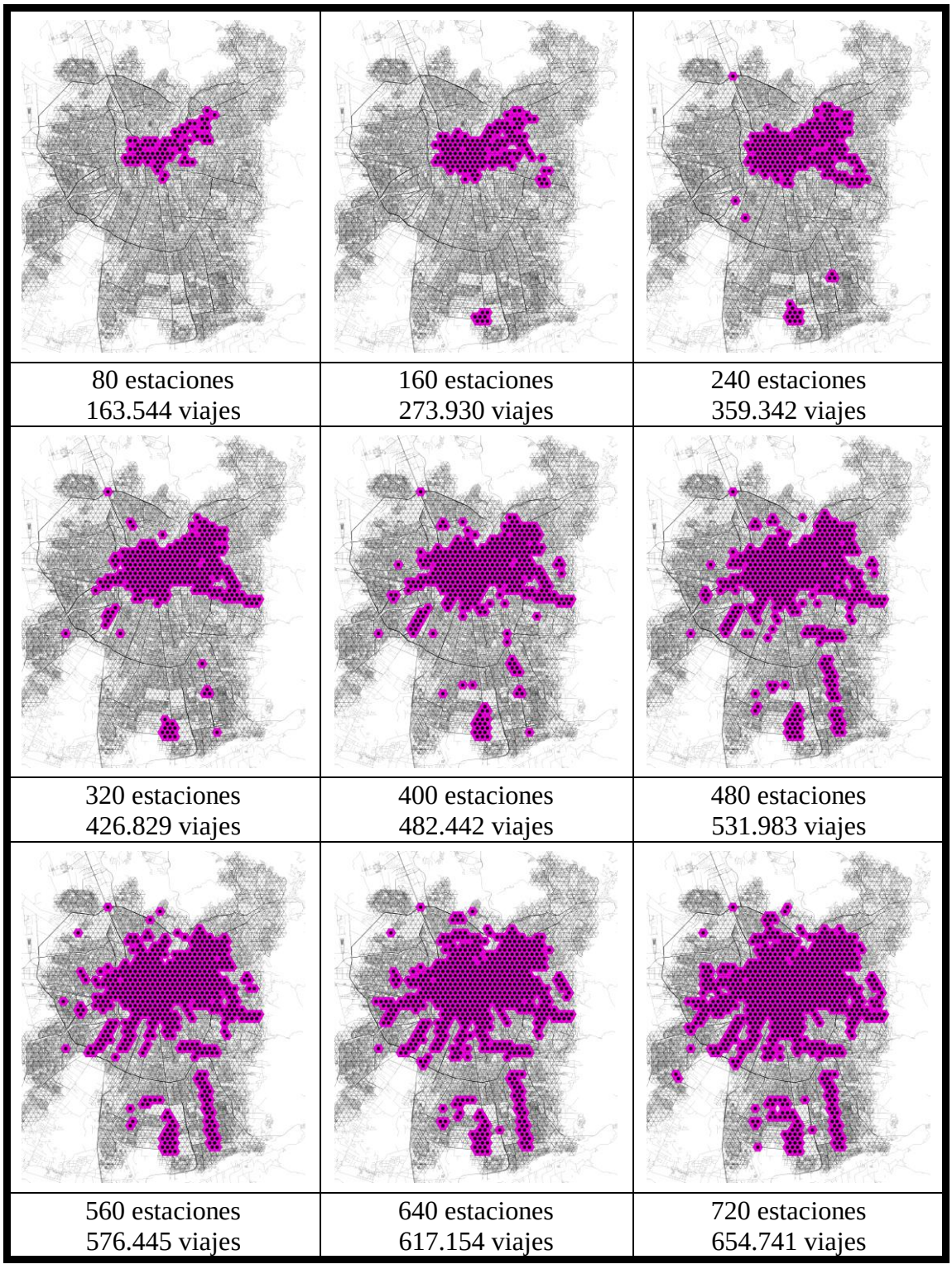

Figura 5-3: Expansión óptima de la red de estaciones del SBP.
Fuente: Elaboración propia.

Al observar estos resultados se puede identificar la aparición inicial de un núcleo importante de estaciones en sector céntrico de la ciudad, seguido por la aparición de subconjuntos de estaciones del SBP en sectores más alejados, los que luego son unidos al sistema a través de la expansión por ejes importantes de la ciudad. En particular, a medida que el sistema crece, la importancia relativa de las ciclovías se vuelve más importante, por lo que las nuevas estaciones suelen ser asignadas por el modelo a lugares cuya presencia de ciclovías es más alta. De hecho, la importancia relativa de la variable del largo total de ciclovías se mantiene entre 46,7% y 49,3% del peso en los viajes generados por el modelo, como se puede observar en el Anexo I.

Por otra parte, a medida que aumenta la cantidad de estaciones localizadas, el aumento en la cantidad de viajes generados es menor al del escenario anterior, debido a que el sistema está obligado a posicionar estaciones en lugares igual o menos deseables que las localizaciones anteriores. Esto está compensado en parte por las variables de accesibilidad y el efecto marginal de una nueva estación en la generación de todas las otras estaciones presentes dentro del rango de 10 kilómetros de vecindad. No obstante, el efecto asociado a la accesibilidad suele no superar el efecto por ubicar estaciones en lugares relativamente menos convenientes, por lo tanto, el aumento marginal de viajes en el sistema es decreciente con la cantidad de estaciones, como se puede verificar en la Figura 5-4.

Si bien es discutible la confiabilidad de la proyección de demanda para sistema de grandes cantidades de estaciones cuando la calibración ha tomado en cuenta un sistema de solo 168 estaciones, los resultados obtenidos sí entregan un respaldo para posibles ubicaciones preferibles para la ubicación de las estaciones a medida que el operador tiene acceso a invertir en mayor infraestructura para el sistema.

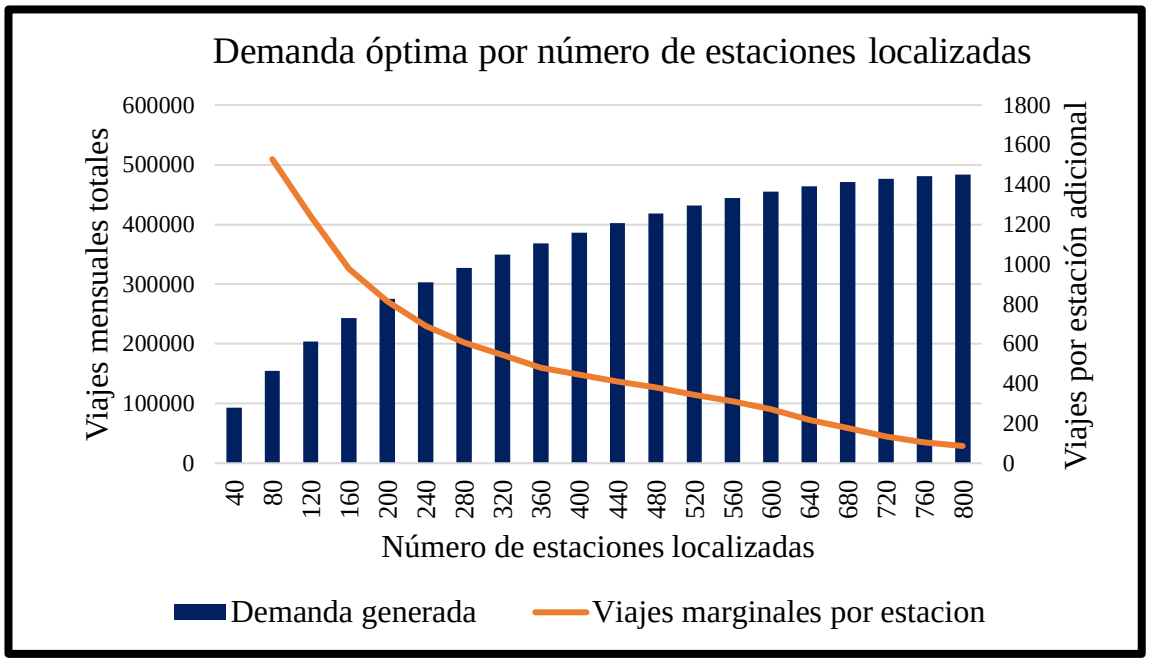

Figura 5-4: Crecimiento total y marginal de la demanda óptima de viajes en el SBP con el aumento de la cantidad de estaciones localizadas.
Fuente: Elaboración propia.

5.2.4. Modelo con estaciones fijas en cercanías de estaciones de metro

Una de las medidas de política que se puede probar con este tipo de modelos es la decisión de fijar estaciones del SBP en ciertos lugares de mayor importancia dentro de la ciudad, debido a su cercanía con puntos de interés o por su conectividad con otros modos de transporte. En este caso, se ha hecho una prueba fijando estaciones del SBP en la cercanía de algunas estaciones de metro, para verificar si el hecho de tener estaciones fijas en esas zonas es un incentivo suficiente para que el modelo sugiera instalar más estaciones en esas zonas y así generar una posibilidad de transporte de primera y última milla que permita conectar viajes en metro con viajes en bicicletas públicas. Para esto, se consideró un escenario con 24 estaciones fijadas previamente en el modelo, correspondientes a una estación de SBP por cada extremo de línea de metro disponible en 2016 más una estación

de SBP por cada intersección de líneas de metro. Los resultados obtenidos para sistemas de 168 estaciones y 300 estaciones se pueden observar en la Figura 5-5.

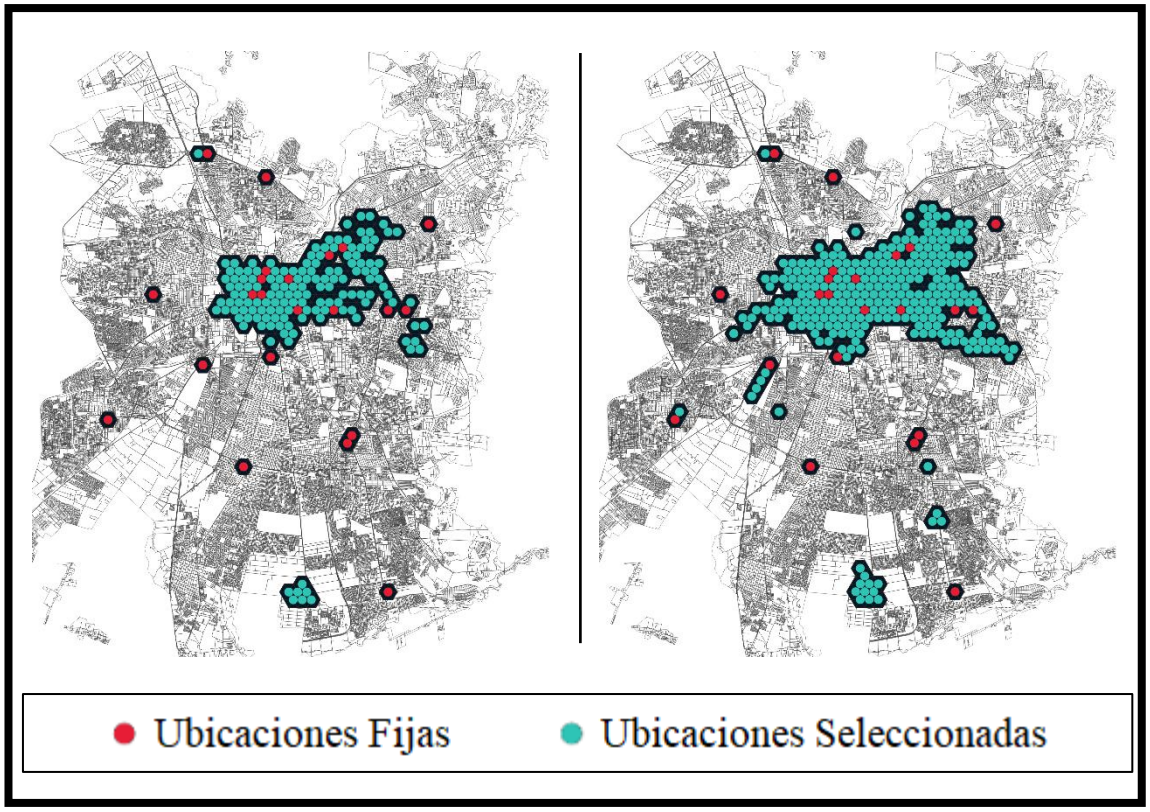

Figura 5-5: Resultados del modelo con 24 ubicaciones fijas en torno a estaciones de metro, para sistemas de 168 estaciones (izq.) y 300 estaciones (der.). Fuente: Elaboración propia.

En los resultados anteriores es posible observar que, a pesar de tener estaciones fijas en lugares de potencial demanda de viajes como lo son estaciones finales y de conexión de la red de metro, el modelo tiende a ubicar las estaciones del sistema de SBP en los lugares céntricos de la ciudad, de forma similar a lo observado en los escenarios sin las estaciones previamente fijadas. Esto es consecuencia de una mayor demanda generada en los puntos más céntricos de la ciudad que en torno a las estaciones predeterminadas, algunas de las cuales se encuentran también aisladas y con bajos niveles de accesibilidad al resto del

sistema. Además, el resultado se debe también a que las elasticidades relacionadas con las variables de accesibilidad al metro y de accesibilidad desde el metro a viviendas son relativamente bajas, como puede apreciar en una figura 5-1. A modo de referencia, la cantidad de viajes generados en el escenario con 168 estaciones es de 266.785 viajes mensuales, 3,71% menor al óptimo no restringido presentado anteriormente.

Las condiciones del sistema estudiado y las bajas elasticidades de las variables asociadas al metro en la generación de viajes indican una posible baja proporción de intermodalidad en el uso de las bicicletas públicas en Santiago. Ante una eventual incorporación del SBP al sistema de transporte público de la ciudad se podrían generan facilidades en el sistema de pago y una planificación integrada de los distintos modos de transporte, lo que podría incentivar un mayor nivel de intermodalidad en los viajes del SBP. En ese caso hipotético, los resultados obtenidos al localizar las estaciones óptimamente probablemente variarían hacia una mayor presencia de un conjunto de estaciones de SBP en torno a una estación de metro u otro nodo de transporte público.

5.2.5. Limitación del sistema por comunas de operación

Por razones políticas y administrativas, a veces los SBP no están autorizados para instalar estaciones en todos los sectores de una ciudad. Por ejemplo, en el caso de estudio observado no se presentan estaciones en la comuna de Las Condes, por la existencia de otro SBP con exclusividad de operación en esta comuna.[3] Para evaluar el impacto de condiciones similares a la anterior en la localización óptima de estaciones del SBP estudiado, se han comparado escenarios de libre localización de estaciones con escenarios de localización restringida a las 14 comunas con operación de este SBP en 2016. Los resultados de la demanda generada en ambos tipos de escenarios se pueden observar en la Figura 5-6. En términos generales, los resultados confirman que la demanda en los escenarios restringidos es menor y que la diferencia de viajes generados crece a medida que aumenta el número de estaciones a instalar en la ciudad. Es importante mencionar que

[3] Sistema Bici Las Condes: https://www.bicilascondes.cl/

el modelo se acerca a la cobertura total del espacio definido para el caso del modelo restringido al llegar a 800 estaciones instaladas.

