



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**PROPUESTA DE INTEGRACIÓN DE SERVICIOS DE RUTA FLEXIBLE EN PUNTA
ARENAS**

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN GESTIÓN DE OPERACIONES

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

MATÍAS DIDDIER SALINAS MUÑOZ

PROFESOR GUÍA:

ALEJANDRO TIRACHINI HERNÁNDEZ

PROFESOR CO-GUÍA:

ANDRÉS FIELBAUM SCHNITZLER

COMISIÓN:

CRISTIÁN CORTÉS CARRILLO

SANTIAGO DE CHILE

2024

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL GRADO
DE MAGÍSTER EN GESTIÓN DE OPERACIONES
Y MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL
POR: MATÍAS DIDDIER SALINAS MUÑOZ
FECHA: 2024
PROF. GUÍA: ALEJANDRO TIRACHINI HERNÁNDEZ

PROPUESTA DE INTEGRACIÓN DE SERVICIOS DE RUTA FLEXIBLE EN PUNTA ARENAS

El alza en el uso de automóviles particulares en ciudades ha generado un aumento de externalidades negativas como congestión y contaminación, realzando la necesidad de potenciar el transporte público. En la ciudad de Punta Arenas, que posee particularmente una alta participación modal del automóvil, el taxi colectivo funciona similar al sistema *Ridepooling* al trasladar a varios pasajeros en vehículos compartidos y tener rutas flexibles en la práctica, diferenciándose en que el taxi colectivo no puede ser solicitado mediante una aplicación de *smartphone*. El objetivo de un sistema *Ridepooling* es disminuir externalidades negativas al reducir la necesidad de flota, entregando mayor bienestar a sus usuarios actuales y atrayendo a nuevos usuarios.

En este trabajo de tesis se detalla la simulación de un sistema *On-Demand Ridepooling* en Punta Arenas, junto a un análisis de efectos de distintos tamaños de flota y de cambios en otros parámetros del modelo, sobre variables de servicio y sobre costos de usuarios y del operador de vehículos. Su contribución radica en una metodología para recopilar y transformar los datos necesarios y adaptar el modelo a la ciudad, junto al análisis de resultados y un diagnóstico de accesibilidad. El modelo de *Ridepooling* se basa en la asignación de individuos a vehículos disponibles planteando un problema de optimización lineal entero que considera costos del operador y de usuarios, optimizando puntos de recogida y bajada y obligando a usuarios a caminar a estos puntos si es necesario.

Resultados indican mayor eficiencia con respecto a un servicio “puerta a puerta” y un tamaño de flota óptimo de 400 vehículos, un 44% de la flota operativa actual de taxis colectivos de la ciudad. Estos permiten entregar servicio a toda la demanda con una espera máxima de 10 minutos, caminata máxima de 5 minutos y demoras máximas de 10 minutos por usuario. También se detectan peores niveles de servicio en sectores periféricos y con baja accesibilidad de la ciudad. Tamaños de flota mayores entregan mejores niveles de servicio a usuarios y aumentan el costo total del operador, con baja utilización y ocupación promedios. Se observa mayor eficiencia del sistema con capacidades de vehículos de entre 6 y 9 pasajeros. Por otra parte, un aumento en la demanda de 10% no trae efectos importantes; una baja de 10% modifica la flota óptima a 300 vehículos.

*A quien en tiempos de caos,
se convirtió en Mi Paz.*

Esto es por ti.

Agradecimientos

Es difícil empezar esta parte pues por supuesto que es lo último que estoy escribiendo. Y es difícil porque es el comienzo del fin, un largo proceso llamado carrera universitaria está terminando con estas frases, y algo que se veía por tanto tiempo tan lejano está ahora a unas cuantas palabras de distancia. Por supuesto también que no llegué a hacer todo esto solo, jamás hubiese podido, pero la página no alcanza para contarlo todo. Así que solo queda agradecer.

Lo primero es agradecer a los que estuvieron, por guiarme en el comienzo y darme el primer empujón para caminar por este largo (y tortuoso) sendero. Y luego, agradecer a los que están hoy, por entregarme su apoyo y cariño en los momentos difíciles y acompañarme en esta recta final del sendero, que muchas veces es la parte más compleja después de tanto desgaste y de querer tirar la toalla tantas veces. Y dentro de ellos no puedo dejar de agradecer infinitamente a la mujer de mis sueños Catalina, a mis suegros, mi cuñado y toda su familia, que me acogieron como uno de ellos sin esperar nada a cambio.

Les doy mi agradecimiento a mis profesores guía y co-guía, Alejandro y Andrés, por estar siempre presentes acompañándome y resolviendo las mil dudas que tuve a lo largo del trabajo de tesis. También agradezco a DTPR y a CityPlanning por la colaboración con este trabajo de tesis al compartir los datos que permitieron agilizar mis procedimientos.

Le agradezco al magíster, con sus caras visibles Linda y Fernanda, por entregarme un descuento de arancel que me permitió seguir adelante con mis estudios, por financiar mi viaje al Congreso Chileno de Ingeniería de Transporte y por aguantar cada larga visita en donde resolvieron todas mis dudas.

Necesito agradecer también a mis perritas Kiara y Lulú por entregarme la serotonina suficiente y necesaria para continuar con el día a día, y por siempre sacarme una sonrisa con solo respirar.

Les doy gracias a todos mis amigos y amigas que fueron parte de mi camino ninja digno de telenovela turca.

Y aprovecharé este espacio para dejar un mensaje al yo incrédulo del pasado: “*sí se pudo burro*”.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
2. Estado del arte	3
3. Antecedentes de Punta Arenas	6
4. Modelo de Ridepooling	15
4.1. Diseño de On-Demand Ridepooling	18
4.2. Proceso de preparación de datos requeridos	19
4.3. Tratamiento de datos de demanda	20
4.4. Parámetros base de las simulaciones	21
5. Resultados de la simulación	23
5.1. Escenarios de simulación	23
5.2. Caso actual con Ridepooling	24
5.3. Caso Ridepooling sin caminatas	25
5.4. Sensibilidad en flota	26
5.5. Sensibilidad en costo de rechazo	35
5.6. Sensibilidad en capacidad	37
5.7. Sensibilidad en tiempo máximo de demora	41
5.8. Sensibilidad en tiempo máximo de caminata	43
5.9. Sensibilidad en tiempo máximo de espera	45
5.10. Sensibilidad en demanda	51
6. Conclusiones	55
Bibliografía	59

Índice de Tablas

4.1.	Parámetros de costos asociados al usuario. <i>Fuente: Fielbaum et al. (2023).</i>	21
4.2.	Parámetros asociados al operador de taxis colectivos. <i>Fuente: Fielbaum et al. (2023).</i>	21
4.3.	Tiempos máximos de caminata, espera y demora permitidos en el sistema. <i>Fuente: Elaboración propia.</i>	22
5.1.	Resultados atingentes al usuario de la simulación de los escenarios base y sin caminatas.	25
5.2.	Resultados atingentes al operador de la simulación de los escenarios base y sin caminatas.	26

Índice de Ilustraciones

3.1.	Histogramas del tiempo de viaje de viajes encuestados en todo el día y en periodo Punta Mañana.	6
3.2.	Histogramas de viajes encuestados por propósito en todo el día y en periodo Punta Mañana.	7
3.3.	Mapas de concentración de puntos de origen y destino de viajes expandidos en periodo Punta Mañana.	7
3.4.	Fotografías del interior de buses del transporte público urbano de Punta Arenas. <i>Fuente: Elaboración propia.</i>	8
3.5.	Fotografías de refugios de parada de alto estándar en Punta Arenas. <i>Fuente: Elaboración propia.</i>	9
3.6.	Fotografías de paradas con bajo estándar en Punta Arenas. <i>Fuente: El Pingüino (2018) y elaboración propia.</i>	10
3.7.	Fotografías de señaléticas de parada en Punta Arenas. <i>Fuente: Elaboración propia.</i>	11
3.8.	Velocidad promedio de circulación sobre vías troncales, colectoras y de servicio de Punta Arenas en periodo Punta Mañana. <i>Fuente: Elaboración propia en base a datos de SECTRA (2022).</i>	12
3.9.	Mapa topográfico de la ciudad de Punta Arenas. <i>Fuente: Topographic-map.com (s.f.).</i>	13
4.1.	Ejemplos ilustrativos de distintas metodologías de <i>Ridepooling</i> . Un viaje con puntos de recogida y bajada permite trazados más directos, disminuyendo desvíos y retrasos en el viaje de usuarios. <i>Fuente: Elaboración propia.</i>	16
5.1.	Histogramas del tiempo de caminata, espera y demora de los usuarios en el escenario base.	24
5.2.	Tiempos promedio de caminata, espera y demora de los usuarios, y costos de capital, operacional y total del operador de los vehículos, frente a distinta flota disponible.	26
5.3.	Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinta flota.	27
5.4.	Promedios de utilización y nivel de ocupación de los vehículos, frente a distinta flota disponible.	28
5.5.	Costos promedio de los usuarios y del operador de los vehículos, frente a distinta flota disponible.	29
5.6.	Costos totales del operador, de los usuarios y del sistema, frente a distinta flota.	30
5.7.	Nivel de ocupación al minuto de vehículos del sistema, en tres escenarios de flota.	31
5.8.	Ubicación geográfica de usuarios rechazados, en tres escenarios de flota.	32
5.9.	Ubicación geográfica de usuarios y su tiempo de caminata, en tres escenarios de flota.	33

5.10.	Ubicación geográfica de usuarios y su tiempo de espera, en tres escenarios de flota. . .	34
5.11.	Ubicación geográfica de usuarios y su tiempo de demora, en tres escenarios de flota. . .	35
5.12.	Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinto costo de rechazo. . .	36
5.13.	Tiempos promedio de caminata, espera y demora de los usuarios, y costos de capital, operacional y total del operador de los vehículos, frente a distinta capacidad de vehículos.	37
5.14.	Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinta capacidad de vehículos.	38
5.15.	Promedios de utilización y nivel de ocupación de los vehículos, frente a distinta capacidad de vehículos.	39
5.16.	Costos totales del operador, de los usuarios y del sistema, frente a distinta capacidad máxima de vehículos.	40
5.17.	Tiempos promedio de caminata, espera y demora de los usuarios, y sus costos promedio, frente a distinta demora máxima.	41
5.18.	Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinta demora máxima.	42
5.19.	Costos totales del operador, de los usuarios y del sistema, frente a distinta demora máxima.	43
5.20.	Tiempos promedio de caminata, espera y demora de los usuarios, y sus costos promedio, frente a distinta caminata máxima.	44
5.21.	Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinta caminata máxima.	44
5.22.	Costos totales del operador, de los usuarios y del sistema, frente a distinta caminata máxima.	45
5.23.	Tiempos promedio de caminata, espera y demora de los usuarios, y sus costos promedio, frente a distinta espera máxima.	46
5.24.	Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinta espera máxima.	46
5.25.	Costos totales del operador, de los usuarios y del sistema, frente a distinta espera máxima.	47
5.26.	Ubicación geográfica de usuarios rechazados, en dos escenarios de espera máxima. . .	48
5.27.	Ubicación geográfica de vehículos y su ocupación, en dos cortes temporales.	49
5.28.	Ubicación geográfica de usuarios y su tiempo de caminata, en dos escenarios de espera máxima.	50
5.29.	Ubicación geográfica de usuarios y su tiempo de espera, en dos escenarios de espera máxima.	50
5.30.	Tasas de rechazo y de caminatas, y costos de agentes del sistema, en tres escenarios de flota con espera máxima de 10 minutos.	51
5.31.	Tasas de rechazo y de caminatas, y costos de agentes del sistema, en tres escenarios de flota con espera máxima de 10 minutos y demanda reducida en 10%.	52

5.32.	Tasas de rechazo y de caminatas, y costos de agentes del sistema, en tres escenarios de flota con espera máxima de 10 minutos y demanda aumentada en 10%.	53
-------	---	----

Capítulo 1

Introducción

Ciudades en constante crecimiento han visto cómo el aumento del uso del automóvil particular, en desmedro de modos de transporte más sustentables, han causado un alza en externalidades negativas relacionadas, como congestión, contaminación, ruido y siniestros viales, entre otras. Las nuevas tecnologías en el transporte aparecieron con la idea de revertir o disminuir esta situación. La inserción de plataformas de *Ridehailing* para viajes no compartidos (como Uber, Cabify o DiDi) prometía que el uso del automóvil sería más eficiente. Sin embargo la situación en cuanto al tráfico vehicular ha empeorado, ya que gran parte de los pasajeros de estas plataformas provienen del transporte público, provocando un aumento del número total de vehículos-kilómetro recorridos y con ello las externalidades negativas del uso del automóvil (Diao et al., 2021; Henao y Marshall, 2019; Tirachini y Gómez-Lobo, 2020; Wu y MacKenzie, 2021; Shi et al., 2021; Choi et al., 2022). Además, al disminuir los pasajeros del transporte público este sistema queda en riesgo de caer en un círculo vicioso disminuyendo su calidad de servicio, lo que a su vez provoca una baja en su utilización (Bar-Yosef et al., 2013).

El sistema de *On-Demand Ridepooling* es una solución intermedia entre el transporte público (como buses o taxis colectivos) al admitir el traslado de varios pasajeros en vehículos compartidos, y el sistema *Ridehailing* al permitir al usuario solicitar el servicio *on-demand*, manteniendo una ruta flexible. De esta manera, presentan el potencial de disminuir la flota necesaria de vehículos en las calles para suplir el mismo servicio (Santi et al., 2014), reduciendo así las externalidades negativas provocadas por ellos.

El caso chileno es especialmente relevante en este ámbito, pues las ciudades regionales de tamaño medio aquejan un sistema de transporte público deficiente. Es aquí donde un modo de transporte en particular, el taxi colectivo, se ha convertido en un medio fundamental de transporte. Aunque presenta una ruta fija conocida por los usuarios, en la práctica los taxis colectivos tienen una manera de funcionar similar al sistema *Ridepooling*: existen desvíos habituales de la ruta para acercar a sus pasajeros a bordo a su destino. A pesar de ello, este modo de transporte no ha sido lo suficientemente estudiado (Domarchi, 2017), por lo que presenta un alto potencial de mejora en ámbitos como la información y coordinación centralizadas gracias a las nuevas tecnologías.

El objetivo principal de este trabajo de tesis es la simulación de la red de transporte público menor de una ciudad chilena de tamaño medio, bajo la modalidad de *On-Demand Ridepooling* según la propuesta de Fielbaum et al. (2021). Para luego analizar su costo y ejecutar un análisis de sensibilidad respecto a parámetros relevantes, con el fin de concluir si este sistema es operacionalmente aplicable en una ciudad de estas características. La contribución de esta tesis consiste en la recopilación y transformación de datos necesarios para ejecutar el modelo de *On-Demand Ridepooling*, la adaptación y aplicación del modelo en la ciudad de Punta Arenas, el análisis comparativo posterior a su ejecución, y el diagnóstico de sectores con baja accesibilidad y con posibles problemas en niveles de servicio del transporte público. Estos análisis entregarán utilidad en materia de políticas públicas.

En lo que sigue de esta tesis, el Capítulo 2 muestra una revisión de literatura acerca del estado del arte de Ridepooling. El Capítulo 3 caracteriza a la ciudad de Punta Arenas, el caso de estudio en el que se aplicará la simulación. El Capítulo 4 detalla la metodología aplicada de forma general, el proceso para la preparación de los datos requeridos, la obtención y tratamiento de datos de demanda de taxis colectivos y los parámetros base de las simulaciones. El Capítulo 5 muestra los resultados obtenidos en los distintos escenarios simulados al efectuar cambios en distintos parámetros. Finalmente, en el Capítulo 6 se presentan conclusiones y se proponen futuras ideas de estudios, asociados con este planteamiento.

Capítulo 2

Estado del arte

Al hablar de simulaciones de *Ridepooling* existen distintos conceptos en el mundo académico que es importante comprender para analizar la revisión de literatura existente. En general existen 3 grandes características que pueden caracterizar a una simulación de *Ridepooling*: las ubicaciones en donde los usuarios abordan los vehículos y descienden de ellos, el conocimiento que se tiene de las solicitudes de viaje previo a realizar una simulación, y el tipo de método utilizado para efectuar las simulaciones.

Respecto al conocimiento de las solicitudes de viaje previo a una simulación, se pueden distinguir 2 grupos. El sistema *Ridepooling* “*offline*”, el cual hace referencia a solicitudes de viaje cuyos usuarios, junto a sus orígenes y destinos, son ya conocidos y pueden ser planificados previo a iniciar el movimiento de los vehículos que atenderán las necesidades de viaje. Un ejemplo de esta clase de viajes compartidos lo entregan empresas privadas y sus empleados, en donde estos últimos tienen la necesidad de viajar a su trabajo. En este tipo de *Ridepooling*, la principal decisión consiste en planificar de manera eficiente los trazados de cada vehículo para optimizar los costos de trasladar a todos los usuarios, por lo que el problema se reduce a un problema de optimización “VRP” (*Vehicle Routing Problem*) en donde se deben emparejar distintos usuarios con los vehículos disponibles en rutas óptimas. Por otro lado, al referirse al sistema *Ridepooling* “*online*” se está hablando de usuarios que surgen de manera dinámica en un instante dado y cada cierto tiempo, junto a orígenes y destinos que no necesariamente serán los mismos a los de otros usuarios actuales ni pasados, por lo que en este sistema el problema VRP se debe resolver en cada instante en el que surge un nuevo usuario, modificando rutas de vehículos ya establecidas con anterioridad y entregando incertidumbre al tiempo de viaje de pasajeros previamente asignados (Salguero, 2021).

Respecto a la ubicación de abordaje y descenso, dentro de las más repetidas en artículos se pueden encontrar 2 modalidades. La modalidad *Ridepooling* “*puerta a puerta*” se relaciona a un viaje en la modalidad de *Ridepooling* en el que el vehículo recoge al usuario en el punto de origen del viaje, y lo traslada dejándolo específicamente en su destino. Además de esta modalidad, existe otra manera de recoger y dejar pasajeros, en donde el usuario debe caminar para encontrarse con el vehículo en un punto de recogida distinto a su punto de origen, y/o debe trasladarse a pie desde un

punto de llegada en donde el usuario descenderá del vehículo que lo trasladó, punto que es distinto al destino del usuario. Esta modalidad es llamada “*Ridepooling con puntos de recogida y bajada*” (Sarma et al., 2023).

Sin embargo, para efectuar simulaciones se pueden encontrar diversos métodos en la literatura, los cuales dependen de las 2 características detalladas anteriormente. Uno de los métodos para generar simulaciones de *Ridepooling* es el modelo basado en agentes. Por ejemplo, Martínez y Viegas (2017) simulan la interacción entre usuarios, vehículos y el despachador mediante un modelo basado en agentes, con el objetivo de estudiar los cambios que podrían producirse en una ciudad europea de tamaño medio que instale una flota de *Ridepooling* en reemplazo de buses y vehículos particulares. En este artículo se prueban la modalidad *Ridepooling puerta a puerta* en el marco de un sistema *On-Demand Ridepooling* con vehículos tipo taxis, y la modalidad *Ridepooling con puntos de subida y bajada* en el marco de un sistema *Ridepooling offline* con vehículos tipo taxibuses. Como resultado obtienen una disminución de casi 40% en las emisiones de carbono y una reducción del 30% de la congestión en la ciudad.

Otro método popular para generar simulaciones de *Ridepooling* es el enfoque algorítmico. Alonso-Mora et al. (2017) proponen un modelo de *Ridepooling puerta a puerta* enmarcado en un sistema de *On-Demand Ridepooling* en el cual se identifican combinaciones de solicitudes que se pueden combinar en un mismo automóvil y vehículos que puedan brindar servicio a estas solicitudes combinadas, creando un problema de programación lineal entero que permite encontrar las combinaciones más eficientes para el sistema en cada instante; este algoritmo es probado con datos de cerca de 3 millones de viajes en taxis de Nueva York con una flota simulada de vehículos de hasta 10 pasajeros de capacidad. Sus simulaciones dieron como resultado que el 15% de la flota de taxis con capacidad de 10 pasajeros puede atender el 98% de la demanda, resultado replicable con un 23% de la flota de taxis con una capacidad de 4 pasajeros.

Fielbaum et al. (2021) agregaron a la metodología y algoritmo de Alonso-Mora et al. (2017) la modalidad *Ridepooling con puntos de recogida y bajada* en un sistema de *On-Demand Ridepooling* con el objetivo de optimizar el sistema. Proponen una formulación general y heurísticas que permiten resolver grandes instancias, y realizan pruebas con cerca de 10 mil viajes en un periodo de una hora. Sus resultados indican que un minuto promedio de caminata reduce los rechazos en más de un 80% y los VHT en más de un 10%, que los usuarios tienen más probabilidad de caminar en zonas de alta demanda, y que el sistema es más eficiente con mayores solicitudes de viaje.

Shulika et al. (2024) aprovecharon una base de datos de 1,5 millones de viajes en Nueva York para analizar el potencial de agrupación de viajes espacial y temporalmente en distintos periodos del día, empleando la modalidad *Ridepooling puerta a puerta* y con un algoritmo de *Ridepooling offline* para solucionar el problema de aparejar solicitudes de viaje con vehículos cercanos. En la simulación se incluye la posibilidad para el usuario de escoger utilizar *Ridepooling* o *Ridehailing* según el tiempo de viaje y la tarifa a pagar ofrecidos por cada uno. Sus resultados indican que se

obtienen ganancias en el núcleo de la red y los costos aumentan en las periferias, y que con un 32% de descuento la opción de *Ridepooling* es escogida por alrededor del 46% de los usuarios, reduciendo las horas-vehículo recorridas (VHT) en un 25% y aumentando la satisfacción del usuario en un 4,1%. El tamaño de flota pudo reducirse en un 25% promedio, con máximos de hasta 40% de reducción en los periodos más efectivos.

Sarma et al. (2023) realizaron una comparación en términos de costo de operador y de usuarios entre las modalidades *Ridehailing puerta a puerta*, *Ridepooling puerta a puerta*, *Ridehailing con puntos de recogida y bajada* y *Ridepooling con puntos de recogida y bajada*, todas bajo un sistema *On-Demand*. Para la última modalidad propusieron un modelo de simulación estocástico y dinámico basado en agentes, resolviendo de forma separada el problema VRP y el problema de hallar los puntos de recogida y bajada óptimos. Considerando a la modalidad *Ridehailing puerta a puerta* como base, obtuvieron como resultados que cualquier modalidad de *Ridepooling* reduce bastante los costos del operador y aumenta ligeramente los de los usuarios, cualquier modalidad con *puntos de recogida y bajada* aumenta bastante los costos de usuarios y reduce levemente los del operador, y que la modalidad *Ridepooling con puntos de recogida y bajada* disminuye aún más los costos del operador.

Existen distintos y diversos algoritmos que permiten modelar y realizar simulaciones de *Ridepooling*, cada uno con características distintivas y enfoques específicos. En esta oportunidad se ha estudiado una muestra de toda la literatura que es posible encontrar. De los artículos revisados, el que mejor se adecúa a los objetivos de este trabajo de tesis corresponde a la metodología de Fielbaum et al. (2021), debido a su enfoque en el sistema *On-Demand Ridepooling* con la metodología *Ridepooling con puntos de recogida y bajada*, la cual entrega más dinamismo y libertad de acción para simular el funcionamiento de taxis colectivos. También es interesante el problema de programación lineal planteado, acorde al foco de estudio de gestión de operaciones, y que en primera instancia permitiría realizar simulaciones sobre una ciudad chilena completa de tamaño medio. Finalmente, la posibilidad de modificar parámetros como la capacidad de los vehículos y tamaño de flota, sumado al enfoque en eficiencia tanto del operador como de usuarios y del sistema en su conjunto, permite ejecutar análisis comparativo y de sensibilidad en distintos aspectos clave de manera de encontrar las mejores configuraciones de parámetros según la situación particular de la ciudad de Punta Arenas.

Capítulo 3

Antecedentes de Punta Arenas

Punta Arenas es la capital de la Región de Magallanes, en la zona austral de Chile. Corresponde a una ciudad de tamaño medio que al 2019 poseía una población de 133.254 habitantes y 44.163 viviendas, y una tasa de motorización de 1,09 vehículos por vivienda. Gran parte de las actividades comerciales se encuentran en el centro de la ciudad, relegando las zonas residenciales a su alrededor y hacia las afueras (SECTRA, 2020). La zona presenta temperaturas muy bajas, con una temperatura media normal de 6,5°C (Santana et al., 2009).

El sistema de actividades de la ciudad ha podido ser catastrado y modelado recientemente a través de SECTRA (2020) y SECTRA (2022). En SECTRA (2020) se ejecutó una Encuesta de Movilidad, durante la cual se encuestaron viviendas representativas de la población de Punta Arenas y se registraron las características de los viajes realizados por sus habitantes: origen, destino, propósito, periodo del día en que se realiza y modo de transporte utilizado, entre otras. Cada uno de estos viajes representa a los viajes realizados por un porcentaje de la población, ejemplificado con un factor de expansión asociado al viaje encuestado. En SECTRA (2022) se continúa este análisis con el objetivo de diseñar un nuevo Plan Maestro de Transporte para la ciudad.

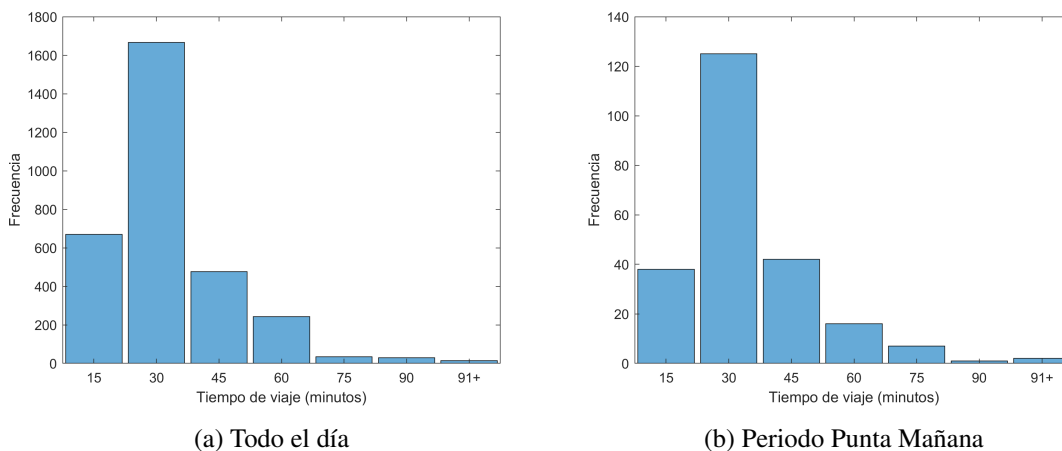


Figura 3.1: Histogramas del tiempo de viaje de viajes encuestados en todo el día y en periodo Punta Mañana.

En la Figura 3.1 se pueden encontrar histogramas de tiempos de viaje según los viajes no expandidos obtenidos de la Encuesta de Movilidad, en donde el primer histograma considera los viajes ejecutados durante todo el día mientras que el segundo solo considera los viajes ejecutados en el periodo Punta Mañana. Estos viajes están agrupados de manera que en la barra de 15 minutos están contabilizados únicamente los viajes cuya duración no sea mayor a 15 minutos, y la barra de 30 minutos contabiliza los viajes cuya duración se encuentre entre 16 y 30 minutos; la última barra considera los viajes que duran más de 90 minutos. Es así que es posible apreciar una distribución persistente en los tiempos de viaje, lo cual demuestra que no existen una gran variación entre la duración de viajes que se realizan a lo largo del día con los viajes que se ejecutan únicamente en el periodo Punta Mañana.

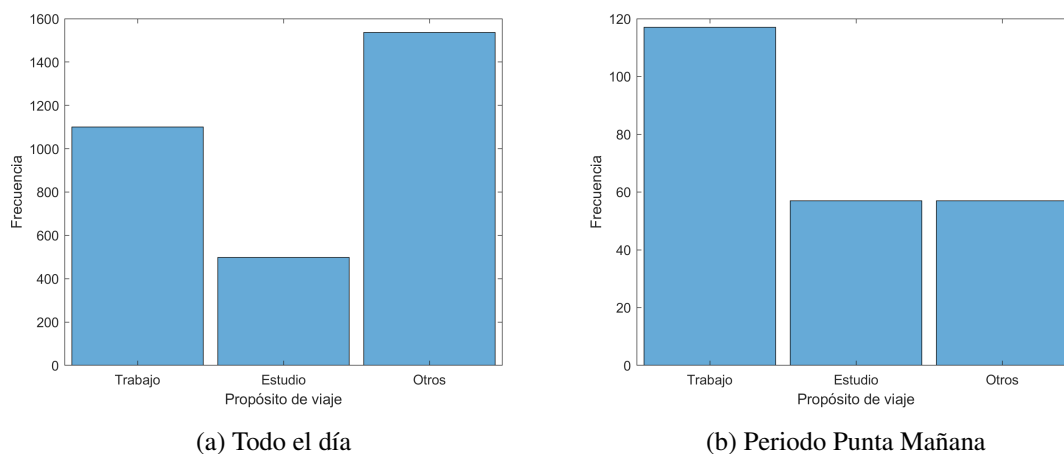


Figura 3.2: Histogramas de viajes encuestados por propósito en todo el día y en periodo Punta Mañana.