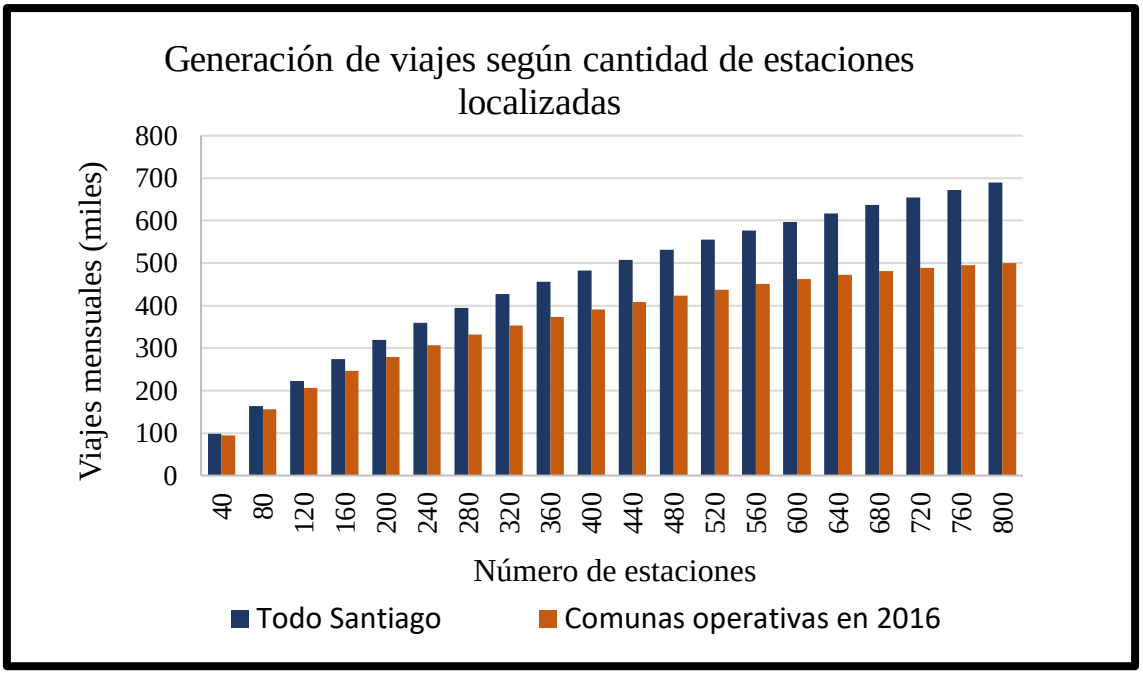

Figura 5-6: Generación de viajes según la cantidad de estaciones localizadas, para los escenarios de la ciudad completa y de las comunas operativas en 2016. Fuente: Elaboración propia.

5.2.6. Crecimiento secuencial versus crecimiento con relocalización total

Si un operador de un SBP puede instalar X estaciones adicionales en un SBP que ya se encuentra en operación con estaciones localizadas de forma óptima, surge la pregunta si basta solamente con encontrar una ubicación óptima para esas X estaciones nuevas o si es necesario mover estaciones previamente instaladas para llegar al nuevo óptimo. En otras palabras, ¿qué tan significativa es la diferencia en demanda generada entre un enfoque secuencial de instalación de estaciones, en comparación con un enfoque de relocalización total se estaciones del sistema, a medida que un SBP crece en cantidad de estaciones?

Para responder esta pregunta, se compararon los resultados obtenidos en dos formulaciones. Por un lado, se probaron escenarios con la incorporación secuencial de 40 estaciones por iteración, manteniendo fijas las estaciones ubicadas en la iteración anterior. Por otro lado, se realizaron optimizaciones con 40 estaciones más en cada iteración, pero manteniendo libre la ubicación de todas las estaciones en cada iteración. Esto se probó para escenarios entre 40 y 400 estaciones, con la restricción de estaciones aisladas activa para ambas formulaciones. Los resultados obtenidos se presentan en el Anexo J.

En resumen, el efecto observado por dejar las estaciones previamente instaladas como estaciones fijas en las optimizaciones siguientes es marginal, con una diferencia en la demanda generada que es como máximo de 0,09% y con ubicaciones en el óptimo que difieren máximo en 3 estaciones. Por lo tanto, se muestra que la ubicación óptima de las estaciones sigue un patrón bastante ordenado y que la optimización tiende a no deseleccionar las ubicaciones que ya fueron seleccionadas previamente, a medida que aumenta la cantidad disponible de estaciones por localizar.

En términos de la planificación de un SBP en la práctica, los criterios de localización de estaciones al inicio no necesariamente responden a una maximización de la demanda o simplemente no se cuenta con información previa para planificar según este criterio. Entonces, si se presentan dificultades para redistribuir las estaciones en el espacio al buscar una demanda óptima, el enfoque incremental pasa a hacer sentido.

A modo de ejemplo, la Figura 5-7 muestra el resultado obtenido al incorporar 132 nuevas estaciones al sistema observado en el caso de estudio, sin alterar la ubicación de las 168 estaciones originales. En este caso, se aprecia que las nuevas estaciones son principalmente ubicadas alrededor de las que ya estaban instaladas en el centro de la ciudad, con algunas excepciones presentes en dos *clusters* al sur de la zona analizada. Nuevamente, la tendencia mostrada en el caso no restringido predomina (ver Figura 5-3), independiente de la presencia de estaciones fijas en el modelo.

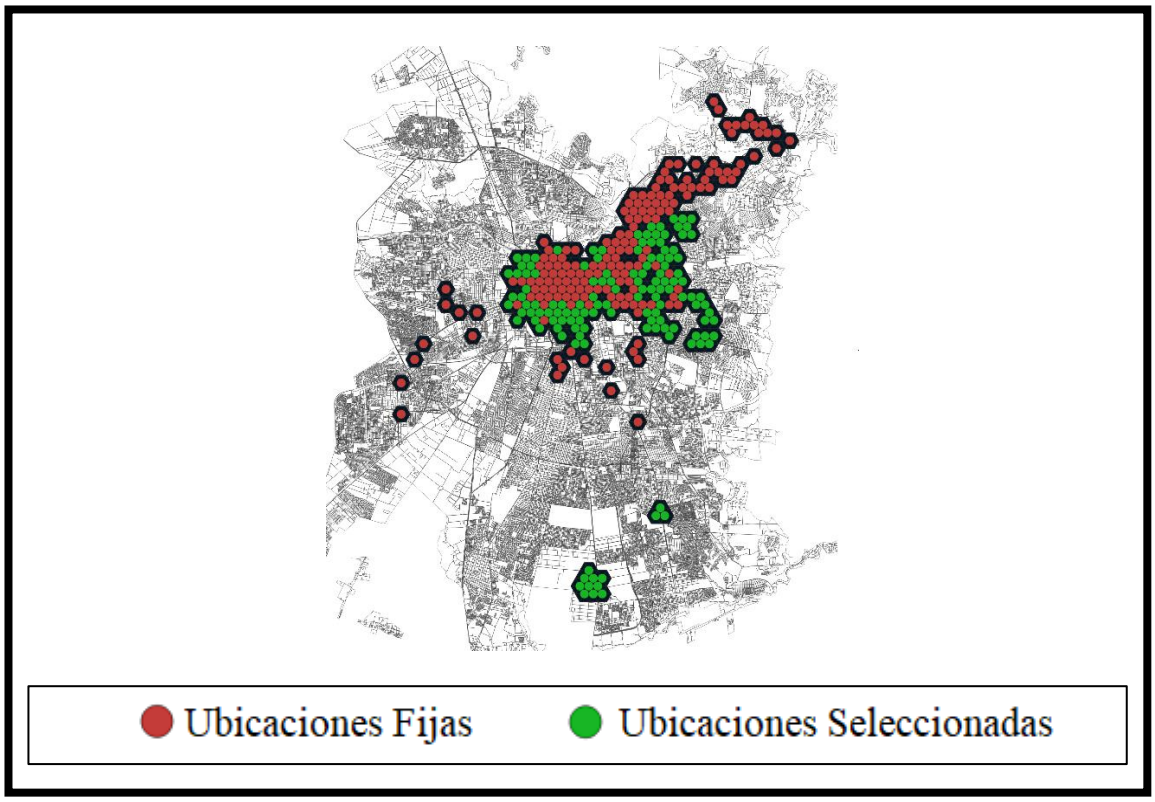

Figura 5-7: Resultados del modelo con 300 estaciones, con las 168 estaciones del sistema original observado fijas.
Fuente: Elaboración propia.

5.2.7. Impactos por el crecimiento de la red de ciclovías

En función de la importancia que tienen las ciclovías en la generación de viajes del SBP, según lo mostrado en la sección 5.1 de este documento (Figura 5-1) y de acuerdo con lo descrito en la revisión bibliográfica, se considera en este apartado un escenario con una red extendida de ciclovías en Santiago. Los datos de ciclovías de base consideran una red de 224 kilómetros de ciclovías, mientras que la red proyectada utilizada en este escenario incluye además los proyectos de ciclovías que han sido registrados por distintas fuentes como CONASET y algunas municipalidades, entre otras instituciones (GORE RM, 2012). En total, este registro considera un total de 741 kilómetros distribuidos por todo Santiago.

A continuación, se presentan los resultados de la optimización de 168 estaciones de SBP con la variable de largo total de ciclovías ajustada según los datos de la red proyectada de ciclovías para Santiago. En este escenario, indicado en la Figura 5-8, se sube de 277.070 viajes mensuales en el óptimo basal a 435.343 viajes mensuales con la red proyectada. Además, la variable largo total de ciclovías pasa de explicar 40,44% de los viajes a explicar 73,81% de los viajes. Si bien este efecto puede estar sobre representado por la linealidad de esta variable, los resultados indican que en este caso sí tendría sentido una mayor dispersión de estaciones que en el óptimo del caso basal, la que mejoraría la conectividad con distintas zonas de la ciudad en complemento a la mayor provisión de infraestructura ciclista.

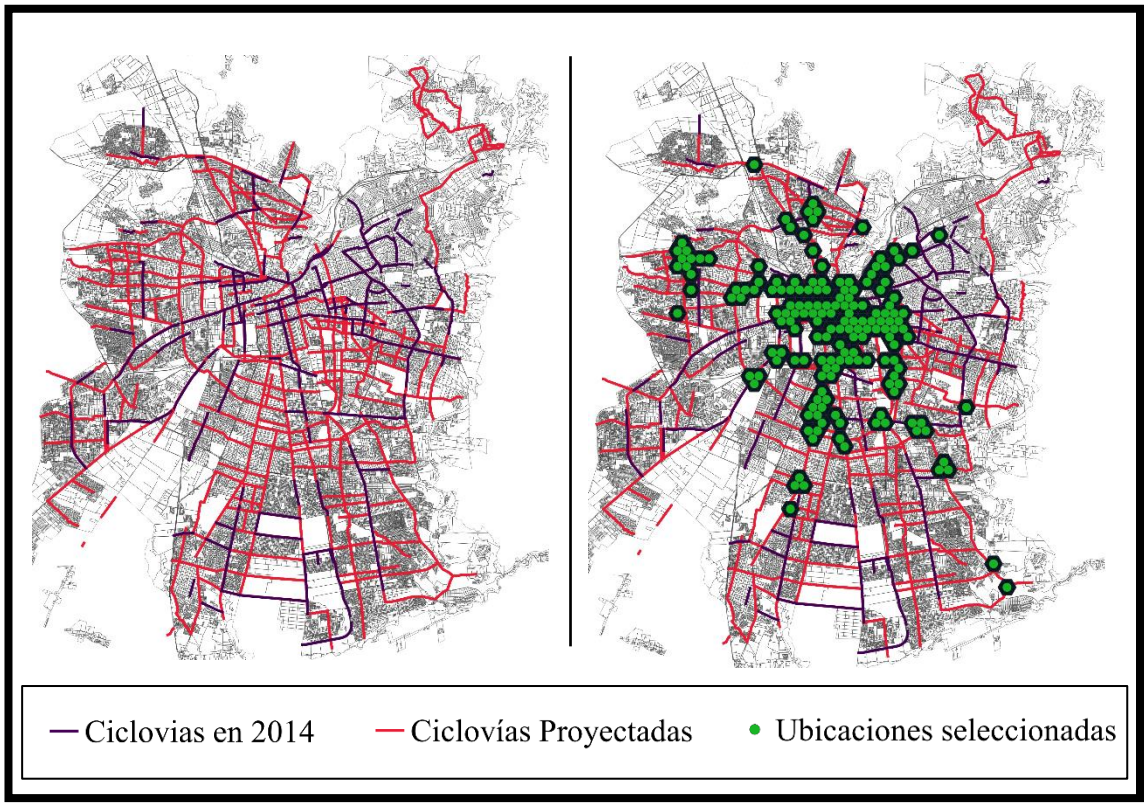

Figura 5-8: Distribución óptima de estaciones con la red proyectada de ciclovías en Santiago, para un sistema de 168 estaciones.
Fuente: Elaboración propia con datos de Correa (2019).

5.2.8. Modelo de costo mínimo

El modelo de maximización de demanda cubierta planteado para la solución de este problema de localización óptima puede ser visto también desde la perspectiva de su problema dual, es decir, la minimización del costo asociado a la generación de un nivel mínimo de demanda. En este caso, esto se puede interpretar como la cantidad mínima de estaciones necesarias para cumplir con un nivel de demanda mínimo, determinado por la ubicación de estas estaciones.

En términos de los resultados, la distribución de estaciones obtenida en ambos modelos coincide para escenarios equivalentes, debido a la construcción del problema. No obstante, plantear este problema desde el punto de vista de un nivel de demanda y de la cantidad de estaciones necesarias puede ser interesante para los operadores y su diálogo con otras entidades relacionadas con el transporte y la planificación urbana, porque puede estar alineado con el cumplimiento de objetivos de cambios en la partición modal de viajes y del fomento del uso de la bicicleta, entre otras medidas de política.

A modo de ejemplo, la Figura 5-9 muestra la distribución de estaciones obtenidas al optimizar el dual del modelo de cobertura máxima utilizado en esta investigación, con un nivel mínimo de 300.000 viajes mensuales en la restricción de demanda. Como resultado, se presenta una cantidad mínima de 194 estaciones para generar este nivel de demanda, las que en su distribución óptima generan un total de 303.740 viajes mensuales. Además, es posible comprobar que la distribución de estaciones obtenida es similar a la distribución asociada al modelo primal de maximización de demanda con magnitudes similares de estaciones, como se puede observar en la Figura 5-3 anteriormente presentada.

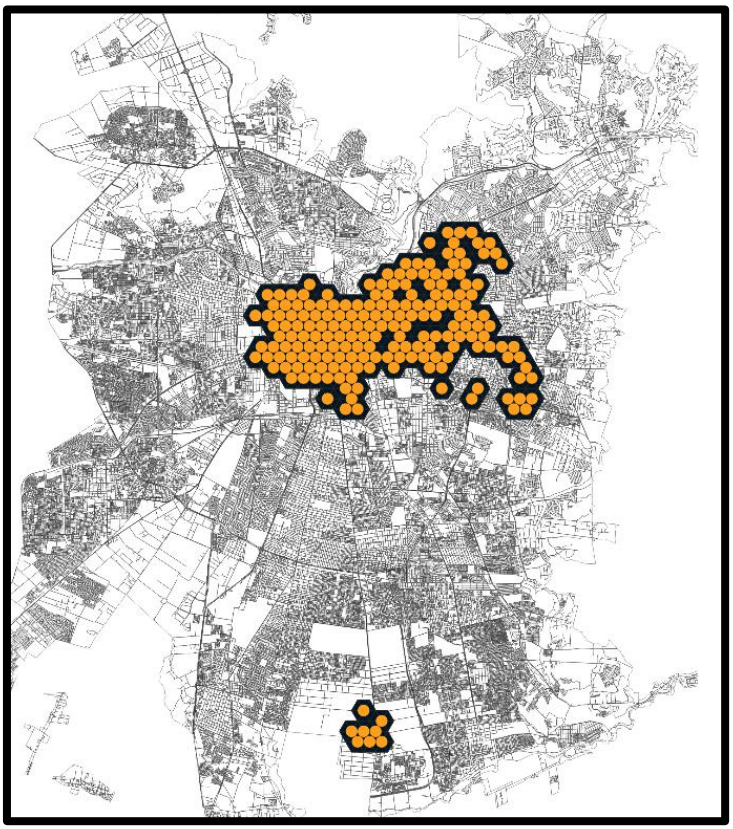

Figura 5-9: Distribución óptima de estaciones para un nivel de demanda mínima de 300.000 viajes mensuales en el SBP.
Fuente: Elaboración propia.