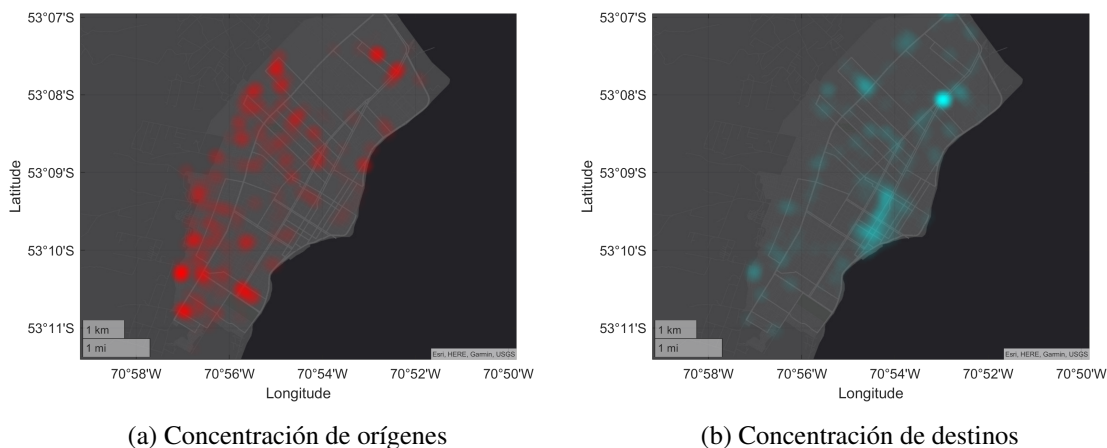
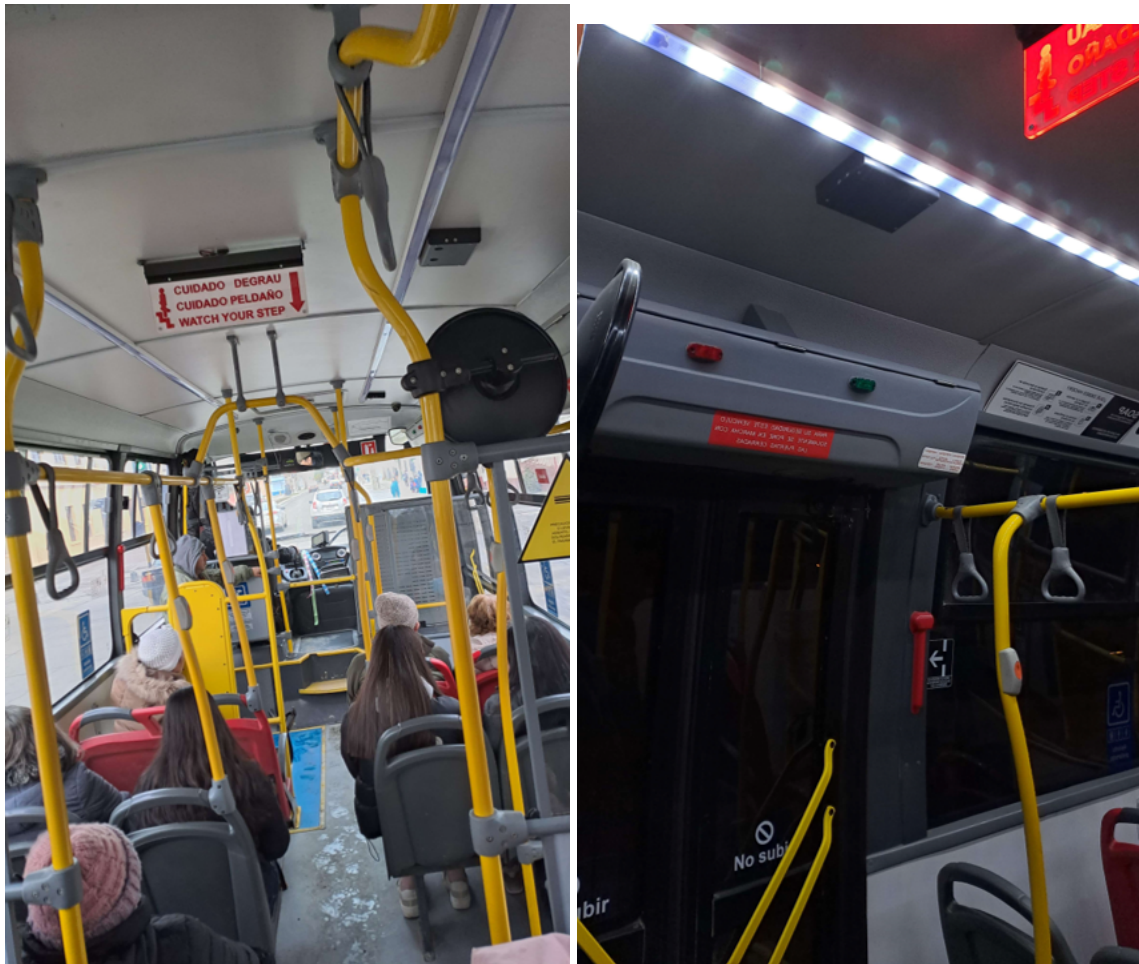


Figura 3.3: Mapas de concentración de puntos de origen y destino de viajes expandidos en periodo Punta Mañana.

En la Figura 3.2 se pueden distinguir los propósitos de los viajes no expandidos obtenidos desde la Encuesta de Movilidad, en donde el primer histograma considera los viajes realizados durante

todo el día mientras que el segundo solo considera los viajes ejecutados en el periodo Punta Mañana. Tomando en consideración los viajes realizados durante todo el día, el 35,1% de viajes se realiza por trabajo, el 15,9% se hace por estudios y el 49% se realiza por otros motivos; en el periodo Punta Mañana esta distribución se transforma, pues un 50,6% de los viajes se ejecuta por trabajo, un 24,7% se hace por estudios y un 24,7% se realiza por otros motivos. Es así que en estos histogramas sí es posible apreciar un cambio importante en el propósito de los viajes al considerar únicamente el periodo Punta Mañana en comparación al considerar todo el día aumentando los viajes por trabajo y estudio.



(a) Vista desde asientos traseros hacia el frente

(b) Vista a puerta trasera

Figura 3.4: Fotografías del interior de buses del transporte público urbano de Punta Arenas. Fuente: Elaboración propia.

La Figura 3.3.a destaca los sectores de la ciudad de Punta Arenas en donde existe una mayor cantidad de puntos de origen de los viajes expandidos durante el periodo Punta Mañana. Se puede observar que los puntos se concentran mayoritariamente en sectores periféricos de la ciudad, especialmente en el sur de la ciudad, en donde se puede apreciar una mayor intensidad en el color de la figura. Por otra parte, la Figura 3.3.b destaca los sectores de Punta Arenas en donde existe una mayor cantidad de puntos de destino de los viajes expandidos; esta figura permite distinguir que los

puntos se concentran mayoritariamente en zonas de importante uso comercial y de servicios, como lo son el centro de la ciudad y la Zona Franca ubicada en el sector norte. Es así que se infiere que los viajes provienen principalmente de la periferia de la ciudad y se dirigen, en su mayoría, tanto al centro como a la Zona Franca.

El sistema de buses urbanos de transporte público de Punta Arenas es regulado y subsidiado por el Ministerio de Transportes y Telecomunicaciones (MTT) en su operación. Cuenta con 9 servicios en la ciudad y con una flota de 70 buses en donde normalmente opera el 90%, con una capacidad de 45 pasajeros cada uno. Los taxis colectivos urbanos funcionan con 55 líneas y una flota de 1.092 vehículos en donde normalmente opera el 83%, con una capacidad de 4 pasajeros cada uno. Los servicios de buses poseen una ruta fija y paradas establecidas; los servicios de taxi colectivo en la práctica presentan rutas flexibles en torno a recorridos fijos (SECTRA, 2022).



(a) Refugio cubierto en parte trasera



(b) Refugio cubierto casi por completo



(c) Interior de refugio cubierto casi por completo

Figura 3.5: Fotografías de refugios de parada de alto estándar en Punta Arenas.

Fuente: *Elaboración propia.*

En base a una visita en terreno realizada en Agosto de 2023 se pudieron observar en terreno algunos elementos relacionados al funcionamiento del transporte público en Punta Arenas. Tal como se observa en la Figura 3.4.a, los buses de la ciudad tienen un diseño de taxibus de piso bajo, en donde se intenta aprovechar todo el espacio disponible en el interior para instalar asientos, exceptuando la parte delantera que guarda un espacio reservado para silla de ruedas, cuyo ingreso se realiza por la puerta delantera a través de una rampa. Los primeros asientos son preferentes a personas con movilidad reducida y se encuentran debidamente señalizados con color rojo y *stickers* en la ventana adyacente.

Otra característica especial de estos buses es que poseen una caja en la parte superior de cada puerta, tal como se puede distinguir en la Figura 3.4.b. La función de esta caja es actuar como sensor que detecta las subidas y bajadas de pasajeros, junto a información como el día y la hora del registro, su ubicación detectada vía GPS y el servicio y sentido en que está operando el bus. Estos registros pueden ser muy útiles para realizar estudios acerca de la demanda del sistema de transporte público urbano de esta ciudad.

Otro elemento importante en una ciudad con el clima particular de Punta Arenas es la infraestructura asociada a las paradas del transporte público. En relación a este punto existen múltiples estándares de infraestructura. En la Figura 3.5.a se puede apreciar un refugio extenso que posee un techo y una gran protección trasera. En la Figura 3.5.b se encuentra la fotografía de un refugio diseñado para soportar inclemencias del clima tales como lluvia, viento y nieve, ya que es completamente cerrado por las partes delantera y trasera en su diseño tubular. A este refugio se debe acceder por los costados mediante pequeñas rampas, tal como muestra la Figura 3.5.c, y originalmente el interior contaba con iluminación eléctrica. Estos refugios corresponden a paradas de alto estándar, adaptados a una ciudad con un clima y temperaturas especiales al ubicarse en una zona extrema.



(a) Refugio deteriorado



(b) Parada sin refugio

Figura 3.6: Fotografías de paradas con bajo estándar en Punta Arenas. Fuente: *El Pingüino* (2018) y elaboración propia.

No obstante, este no es el estándar usual de las paradas de la ciudad de Punta Arenas. La Figura 3.6.a muestra el refugio fotografiado por El Pingüino (2018) de una de las paradas que se encuentran en el centro histórico de la ciudad, estándar que comparten la mayoría de las paradas de la zona. Originalmente esta parada contaba con aislamiento por los costados con un material plástico transparente, similar al techo; sin embargo, el deterioro de los materiales por diversos motivos decantó en su extracción, manteniéndose el armazón metálico y la techumbre.

También existen varias paradas a lo largo de la ciudad que no poseen alguna clase de refugio. La Figura 3.6.b es un ejemplo de ellas. Esta parada es particularmente compleja, pues el suelo de la parada está compuesto de tierra. Esta tierra se convierte en barro luego de una lluvia y, en el peor de los casos (como lo ocurrido en el día de la toma de la fotografía), el agua presente puede congelarse por varios días, convirtiendo la tarea de abordar o descender de un bus o taxi colectivo en todo un desafío y en un peligro de accidente.



(a) Vista general de señaléticas

(b) Vista de señalética inferior

Figura 3.7: Fotografías de señaléticas de parada en Punta Arenas. Fuente: Elaboración propia.

Dadas las condiciones previamente mencionadas es que en Punta Arenas el automóvil particular predomina sobre el resto de modos de transporte. En un día laboral normal el 62,3% de viajes se realizan en vehículos particulares, contra un 19,6% de viajes que se realizan en transporte público urbano. No obstante, el taxi colectivo juega un papel importante en la movilidad de la ciudad, ya que el 67,9% de viajes en transporte público urbano se realiza en taxis colectivos, representando el 13,3% de todos los viajes que se ejecutan; el resto de viajes en transporte público urbano se realiza en buses. Con respecto a la duración de estos viajes, el tiempo promedio de un viaje es de

21 minutos, siendo mayor por 8 y 16 minutos en promedio en taxis colectivos y buses, respectivamente. Además, al menos el 76 % de viajes en transporte público tienen una espera promedio de 10 minutos o menos, y el 86 % tiene un tiempo de acceso de 5 minutos o menos (SECTRA, 2022).

Un detalle que revela el importante rol del taxi colectivo en el transporte puntarenense es el permiso que se les entrega de detenerse en las mismas paradas que los servicios de bus urbano. En la Figura 3.7.a se puede observar una señalética que indica que corresponde a un punto de parada. En la parte superior de la señalética más grande es posible apreciar figuras de un bus y de un automóvil (haciendo referencia a un taxi colectivo), mostrando que esta parada es bimodal. Además, se señalan en la parte superior los servicios de bus que se detienen en la parada, y en la parte inferior se señalan todos los servicios de taxi colectivo que circulan por esta vía y tienen autorizada la detención para recoger o dejar pasajeros.

Es importante destacar el rol de la inclusión en el transporte público urbano de Punta Arenas. Ya se habló de las condiciones de los buses para facilitar el viaje de personas con movilidad reducida, tales como piso bajo, una rampa para acceso de sillas de ruedas y un espacio reservado para ellas al interior del bus, y asientos preferentes para personas con movilidad reducida. Además de estos elementos, algunas paradas cuentan con una señalética especial bajo la señalética grande, como puede verse en la Figura 3.7.a, que repite la información del cartel superior pero escrita en sistema *braille* y a la altura de los usuarios (véase Figura 3.7.b), para que personas con ceguera puedan trasladarse de manera autónoma a través del transporte público puntarenense.

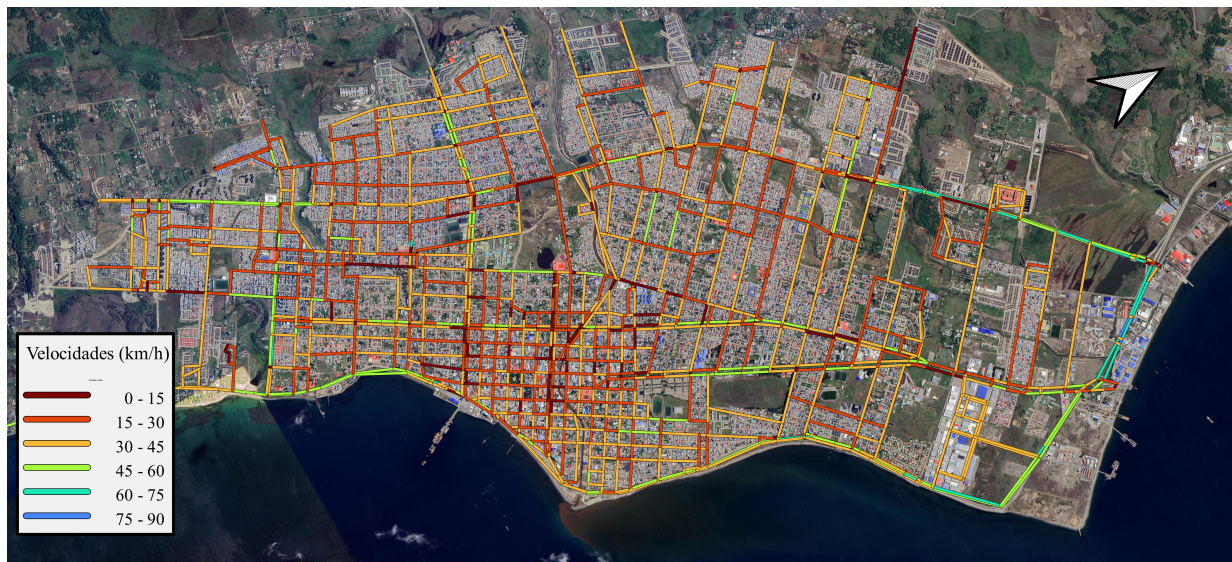


Figura 3.8: Velocidad promedio de circulación sobre vías troncales, colectoras y de servicio de Punta Arenas en periodo Punta Mañana. Fuente: *Elaboración propia en base a datos de SECTRA (2022).*

Los taxis colectivos de Punta Arenas tienen un comportamiento que tiende a asemejarse al sistema *Ridepooling*, en el sentido que modifican su ruta a conveniencia para evitar atochamientos de tráfico o para acercar a pasajeros a su destino, siempre y cuando el resto de pasajeros a bordo esté

de acuerdo con este desvío y que no implique un tiempo añadido de viaje excesivo. No obstante, a pesar de la importancia que tienen los taxis colectivos dentro del transporte público urbano en esta y en otras ciudades del país, existen pocos estudios en Chile enfocados en la operación de este modo de transporte (Domarchi, 2017). Sumado a la búsqueda de la mejora del transporte público y sus condiciones de servicio con el objetivo de aumentar su participación modal dentro de Punta Arenas, es que se plantea la opción de simular el funcionamiento de los taxis colectivos a través del sistema *On-Demand Ridepooling*.