5.2.9. Alcances del modelo de localización

Este apartado contempla algunos aspectos no considerados por el modelo de localización planteado. Estos podrían ser incorporados en investigaciones futuras en torno a este tema.

5.2.9.1. Aspectos logísticos de las estaciones del SBP

En este estudio no se consideró la cantidad de espacios disponibles (*docks*) por estación ni la cantidad de bicicletas asignadas a estación como base. Esta no era una información que se tuviera con certeza sobre la red observada y tampoco pareció ser un punto altamente

relevante en la modelación a priori. Sin embargo, algunos estudios hablan de que la demanda efectiva en estaciones más pequeñas puede ser menor, por una mayor probabilidad de tener demanda insatisfecha en casos que no se encuentren bicicletas disponibles para arrendar y en caso de que no hayan cupos disponibles para devolver la bicicleta al final del viaje (Çelebi et al., 2018). En este sentido, existen efectos relacionados con la decisión de agrupar más *docks* en una estación o abarcar una mayor cantidad de puntos con estaciones con menor cantidad de *docks* (Kabra et al., 2018). Por lo tanto, un posible complemento para esta investigación sería la incorporación de ajustes de la demanda según estos factores. Igualmente, esto dependerá también los patrones de distribución de los viajes y de la redistribución de bicicletas, elementos más relacionados con la operación del sistema y que también están fuera del alcance de esta investigación.

5.2.9.2. Predicción para grandes tamaños de la red

Dentro de los resultados obtenidos, la predicción de demanda para grandes tamaños del sistema muestra valores quizás poco realistas, por el hecho de estar calculados con respecto a un sistema de base con 168 estaciones únicamente. Sin embargo, la ubicación de las estaciones en estos resultados muestra ciertos patrones que podrían ser igualmente útiles para el planificador.

Entre los aspectos que podrían ser incluidos para evaluar la demanda generada en redes más grandes del SBP están los cambios en la partición modal de la bicicleta en términos generales. Así también, la inclusión de aspectos socioeconómicos podría generar una mejor comprensión del uso de las bicicletas públicas en distintas zonas de la ciudad para sistemas más grandes. El modelo actualmente prioriza zonas de mayores ingresos para ubicar las estaciones, pero eso no significa que algunas zonas de niveles de ingreso bajo y medio puedan ser eventualmente interesantes para la instalación de estaciones del SBP, en especial si hubiera cambios en el sistema que permitieran tener precios más accesibles para las personas con menores ingresos.

5.2.9.3. Costos del sistema

En los SBP existen costos de capital asociados a la adquisición de las estaciones y bicicletas, así como costos operacionales relacionados con la mantención y redistribución de bicicletas, entre múltiples otros costos asociados a estos sistemas. Sin embargo, en función de los datos disponibles y en relación con los propósitos y alcances de esta investigación, la incorporación de las restricciones presupuestarias en la modelación de localización óptima del sistema se ha reducido únicamente a cantidad de estaciones disponibles para ubicar. Ante mayor disponibilidad de datos del operador, se podrían hacer estimaciones más acabadas del costo total del sistema para distintos escenarios y dimensionar posibles economías de aglomeración por una distribución más concentrada de estaciones, por ejemplo. Estos valores podrían servir para las decisiones más políticas y estratégicas en torno a este tipo de sistemas.

5.2.9.4. Tarifa del servicio

Entre los alcances del modelo de localización también se puede mencionar que es insensible a la tarifa por el uso del sistema, al igual que el modelo de demanda. En respuesta, puede que los resultados de la modelación no se reflejen en un caso real si la disposición a pagar de los posibles usuarios por un viaje en el sistema es menor a la tarifa cobrada, por lo que es un componente relevante para considerar en análisis posteriores.

5.3. Discusión en torno a los SBP

En esta sección se mencionan algunas líneas de discusión en torno a los SBP, las que son de interés para la generación de políticas en torno a estos sistemas. Si bien estos temas están fuera del alcance de esta tesis, hay ciertos aspectos de lo expuesto en esta investigación que si pueden servir como insumos para el análisis de estos asuntos.

5.3.1. Coordinación de los SBP con el sistema de transporte público

Los SBP presentes en Santiago no son parte del sistema de transporte público de la capital, situación que es similar en otros SBP en el mundo. Esta condición dificulta la generación de ciertos beneficios que podrían existir para una mayor coordinación de este tipo de sistemas con otros modos de transporte público de la ciudad, tales como un sistema integrado de tarifa o una planificación conjunta de los sistemas. De hecho, el modelo de generación de viajes presentado captura en parte esta situación, por las bajas elasticidades asociadas a las accesibilidades que consideran la presencia de estaciones de metro.

Por un lado, el sistema integrado de tarifa permitiría a los usuarios una mayor facilidad para el uso del SBP de forma articulada con otros modos, al no necesitar un medio de pago o de validación diferente para ambos sistemas y no tener que pagar de más, en caso de haber planes que incorporen distintas etapas y modos de transporte en una misma tarifa. Si bien el sistema Bike Santiago incorporó una aplicación móvil para facilitar el uso del sistema, en fecha posterior a la correspondiente a los datos observados en esta tesis, su sistema tarifario sigue sin estar coordinado con el sistema de transporte público de la ciudad hasta el momento de la publicación de esta tesis. Entonces, si existiera un mecanismo tarifario similar al que actualmente ya conecta los buses, el metro y el tren urbano de Santiago bajo una misma tarifa, podría haber un efecto significativo en la demanda de viajes de este SBP proveniente de los actuales y nuevos usuarios del sistema de transporte público de la ciudad.

Por otro lado, la planificación integrada del SBP en el sistema de transporte público podría dar mayores facilidades para que las personas se movilicen por la ciudad. Por ejemplo, las estaciones del SBP podrían estar distribuidas de tal forma de facilitar el transporte de primera y última milla, en conexión con las líneas de transporte masivo de la ciudad. Esto condice con los resultados obtenidos en los modelos de demanda de viajes en bicicletas públicas presentes en este capítulo, dentro de los que aparecen variables como la accesibilidad al metro y la accesibilidad desde el metro a viviendas, ambas en relación con

posibles articulaciones de viajes entre el metro y el SBP. Además, si bien los resultados obtenidos en el modelo de localización con estaciones fijas cerca de estaciones de metro importantes no sugieren una concentración de estaciones del SBP cerca de las estaciones de metro más aisladas, esto no significa que instalar estaciones del SBP a su alrededor no sea interesante por otros criterios, como cobertura espacial e intermodalidad.

Es importante resaltar que el impacto de una mayor conexión de los SBP con el sistema de transporte público de una ciudad no necesariamente genera un efecto positivo en la demanda de cada uno de los distintos modos de transporte que son parte del sistema. De hecho, el acceso a viajes en bicicletas públicas puede hacer que los usuarios de buses y metro opten por cambiar su viaje a este otro modo. Por ejemplo, Campbell y Brakewood (2017) argumentan que el SBP inaugurado en 2013 en Nueva York impactó en una disminución de cerca de 1,69% de los viajes diarios no vinculados en la ciudad. Debido a esto, se vuelve aún más importante la coordinación entre las partes para la generación de políticas que fomenten el transporte activo y el transporte público, pero que minimicen las disputas entre las distintas agencias involucradas debido a posibles efectos como el ocurrido en Nueva York.

5.3.2. Acceso al sistema

Los SBP pueden presentar distintos problemas de acceso para las personas, tanto por un componente geográfico, como por dificultades del pago, entre otras dimensiones. En este sentido, para potenciar el efecto positivo de los SBP en la transición hacia una matriz de viajes más sustentable, es importante poder reconocer estas barreras y evaluar estrategias para abordarlas de forma efectiva.

Tal como fue mostrado en el capítulo de caso de estudio, el sistema Bike Santiago presenta una alta concentración de estaciones en algunas de las comunas más acomodadas de Santiago, particularmente Vitacura, Providencia, Ñuñoa y la comuna de Santiago. De hecho, estas comunas son parte de las comunas con mayores ingresos per cápita por hogar

de Chile, según datos de la encuesta Casen (MDS, 2015). En este sentido, este sistema no presenta una distribución de estaciones equitativa para toda la población de la ciudad, sino que da un mejor acceso a personas de niveles socioeconómicos más altos y no está presente en zonas de menores ingresos de la ciudad, por lo que no es una opción de movilidad geográfica ni socioeconómicamente equitativa. Luego, conforme a esta situación, existe la oportunidad de mejorar el acceso de las personas a este SBP mediante la incorporación de estaciones en zonas no provistas de la ciudad. Esta medida podría mejorar la accesibilidad a distintas oportunidades y servicios para las personas que viven en estas zonas de la ciudad, además de poner a disposición un modo de transporte más sustentable para su desplazamiento.

En efecto, la medida anterior podría tener también un impacto en los modelos de demanda estimados en esta investigación, por la incorporación de personas con otros patrones de viajes al sistema. Estos efectos podrían también cambiar el resultado de las distribuciones óptimas de estaciones propuestas en este estudio, las que muestran una tendencia hacia la instalación de estaciones hacia sectores más acomodados, que son los que actualmente usan en mayor proporción el sistema.

Por otra parte, la incorporación de usuarios con distintos perfiles socioeconómicos al sistema no solo pasa por una componente geográfica, sino también financiera. En el sistema observado, los usuarios tenían distintos planes de servicio disponibles, los que variaban en precio, cantidad de días de uso y tiempo de viaje permitido. Estos planes mostraban mejores condiciones de uso y menores precios por día a medida que el usuario se comprometía a pagar por periodos de uso más prolongados. A modo de ejemplo, un plan de turista por un día completo costaba $9.900 pesos, mientras que un plan de Cliente "Black" costaba $59.940 pesos al semestre, con 90 minutos disponibles para cada viaje.[4] En este sentido, el sistema observado es un servicio de transporte de difícil acceso para

[4] Los registros de marzo de 2016 incluyen 22 planes distintos de operación, 3 de los cuales estaban enfocados en público general, 4 en turistas, 5 en promociones especiales y el resto en distintos tipos de clientes con tarjeta Itaú. Dependiendo del plan, los usuarios podían usar las bicicletas por hasta 30, 60 o 90 minutos de forma continuada en un viaje.

las personas de menor niveles de ingreso, especialmente para quienes no tienen este tipo de transporte disponible como opción de traslado en sus principales viajes del día.

A pesar de que el uso de este sistema pueda significar un menor gasto que el transporte en vehículos particulares o en transporte público en algunos casos, lo más probable es que las personas igualmente se vean en la necesidad de utilizar otros modos de transporte para ciertos viajes y que, finalmente, su gasto total por transporte no sea necesariamente menor por usar este SBP. Además, pagar una mensualidad puede ser algo más complejo para personas de menores ingresos, por tener que desembolsar una mayor cantidad de dinero de antemano y no tener la flexibilidad de pagar en función de cada viaje realizado, como en el transporte público.

Lo anterior condice también con el hecho de que las variables relacionadas con la superficie construida de establecimientos educacionales no mostraron un ajuste significativo con la generación de viajes en el sistema observado. Tal como fue mencionado anteriormente, este SBP no es una opción rentable para muchos de los estudiantes de la ciudad, quienes podían movilizarse por $210 pesos por viaje en el sistema de transporte público. En resumen, distintos factores relacionados al acceso del SBP en distintas dimensiones y por parte de distintos grupos de la población pueden tener efectos importantes en los resultados obtenidos en esta investigación, los que se podrían incorporar mediante el uso de información socioeconómica de los usuarios en próximas investigaciones que surjan sobre este tema.

5.3.3. Sistemas con y sin estaciones

Desde la incorporación de los SBP con anclaje inteligente o *dockless* como modo de transporte en múltiples ciudades a lo largo del mundo, ha surgido la pregunta si es necesario seguir manteniendo los sistemas basados en estaciones. Por un lado, los SBP basados en estaciones presentan un gran número de sistemas con varios años de operación, los que se han consolidado como una opción de movilidad en múltiples ciudades del

mundo. Si bien los viajes que se pueden realizar en estos sistemas están restringidos a un conjunto discreto de estaciones, esta condición genera un mayor orden en su funcionamiento, lo que puede ser visto como un atributo positivo por la autoridad local y los usuarios. Además, las bicicletas utilizadas en los sistemas con estaciones pueden ser más livianas y tener diseños más cómodos, a diferencia de las bicicletas *dockless*, que tienen que considerar mayores medidas de seguridad que pueden influir en el peso de las bicicletas. Por otro lado, los SBP del tipo dockless son sistemas más modernos, que ofrecen un servicio en que el origen y el destino de los viajes posibles están continuamente distribuidos a lo largo de la vía pública (Xu et al., 2018). Esto es algo que genera mayor flexibilidad, aunque puede provocar dificultades para la movilidad de los peatones (Gu et al., 2019). Igualmente, múltiples ciudades presentan la operación simultánea de ambos tipos de sistemas, por lo que puede que no sea necesario optar solamente por una de las dos tecnologías. Finalmente, esta es una decisión que debe ser acompañada por insumos como estudios de la demanda y propuestas de planificación estratégica, por medio de herramientas como las presentadas en esta investigación.

6. CONCLUSIONES

A lo largo de este documento, se han expuesto distintos elementos relacionados con los sistemas de bicicletas públicas (SBP), con énfasis en la demanda de viajes en este modo de transporte y en la localización de las estaciones que estos sistemas suelen utilizar para su operación. En conjunto, los distintos componentes de esta investigación han contribuido en el análisis de las hipótesis planteadas y en abarcar los objetivos de esta investigación, concentrados en la construcción de una metodología para el apoyo de la toma de decisiones en torno a la planificación estratégica de un SBP.

6.1. Síntesis de la investigación

En primer lugar, se hizo una revisión del estado del arte del estudio de los SBP, enfocada en la modelación de demanda y en la localización de estaciones. En esta sección se identificaron ciertos antecedentes que han servido para estructurar la investigación, respaldar decisiones dentro de su desarrollo y comparar los resultados obtenidos. En particular, se destaca un mayor desarrollo de estudios de la demanda de viajes en bicicletas públicas que de la localización estratégica de estaciones, posiblemente por la dificultad de estos últimos de probar empíricamente los modelos propuestos, entre otras razones.

En segundo lugar, se presentó una metodología para estructurar el trabajo realizado, la que responde a los objetivos de la investigación e incorpora aspectos de la literatura relacionada con el tema. Por una parte, se formuló una propuesta de modelación de generación de viajes en bicicletas públicas a través del uso de regresiones lineales, separadas por categoría de viaje y estructuradas con variables explicativas observables, las que están asociadas principalmente con los atributos del entorno construido presente en los alrededores de cada estación del SBP analizado y con la accesibilidad a distintos tipos de uso de suelo presente en las estaciones alcanzables por medio de un viaje dentro del sistema desde cada estación del SBP. Por otra parte, se diseñó una estructura de modelación de localización de estaciones del SBP inspirada en modelos de cobertura

máxima (MCLP), aplicada para un espacio urbano determinado y ajustada por los modelos de demanda previamente calibrados.

En tercer lugar, se describieron los detalles del caso de estudio seleccionado para la aplicación de la metodología presentada, correspondiente al sistema de bicicletas públicas Bike Santiago, operativo en la ciudad de Santiago de Chile. En esta sección se expusieron algunos datos relevantes de la operación de este SBP en el mes analizado y se mencionaron algunas características del contexto general de la ciudad y su entorno construido. Además, se calibró la curva de accesibilidad empírica que permite modelar la proporción de viajes en bicicletas públicas en función de la distancia para la ciudad estudiada.

En cuarto lugar, se presentaron los resultados obtenidos al emplear los modelos de demanda y de localización óptima de estaciones en el SBP y en la ciudad del caso de estudio. En esta sección se seleccionaron 6 categorías de viajes, separadas por tipo de viaje, horario y tipo de día (laboral / no laboral). Para cada categoría se calibró un modelo de generación de viajes con el uso de variables formadas con el procesamiento de atributos del entorno construido presente en el área de influencia local de cada estación. Además, para los viajes entre estaciones distintas (tipo OD) se incluyeron variables de accesibilidad a usos de suelo, las que incorporan información presente en los posibles destinos de los viajes generados, ponderada por la curva de accesibilidad empírica previamente calibrada. Cada modelo calibrado mostró un ajuste de R2 entre 0,52 y 0,71, con cada una de las variables significativas a un nivel de 90% como mínimo.

Posteriormente, se estructuró el modelo de localización óptima de estaciones del SBP estudiado para Santiago, formulación que fue probada para distintos escenarios ajustados según la cantidad de estaciones disponibles, distintas decisiones operacionales y políticas y para una proyección futura de la presencia de ciclovías a lo largo de la ciudad estudiada. Los resultados para cada escenario fueron visualizados a través de mapas con la distribución espacial propuesta para las estaciones, más la respectiva generación total de viajes en el sistema modelado. En términos generales, estos mostraron una mayor

tendencia a la localización de estaciones en zonas céntricas de la ciudad, una mayor densidad de estaciones comparada a la del sistema analizado y una estimación de viajes mensuales generados mayor a la presente en el mes de viajes observados.

6.2. Implicancias y contribuciones

A continuación, se presentan las implicancias de esta tesis. Parte de estas deducciones tienen una aplicación práctica en la generación de políticas y decisiones estratégicas en relación con los SBP y forman parte de las contribuciones de este trabajo.

En términos generales, las distintas partes de esta investigación han permitido cumplir de forma satisfactoria tanto el objetivo general como con los objetivos específicos propuestos. Además, se han podido verificar las dos hipótesis planteadas, es decir, se han validado los atributos del entorno construido y las medidas de accesibilidad a distintos tipos de uso de suelo como variables explicativas de la demanda por el uso de bicicletas públicas y se ha comprobado que el uso de modelos de optimización permite guiar la localización de estaciones de un SBP para apuntar hacia una mayor generación de viajes.

Conforme a la revisión bibliográfica realizada, es posible reconocer que este estudio es parte de un número reducido de investigaciones que consideran un análisis detallado de la demanda y de la localización de estaciones de bicicletas públicas de forma conjunta. En particular, es pionero en el uso de variables de accesibilidad a usos de suelo para la modelación de viajes y para la incorporación de un factor endógeno en la modelación de la localización de las estaciones de un SBP. Además, solo se identifica un único estudio anterior relacionado a la localización de estaciones de SBP en Santiago de Chile, el que considera datos simulados de demanda para el sistema Bici Las Condes (Cuevas, 2018).

En cuanto a la relación del uso de suelos con los viajes en bicicletas públicas en el caso estudiado, se identifica una mayor proporción de viajes en Punta mañana en sectores con mayor concentración de hogares en el origen y con mayor nivel de accesibilidad a oficinas

y viceversa en Punta tarde. En consecuencia, se interpreta que la mayor concentración de viajes semanales se da en relación con los desplazamientos del hogar al trabajo en las mañanas y de retorno por las tardes. Otras variables del uso de suelos también contribuyen con una mayor generación de viajes cuando están presentes en el origen o destino, en distinta proporción según el tipo de viaje, en línea con lo sugerido en la literatura. Igualmente, se ratifica la importancia de usar variables que permitan identificar lugares menos atractivos para la generación de viajes en bicicletas públicas. Estas tienen un signo negativo asociado en los modelos de generación y compensan el efecto positivo de las otras variables, como es logrado con la variable de sitios sin edificación en este caso.

De forma análoga, se corrobora que los atributos del diseño del entorno construido inciden en la generación de viajes en bicicletas públicas. En particular, destaca la importancia de la infraestructura ciclista como uno de los factores más relevantes para la generación de viajes en el SBP estudiado, algo que coincide con lo sugerido en la literatura de viajes en bicicletas públicas y el uso de bicicletas en general. En este sentido, se concluye que una mayor provisión de ciclovías en la ciudad tiene el potencial de generar efectos significativos en la generación de una mayor cantidad de viajes en bicicletas públicas.

En términos de la modelación de accesibilidad, se confirma la conveniencia del uso de una función log-normal para la estimación de la curva de accesibilidad empírica para los viajes en bicicletas públicas. Esta curva ha sido relevante en el diseño de las variables de accesibilidad, las que a la vez han cumplido satisfactoriamente la función de incorporar información relacionada con la distribución espacial de las estaciones y los atributos en los posibles destinos de los viajes entre estaciones distintas. Así también, han permitido generar relaciones más elaboradas, como la accesibilidad a viviendas desde orígenes con una estación de metro en su entorno.

Con respecto a la localización óptima de estaciones del SBP, se muestra que la cantidad de viajes estimados para cada escenario varía significativamente según las definiciones de escenarios utilizadas. En particular, se observa que restringir la operación de los SBP a

solo algunas zonas de la ciudad puede limitar significativamente la cantidad de viajes que se pueden generar en el sistema, con un nivel de demanda potencial no incorporada que es creciente a medida que se consideran sistemas con una mayor cantidad de estaciones.

En términos generales, existen directrices generales para la instalación de estaciones del SBP que se mantienen en los distintos escenarios evaluados, como la localización de una mayor densidad de estaciones en zonas céntricas de la ciudad y una expansión a través de las principales ciclovías y zonas mejor conectadas, a medida que se instalan más estaciones en el sistema. De hecho, esta mayor densidad de estaciones en zonas céntricas solo no se observa igualmente preponderante en el escenario evaluado para un eventual crecimiento de la red de ciclovías en la ciudad, caso en que sí se indica la instalación de estaciones de forma más dispersa a lo largo de las zonas con mayor acceso a ciclovías.

En cuanto al objetivo la de optimización, se confirma la equivalencia de abarcar el problema de la localización óptima de estaciones de SBP tanto desde una perspectiva de maximización de demanda como desde la perspectiva dual, a través de la minimización de estaciones localizadas sujeto a una cota inferior de demanda generada. En este sentido, el modelo se puede adaptar en función del objetivo que tenga el operador o planificador.

Finalmente, se valida la modelación de la demanda y de la localización de las estaciones de los SBP de forma conjunta como un mecanismo integral para el estudio y la toma de decisiones estratégicas en torno a un SBP en una ciudad. En función de los resultados obtenidos, esta metodología presenta el potencial de ser de utilidad para la planificación de un mejor servicio y beneficiar tanto a los operadores, por la posibilidad de mejorar el nivel de uso y aumentar las transacciones en el sistema, como a la sociedad civil, por proveer un servicio más alineado con las necesidades de movilidad de las personas.

6.3. Limitaciones y posibles líneas de investigación futuras

Los modelos utilizados en esta investigación permiten identificar aspectos del entorno urbano que se relacionan fuertemente con los viajes realizados en un SBP. Estos modelos permiten luego el ajuste de los modelos de localización óptima planteados en la segunda parte de la metodología, con el fin de apoyar decisiones de planificación de los SBP. No obstante, la estructura de modelación presentada se concentra en la ubicación de las estaciones y no considera aspectos logísticos relacionados con la operación de estos sistemas, como la presencia de bicicletas en las estaciones y su redistribución por parte del operador. Tampoco considera la variabilidad de distancias recorridas y tiempos de viaje para los distintos usuarios entre un mismo par de estaciones, pues esto se simplifica a través del uso de una curva de accesibilidad empírica construida con base en la distancia del camino más corto entre cada par de estaciones del sistema. Y en cuanto al modelo de localización, la propuesta se limita a una ubicación de referencia para cada estación, sin entrar en detalle sobre la ubicación específica para la estación al interior de la zona seleccionada y no considera si existe suelo disponible para la instalación de la estación.

Estas limitantes pueden considerarse de forma más detallada en futuros estudios que consideren modelos de distribución y asignación de viajes. Estos podrían incorporar además información de los destinos más frecuentes por cada origen, relaciones más directas con la diferencia de altura entre estaciones y la pendiente del camino, incorporar elementos relacionados con el esfuerzo físico de los usuarios y considerar el uso efectivo de ciclovías y la calidad de estas en las rutas utilizadas por los usuarios, por ejemplo.

Los resultados obtenidos se basan en datos correspondientes a un mes de operación del sistema observado. Esto limita la posibilidad de obtener conclusiones más profundas sobre el sistema, particularmente en relación con los posibles cambios en los patrones de los datos en diferentes momentos del año y en cuanto al efecto marginal en la cantidad de viajes generados ante la presencia de más y menos estaciones. Además, con los datos

disponibles no es posible hacer una evaluación empírica de los efectos reales en la demanda ante una relocalización de estaciones, aspecto que podría ser estudiado a futuro.

Otras líneas de investigación se relacionan con los aspectos discutidos al final de la sección de resultados. El primero corresponde a la posible coordinación del SBP con el sistema de transporte público de la ciudad, medida cuyos impactos podrían ser analizados para estimar posibles beneficios asociados. Bajo esta línea de investigación podrían aparecer nuevas directrices para la localización de estaciones de un SBP.

El segundo aspecto corresponde al potencial de considerar factores socioeconómicos de los usuarios. Se podría realizar una clasificación según nivel de ingreso, género, ocupación y otras características, para una mejor comprensión de los patrones de viajes y para identificar posibles barreras del sistema para personas de algunos grupos en especial.

Por último, el tercer aspecto alude a la idea de profundizar en análisis similares para los SBP *dockless*. Si bien estos sistemas no hacen uso de estaciones, sí presentan zonas de mayor concentración de viajes y lugares designados para dejar las bicicletas de manera ordenada, por lo que se podrían plantear modelos en función de estas condiciones.

6.4. Comentarios finales

Para finalizar, es importante mencionar que esta tesis ha sido desarrollada con el espíritu de generar un aporte y fomentar la discusión en torno a la planificación de los sistemas de bicicletas públicas, un modo de transporte con el potencial de convertirse en una opción relevante para el transporte de las personas en los próximos años. Desde la visión del autor, es fundamental poder seguir contribuyendo en la generación de nuevas ideas e insumos para el diseño de mejores políticas de transporte y ciudad, que sean de utilidad para los tomadores de decisiones, puedan ser apoyadas por la sociedad civil y que apunten hacia la promoción de una vida urbana más sustentable.

BIBLIOGRAFÍA

Anselin, L., & Kelejian, H. H. (1997). Testing for spatial error autocorrelation in the presence of endogenous regressors. *International Regional Science Review*, *20*(1–2), 153–182. https://doi.org/10.1177/016001769702000109

Arezoumandi, M. (2011). Estimation of travel time reliability for freeways using mean and standard deviation of travel time. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, *11*(6), 74–84. https://doi.org/10.1016/S1570-6672(10)60149-3

Audikana, A., Ravalet, E., Baranger, V., & Kaufmann, V. (2017). Implementing bikesharing systems in small cities: Evidence from the Swiss experience. *Transport Policy*, *55*(February), 18–28. https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2017.01.005

Bajic, V. (1983). The Effects of a New Subway Line on Housing Prices in Metropolitan Toronto. *Urban Studies*, *20*(2), 147–158. https://doi.org/10.1080/00420988320080291

Banister, D. (2000). Sustainable urban development and transport -a eurovision for 2020. *Transport Reviews*, *20*(1), 113–130. https://doi.org/10.1080/014416400295365

BID. (2019). *Informe Anual: Reseña del año 2019*. Recuperado de https://publications.iadb.org/es/informe-anual-del-banco-interamericano-de-desarrollo2019-resena-del-ano

Birch, C. P. D., Oom, S. P., Beecham, J. A., Dhv, B. V, Box, P. O., & Amersfoort, B. C. (2007). Rectangular and hexagonal grids used for observation , experiment and simulation in ecology. *Ecological Modelling*, *206*(Table 1), 347–359. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2007.03.041

Bivand, R. S., & Wong, D. W. S. (2018). Comparing implementations of global and local

indicators of spatial association. *Test*, *27*(3), 716–748. https://doi.org/10.1007/s11749-018-0599-x

Boeing, G. (2017). OSMnx: New methods for acquiring, constructing, analyzing, and visualizing complex street networks. *Computers, Environment and Urban Systems*, *65*, 126–139. https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2017.05.004

Bordagaray, M., dell'Olio, L., Fonzone, A., & Ibeas, Á. (2016). Capturing the conditions that introduce systematic variation in bike-sharing travel behavior using data mining techniques. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, *71*, 231–248. https://doi.org/10.1016/j.trc.2016.07.009

Bullock, C., Brereton, F., & Bailey, S. (2017). The economic contribution of public bike-share to the sustainability and efficient functioning of cities. *Sustainable Cities and Society*, *28*, 76–87. https://doi.org/10.1016/j.scs.2016.08.024

Campbell, K. B., & Brakewood, C. (2017). Sharing riders: How bikesharing impacts bus ridership in New York City. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *100*, 264–282. https://doi.org/10.1016/j.tra.2017.04.017

Çelebi, D., Yörüsün, A., & Işık, H. (2018). Bicycle sharing system design with capacity allocations. *Transportation Research Part B: Methodological*, *114*, 86–98. https://doi.org/10.1016/j.trb.2018.05.018

Cerda, R. (2008). Providencia inaugura sistema con 40 bicicletas públicas. *Plataforma Urbana*. Recuperado de http://www.plataformaurbana.cl/archive/2008/12/10/providencia-inaugura-sistema-con-40-bicicletas-publicas/

Cervero, R., & Kockelman, K. (1997). Travel Demand and the 3Ds: Density, Diversity, and Design. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, *2*(3), 199–219.

Cervero, R., Sarmiento, O. L., Jacoby, E., Gomez, L. F., & Neiman, A. (2009). Influences of built environments on walking and cycling: Lessons from Bogotá. *International Journal of Sustainable Transportation*, *3*(4), 203–226. https://doi.org/10.1080/15568310802178314

Church, R., & Revelle, C. (1974). The Maximal Covering Location Problem. *Papers of the Regional Science Association*, *32*(1), 101–118. https://doi.org/10.1007/BF01942293

Conrow, L., Murray, A. T., & Fischer, H. A. (2018). An optimization approach for equitable bicycle share station siting. *Journal of Transport Geography*, *69*(May 2017), 163–170. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2018.04.023

Cuevas, S. (2018). *Rediseño de una red de Bike Sharing (memoria de título profesional)* (Universidad Federico Santa María, Chile). Recuperado de https://repositorio.usm.cl/handle/11673/42153

DeMaio, P. (2009). Bike-sharing : History , Impacts , Models of Provision , and Future. *Journal of Public Transportation*, *14*(4), 41–56.