La Figura 3.8 muestra, mediante un mapa de calor, las velocidades de circulación promedio en el periodo Punta Mañana (7:30-9:00) sobre las vías troncales, colectoras y de servicio en Punta Arenas. Estas velocidades se obtuvieron como resultado de un modelo VIVALDI (SECTRA, 2022), cuyos datos de calibración se estimaron como el promedio de velocidad en 5 registros mediante el método del vehículo flotante (SECTRA, 2020). Considerando que la velocidad máxima en este tipo de vías es de 50 km/h, se puede deducir el efecto de la congestión sobre las velocidades de circulación en varios sectores de la ciudad.

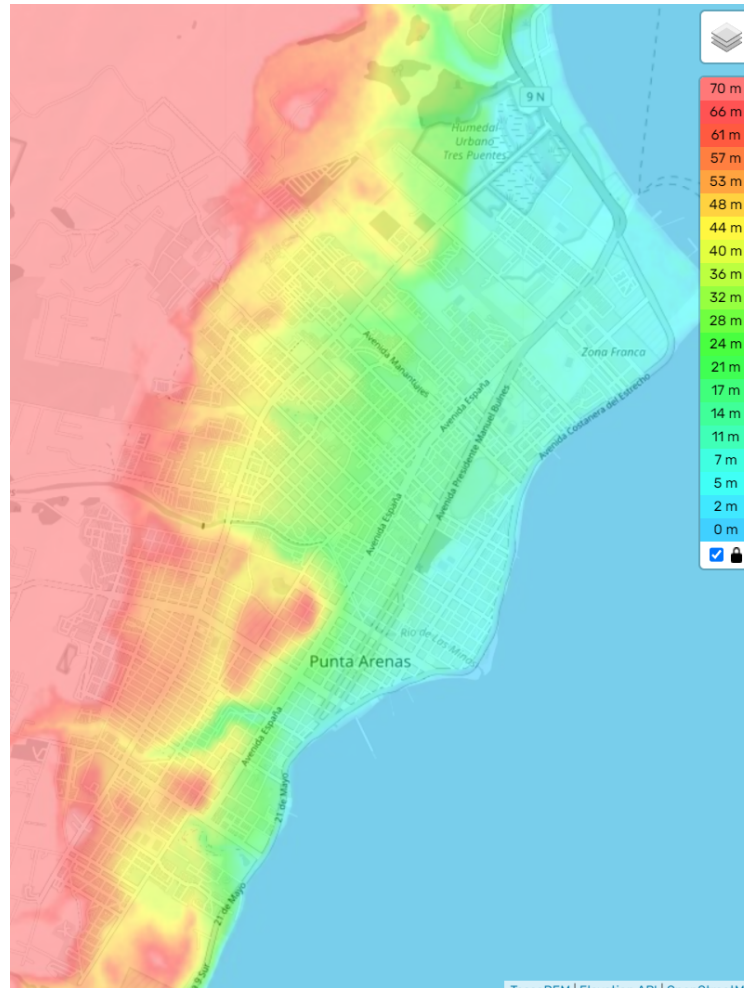


Figura 3.9: Mapa topográfico de la ciudad de Punta Arenas. Fuente: *Topographic-map.com (s.f.)*.

En la Figura 3.9, obtenida desde Topographic-map.com (s.f.), se puede apreciar la topografía de la ciudad de Punta Arenas mediante un mapa de calor. Es visible que se presentan mayores alturas al oeste y al sur de la ciudad, y se presentan alturas mayores a 60 metros sobre el nivel del mar en sectores urbanos de Punta Arenas, lo cual puede dificultar la circulación de vehículos y peatones por estos sectores montañosos.

Estos antecedentes sugieren que un sistema *On-Demand Ridepooling*, el cual funciona como un sistema intermedio entre servicios de transporte público de ruta fija como buses y taxis colectivos, y servicios de *Ridehailing* como Uber o Cabify presentes en el país, podría mejorar las condiciones de transporte público de la ciudad, disminuyendo los tiempos de viaje, espera y acceso de los usuarios bajo un menor tamaño de flota operativa. Bajo estas condiciones, se podrían reducir la congestión y las externalidades que produce un exceso de flota de taxis colectivos, además de generar la posibilidad de atraer nuevos usuarios al sistema de transporte público, disminuyendo el uso del automóvil particular.

Capítulo 4

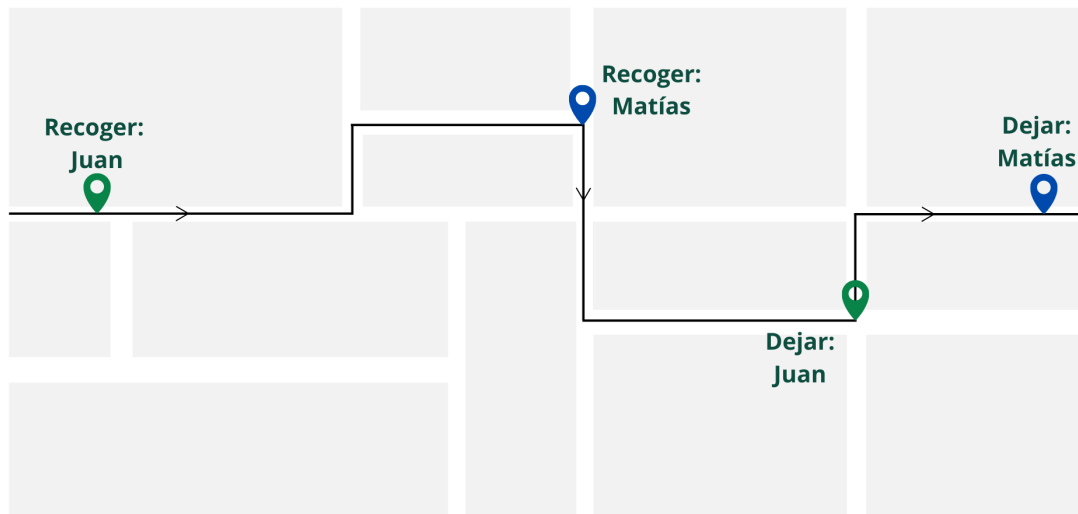
Modelo de Ridepooling

Los sistemas de servicios de ruta flexible tales como *Ridehailing* o *Ridepooling* se han popularizado a nivel mundial, siendo medios relevantes de transporte en ciudades de distintos niveles de población. Su aplicación trae consigo distintos niveles de dificultad según las características a implementar. En el caso de un sistema de *Ridehailing* en el que cada solicitud de viaje se asigna a un vehículo y cada vehículo tiene asignada una única solicitud de viaje a la vez, el problema es únicamente encontrar la ruta óptima entre el punto de origen de la solicitud de viaje y el destino del pasajero. El problema se complica al agregar puntos de recogida y bajada, pues es necesario encontrar los puntos óptimos de recogida y bajada que minimicen los costos del operador del vehículo, del usuario o del sistema completo, dependiendo de cuál sea el objetivo. Mas este problema sigue siendo relativamente simple de resolver, pues se puede considerar a cada pareja de vehículo y pasajero como un problema independiente.

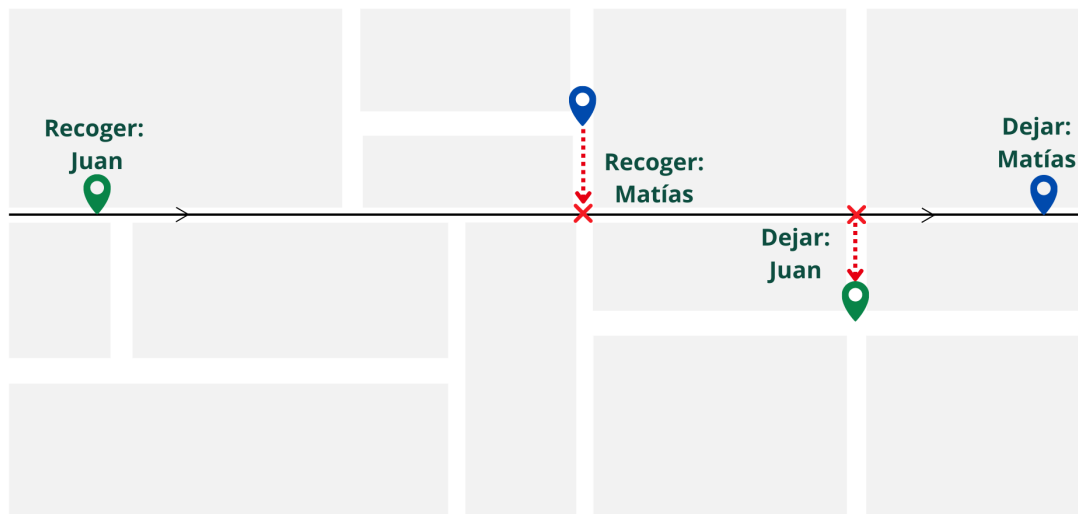
El sistema aumenta su complejidad si el objetivo es asignar simultáneamente cada solicitud de viaje de una instancia dada al vehículo que tardará menos tiempo en recogerlo, ya que en esta ocasión ya no se pueden considerar problemas independientes, sino que deben ser considerados todos los elementos en juego en la instancia determinada. El problema se vuelve aún más complejo al añadir puntos óptimos de recogida y bajada. No obstante, una vez que una solicitud de viaje es asignada a un vehículo estos ya dejan de ser parte del problema, y el vehículo no se encontrará disponible hasta una instancia futura en que ya haya dejado al usuario en su destino. Esto implica que en cada instancia se presenta un número de recursos menor al existente en el sistema completo, lo que disminuye los grados de libertad del problema.

Un sistema *Ridepooling* es particular en el sentido que plantea rutas flexibles que adecúan su trazado a los puntos de origen y destino de los usuarios, al igual que un sistema *Ridehailing*, permitiendo además trasladar a más de un usuario con orígenes y/o destinos similares pero no idénticos, de forma simultánea, aprovechando la capacidad ociosa de los vehículos. Esto implica que un vehículo que tiene asignados a 2 pasajeros distintos se vea en la necesidad de ejecutar desvíos de la ruta óptima de un pasajero para poder entregar servicio al otro, tal como es posible ejemplificar en la Figura 4.1.a, metodología que es conocida como *Ridepooling* “puerta a puerta”. Para llevar

el ejemplo mostrado a una realidad a nivel de sistema es necesario asignar múltiples solicitudes de viaje a un mismo vehículo a la vez, considerando la capacidad del vehículo y las posibles rutas que puede realizar para recoger y dejar a todos los usuarios. Al realizarlo en una única instancia, este problema que reviste de mayor complejidad puede ser considerado como un problema de ruteo de vehículos (*VRP* por sus siglas en inglés) y puede ser resuelto de manera óptima considerando todas las solicitudes y vehículos presentes. Este sistema, que es resuelto en una única instancia, es conocido como *Ridepooling offline* y actualmente pueden encontrarse problemas similares en áreas de logística.



(a) *Ridepooling* "puerta a puerta".



(b) *Ridepooling* "con puntos de recogida y bajada".

Figura 4.1: Ejemplos ilustrativos de distintas metodologías de *Ridepooling*. Un viaje con puntos de recogida y bajada permite trazados más directos, disminuyendo desvíos y retrasos en el viaje de usuarios. Fuente: *Elaboración propia*.

Sin embargo, para poder implementarse en el marco del transporte público de una ciudad debe considerarse una demanda dinámica que va cambiando en cada instante. Por lo tanto, la asignación de solicitudes de viaje debe realizarse en varias instancias según la variación de la demanda, sistema conocido como *On-Demand Ridepooling*. La diferencia con su similar en el sistema *Ridehailing* es que los vehículos que ya han sido previamente asociados a una solicitud de viaje en una instancia anterior siguen siendo relevantes, pues la ruta óptima hallada en la instancia previa puede dejar de serlo al considerar la posibilidad de trasladar a nuevos usuarios en la instancia actual, siempre y cuando cuente con la capacidad para ello. Esto claramente aumenta la complejidad del problema, ya que en cada instancia debe considerarse la totalidad de los recursos del sistema.

Por otra parte, los usuarios presentan tiempos de viaje y espera inciertos: en cada instancia el vehículo que les fue asignado puede modificar su ruta para servir otras solicitudes de viaje, representando retrasos en el viaje personal del usuario y un aumento en su costo percibido. Los desvíos de la ruta óptima también traen consigo un costo operacional asociado al operador de los vehículos, tanto en el mayor desgaste como en el uso de combustible. Una solución a esta problemática la entrega la metodología de *Ridepooling* “con puntos de recogida y bajada”, permitiendo disminuir la magnitud de los desvíos de las rutas óptimas a cambio de obligar a los usuarios a trasladarse desde o hacia estos puntos óptimos, tal como es posible ejemplificar en la Figura 4.1.b. No obstante, esta metodología aumenta a nuevos niveles la complejidad del problema, dado que resulta necesario optimizar, en cada instancia y para todo el sistema, tanto la asignación de solicitudes a vehículos como los puntos óptimos de recogida y bajada, junto al ruteo de vehículos, elementos que son dependientes entre sí. La complejidad de la resolución puede afectar en su escalabilidad para asignar grandes volúmenes de solicitudes bajo niveles de flota elevados.

El transporte público urbano de Punta Arenas posee una participación del 19,6% en los viajes realizados durante un día laboral normal, contra una participación del 62,3% del automóvil particular durante el mismo periodo (SECTRA, 2022). En la búsqueda de aumentar la participación modal del transporte público de la ciudad, mejorando las condiciones de viaje de sus habitantes y disminuyendo las externalidades como consecuencia de la baja en vehículos particulares de usuarios que se cambiarían al transporte público, es que se propone implementar simulaciones del sistema *On-Demand Ridepooling*, el cual funciona como un sistema intermedio entre servicios de transporte público de ruta fija como buses y taxis colectivos, y servicios de *Ridehailing* como Uber o Cabify, presentes en el país.

A continuación se define la metodología para aplicar el sistema *On-Demand Ridepooling* en la ciudad de Punta Arenas, lo que corresponde a la principal contribución de este trabajo de tesis: en la Sección 4.1 se describe el diseño del sistema a implementar, en la Sección 4.2 se detalla el proceso de preparación de los datos requeridos para aplicarlo, en la Sección 4.3 se explica el origen de los datos de demanda de viajes y su procesamiento para ser utilizados en las simulaciones, y en la Sección 4.4 se explicitan los parámetros generales utilizados como base en cada simulación.

4.1. Diseño de On-Demand Ridepooling

En esta sección se explica el funcionamiento del sistema *On-Demand Ridepooling*. Este diseño se basa en el método de Fielbaum et al. (2021), en los que se realizan asignaciones de viajes solicitados por individuos a vehículos disponibles. En este proceso además se optimizan los puntos de recogida y bajada de pasajeros, lo que implica que los individuos puedan tener que caminar en algunos casos.

La red vial simplificada de Punta Arenas se puede ver como un grafo fuertemente conexo $G = (N, E)$. Cada arco $e \in E$ posee tiempos fijos de viaje en vehículo $t_V(e)$ y de caminata $t_W(e)$, que representan el tiempo que tarda en recorrer el arco completo un vehículo y una persona caminando, respectivamente.

Las p solicitudes de viaje, que representan cada una a un individuo que desea viajar, se caracterizan como una tupla de 3 elementos $r = (o_r, d_r, tr_r)$ que representan respectivamente un nodo de origen del viaje o_r , un nodo de destino d_r y la hora exacta de la solicitud tr_r . El conjunto de solicitudes de viaje $R = \{r_1, \dots, r_p\}$ buscará ser asignado a un conjunto de vehículos $V = \{v_1, \dots, v_m\}$, en donde los m vehículos consisten en una tupla de 4 elementos $v = (P_v, \kappa_v, A_v, S_v)$ que representan respectivamente su posición actual P_v , capacidad de pasajeros κ_v , las solicitudes de viaje asignadas a este vehículo A_v , y los próximos nodos a visitar S_v que corresponden a puntos de recogida o bajada de pasajeros según las solicitudes asignadas.