Dong, X., Ben-Akiva, M. E., Bowman, J. L., & Walker, J. L. (2006). Moving from trip-based to activity-based measures of accessibility. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *40*(2), 163–180. https://doi.org/10.1016/j.tra.2005.05.002

Duran-Rodas, D., Chaniotakis, E., & Antoniou, C. (2019). Built Environment Factors Affecting Bike Sharing Ridership: Data-Driven Approach for Multiple Cities. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 036119811984990. https://doi.org/10.1177/0361198119849908

Eco-Counter. (2019). 2019 Worldwide Cycling Index. Bicycle growth figures, country per country, city per cityhttps://www.eco-compteur.com/en/2019-worldwide-cycling-

index/#country. Recuperado de https://www.eco-compteur.com/en/2019-worldwide-cycling-index/#country

Eiselt, H. A., & Marianov, V. (2011). Foundations of Location Analysis. In *International Series in Operations Research and Management Science* (Vol. 155). https://doi.org/10.1007/978-1-4419-7572-0_19

El-Assi, W., Salah Mahmoud, M., & Nurul Habib, K. (2017). Effects of built environment and weather on bike sharing demand: a station level analysis of commercial bike sharing in Toronto. *Transportation*, *44*(3), 589–613. https://doi.org/10.1007/s11116-015-9669-z

El-Geneidy, A., van Lierop, D., & Wasfi, R. (2016). Do people value bicycle sharing? A multilevel longitudinal analysis capturing the impact of bicycle sharing on residential sales in Montreal, Canada. *Transport Policy*, *51*, 174–181. https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2016.01.009

Ewing, R., & Cervero, R. (2001). Travel and the Built Environment: A Synthesis. *Transportation Research Record*, *1780*(1), 87–114. Recuperado de https://doi.org/10.1080/01944361003766766

Ewing, R., & Cervero, R. (2010). Travel and the built environment. *Journal of the American Planning Association*, *76*(3), 265–294. https://doi.org/10.1080/01944361003766766

Faghih-Imani, A., & Eluru, N. (2015). Analysing bicycle-sharing system user destination choice preferences: Chicago's Divvy system. *Journal of Transport Geography*, *44*, 53–64. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2015.03.005

Faghih-Imani, A., & Eluru, N. (2016a). Determining the role of bicycle sharing system infrastructure installation decision on usage: Case study of Montreal BIXI system.

Transportation Research Part A: Policy and Practice, *94*, 685–698. https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.10.024

Faghih-Imani, A., & Eluru, N. (2016b). Incorporating the impact of spatio-temporal interactions on bicycle sharing system demand: A case study of New York CitiBike system. *Journal of Transport Geography*, *54*, 218–227. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2016.06.008

Faghih-Imani, A., Eluru, N., El-Geneidy, A. M., Rabbat, M., & Haq, U. (2014). How land-use and urban form impact bicycle flows: Evidence from the bicycle-sharing system (BIXI) in Montreal. *Journal of Transport Geography*, *41*(August 2012), 306–314. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2014.01.013

Faghih-Imani, A., Hampshire, R., Marla, L., & Eluru, N. (2017). An Empirical Analysis of Bike Sharing Usage and Rebalancing : Evidence from Barcelona and Seville. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *97*, 177–191. Recuperado de http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2657197

Fernández-Heredia, Á., Jara-Díaz, S., & Monzón, A. (2016). Modelling bicycle use intention: the role of perceptions. *Transportation*, *43*(1), 1–23. https://doi.org/10.1007/s11116-014-9559-9

Fishman, E. (2016). Bikeshare: A Review of Recent Literature. *Transport Reviews*, *36*(1), 92–113. https://doi.org/10.1080/01441647.2015.1033036

Fishman, E., & Schepers, P. (2016). Global bike share: What the data tells us about road safety. *Journal of Safety Research*, *56*, 41–45. https://doi.org/10.1016/j.jsr.2015.11.007

Fishman, E., Washington, S., & Haworth, N. (2012). Barriers and facilitators to public bicycle scheme use: A qualitative approach. *Transportation Research Part F: Traffic*

Psychology and Behaviour, *15*(6), 686–698. https://doi.org/10.1016/j.trf.2012.08.002

Fishman, E., Washington, S., & Haworth, N. (2013). Bike Share: A Synthesis of the Literature. *Transport Reviews*, *33*(2), 148–165. https://doi.org/10.1080/01441647.2013.775612

Fishman, E., Washington, S., Haworth, N., & Mazzei, A. (2014). Barriers to bikesharing: An analysis from Melbourne and Brisbane. *Journal of Transport Geography*, *41*, 325–337. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2014.08.005

Frade, I., & Ribeiro, A. (2015). Bike-sharing stations: A maximal covering location approach. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *82*(December 2014), 216–227. https://doi.org/10.1016/j.tra.2015.09.014

Fuller, D., Gauvin, L., Kestens, Y., Daniel, M., Fournier, M., Morency, P., & Drouin, L. (2013). Impact evaluation of a public bicycle share program on cycling: A case example of BIXI in Montreal, Quebec. *American Journal of Public Health*, *103*(3), 85–92. https://doi.org/10.2105/AJPH.2012.300917

Gámez-Pérez, K., Arroyo López, P. E., & Gaytán Iniestra, J. (2019). Supporting the strategic design of public bicycle sharing systems : The experience of a large Mexican city. *Contaduría y Administración*, 1–26. Recuperado de http://dx.doi.org/10.22201/fca.24488410e.2020.2192

García-Palomares, J. C., Gutiérrez, J., & Latorre, M. (2012). Optimizing the location of stations in bike-sharing programs: A GIS approach. *Applied Geography*, *35*(1–2), 235–246. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2012.07.002

Gebhart, K., & Noland, R. B. (2014). The impact of weather conditions on bikeshare trips in Washington, DC. *Transportation*, *41*(6), 1205–1225. https://doi.org/10.1007/s11116-

014-9540-7

Geurs, K. T., & van Wee, B. (2004). Accessibility evaluation of land-use and transport strategies: Review and research directions. *Journal of Transport Geography*, *12*(2), 127–140. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2003.10.005

GORE RM. (2012). *Revisión y Actualización del Plan Maestro de Ciclovías y Plan de Obras*.

Gu, T., Kim, I., & Currie, G. (2019). To be or not to be dockless: Empirical analysis of dockless bikeshare development in China. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *119*(November 2018), 122–147. https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.11.007

Gutiérrez, M., Hurtubia, R., & Ortúzar, J. de D. (2020). The role of habit and the built environment in the willingness to commute by bicycle. *Travel Behaviour and Society*, *20*(February), 62–73. https://doi.org/10.1016/j.tbs.2020.02.007

Hamilton, T. L., & Wichman, C. J. (2018). Bicycle infrastructure and traffic congestion: Evidence from DC's Capital Bikeshare. *Journal of Environmental Economics and Management*, *87*, 72–93. https://doi.org/10.1016/j.jeem.2017.03.007

Hansen, W. G. (1959). How Accessibility Shapes Land Use. *Journal of the American Planning Association*, *25*(2), 73–76. https://doi.org/10.1080/01944365908978307

INE. (2018). *Síntesis de Resultados Censo 2017*. Recuperado de https://www.censo2017.cl/descargas/home/sintesis-de-resultados-censo2017.pdf

Ingram, D. R. (1971). The Concept of Accessibility: A Search for an Operational Form. *Regional Studies*, *5*(2), 101–107. https://doi.org/10.1080/09595237100185131

ITDP. (2013). The Bike-Sharing Planning Guide. In *Institute for Transportation & Development Policy*. Recuperado de www.itpd.org

ITF. (2014). *Renewed Mandate of the International Transport Forum*.

Jabareen, Y. R. (2006). Sustainable urban forms: Their typologies, models, and concepts. *Journal of Planning Education and Research*, *26*(1), 38–52. https://doi.org/10.1177/0739456X05285119

Kabra, A., Belavina, E., & Girotra, K. (2018). Bike-Share Systems: Accessibility and Availability. *SSRN Electronic Journal*, *15*(04). https://doi.org/10.2139/ssrn.2555671

Kaspi, M., Raviv, T., & Tzur, M. (2016). Detection of unusable bicycles in bike-sharing systems. *Omega (United Kingdom)*, *65*, 10–16. https://doi.org/10.1016/j.omega.2015.12.003

Kenworthy, J. R. (2006). The eco-city: Ten key transport and planning dimensions for sustainable city development. *Environment and Urbanization*, *18*(1), 67–85. https://doi.org/10.1177/0956247806063947

Kieu, L. M., Bhaskar, A., & Chung, E. (2015). Public transport travel-time variability definitions and monitoring. *Journal of Transportation Engineering*, *141*(1), 1–9. https://doi.org/10.1061/(ASCE)TE.1943-5436.0000724

Kou, Z., & Cai, H. (2019). Understanding bike sharing travel patterns: An analysis of trip data from eight cities. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, *515*, 785–797. https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.09.123

Krykewycz, G., Puchalsky, C., Rocks, J., Bonnette, B., & Jaskiewicz, F. (2010). Defining a Primary Market and Estimating Demand for Major Bicycle-Sharing Program in

Philadelphia, Pennsylvania. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, *2143*, 117–124. https://doi.org/10.3141/2143-15

Legendre, P. (1993). Spatial autocorrelation: trouble or new paradigm? *Ecology*, *74*(6), 1659–1673. https://doi.org/https://doi.org/10.2307/1939924

Levy, N., Golani, C., & Ben-Elia, E. (2017). An exploratory study of spatial patterns of cycling in Tel Aviv using passively generated bike-sharing data. *Journal of Transport Geography*, (January). https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2017.10.005

Li, Y., Zheng, Y., Zhang, H., & Chen, L. (2015). Traffic prediction in a bike-sharing system. *Proceedings of the ACM International Symposium on Advances in Geographic Information Systems*, 1–10. https://doi.org/10.1145/2820783.2820837

Lin, J. J., Zhao, P., Takada, K., Li, S., Yai, T., & Chen, C. H. (2018). Built environment and public bike usage for metro access: A comparison of neighborhoods in Beijing, Taipei, and Tokyo. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, *63*(1), 209–221. https://doi.org/10.1016/j.trd.2018.05.007

Lin, J. R., & Yang, T.-H. (2011). Strategic design of public bicycle sharing systems with service level constraints. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, *47*(2), 284–294. https://doi.org/10.1016/j.tre.2010.09.004

Lin, J. R., Yang, T. H., & Chang, Y. C. (2013). A hub location inventory model for bicycle sharing system design: Formulation and solution. *Computers and Industrial Engineering*, *65*(1), 77–86. https://doi.org/10.1016/j.cie.2011.12.006

Mateo-Babiano, I., Bean, R., Corcoran, J., & Pojani, D. (2016). How does our natural and built environment affect the use of bicycle sharing? *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *94*, 295–307. https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.09.015

MDS. (2015). *Encuesta Casen 2015*.

Médard de Chardon, C., & Caruso, G. (2015). Estimating bike-share trips using station level data. *Transportation Research Part B: Methodological*, *78*, 260–279. https://doi.org/10.1016/j.trb.2015.05.003

Médard de Chardon, C., Caruso, G., & Thomas, I. (2017). Bicycle sharing system 'success' determinants. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *100*, 202–214. https://doi.org/10.1016/j.tra.2017.04.020

Meddin, R., & DeMaio, P. (2020). The Bike-sharing World Map 2020. Recuperado de The Bike-sharing World Map 2020 website: http://www.bikesharingmap.com/

Midgley, P. (2011). Bicycle-Sharing Schemes: Enhancing Sustainable Mobility in Urban Areas. *Commission on Sustainable Development*, *Nine teent*(8), 24. Recuperado de http://www.un.org/esa/dsd/resources/res_pdfs/csd-19/Background-Paper8-P.Midgley-Bicycle.pdf

Moller, M. (2016). *Análisis de demanda por bicicletas públicas en Santiago*.

Moudon, A. V., Lee, C., Cheadle, A. D., Collier, C. W., Johnson, D., Schmid, T. L., & Weather, R. D. (2005). Cycling and the built environment, a US perspective. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, *10*(3), 245–261. https://doi.org/10.1016/j.trd.2005.04.001

Nair, R., Miller-Hooks, E., Hampshire, R. C., & Bušić, A. (2012). Large-Scale Vehicle Sharing Systems: Analysis of Vélib'. *International Journal of Sustainable Transportation*, *7*(1), 85–106. https://doi.org/10.1080/15568318.2012.660115

Noland, R. B., Smart, M. J., & Guo, Z. (2016). Bikeshare trip generation in New York

City. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *94*, 164–181. https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.08.030

Noland, R. B., Smart, M. J., & Guo, Z. (2019). Bikesharing Trip Patterns in New York City: Associations with Land Use, Subways, and Bicycle Lanes. *International Journal of Sustainable Transportation*, *13*(9), 664–674. https://doi.org/10.1080/15568318.2018.1501520

O'Brien, O., Cheshire, J., & Batty, M. (2014). Mining bicycle sharing data for generating insights into sustainable transport systems. *Journal of Transport Geography*, *34*, 262–273. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2013.06.007

Oliva, I., Galilea, P., & Hurtubia, R. (2018). Identifying cycling-inducing neighborhoods: A latent class approach. *International Journal of Sustainable Transportation*, *12*(10), 701–713. https://doi.org/10.1080/15568318.2018.1431822

Otero, I., Nieuwenhuijsen, M. J., & Rojas-Rueda, D. (2018). Health impacts of bike sharing systems in Europe. *Environment International*, *115*(April), 387–394. https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.04.014

Pal, A., & Zhang, Y. (2017). Free-floating bike sharing: Solving real-life large-scale static rebalancing problems. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, *80*(July), 92–116. https://doi.org/10.1016/j.trc.2017.03.016

Park, C., & Sohn, S. Y. (2017). An Optimization Approach for the Placement of Bicycle-sharing stations to Reduce Short Car Trips: An Application to the City of Seoul. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *105*(August), 154–166. https://doi.org/10.1016/j.tra.2017.08.019

Raux, C., Zoubir, A., & Geyik, M. (2017). Who are bike sharing schemes members and

how they travel daily? The case of the Lyon's "Velo'v" scheme. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *106*, 350–363.

Redding, S. J., & Turner, M. A. (2015). Transportation costs and the spatial organization of economic activity. *Handbook of Regional and Urban Economics*, *5*(1), 1339–1398.

ReVelle, C. S., & Eiselt, H. A. (2005). Location analysis: A synthesis and survey. *European Journal of Operational Research*, *165*(1), 1–19. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2003.11.032

Ritchie, H., & Roser, M. (2020). CO_2 and Greenhouse Gas Emissions - Our World in Data. Recuperado de OurWorldInData.org website: https://ourworldindata.org/co2-and-other-greenhouse-gas-emissions#emissions-by-sector%0Ahttps://ourworldindata.org/co2-and-other-greenhouse-gas-emissions

Rixey, R. (2013). Station-Level Forecasting of Bikesharing Ridership. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, *2387*(2387), 46–55. https://doi.org/10.3141/2387-06

Romero, J. P., Ibeas, A., Moura, J. L., Benavente, J., & Alonso, B. (2012). A Simulation-optimization Approach to Design Efficient Systems of Bike-sharing. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *54*, 646–655. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.09.782

Rossetti, T., Guevara, C. A., Galilea, P., & Hurtubia, R. (2018). Modeling safety as a perceptual latent variable to assess cycling infrastructure. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *111*(March), 252–265. https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.03.019

SECTRA. (2015). *Encuesta origen y destino de viajes 2012*. Recuperado de http://www.subtrans.cl/subtrans/doc/estadisticas-EOD2001_Informe_Difusion.pdf

Shaheen, S., Guzman, S., & Zhang, H. (2010). Bikesharing in Europe, the Americas, and Asia. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, *2143*, 159–167. https://doi.org/10.3141/2143-20

Shen, Y., Zhang, X., & Zhao, J. (2018). Understanding the usage of dockless bike sharing in Singapore. *International Journal of Sustainable Transportation*, *12*(9), 686–700. https://doi.org/10.1080/15568318.2018.1429696

Shu, J., Chou, M. C., Liu, Q., Teo, C.-P., & Wang, I.-L. (2013). Models for Effective Deployment and Redistribution of Bicycles Within Public Bicycle-Sharing Systems. *Operations Research*, *61*(6), 1346–1359. https://doi.org/10.1287/opre.2013.1215

Sun, F., Chen, P., & Jiao, J. (2018). Promoting public bike-sharing: A lesson from the unsuccessful Pronto system. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, *63*(June), 533–547. https://doi.org/10.1016/j.trd.2018.06.021

United Nations. (2015). Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development. United Nations Sustainable knowledge platform. In *Sustainable Development Goals*. https://sustainabledevelopment.un.org/

Vickrey, W. (1969). Congestion Theory and Transport Investment. *The American Economic Review*, *59*(2), 251–260.

Vogel, M., Hamon, R., Lozenguez, G., Merchez, L., Abry, P., Barnier, J., … Robardet, C. (2014). From bicycle sharing system movements to users: A typology of Vélo'v cyclists in Lyon based on large-scale behavioural dataset. *Journal of Transport Geography*, *41*, 280–291. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2014.07.005

Wachs, M., & Kumagai, T. G. (1973). Physical accessibility as a social indicator. *Socio-Economic Planning Sciences*, *7*(5), 437–456. https://doi.org/10.1016/0038-

0121(73)90041-4

Waintrub, N., Peña, C., Niehaus, M., Vega, R., & Galilea, P. (2016). Understanding cyclist traffic behaviour: Contrasting cycle path designs in Santiago de Chile. *Research in Transportation Economics*, *59*, 228–235. https://doi.org/10.1016/j.retrec.2016.07.020

Wang, M., & Zhou, X. (2017). Bike-sharing systems and congestion: Evidence from US cities. *Journal of Transport Geography*, *65*(May), 147–154. https://doi.org/10.1016/J.JTRANGEO.2017.10.022

Wang, X., Lindsey, G., Schoner, J. E., & Harrison, A. (2015). Modeling Bike Share Station Activity: Effects of Nearby Businesses and Jobs on Trips to and from Stations. *Journal of Urban Planning and Development*, *142*(1), 04015001. https://doi.org/10.1061/(asce)up.1943-5444.0000273

Wegener, M., & Fürst, F. (1999). *Land-Use Transport Interaction: State of the Art*.

Woodcock, J., Edwards, P., Tonne, C., Armstrong, B. G., Ashiru, O., Banister, D., … Roberts, I. (2009). Public health benefits of strategies to reduce greenhouse-gas emissions : Urban land transport. *The Lancet*, *374*(9705), 1930–1943.

Woodcock, J., Tainio, M., Cheshire, J., O'Brien, O., & Goodman, A. (2014). Health effects of the London bicycle sharing system: Health impact modelling study. *BMJ (Online)*, *348*(February), 1–14. https://doi.org/10.1136/bmj.g425

Xu, C., Ji, J., & Liu, P. (2018). The station-free sharing bike demand forecasting with a deep learning approach and large-scale datasets. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, *95*(July), 47–60. Recuperado de https://trid.trb.org/view/1497285

Zhang, Ying, Brussel, M. J. G., Thomas, T., & van Maarseveen, M. F. A. M. (2018). Mining bike-sharing travel behavior data: An investigation into trip chains and transition activities. *Computers, Environment and Urban Systems*, *69*(March 2017), 39–50. https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2017.12.004

Zhang, Ying, Thomas, T., Brussel, M., & van Maarseveen, M. (2017). Exploring the impact of built environment factors on the use of public bikes at bike stations: Case study in Zhongshan, China. *Journal of Transport Geography*, *58*, 59–70. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2016.11.014

Zhang, Yongping, & Mi, Z. (2018). Environmental benenfits of bike sharing : A big data-based analysis. *Applied Energy*, *220*(March), 296–301.

Zhao, J., Wang, J., & Deng, W. (2015). Exploring bikesharing travel time and trip chain by gender and day of the week. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, *58*, 251–264. https://doi.org/10.1016/j.trc.2015.01.030

ANEXOS

ANEXO A: Modelo de cobertura máxima (Church & Revelle, 1974)

Función objetivo:

$$Max\ z = \sum_{i \in I} a_i y_i \tag{1}$$

s.a.

$$\sum_{j \in N_i} x_j \geq y_i \ \forall\ i \in I \tag{2}$$

$$\sum_{j \in J} x_j = P \tag{3}$$

$$x_j = (0,1)\ \ \forall j \in\ J \tag{4}$$

$$y_i = (0,1)\ \ \forall i \in\ I \tag{5}$$

Donde

$$I = el\ set\ de\ puntos\ de\ demanda$$

$$J = el\ set\ de\ puntos\ ubicaciones\ para\ las\ instalaciones$$

$$S = la\ distancia\ desde\ la\ que\ un\ punto\ de\ la\ demanda\ es\ considerado\ no\ cubierto$$

$$d_{ij} = la\ distancia\ mínima\ entre\ el\ nodo\ i\ y\ el\ nodo\ j$$

$$x_j = \begin{cases} 1\ si\ la\ instalación\ es\ ubicada\ en\ el\ nodo\ j \\ 0\ si\ no \end{cases}$$

$$N_i = \{ j \in J \mid d_{ij}\ \leq S \}$$

$$a_i = poblacion\ servida\ en\ el\ punto\ de\ demanda\ i$$

$$P = numero\ de\ instalaciones\ a\ ser\ ubicadas$$

ANEXO B: Estadísticos descriptivos de viajes en el SBP estudiado

Tabla A-1: Estadísticos descriptivos de viajes diarios por estación, según categorías de viajes de Bike Santiago

Categoría	**Promedio de viajes**	**Desviación estándar**	**Mínimo**	**Máximo**
Punta mañana	8,64	11,12	0	87,36
Punta tarde	11,65	17,64	0	116,05
Valle	18,69	21,61	0	95,95
Día no laboral	11,49	12,43	0	64,33
Loop día laboral	1,17	1,39	0	5,95
Loop día no laboral	0,86	1,08	0	6,78

ANEXO C: Información espacial y temporal de viajes en Bike Santiago

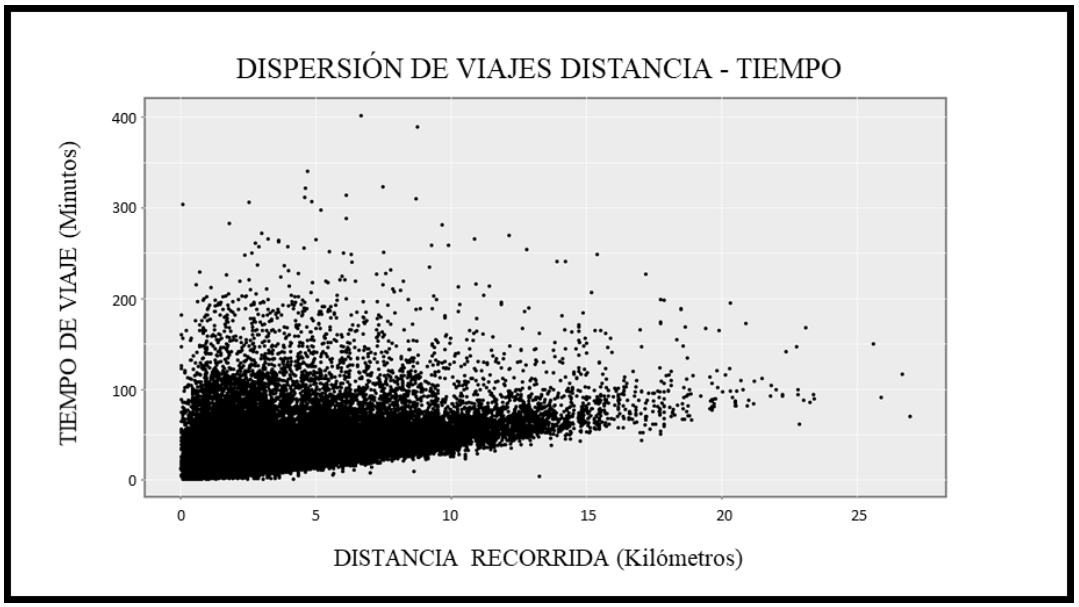

Figura A-1: Dispersión de viajes en Bike Santiago por distancia y tiempo. Fuente: Elaboración propia con datos de Bike Santiago (2016).

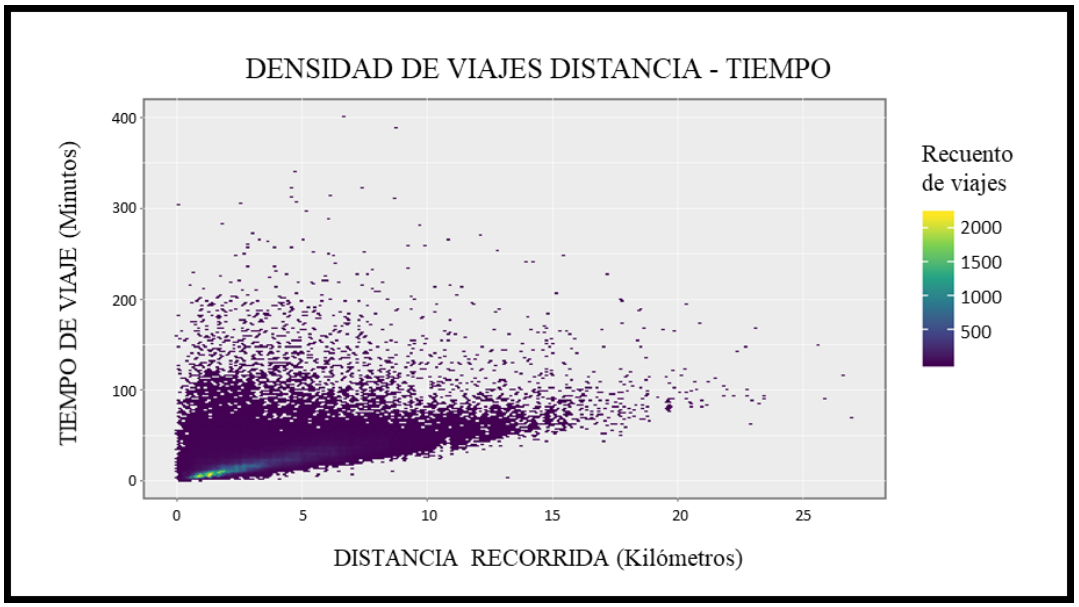

Figura A-2: Densidad de viajes en Bike Santiago por distancia y tiempo. Fuente: Elaboración propia con datos de Bike Santiago (2016).

Tabla A-2: Estadísticos descriptivos de distancia recorrida por viajes OD

Categoría	**Distancia promedio (metros)**	**Desviación estándar (metros)**	**Mínimo (metros)**	**Máximo (metros)**
Punta mañana	2.769	1.797,22	43,29	20.507
Punta tarde	3.722,88	2.568,86	43,29	25.893,25
Valle	2.693,07	2.027,21	43,29	26.677,97
Día no laboral	2.814,68	2.184,69	43,29	25.609,01

Tabla A-3: Estadísticos descriptivos de duración de viajes

Categoría	**Duración promedio (minutos)**	**Desviación estándar (minutos)**	**Mínimo (minutos)**	**Máximo (minutos)**
Punta mañana	16,64	14,54	1	314
Punta tarde	24,33	18,66	1	340
Valle	19,69	20,77	1	402
Día no laboral	20,32	20.62	1	389
Loop día laboral	35,84	31,80	3	333
Loop día no laboral	37.85	34.3	4	334

ANEXO D: Información detallada de las variables del entorno construido consideradas en la investigación

Tabla A-4: Variables del entorno construido estudiadas

Variable	**Descripción**	**Fuente**
Sitio	Sitios sin edificación	Prencenso (2012)
vivienda	Total de viviendas (particulares + colectivas) en *buffer*	Prencenso (2012)
oficina	Superficie (m2) de edificaciones con OFICINA en las manzanas del *buffer*	SII (2014)
parque_urb	Superficie (m2) de parque urbano en *buffer*	Catastro Parques Urbanos MINVU
Promedio de LargoCalle	Largo promedio de las calles que pasan por el *buffer* (considerando tramos fuera del *buffer*)	Open Street Map
largo_suma_ciclov	Largo total de ciclovías que pasan por el *buffer* (contando tramos fuera del *buffer*)	Observatorio Cedeus y registros de Juan Correa
cant intersecc	Cantidad de intersecciones de calles dentro del *buffer*	Open Street Map
acc_metro_viv_10Km	Unidad de accesibilidad por cada diez mil viviendas alcanzadas en rango de 10 Km, dado que hay una estación de metro en el origen	Adaptación de datos del Prencenso (2012)
acc_ofi_10Km	Unidad de accesibilidad por cada diez hectáreas de oficinas alcanzadas en rango de 10 Km	Adaptación de datos del SII (2014)
acc_com_10Km	Unidad de accesibilidad por cada diez hectáreas de comercio alcanzadas en rango de 10 Km	Adaptación de datos del SII (2014)
acc_llegar_metro_10Km	Unidad de accesibilidad por cada presencia de una estación de metro en un rango de 10 Km, dado que la estación local no tiene metro	Adaptación de capas de T. Cox
OTRO_PRECEN	Cantidad de edificaciones correspondientes a Otro	Prencenso (2012)
ESTAB_SA_PRECEN	Cantidad de edificaciones correspondientes a Establecimiento de Salud	Prencenso (2012)
SERVICIO_PRECEN	Cantidad de edificaciones correspondientes a Servicios Públicos	Prencenso (2012)
ESTAB_ED_PRECEN	Cantidad de edificaciones correspondientes a Establecimiento Educacional	Prencenso (2012)
SEDE_SOC_PRECEN	Cantidad de edificaciones correspondientes a Sede Social	Prencenso (2012)
ESTAB_DE_PRECEN	Cantidad de edificaciones correspondientes a Establecimiento deportivo, recreacional y/o cultural	Prencenso (2012)
ESTAB_RE_PRECEN	Cantidad de edificaciones correspondientes a Establecimiento Religioso	Prencenso (2012)
ESTAB_BI_PRECEN	Cantidad de edificaciones correspondientes a Establecimiento productivo de bienes y/o servicios	Prencenso (2012)
ESTAB_CO_PRECEN	Cantidad de edificaciones correspondientes a Establecimiento Comercial	Prencenso (2012)
ANO_Prome_SII	Promedio del año promedio de las edificaciones en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
ANO_Min_SII	Promedio del año mínimo de las edificaciones en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
ANO_Max_SII	Promedio del año máximo de las edificaciones en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)