El costo $UC(r)$ percibido por el individuo r que posee su respectiva solicitud de viaje se basa en su tiempo de viaje en el vehículo $IV(r)$, su tiempo de espera a por el vehículo que lo traslada $Wait(r)$, y su tiempo de caminata hacia el nodo de recogida y desde el nodo de bajada $Walk(r)$. Esto se refleja en la Ecuación (4.1), en donde los parámetros α_{IV} , α_{Wait} y α_{Walk} corresponden respectivamente a los valores del tiempo de viaje, de espera y de caminata.

$$UC(r) = \alpha_{IV} \cdot IV(r) + \alpha_{Wait} \cdot Wait(r) + \alpha_{Walk} \cdot Walk(r) \quad (4.1)$$

El costo OC percibido por el operador de los vehículos se divide en un costo de capital OC_c y en costos operacionales OC_o . En ambos se consideran costos fijos c_{BC} y c_{BO} , y costos c_{KC} y c_{KO} que dependen de la capacidad de los vehículos $\kappa_v = \kappa$, tal como se aprecia en la Ecuación (4.2). En este estudio la capacidad será la misma para todos los vehículos del sistema. Sin embargo, los costos de operación dependen de los vehículos-hora recorridos VHT , mientras que los costos de capital dependen únicamente del tamaño de flota $Fleet$. Esto significa que aunque toda la flota esté disponible y su tamaño afecte en los costos de capital, los costos operacionales solo se verán afectados por su utilización. Es importante señalar que bajo esta definición de costos del operador los costos relacionados a los conductores se incluyen dentro del costo de capital.

$$OC = (c_{BC} + \kappa \cdot c_{KC}) \cdot Fleet + (c_{BO} + \kappa \cdot c_{KO}) \cdot VHT = OC_c + OC_o \quad (4.2)$$

El proceso de asignación de solicitudes de viaje a vehículos disponibles se realiza de forma iterativa cada $\Delta t = 1$ minuto, en donde las solicitudes se acumulan durante este periodo para luego ser asignadas a la misma vez. Sea R_t el conjunto de solicitudes de viaje que deben ser asignadas en el periodo t . Inicialmente se calcula un conjunto de rutas posibles \mathcal{T} , con la ruta $T \in \mathcal{T}$ formada a partir de un subconjunto de solicitudes $req(T) \subseteq R_t$ junto a las solicitudes ya asignadas previamente a un vehículo $veh(T)$. Estas rutas deben cumplir ciertas condiciones para ser factibles: no superar la capacidad máxima del vehículo κ_v con la asignación de nuevas solicitudes y respetar los límites máximos definidos para la espera, caminata y demora de los individuos. Además, cada ruta T afecta de manera diferente los costos de los individuos que solicitan un viaje $req(T)$, a los individuos ya asignados al vehículo $veh(T)$ y al costo operacional por la nueva ruta del vehículo.

Con el conjunto de rutas posibles \mathcal{T} y el conjunto de vehículos V se procede a resolver el problema de optimización entero que tiene como función objetivo la Ecuación (4.3), con las Ecuaciones (4.4) y (4.5) como restricciones de este problema. Las variables binarias x_T indican los recorridos que serán ejecutados, y las variables binarias z_r señalan solicitudes de viaje que han sido rechazadas. Cabe destacar que se permite el rechazo de solicitudes que son imposibles de satisfacer dados los límites máximos definidos para la espera, caminata y demora de individuos, o solicitudes que resultan en una gran ineficiencia del sistema; todo a cambio de una penalización definida por la constante ψ .

$$\min_{x,z \in \{0,1\}} \sum_{T \in \mathcal{T}} x_T \cdot (UC(T) + OC_o(T)) + \sum_{r \in R_t} z_r \cdot \psi \quad (4.3)$$

$$s.a. \quad z_r + \sum_{T: r \in req(T)} x_T = 1 \quad \forall r \in R_t \quad (4.4)$$

$$\sum_{T: veh(T)=v} x_T \leq 1 \quad \forall v \in V \quad (4.5)$$

Finalmente, se ejecuta un reajuste de todo el sistema luego de haber asignado nuevas solicitudes, en donde se cambia la ruta de los vehículos relacionados. Vehículos disponibles son enviados a sectores de mayor demanda según el método de Fielbaum et al. (2021): si al finalizar una iteración existen X usuarios con solicitud rechazada e Y vehículos sin usuarios asignados, entonces se redirigen X vehículos hacia las ubicaciones de los usuarios con solicitud rechazada, si $Y > X$; si $Y \leq X$ entonces se redirigen los Y vehículos disponibles. Las solicitudes de viajes rechazadas se acumulan para el periodo $t + 1$.

4.2. Proceso de preparación de datos requeridos

En esta sección se detalla el procedimiento para obtener los elementos necesarios para la ejecución del sistema *On-Demand Ridepooling* antes especificado, y el procesamiento realizado para adecuar estos elementos a la necesidad del modelo.

Se trabajó con una red vial reducida de Punta Arenas en la que se consideran vías troncales, colectoras y de servicio, mediante la forma de un grafo dirigido conexo $G = (N, E)$ de 970 nodos $n \in N$ y 2.226 arcos $e \in E$. Los arcos además poseen como característica una velocidad promedio de circulación $vel_V(e)$ en el periodo Punta Mañana, la cual actúa como costo del arco; la red con su velocidad promedio por arco se puede apreciar en la Figura 3.8. Sobre esta red se aplicó el algoritmo de Dijkstra para encontrar la ruta más rápida entre todos los pares de nodos y su costo, considerando vehículos motorizados y caminatas. Para los vehículos, se utilizó la velocidad en los arcos para obtener los tiempos de viaje en vehículo mediante la relación $vel_V(e) = d(e)/t_V(e)$ con $d(e)$ el largo del arco. Para la caminata se asumió una velocidad $vel_W(e) = vel_W = 4,5 \text{ km/h}$ obteniendo los tiempos de caminata respectivos de cada arco según la relación $vel_W = d(e)/t_W(e)$.

Dentro de la información más importante para poder ejecutar una simulación del sistema *On-Demand Ridepooling* se encuentra la información acerca de la demanda de viajes en la ciudad. Para el funcionamiento del programa, los viajes que se realicen en el periodo Punta Mañana se encontrarán agrupados según un origen or y un destino dr referenciales, los cuales no pertenecen a nodos de la red vial y pueden corresponder al origen y destino reales de algunos usuarios cuyo viaje es representativo de muchos otros, o pueden corresponder a paraderos de transporte público de la ciudad.

Los pares origen-destino (or_r, dr_r) de las solicitudes de viaje son referenciales, dado el factor de expansión otorgado a viajes reales que realizan habitantes de la ciudad, según distintos motivos de viaje. En otras palabras, no se conocen exactamente los orígenes y destinos reales de todos los viajes. Es por esto que se distribuyen aleatoriamente el origen y destino de cada viaje a sus nodos respectivamente circundantes, en donde los nodos más cercanos tienen mayor probabilidad de ser seleccionados, de forma que $(or_r, dr_r) \approx (o_r, d_r)$. Con este método se obtienen pares origen-destino aproximados a partir de sus símiles referenciales.

4.3. Tratamiento de datos de demanda

En esta sección se detalla el procedimiento de obtención de los datos de demanda de viajes y su tratamiento para la posterior ejecución de simulaciones del sistema *On-Demand Ridepooling* detallado en la Sección 4.1.

Desde la Encuesta de Movilidad obtenida por SECTRA (2020) se seleccionaron los viajes que fuesen efectuados en el periodo Punta Mañana de un día laboral, y que fuesen realizados vía taxis colectivos dentro de la zona urbana. Estos viajes fueron agrupados según su par origen-destino, obteniendo la suma de sus factores de expansión. De esta manera se obtuvo un total de 223 viajes encuestados y $p = 4.280$ viajes expandidos, que equivale a un 0,98 % del total de viajes expandidos en la Encuesta de Movilidad.

Los pares origen-destino corresponden a los orígenes y destinos de viajes reales de personas encuestadas en la Encuesta de Movilidad. Sin embargo, estos pares origen-destino no son nodos de

la red, y cada viaje encuestado se transforma en un viaje representativo. Es así que los orígenes y destinos de estos viajes se pueden considerar como puntos de origen referencial or y destino referencial dr para ser tratados como tal en el procesamiento respectivo más adelante.

Teniendo la información del origen, destino y número de viajes realizados entre ellos, se individualizó cada viaje creando las solicitudes de viaje $r \in R$, asignando para cada una de las 4.280 solicitudes sus puntos de origen referencial or_r y destino referencial dr_r . Además se le asignó un horario de inicio del viaje tr_r uniformemente aleatorio dentro del periodo Punta Mañana (considerado de 1:30 horas).

Finalmente, se continuó con el procedimiento detallado en la Sección 4.2 aleatorizando los puntos de origen y destino referenciales (or_r, dr_r) en nodos cercanos de la red (o_r, d_r) .

4.4. Parámetros base de las simulaciones

Para ejecutar la simulación del sistema *On-Demand Ridepooling* se utilizaron los parámetros que se encuentran en las Tablas 4.1 y 4.2, relacionados a los usuarios y al operador de los vehículos utilizados para poder efectuar los viajes solicitados por usuarios. Los parámetros α_i y C_j fueron obtenidos de Fielbaum et al. (2023), que se basa en parámetros originalmente estimados en Tirachini y Antoniou (2020). Los parámetros de costo representan la operación de vehículos eléctricos en Chile, e incluyen tanto costo de capital como de operación. Por otra parte, el parámetro ψ fue escogido arbitrariamente de manera que el sistema priorice transportar a la mayor cantidad de usuarios posible, sujeto a las restricciones y a que no imponga un costo excesivo sobre otros usuarios. Más adelante se efectuará un ejercicio de sensibilidad sobre este parámetro dada su arbitrariedad.

Tabla 4.1: Parámetros de costos asociados al usuario. *Fuente: Fielbaum et al. (2023).*

α_{IV} (US\$/h)	α_{Wait} (US\$/h)	α_{Walk} (US\$/h)	ψ (US\$)
2,9	5,8	7,25	10

Tabla 4.2: Parámetros asociados al operador de taxis colectivos. *Fuente: Fielbaum et al. (2023).*

C_{BC} (US\$/día)	C_{KC} (US\$/día-pax)	C_{BO} (US\$/h)	C_{KO} (US\$/h-pax)
78,9	1,2	1,13	0,043

Los parámetros Ω_i mostrados en la Tabla 4.3 representan los valores máximos permitidos de tiempos de caminata, espera y demora para cada usuario. Posibles rutas que transgredan estos valores máximos para algún usuario serán filtradas previo a la resolución del problema de optimización entero mediante una restricción del problema.

Tabla 4.3: Tiempos máximos de caminata, espera y demora permitidos en el sistema. *Fuente: Elaboración propia.*

Ω_{Walk} (min)	Ω_{Wait} (min)	Ω_{Delay} (min)
5	5	10

La capacidad aplicada en un inicio es $\kappa = 4$ pasajeros, capacidad actual de los vehículos que operan como taxis colectivos en la ciudad de Punta Arenas. La simulación se ejecutó por 90 periodos, que equivalen a los 90 minutos que dura el periodo Punta Mañana. Los vehículos fueron distribuidos aleatoriamente en los nodos del grafo representativo de la ciudad.

Capítulo 5

Resultados de la simulación

En el presente capítulo se detallan los resultados producto de los diversos escenarios de simulación ejecutados. A continuación, en la Sección 5.1 se explican los escenarios de simulación, y a partir de la Sección 5.2 se muestran los resultados de la simulación de la ciudad de Punta Arenas, bajo la demanda actual de usuarios de taxis colectivos en el periodo Punta Mañana, modificando distintos parámetros de la simulación para efectuar análisis comparativos de sus efectos.

5.1. Escenarios de simulación

El primer escenario busca representar la situación actual de los taxis colectivos de Punta Arenas si estos actuaran bajo la modalidad *On-Demand Ridepooling*. Este escenario contará con $m = 900$ vehículos, que representan la flota operativa de taxis colectivos de la ciudad. El segundo escenario simulará una operación exclusivamente “puerta a puerta” que no obligará a los usuarios a caminar hacia un punto de recogida o desde el punto de bajada del vehículo, asumiendo la flota del primer escenario pero con $\Omega_{Walk} = 0$. Luego, se simularán otros 19 escenarios basados en el escenario original, pero con flotas operativas m en el rango entre 100 y 1.300 vehículos, en búsqueda de un tamaño de flota óptimo m^* .

Más tarde se simularán escenarios variando la capacidad κ de los vehículos, estableciéndola en 1, 4, 6, 9, 12 y 15 pasajeros por vehículo y basándose en el tamaño de flota operativa óptimo m^* hallado previamente. También se ejecutarán 8 simulaciones con flotas operativas m entre 100 y 1.300 vehículos, pero esta vez estableciendo una penalización por rechazos ψ de US\$1.000 por pasajero, para poder comparar la variación con una penalización por rechazos ψ de US\$10 por pasajero establecida en el caso base; esto producto de la arbitrariedad de su valor, que mandata como necesario ejecutar un análisis de sensibilidad del parámetro.

Posteriormente y con el objetivo de analizar mejoras en los parámetros base del modelo, se ejecutarán simulaciones variando los tiempos máximos de caminata, espera y demora permitidos en el sistema: tiempos de caminata máxima Ω_{Walk} de 0, 5, 10 y 15 minutos; tiempos de espera máxima Ω_{Wait} de 5, 10 y 15 minutos; y tiempos de demora máxima Ω_{Delay} de 5, 10 y 15 minutos. Estos

10 escenarios distintos se basarán en el caso base, pero con el tamaño de flota operativa óptimo m^* encontrado.

Finalmente, se variará el número de solicitudes en un 10% y se simularán escenarios con flotas operativas de 200, 300 y 400 vehículos, estableciendo un tiempo de espera máximo Ω_{Wait} de 10 minutos, para estudiar los cambios que una variación en la demanda puede generar sobre el sistema.

5.2. Caso actual con Ridepooling

La Figura 5.1 muestra histogramas del tiempo de caminata, espera y demora percibido por los usuarios en el primer escenario, que busca representar la situación actual de los taxis colectivos de Punta Arenas si estos actuaran bajo la modalidad *On-Demand Ridepooling*. Se puede notar que la mayoría de usuarios no se ve obligado a caminar hacia un punto de recogida o desde el punto de bajada del vehículo. En efecto, solo el 15% de los usuarios requiere caminar algún tramo en su viaje bajo la simulación del sistema *On-Demand Ridepooling* en las mismas condiciones de los taxis colectivos en la actualidad. Aunque el 86% de viajes que se efectúan en el transporte público de Punta Arenas tienen un tiempo de acceso de 5 minutos o menos (SECTRA, 2022), sería una mejora significativa que el 85% de usuarios de taxis colectivos no requieran efectuar caminatas para realizar sus viajes, puesto que actualmente solo el 31% de usuarios de taxi colectivo posee un tiempo de acceso nulo en el periodo Punta Mañana (SECTRA, 2022).