Cal_0_SII	Cantidad de m2 de edificaciones con calidad 0 en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Cal_1_SII	Cantidad de m2 de edificaciones con calidad 1 en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Cal_2_SII	Cantidad de m2 de edificaciones con calidad 2 en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Cal_3_SII	Cantidad de m2 de edificaciones con calidad 3 en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Cal_4_SII	Cantidad de m2 de edificaciones con calidad 4 en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Cal_5_SII	Cantidad de m2 de edificaciones con calidad 5 en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Total gen_SII	Total construido (m2) en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Superf_prom_Predios	Promedio de la superf. (m2) promedio de los predios en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Superf_Max_Predios_SII	Promedio de la superf. (m2) máxima de los predios en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Superf_Min_Predios_SII	Promedio de la superf. (m2) mínima de los predios en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Cant_Predios_SII	Cantidad de predios en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Total_Sup_predial_SII	Total de m2 de predios en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Total_Ava_SII	Total de Avalúo Fiscal en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
av_fiscal_prom_SII	Promedio de Avalúo Fiscal en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
NO_CLASIF_SII	Superficie de edificaciones con USO NO CLASIF en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
A-AGRICOL_SII	Superficie de edificaciones con USO A-AGRICOL en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
B-AGRICOL_SII	Superficie de edificaciones con USO B-AGRICOL en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
C-COMERCI_SII	Superficie de edificaciones con USO COMERC en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
D-DEPORTE_SII	Superficie de edificaciones con USO DEPORTE en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
E-EDUCACI_SII	Superficie de edificaciones con USO EDUCACION en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
F-FORESTA_SII	Superficie de edificaciones con USO FORESTAL en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
G-HOTEL M_SII	Superficie de edificaciones con USO HOTEL en las manzanas del *buffer*.	SII (2014)
H-HABITAC_SII	Superficie de edificaciones con USO HABITACIONAL en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
I-INDUSTR_SII	Superficie de edificaciones con USO INDUSTRIAL en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
K-BIENES_SII	Superficie de edificaciones con USO BIENES COMUNES en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
L-BODEGA_SII	Superficie de edificaciones con USO BODEGA en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
M-MINERIA_SII	Superficie de edificaciones con USO MINERIA en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
P-ADMINIS_SII	Superficie de edificaciones con USO ADMINISTR en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Q-CULTO_SII	Superficie de edificaciones con USO CULTO en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
S-SALUD_SII	Superficie de edificaciones con USO SALUD en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
T-TRANSPO_SII	Superficie de edificaciones con USO TRANSPORTE en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
V-OTROS N_SII	Superficie de edificaciones con USO OTROS en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
W-SITIO E_SII	Superficie de edificaciones con USO SITIO ERIAZO en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Y-GALLINE_SII	Superficie de edificaciones con USO GALLINERO en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Z-ESTACIO_SII	Superficie de edificaciones con USO ESTACIONAMIENTO en manzanas del *buffer*.	SII (2014)
Prom_calles_en_buffer	Largo promedio de las calles que pasan por el *buffer* (considerando solo tramos dentro del *buffer*)	Open Street Map

Promedio angulo calles	Angulo promedio de los tramos de calle al interior del *buffer*	Open Street Map
Cantidad Ciclovias	Cantidad de ciclovías que pasan por el *buffer*	Open Street Map
Mt de ciclov en buff	Largo total de tramos de ciclovías que pasan por el *buffer* (considerando solo tramos dentro del *buffer*)	Open Street Map
largo Ciclovias que pasan	Promedio del largo de tramos de ciclovías que pasan por el *buffer* (considerando tramos fuera del *buffer*)	Open Street Map
Cant Estaciones Metro	Cantidad de estaciones de metro dentro del *buffer*	Adaptación de capas de T. Cox
BIN_Estaciones_Metro	Presencia de una estación de metro dentro del *buffer*	Adaptación de capas de T. Cox
Cant paraderos	Cantidad de paraderos de bus dentro del *buffer*	DTPM 2016
cant recorridos transtgo	Cantidad de recorridos de Transantiago que pasan por el *buffer*	DTPM 2016
Dist_Ciclo_mas_Cercana	Distancia euclidiana (mt) a tramo más cercano de ciclovía	Observatorio Urbano
distancia el golf	Distancia euclidiana (mt) a El Golf	Adaptación de capas de T. Cox
dist a la Alameda	Distancia euclidiana (mt) a tramo más cercano de la Alameda	Adaptación de capas de T. Cox
Dist_paradero_cerca	Distancia euclidiana (mt) a paradero de bus más cercano	DTPM 2016
distancia plaza de armas	Distancia euclidiana (mt) a Plaza de Armas	Adaptación de capas de T. Cox
Dist_metro_mas_cerca	Distancia euclidiana (mt) a estación de metro más cercana	Adaptación de capas de T. Cox
elevprom	Elevación (m.s.n.m) del punto Bike Santiago, con shape de curvas de nivel cada 10m de altura	Adaptación de capas de T. Cox
elev	Elevación (m.s.n.m) del punto Bike Santiago con ráster de elevación en cuadrados de 900m de ancho	Elaboración propia
cant_atropellos	Atropellos en *buffer*	Observatorio Urbano
cant_accidentes_bici	Accidentes de bicicleta en *buffer*	Observatorio Urbano
Dist_prom_otros_puntos	Promedio de distancia euclidiana a todos los otros puntos de Bike Santiago	Adaptación de capas de T. Cox
Dist_punto_mas_cercano	Distancia euclidiana al punto de Bike Santiago más cercano	Adaptación de capas de T. Cox
Dist_punto_mas_lejano	Distancia euclidiana al punto de Bike Santiago más lejano	Adaptación de capas de T. Cox
BIN_1000	Presencia de otras estaciones del SBP a menos de 1 Km	Elaboración propia
BIN_1000_2000	Presencia de otras estaciones del SBP a más de 1 Km y menos de 2 Km	Elaboración propia
BIN_2000_3000	Presencia de otras estaciones del SBP a más de 2 Km y menos de 3 Km	Elaboración propia
BIN_3000_4000	Presencia de otras estaciones del SBP a más de 3 Km y menos de 4 Km	Elaboración propia
BIN_4000_5000	Presencia de otras estaciones del SBP a más de 4 Km y menos de 5 Km	Elaboración propia
TOT_1000	Total de otras estaciones del SBP a menos de 1 Km	Elaboración propia

TOT_1000_2000	Total de otras estaciones del SBP a más de 1 Km y menos de 2 Km	Elaboración propia
TOT_2000_3000	Total de otras estaciones del SBP a más de 2 Km y menos de 3 Km	Elaboración propia
TOT_3000_4000	Total de otras estaciones del SBP a más de 3 Km y menos de 4 Km	Elaboración propia
TOT_4000_5000	Total de otras estaciones del SBP a más de 4 Km y menos de 5 Km	Elaboración propia
Dist_prom_estaciones	Distancia promedio a otras estaciones del SBP	Elaboración propia
desv_est_estaciones	Desviación estándar de la distancia a otras estaciones del SBP	Elaboración propia
coefVar_dist	Coeficiente de variación de la distancia a otras estaciones del SBP	Elaboración propia
dist_al2_prom_otras	Distancia al cuadrado promedio a otras estaciones del SBP	Elaboración propia
dist_mas_cerca	Distancia a la estación más cerca del SBP	Elaboración propia
dist_mas_cerca_al2	Distancia al cuadrado de la estación más cercana del SBP	Elaboración propia
area_voronoi	Área del *buffer* según criterio de Voronoi / Thiessen	Elaboración propia
dif_alt_prom	Diferencia de altura promedio con otras estaciones del SBP	Elaboración propia
acc_BIN_metro_10km	Unidad de accesibilidad por cada presencia de una estación de metro en un rango de 10 Km	Elaboración propia
pendiente	Pendiente promedio con respecto al resto de las estaciones	Elaboración propia
acc_Int_10Km	Unidades de accesibilidad por la presencia de las otras estaciones del SBP	Elaboración propia
acc_metro_ofi_10Km	Unidad de accesibilidad por cada diez hectáreas de oficinas alcanzadas en rango de 10 Km, dado que hay un metro en el origen	Adaptación de datos del SII (2014)
acc_metro_com_10Km	Unidad de accesibilidad por cada diez hectáreas de comercio alcanzadas en rango de 10 Km, dado que hay un metro en el origen	Adaptación de datos del SII (2014)
acc_viv_10Km	Unidad de accesibilidad por cada diez mil viviendas alcanzadas en rango de 10 Km	Adaptación de datos del Prencenso (2012)
acc_sitio_10Km	Unidad de accesibilidad por cada sitio sin edificación alcanzado en rango de 10 Km	Adaptación de datos del Prencenso (2012)
acc_dif_elev_10Km	Unidad de accesibilidad por cada unidad de diferencia de elevación con estaciones a menos de 10 Km	Elaboración propia
acc_pendiente_10Km	Unidad de accesibilidad por cada unidad de pendiente con estaciones a menos de 10 Km	Elaboración propia

ANEXO E: Estadísticos descriptivos de las variables del entorno construido consideradas en los modelos de generación de viajes

Tabla A-5: Estadísticos descriptivos de variables de los modelos de generación

Variable	Promedio	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo
Sitios sin edificación (decenas de unidades)	4,87	4,6	0,3	24,77
Viviendas (miles de unidades)	1,72	1,34	0,01	8,55
Oficinas (hectáreas)	3,67	6,38	0	35,45
Parques urbanos (hectáreas)	2,4	4,59	0	29,96
Largo de calles promedio (cientos de metros)	4,01	1,41	1,67	10,40
Largo total de ciclovías (kilómetros)	2,24	2,41	0	8,19
Intersecciones de calles (cientos de unidades)	1,35	0,62	0,32	3,87
Accesibilidad metro a viviendas (unidad de accesibilidad por diez mil viviendas)	1,04	1,39	0	3,69
Accesibilidad a oficinas (unidad de accesibilidad por diez hectáreas de oficinas)	4,86	3,66	0,02	11,74
Accesibilidad a comercio (unidad de accesibilidad por diez hectáreas de comercio)	5,97	3,3	0,26	12,21
Accesibilidad al metro (unidad de accesibilidad por presencia de una estación de metro)	1,69	2,74	0	10,14

ANEXO F: Estadísticos descriptivos de las variables del entorno construido consideradas en los modelos de localización óptima

Tabla A-6: Estadísticos descriptivos de variables presentes en posibles ubicaciones y triángulos de la modelación de localización óptima

Variable	Promedio	Desviación Estándar	Mínimo	Máximo
Sitios sin edificación (decenas de unidades)	1,56	1,58	0	13,44
Viviendas (miles de unidades)	0,33	0,3	0	3,86
Oficinas (hectáreas)	0,17	1,19	0	35,87
Parques urbanos (hectáreas)	0,42	1,42	0	13,09
Largo de calles promedio (cientos de metros)	4,76	3,32	0	37,48
Largo total de ciclovías (kilómetros)	0,88	1,64	0	8,65
Intersecciones de calles (cientos de unidades)	1,05	0,69	0	3,82
Comercio (hectáreas)	0,44	2,05	0	72,98
Metro (Presencia con valor binario)	0,11	0,32	0	1

ANEXO G: Distribución espacial de variables del entorno construido en Santiago

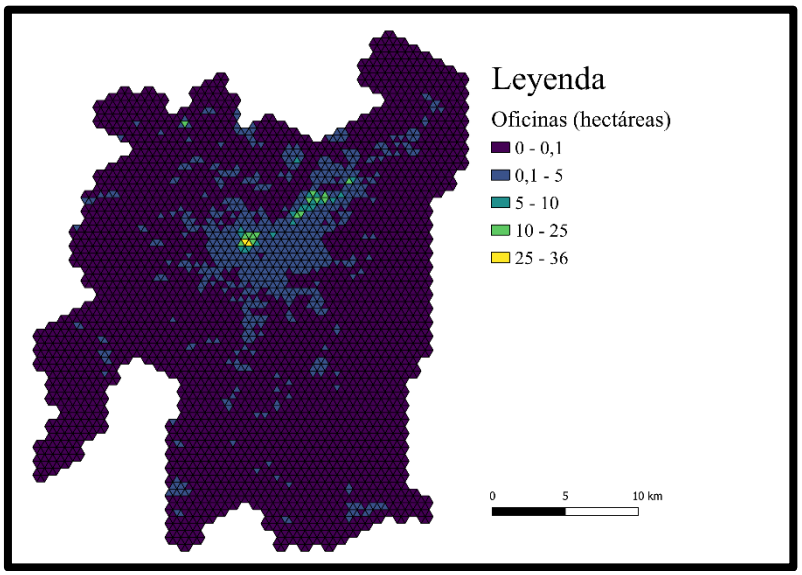

Figura A-3: Distribución de superficie construida de oficinas en Santiago. Fuente: Elaboración propia con datos del SII (2014).

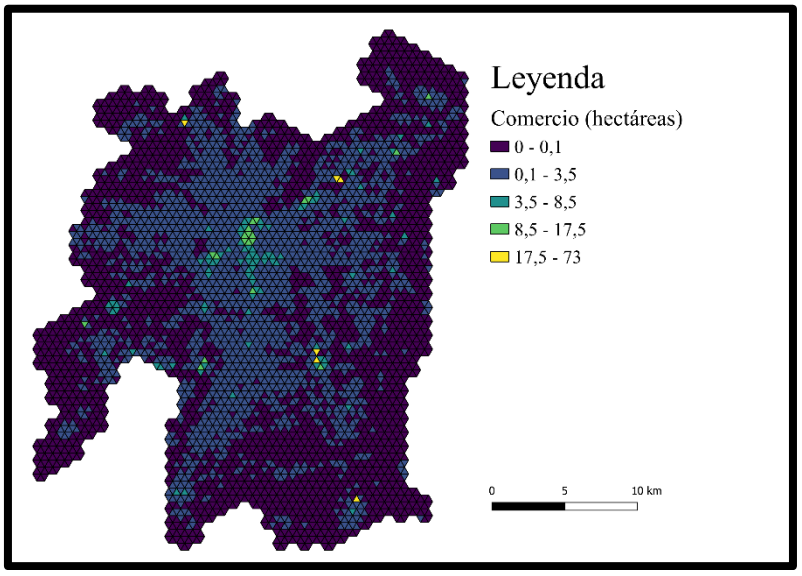

Figura A-4: Distribución de superficie construida de comercio en Santiago. Fuente: Elaboración propia con datos del SII (2014).

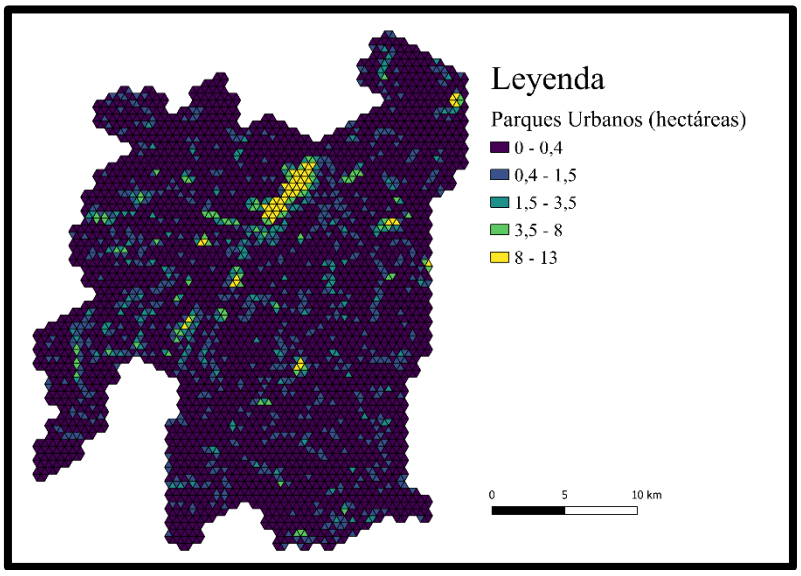

Figura A-5: Distribución de superficie de parques en Santiago. Fuente: Elaboración propia con datos del del MINVU (2018).

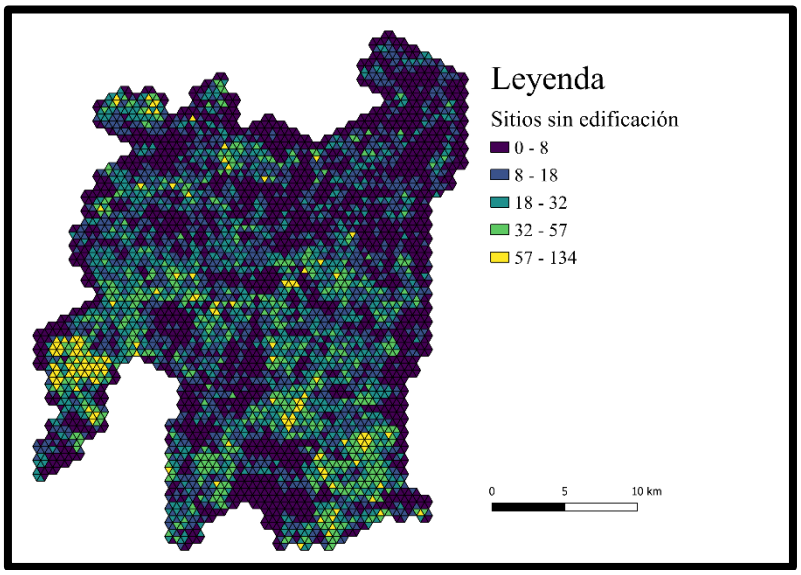

Figura A-6: Distribución de sitios sin edificación en Santiago. Fuente: Elaboración propia con datos del SII (2014).

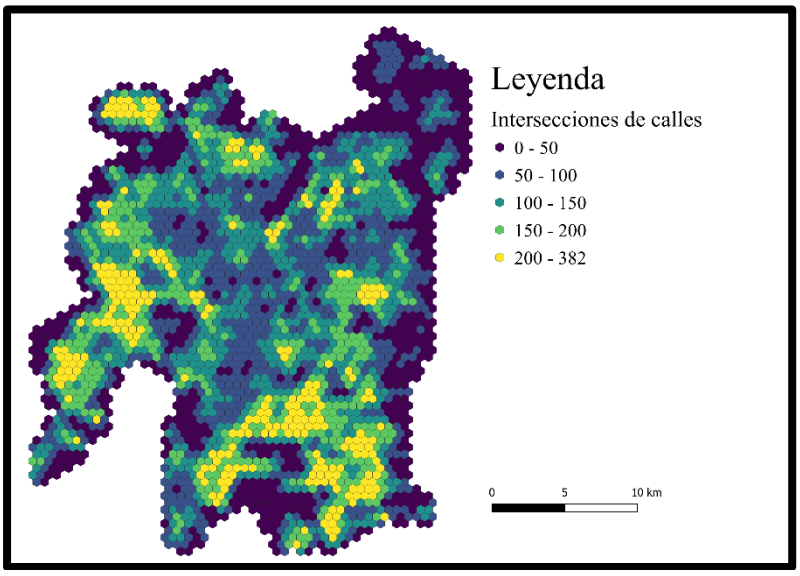

Figura A-7: Distribución de intersecciones de calles en Santiago.
Fuente: Elaboración propia con datos de Open Street Maps.

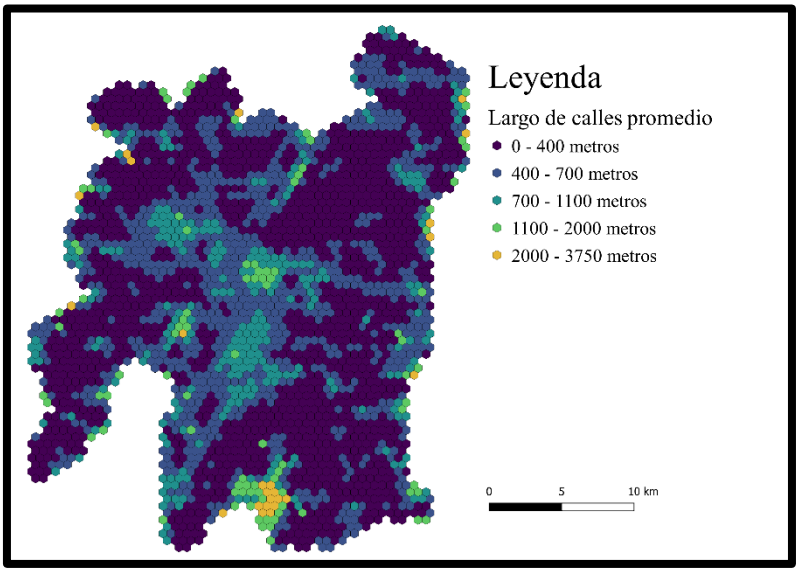

Figura A-8: Distribución del largo promedio de calles en Santiago.
Fuente: Elaboración propia con datos de Open Street Maps.

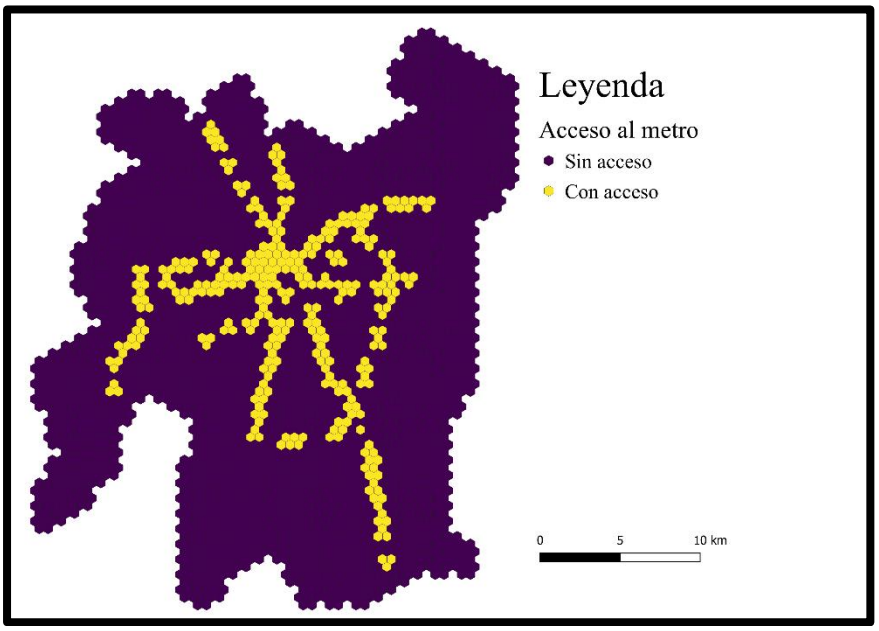

Figura A-9: Distribución de zonas con metro a menos de 500m en Santiago. Fuente: Elaboración propia.

ANEXO H: Generación de viajes por estación para el escenario óptimo con 168 estaciones instaladas

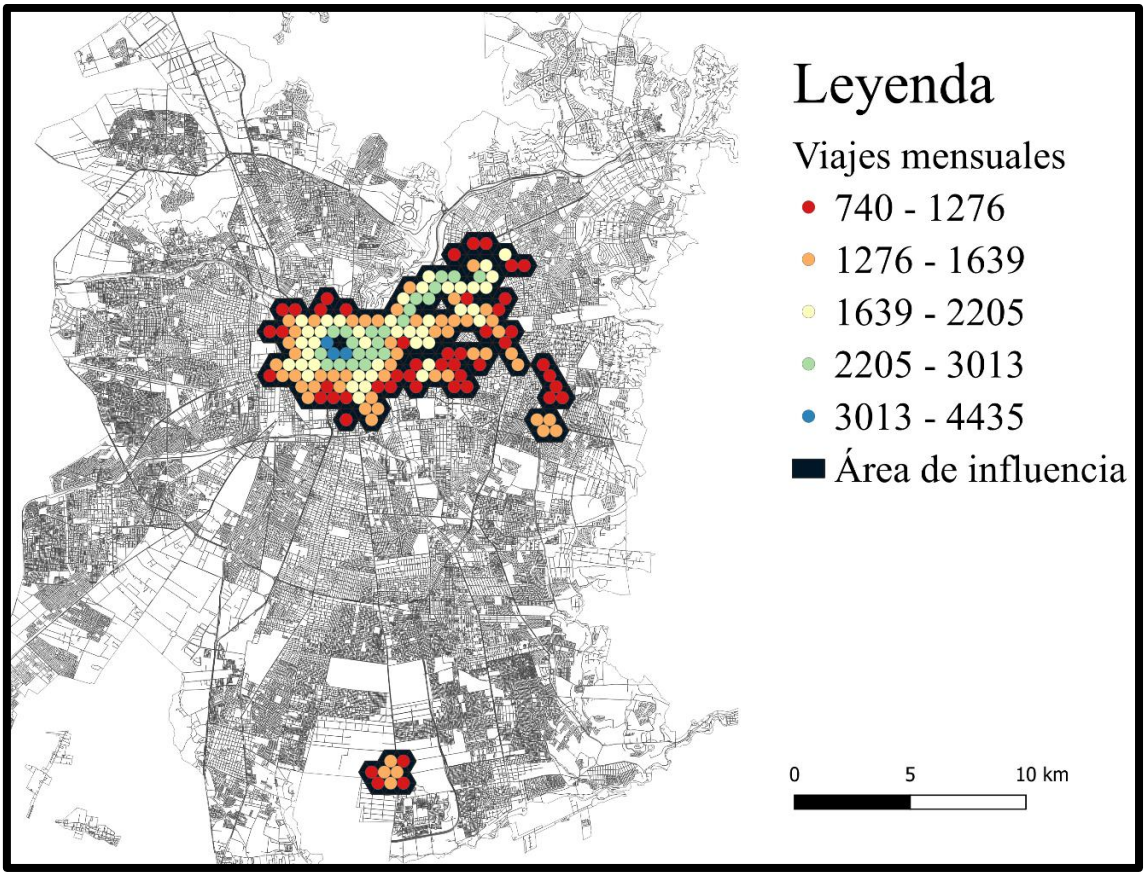

Figura A-10: Generación por estación en distribución espacial óptima para un sistema de 168 estaciones.
Fuente: Elaboración propia.

ANEXO I: Importancia relativa de las variables independientes en la generación de viajes para distintos escenarios de localización óptima

N° de estaciones	Viajes (miles)	Sitios sin edificación	Viviendas	Oficinas	Parques urbanos	Largo de calles promedio	Largo total de ciclovías	Intersecciones de calles	Accesibilidad metro a viviendas	Accesibilidad a oficinas	Accesibilidad a comercio	Accesibilidad al metro
40	98	-10,44%	12,21%	33,52%	0,03%	6,25%	29,51%	7,22%	4,06%	20,59%	4,08%	0,45%
80	164	-11,21%	10,55%	21,87%	0,03%	8,25%	39,71%	7,77%	4,61%	21,43%	5,08%	0,96%
120	222	-10,99%	9,43%	16,65%	0,03%	10,06%	43,99%	8,46%	4,50%	21,21%	5,24%	1,44%
160	274	-11,91%	8,71%	14,29%	0,03%	11,22%	45,74%	8,91%	4,54%	21,71%	5,63%	1,96%
200	319	-11,78%	8,25%	12,40%	0,03%	11,80%	46,58%	9,17%	4,63%	22,03%	5,96%	2,55%
240	359	-12,70%	8,08%	11,27%	0,03%	12,65%	47,03%	9,73%	4,76%	22,19%	6,27%	3,08%
280	395	-13,33%	8,08%	10,47%	0,04%	13,87%	46,73%	10,01%	4,80%	22,44%	6,58%	3,47%
320	427	-14,13%	7,97%	9,73%	0,04%	14,56%	47,23%	10,45%	4,88%	22,53%	6,77%	3,86%
360	456	-14,34%	7,91%	9,20%	0,04%	15,44%	46,99%	10,69%	4,91%	22,60%	7,00%	4,20%
400	482	-15,28%	8,25%	8,78%	0,05%	16,19%	47,24%	11,11%	5,05%	22,42%	7,13%	4,44%
440	508	-16,36%	8,48%	8,50%	0,05%	16,75%	47,81%	11,68%	5,06%	22,15%	7,33%	4,63%
480	532	-17,69%	8,64%	8,31%	0,05%	16,99%	48,97%	12,48%	5,07%	21,79%	7,39%	4,77%
520	555	-18,71%	8,87%	8,02%	0,05%	17,52%	49,29%	13,00%	5,19%	21,53%	7,57%	5,09%
560	576	-19,32%	9,14%	7,80%	0,05%	18,15%	48,89%	13,44%	5,27%	21,54%	7,70%	5,36%
600	597	-19,75%	9,25%	7,64%	0,05%	18,75%	48,32%	13,88%	5,33%	21,70%	7,84%	5,65%
640	617	-20,63%	9,50%	7,42%	0,05%	19,30%	48,37%	14,53%	5,48%	21,49%	7,89%	5,88%
680	636	-21,25%	9,67%	7,22%	0,05%	20,12%	47,92%	15,13%	5,62%	21,25%	8,01%	6,14%
720	655	-21,67%	9,81%	7,03%	0,05%	20,58%	47,64%	15,61%	5,59%	21,30%	8,15%	6,36%
760	673	-22,31%	9,84%	6,91%	0,05%	20,97%	47,39%	16,07%	5,68%	21,37%	8,32%	6,73%
800	690	-22,61%	9,89%	6,76%	0,05%	21,46%	47,36%	16,50%	5,67%	21,19%	8,38%	6,93%
840	706	-22,80%	9,95%	6,61%	0,05%	22,05%	46,71%	16,90%	5,79%	21,09%	8,49%	7,29%
880	722	-23,09%	9,99%	6,50%	0,05%	22,38%	46,14%	17,38%	5,84%	21,07%	8,74%	7,68%
920	737	-23,32%	10,12%	6,40%	0,06%	23,13%	45,51%	17,69%	5,88%	21,04%	8,87%	7,87%
960	752	-23,61%	10,19%	6,29%	0,05%	23,67%	45,04%	18,12%	5,96%	21,00%	8,95%	8,15%
1000	766	-24,30%	10,37%	6,23%	0,06%	24,02%	44,77%	18,70%	6,06%	20,94%	9,09%	8,45%

Figura A-11: Variables independientes y su importancia relativa en la generación de viajes en el óptimo.
Fuente: Elaboración propia.

ANEXO J: Optimización secuencial v/s optimización total del sistema

Tabla A-7: Optimización secuencial versus optimización total

Estaciones Instaladas	**Demanda Optimización Total** [Viajes mensuales]	**Demanda Optimización Secuencial** [Viajes mensuales]	**Diferencia Porcentual**	**Número de Ubicaciones Distintas**
40	97.681	97.681	0%	0
80	161.851	161.851	0%	0
120	220.052	219.851	0,09%	3
160	271.128	270.883	0,09%	1
200	315.651	315.564	0,03%	1
240	355.390	355.300	0,03%	2
280	390.554	390.473	0,02%	2
320	422.248	422.222	0,01%	1
360	451.364	451.337	0,01%	1
400	477.823	477.810	< 0,01%	1