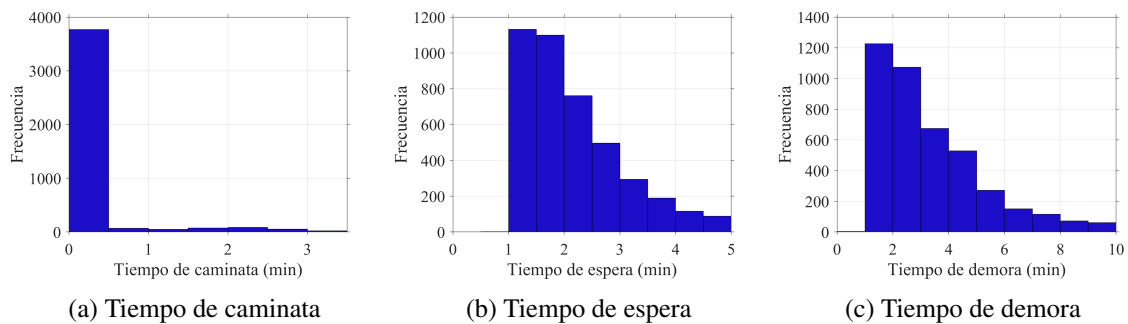


Figura 5.1: Histogramas del tiempo de caminata, espera y demora de los usuarios en el escenario base.

Con respecto al tiempo de espera de los usuarios, casi todos deben esperar al menos un minuto a la llegada del vehículo dado el funcionamiento de la simulación, en donde la lista de solicitudes se actualiza cada minuto. El 50% de los usuarios tuvieron que esperar hasta 1,93 minutos, y el 75% de los usuarios tuvieron que esperar hasta 2,62 minutos por su vehículo. Por otra parte, todos los usuarios se vieron obligados a extender su viaje al menos un minuto más. El 50% de los usuarios sufrieron una extensión de hasta 2,77 minutos, y el 75% de los usuarios sufrieron una extensión de hasta 4,23 minutos, respecto a la duración del viaje realizando el trayecto más rápido.

5.3. Caso Ridepooling sin caminatas

La Tabla 5.1 muestra los principales resultados relacionados al usuario, de las simulaciones del escenario base y del escenario en que el servicio es “puerta a puerta”. Cabe destacar que el costo promedio del usuario \overline{UC} solo considera a usuarios con solicitudes aceptadas, dada la penalización fija del rechazo de solicitudes. Como se puede observar, las métricas no sufren un cambio drástico: el tiempo promedio de espera aumenta un 5,14% mientras que el tiempo promedio de demora disminuye un 1,22%, y la tasa de rechazo aumenta 0,16 puntos porcentuales. Sin embargo, el costo promedio del usuario aceptado aumenta un 17,07%. Esta situación ocurre porque en el escenario base solo un 15,02% de los usuarios era obligado a caminar, reduciendo su propio tiempo de espera y el del resto de usuarios en promedio, mejorando las condiciones de los usuarios en general.

Tabla 5.1: Resultados atingentes al usuario de la simulación de los escenarios base y sin caminatas.

Escenario	\overline{Walk} (min)	\overline{Wait} (min)	\overline{Delay} (min)	\overline{UC} (US\$/pax)	Rechazos	Caminatas
Base	0,17	2,14	3,29	0,41	2,36%	15,02%
$\Omega_{walk} = 0$	0,00	2,25	3,25	0,48	2,52%	0,00%

Estos resultados contradicen a la literatura revisada. Por ejemplo, Fielbaum et al. (2021) encontraron que, bajo diferentes escenarios de flota y capacidad de vehículos, y con distintos costos globales del sistema, en todos los casos el tiempo de demora aumenta al prohibir las caminatas. Mas sí coincide en los resultados referentes al aumento del costo promedio del usuario y aumento de la tasa de rechazo, aunque bajo distintos niveles de alteración.

La hipótesis propuesta para estos resultados es que, en este caso particular, el permitir caminatas provoca que usuarios que están demasiado alejados de rutas de vehículos puedan acercarse lo suficiente para que no se violen los tiempos de espera y demora máximos, lo cual trae un aumento en las demoras promedio de los usuarios que van a bordo de aquellos vehículos desviados. En otras palabras, se especula que al prohibir caminatas los usuarios con mayores problemas de accesibilidad son rechazados, lo que permite viajes más directos para el resto de usuarios disminuyendo sus tiempos de demora promedio. Algo similar puede estar ocurriendo con uno de los escenarios de Fielbaum et al. (2021), en donde el tiempo de espera disminuye al prohibir las caminatas, algo contraintuitivo pues es esperable que el vehículo tarde más en buscar a los usuarios en la modalidad “puerta a puerta”.

La Tabla 5.2 muestra los principales resultados relacionados al operador, de las simulaciones del escenario base y del escenario en que el servicio es “puerta a puerta”. El costo de capital se mantiene constante al no modificar la flota, convirtiendo al costo total dependiente únicamente del costo de operación. Según estos resultados, el operador ve empeoradas marginalmente sus condiciones dado que su costo total aumenta en US\$2. Esto ocurre por el aumento en 0,33% de la utilización promedio de sus vehículos dada una mayor circulación de los mismos en la ciudad, lo que se tradu-

ce en una adición de US\$2 en sus costos operacionales. Sin embargo, el costo promedio percibido por el operador no sufre una variación significativa.

Tabla 5.2: Resultados atingentes al operador de la simulación de los escenarios base y sin caminatas.

Escenario	VHT (veh·h)	Utilización (min/veh)	OC (US\$)	OC _o (US\$)	\overline{OC} (US\$/h-veh)
Base	322,83	21,52	7.953	420	5,89
$\Omega_{Walk} = 0$	323,87	21,59	7.955	422	5,89

Considerando los antecedentes del costo del operador, además del deterioro de las condiciones de los usuarios del sistema reflejado en su costo promedio, se puede concluir que la entrega de un servicio “puerta a puerta” provoca un deterioro del sistema.

5.4. Sensibilidad en flota

En adelante se encontrarán los principales resultados de la simulación de escenarios al variar el tamaño de flota operativa del sistema *On-Demand Ridepooling* entre 100 y 1.300 vehículos, bajo las mismas condiciones de los taxis colectivos que operan actualmente en la ciudad.

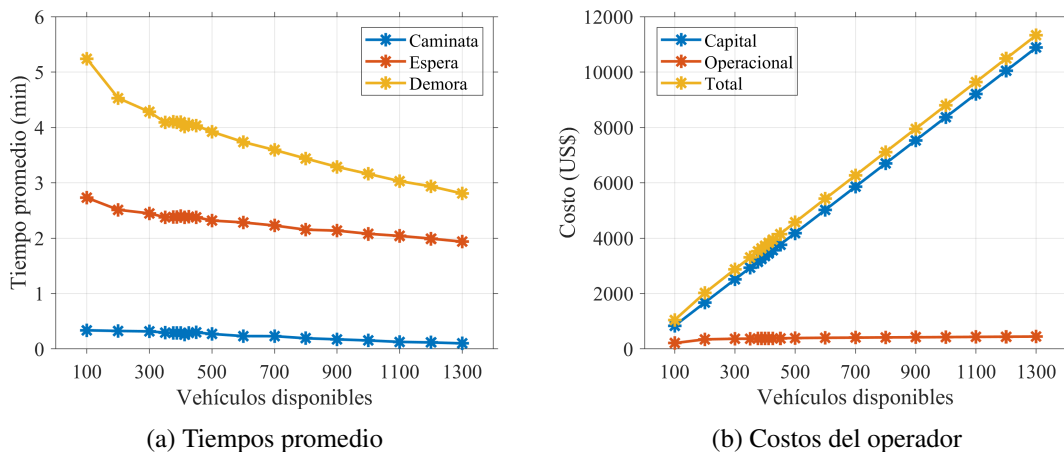


Figura 5.2: Tiempos promedio de caminata, espera y demora de los usuarios, y costos de capital, operacional y total del operador de los vehículos, frente a distinta flota disponible.

En la Figura 5.2.a se puede observar cada promedio de tiempos de caminata, espera y demoras y su variación al alterar la cantidad de vehículos disponibles en el sistema de *On-Demand Ridepooling*. La tendencia perceptible es una disminución en promedio de cada tiempo antes señalado al añadir vehículos disponibles. El efecto neto es mayor sobre la demora promedio, pues este valor disminuye hasta en 0,71 minutos entre escenarios próximos, y disminuye 2,43 minutos entre el escenario de 100 vehículos y el escenario de 1.300 vehículos disponibles, lo cual equivale a un 46,42%. Sin embargo, el efecto relativo es mayor sobre el tiempo de caminata promedio, pues aunque el efecto neto sea bajo, en términos porcentuales disminuye hasta en 16,80% entre escenarios

próximos, y disminuye 70,01 % al comparar el escenario de flota de 100 vehículos con el escenario de 1.300 vehículos disponibles.

En la Figura 5.2.b se observan los costos de capital, operacional y total del operador de los vehículos, bajo las distintas configuraciones de vehículos disponibles en el sistema. Se puede distinguir con claridad que, desde una flota operativa de 200 vehículos en adelante, el costo total del operador es proporcional al costo de capital, mientras que el costo operativo se mantiene relativamente constante en términos netos. En efecto, mientras el costo total aumenta hasta en US\$857 al comparar entre los escenarios de 200 y 300 vehículos disponibles, el costo de capital aumenta en US\$837 y el costo operacional aumenta en US\$20. En términos porcentuales, el incremento de costo entre el escenario de 100 vehículos y el escenario de 1.300 vehículos disponibles es de 981 % en el costo total, 1.200 % en el costo de capital y 112 % en el costo operacional.

En la Figura 5.3 se puede visualizar una comparativa del porcentaje de solicitudes que no fueron aceptadas y del porcentaje de usuarios que tuvieron que caminar, según el escenario de vehículos en el sistema. El 20,84 % de usuarios debe caminar a un punto de recogida o desde el punto de bajada a su destino en el escenario de 300 vehículos disponibles, disminuyendo esta cifra a un 11,36 % en el escenario de 1.300 vehículos disponibles. Esto justifica los bajos tiempos promedio de caminata registrados, pues son escasos los usuarios que efectivamente debe caminar. Por otra parte, a pesar de la alta penalización por el rechazo de una solicitud, las solicitudes rechazadas alcanzan el 41,17 % en el escenario de 100 vehículos disponibles, mientras que en el escenario de 1.300 vehículos disponibles esta cifra disminuye a un 0,35 %, equivalente a 15 usuarios rechazados.

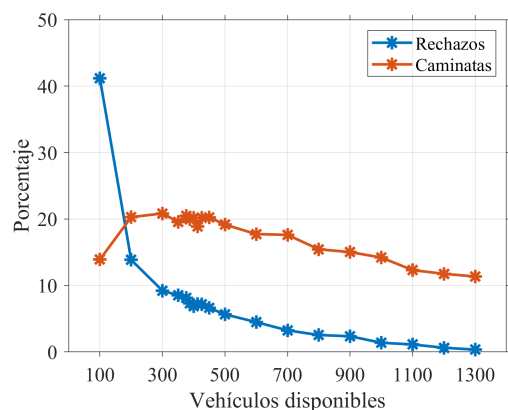


Figura 5.3: Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinta flota.

Es importante el número de usuarios rechazados por el sistema, pues ellos no necesariamente migrarán al transporte público mayor: dada la partición modal del 62,3 % de vehículos particulares (SECTRA, 2022), es probable que estos individuos utilicen sus propios automóviles para ejecutar sus viajes, aumentando las externalidades negativas como la congestión o las emisiones de material particulado, afectando al resto de habitantes de la ciudad.

Se puede ver que el número de usuarios rechazados disminuye a medida que aumenta la flota de vehículos disponibles. No obstante, en la realidad de Punta Arenas una flota de 900 taxis colectivos logra suplir toda la demanda. Posibles formas de disminuir la tasa de rechazo modelada son alterando los parámetros iniciales del modelo, modificando el funcionamiento del modelo de asignación mismo o redistribuyendo de forma estratégica los vehículos que se encuentren libres.

La curva de usuarios que caminan posee una pendiente negativa desde una flota de 500 vehículos en adelante, manteniéndose estable con flotas entre los 200 y 500 vehículos. Sin embargo, en el paso de 100 a 200 vehículos disponibles el porcentaje de usuarios que caminan aumenta de un 13,90% a un 20,28%, volviendo a acercarse a 14,21% recién en el escenario de 1.000 vehículos disponibles. La razón de esta extraña situación es la imposibilidad de suplir la demanda de viajes con la oferta de vehículos disponibles bajo los parámetros especificados: con una flota de 100 automóviles la tasa de rechazo alcanza un 41,17%, disminuyendo a 13,86% con una flota de 200 vehículos. Por lo tanto, se infiere que al verse el sistema sobrepasado, le entrega una mejor calidad de servicio a los usuarios que sí puede transportar.

Este sobrepaso se deduce de la Figura 5.4.a, en la que se muestra el nivel de utilización promedio de los vehículos según el número de vehículos disponibles en cada escenario. Recordando que se analiza un periodo de 90 minutos (dando además un espacio de tiempo de 30 minutos para que los vehículos completen los viajes de los usuarios a bordo, si es necesario), bajo una flota de 100 automóviles el nivel de utilización promedio es de 97,29 minutos, lo que indica que en promedio ningún vehículo tuvo periodos de inactividad. Mientras que en el escenario de 1.300 vehículos disponibles los vehículos se utilizaron en promedio 15,85 minutos, lo que significa que estuvieron en movimiento un 17,61% del tiempo. Estas cifras explican la reducción del incremento del costo operacional, pero si estos vehículos no tienen espacios de estacionamiento distribuidos en la ciudad pueden generar kilómetros en vacío al moverse sin pasajeros, contribuyendo a la congestión y aumentando innecesariamente el gasto operacional.

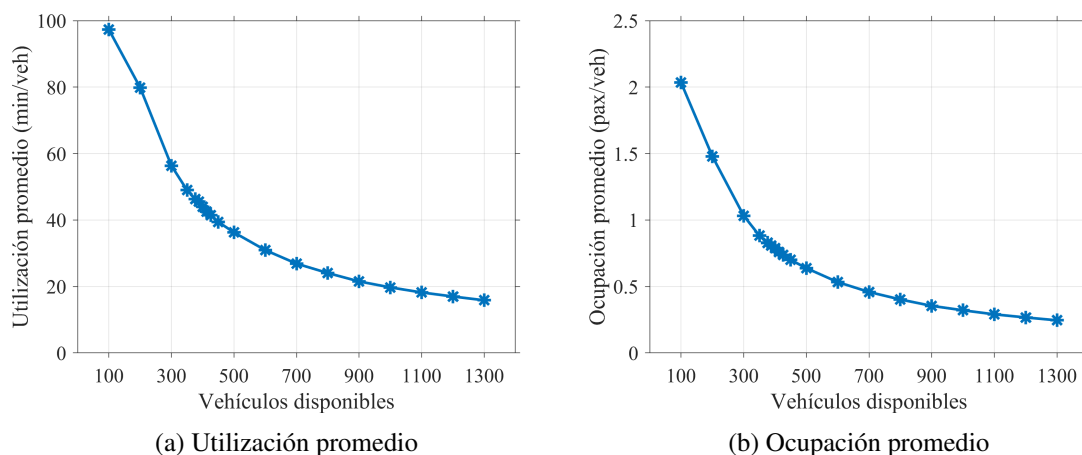


Figura 5.4: Promedios de utilización y nivel de ocupación de los vehículos, frente a distinta flota disponible.

La Figura 5.4.b muestra el nivel de ocupación promedio de los vehículos según el número de vehículos disponibles en cada escenario. Recordando que la capacidad máxima es de 4 pasajeros por vehículo, se puede apreciar que el nivel de ocupación máximo alcanzado en promedio es de 2 pasajeros, en el escenario de 100 vehículos y en el que el sistema se ve sobrepasado; hasta el escenario de 300 vehículos disponibles el promedio de ocupación es mayor a 1 pasajero. De este

nivel de flota en adelante se infiere que un gran número de pasajeros viajan solos en el vehículo, al menos la mayor parte del viaje. Sumado al porcentaje de caminatas decreciente que se observa en la Figura 5.3, se puede concluir que el sistema tiende a convertirse en un sistema *Ridehailing* con un tamaño de flota muy elevado. Tanto el nivel de ocupación promedio como la utilización promedio presentan curvas decrecientes tendientes a estabilizarse en torno a un valor constante con respecto a la variación del tamaño de flota, y se puede apreciar visualmente una correlación entre ambas variables bajo estos niveles de ocupación y utilización.

En la Figura 5.5.a se presenta el costo promedio percibido por los usuarios cuyas solicitudes fueron aceptadas por el sistema, bajo distintas configuraciones de flota disponible. El costo percibido por los usuarios presenta una tendencia a la baja con respecto al aumento de flota en el sistema, pasando de US\$0,84 por pasajero en el escenario de 100 vehículos disponibles a US\$0,32 por pasajero en el escenario de 1.300 vehículos. Esto tiene directa relación con la disminución en los promedios de tiempo de caminata, espera y demoras con un aumento de la flota disponible, lo que se traduce en mejores condiciones de servicio para el usuario y un menor costo percibido por éste. No se considera en este análisis a los usuarios cuya solicitud fue rechazada pues, dada la penalización fija, se genera un costo directamente proporcional a la tasa de rechazo.

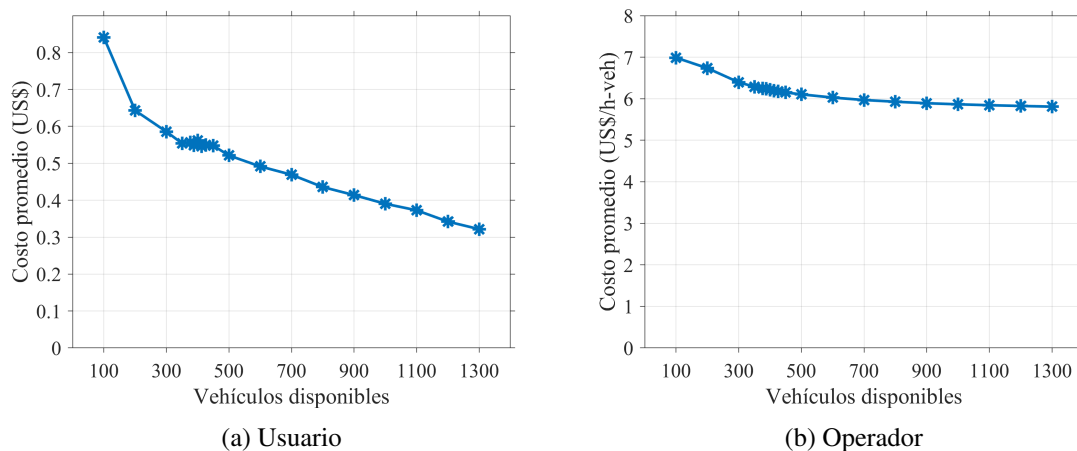


Figura 5.5: Costos promedio de los usuarios y del operador de los vehículos, frente a distinta flota disponible.

Cabe destacar que, mientras el incremento del costo de capital es lineal y directamente proporcional a la adición de vehículos, el incremento del costo operacional se reduce dada la curva decreciente en la tasa de utilización, observable en la Figura 5.4.a. Esto induce a un efecto cada vez menos significativo del costo operacional, y se puede notar en la Figura 5.5.b, la cual muestra el costo promedio del operador ante los distintos escenarios. En ella se proyecta una estabilización de este costo promedio, demostrando que el efecto del bajo incremento en los costos operacionales tiene cada vez una menor injerencia sobre los costos totales del operador. En otras palabras, el aumento de flota tiene un efecto cada vez menor en el número de vehículos-hora recorridos (*VHT*).

Al analizar los costos de usuarios y del operador, presentes en la Figura 5.6, se puede deducir

claramente que los usuarios prefieren un tamaño de flota grande, mientras que el operador prefiere un tamaño de flota pequeño. Es así que se puede encontrar un tamaño de flota óptimo entre los 300 y 500 vehículos, en donde la curva de costos del sistema se mantiene estable, pero con realidades distintas: en el primer caso los usuarios en su conjunto tienen costos altos y los operadores tienen costos bajos, mientras que en el segundo caso ambos tienen costos similares. Por lo tanto, existe un amplio espacio de decisión de la flota operativa según la variable a la que se desee prestar atención: costo de usuarios, costo de operador, niveles de ocupación o de utilización de vehículos, tasa de rechazo o tasa de usuarios que caminan, entre otras. Esta decisión es importante en el ámbito de políticas públicas, considerando incluso un nivel de subsidio al sistema.

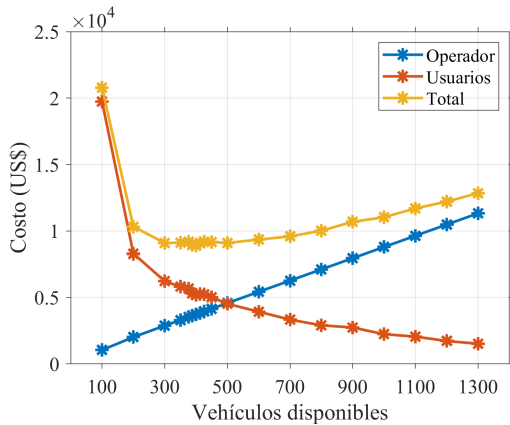


Figura 5.6: Costos totales del operador, de los usuarios y del sistema, frente a distinta flota.

Sin embargo, el costo más bajo del sistema se da bajo una configuración de flota operativa de 400 vehículos, por lo que se establece la flota óptima como $m^* = 400$ vehículos en base a costos del sistema. Esta flota equivale al 44 % de la flota operativa actual de taxis colectivos de la ciudad de Punta Arenas, por lo que se concluye que el sistema *On-Demand Ridepooling* bajo los supuestos aplicados tiene potencial de reducir la congestión y otras externalidades negativas por la disminución de vehículos operativos, y generaría recursos disponibles en el sistema de transporte público de la ciudad reflejados en una reducción importante del costo de capital. Estos recursos pueden ser aprovechados para mejorar el sistema y su calidad de servicio, incentivando la atracción de nuevos pasajeros y generando un círculo virtuoso. No obstante, este óptimo provoca que un 6,87 % de los usuarios, número pequeño pero significativo, sea rechazado por el sistema. Esto produce la necesidad de reconducirlos al sistema de transporte público mayor o generar las condiciones para que el sistema les entregue el servicio de igual forma, en donde se incluye una modificación al modelo de asignación a vehículos o al modelo de simulación.

La Figura 5.7 muestra, en cada minuto de la simulación, el nivel de ocupación de todos los vehículos del sistema, para los escenarios de flota operativa de 100, 400 y 1.300 vehículos. Un vehículo desocupado (sin pasajeros en su interior) no necesariamente es un vehículo estacionario, pues puede estar dirigiéndose hacia un pasajero o a un sector de alta demanda. Recordando que el escenario de 100 vehículos es un escenario en donde el sistema se ve sobrepasado y no es capaz de absorber el nivel de demanda, se puede observar que la gran mayoría de automóviles se encuentra con al menos un pasajero a bordo la mayor parte del tiempo y alrededor del 30 % de los vehículos se encuentran operando a capacidad durante gran parte de la simulación. Esto en contraste con los otros escenarios, en donde más de la mitad de los vehículos se encuentra sin pasajeros durante toda la simulación.

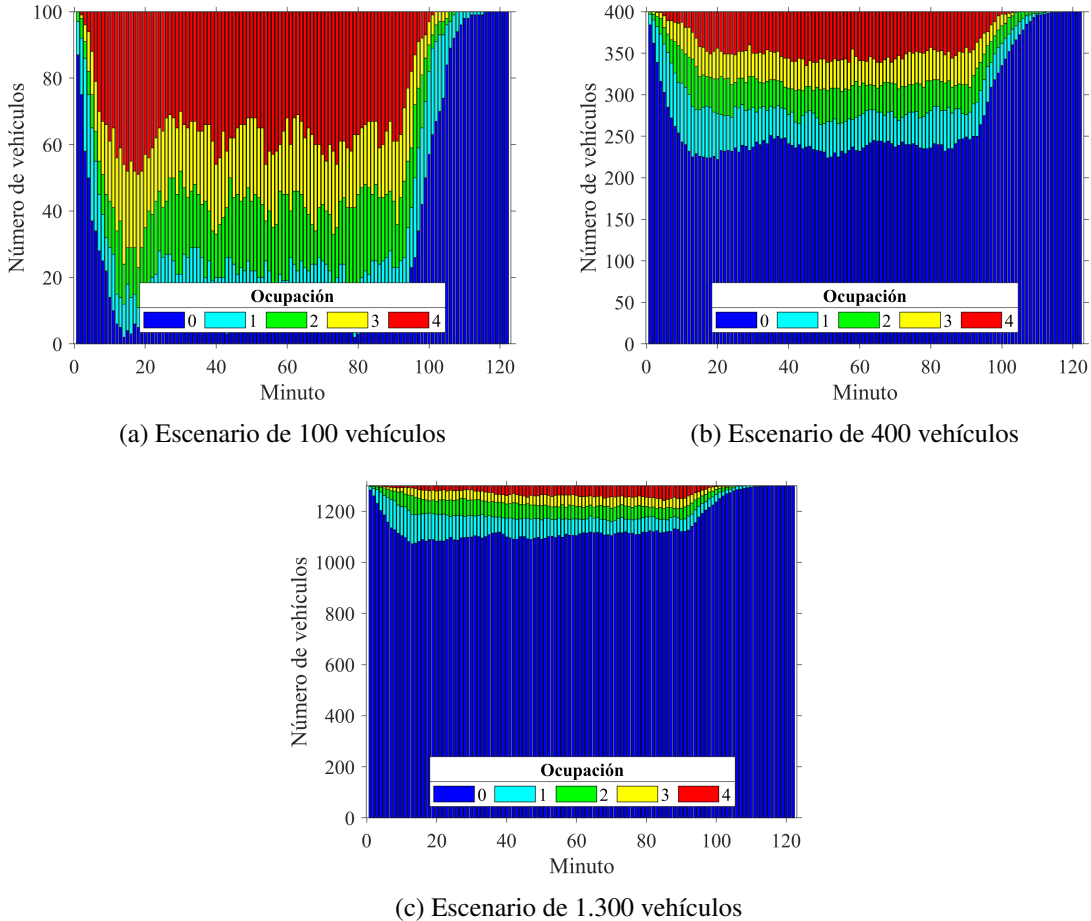


Figura 5.7: Nivel de ocupación al minuto de vehículos del sistema, en tres escenarios de flota.

El caso del escenario de 1.300 vehículos es más extremo, pues más del 77% de los automóviles del sistema se encuentra desocupado en todo momento. Esto no indica que se pueda eliminar de la flota al 77% de automóviles de ese sistema, pues un vehículo que se encuentre con pasajeros en un minuto dado puede quedar vacío al minuto siguiente, mientras que otro automóvil es ocupado. Mas sugiere que el sistema tiene una amplia capacidad ociosa, y sí sería posible disminuir la flota sin generar perjuicios importantes, tal como se ha analizado a partir de todas las figuras presentadas anteriormente.

La Figura 5.8 muestra la ubicación geográfica de los usuarios cuya solicitud de viaje fue rechazada por el sistema, para los escenarios de flota operativa de 100, 400 y 1.300 vehículos. Tanto la costanera del Estrecho de Magallanes como el centro cívico de la ciudad se encuentran hacia el oriente. Es sencillo notar que la mayoría de usuarios rechazados se encuentran hacia el sur y hacia el poniente de la ciudad, en la periferia de la misma. En el escenario de 100 vehículos, escenario que muestra un sistema sobrepasado, se puede observar que, en comparación con el escenario de 400 vehículos, el número de rechazos aumenta geográficamente de manera progresiva hacia el cen-

tro y norte de la ciudad, con la mayoría de rechazos ubicados en los sectores sur y poniente de la ciudad. En el escenario de 1.300 vehículos los usuarios rechazados se ubican en el sector poniente de la ciudad.

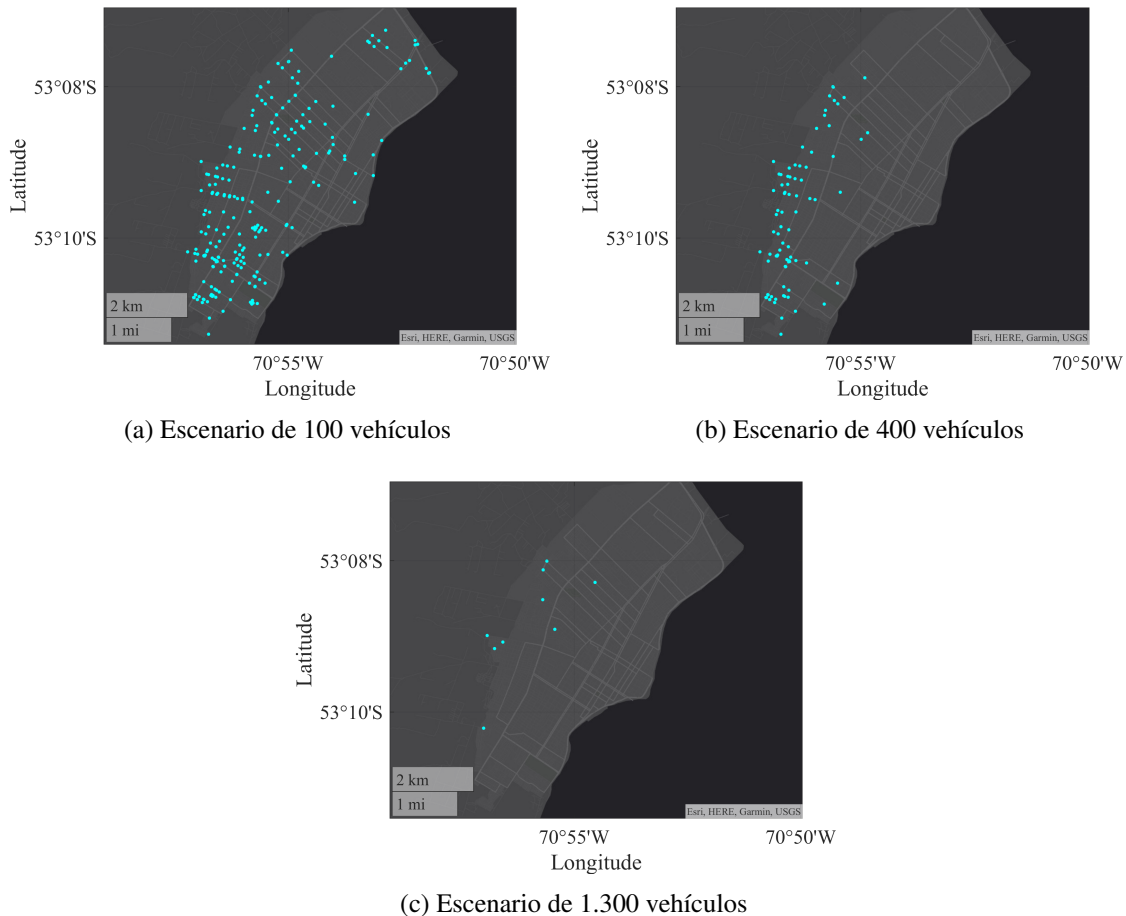


Figura 5.8: Ubicación geográfica de usuarios rechazados, en tres escenarios de flota.

Se puede detectar un patrón relacionado a las características geográficas de la ciudad según lo apreciado en la Figura 3.9: muchos usuarios rechazados se ubican en sectores montañosos o con un bajo nivel de acceso vehicular, lo que complica a los automóviles del sistema para suplir la necesidad de viaje de estos usuarios. Esta es la razón de que, aún con una alta capacidad ociosa en el escenario de 1.300 automóviles, sigan existiendo usuarios con viajes rechazados por el sistema. Es importante tener en cuenta esta situación, pues es algo que escapa de los márgenes de la simulación. Soluciones al problema pueden ir desde mejorar la conectividad vial aumentando el número de calles, hasta la planificación urbana de la ciudad y el control de su expansión.

La Figura 5.9 presenta geográficamente y para los escenarios de flota operativa de 100, 400 y 1.300 vehículos, el punto de inicio de todos los usuarios que completaron su viaje, y el tiempo de caminata que experimentaron mediante colores representativos. Es sencillo notar que la mayoría de los usuarios que sufrieron tiempos de caminata mayores se encuentran hacia el sur de la ciudad.

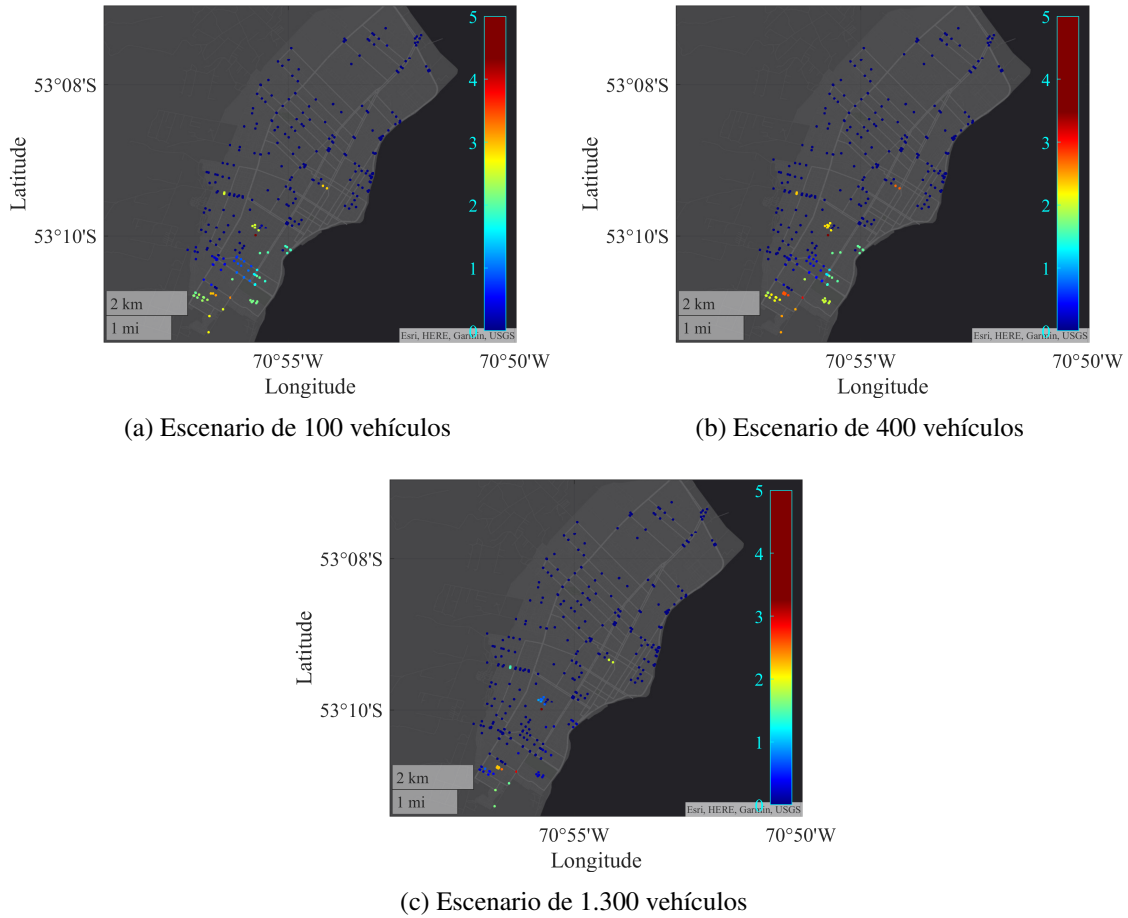


Figura 5.9: Ubicación geográfica de usuarios y su tiempo de caminata, en tres escenarios de flota.

Al pasar de 100 a 400 vehículos disponibles se puede observar que varios usuarios que presentan tiempos de caminata más elevados ven empeorada su situación viéndose obligados a caminar más, pese al aumento de flota. Esta situación tiene directa relación con lo que muestra la Figura 5.3: existen más usuarios que se ven obligados a caminar a cambio de una gran disminución en la tasa de rechazo y un mejor nivel de servicio en general. El aumento de la flota operativa de 400 a 1.300 vehículos impacta en la disminución de los tiempos de caminata de estos usuarios. No obstante, existen usuarios que incluso en el escenario de 1.300 vehículos disponibles aún presentan un tiempo de caminata más elevado que el resto. Varios de estos usuarios se encuentran en sectores elevados y/o de difícil acceso vehicular según lo visto en la Figura 3.9, lo que explica que sufran de un nivel de servicio degradado en comparación al resto de los viajeros de la ciudad.

La Figura 5.10 presenta geográficamente y para los escenarios de flota operativa de 100, 400 y 1.300 vehículos, el punto de inicio de todos los usuarios que completaron su viaje, y el tiempo de espera que experimentaron mediante colores representativos. Al igual que con los usuarios rechazados en la Figura 5.8, se puede observar un patrón de tiempo de espera mayor en el sector sur de la

ciudad, disminuyendo progresivamente hacia el norte de la misma. El aumento de la flota operativa impacta en la disminución de los tiempos de espera de los usuarios manteniendo el patrón. No obstante, existen usuarios que incluso en el escenario de 1.300 vehículos disponibles aún presentan un tiempo de espera más elevado que el resto, y los casos más críticos suelen ser los mismos usuarios que sufren de tiempos de caminata más elevados. Se infiere que esta situación se da por la dificultad de acceso dada la situación geográfica en la que se hallan.

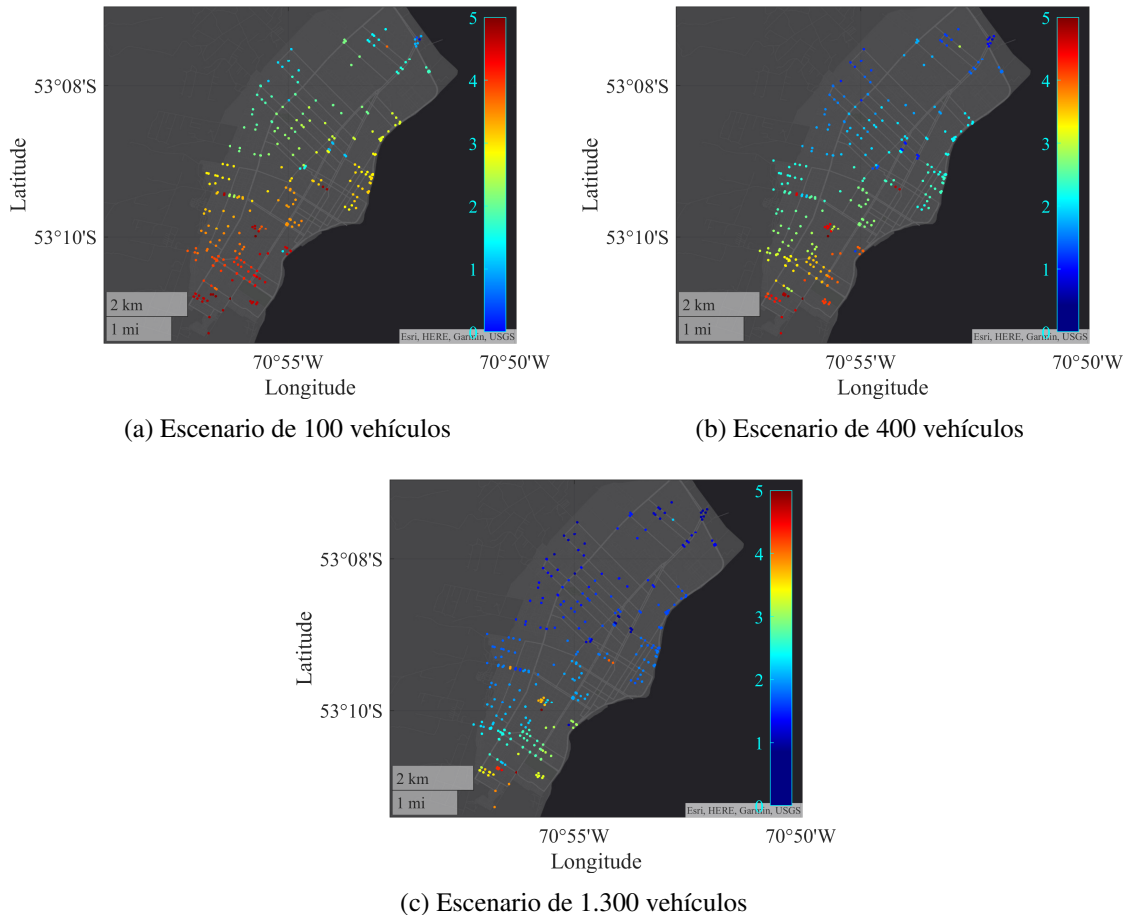


Figura 5.10: Ubicación geográfica de usuarios y su tiempo de espera, en tres escenarios de flota.

La Figura 5.11 presenta geográficamente y para los escenarios de flota operativa de 100, 400 y 1.300 vehículos, el punto de inicio de todos los usuarios que completaron su viaje, y el tiempo de demora que experimentaron mediante colores representativos. Al igual que con los usuarios rechazados en la Figura 5.8, se puede observar un patrón de tiempo de demora mayor en el sector sur de la ciudad, disminuyendo progresivamente hacia el norte de la misma. El aumento de la flota operativa impacta en la disminución de los tiempos de demora de los usuarios manteniendo el patrón. No obstante, existen usuarios que incluso en el escenario de 1.300 vehículos disponibles aún presentan un tiempo de demora más elevado que el resto, y los casos más críticos suelen ser los mismos usuarios que sufren de tiempos de caminata y espera más elevados. Es importante tener en cuenta a estos usuarios, ya que ven degradado todo su viaje debido a que se encuentran

en sectores elevados y/o de difícil acceso vehicular, por lo que en materia de políticas públicas se les pueden entregar soluciones focalizadas, tanto en una posible implementación del sistema *On-Demand Ridepooling* como en otros sistemas de transporte público.

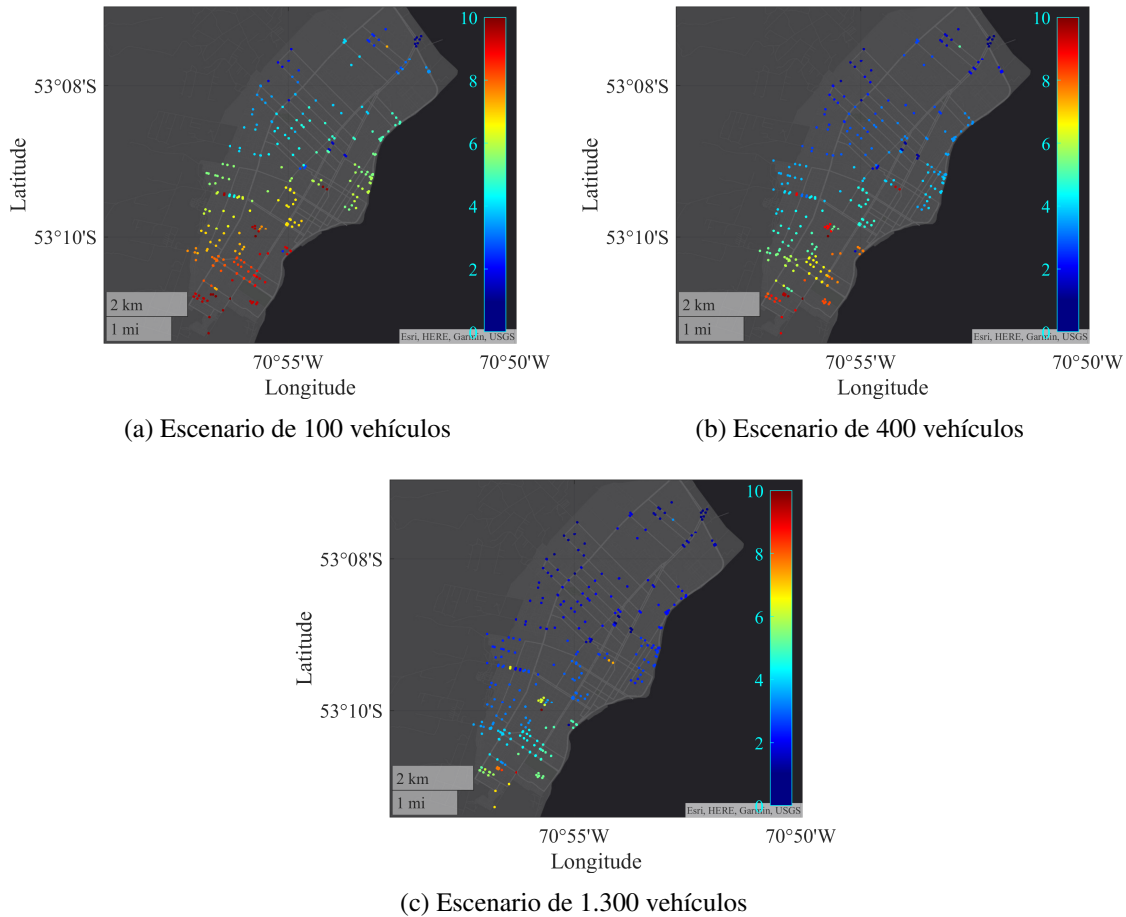


Figura 5.11: Ubicación geográfica de usuarios y su tiempo de demora, en tres escenarios de flota.

5.5. Sensibilidad en costo de rechazo

En adelante se encontrarán los principales resultados de la simulación de escenarios al variar la penalización por cada viaje rechazado ψ , estableciéndolo en US\$10 por rechazo (caso base estudiado anteriormente) y en US\$1.000 por rechazo. Para comparar los resultados se ha variado el tamaño de flota operativa del sistema *On-Demand Ridepooling* entre 100 y 1.300 vehículos, bajo las mismas condiciones de los taxis colectivos que operan actualmente en la ciudad y utilizando la penalización de US\$1.000 por usuario rechazado.

En la Figura 5.12.a se muestra la tasa de rechazo producto de la simulación de escenarios variando el tamaño de la flota operativa, en donde cada curva corresponde a simulaciones con una penalización por cada rechazo ψ distinta. La curva naranja corresponde a las simulaciones con

una penalización de $\psi = US\$10$ por usuario cuyo viaje fue rechazado, mientras que la curva azul corresponde a las simulaciones con una penalización de $\psi = US\$1.000$ por usuario rechazado. Se puede observar una clara superposición, en donde la tasa de rechazo varía ligeramente y en algunos casos no se logra distinguir una diferencia aparente entre las tasas de rechazo de ambas curvas.

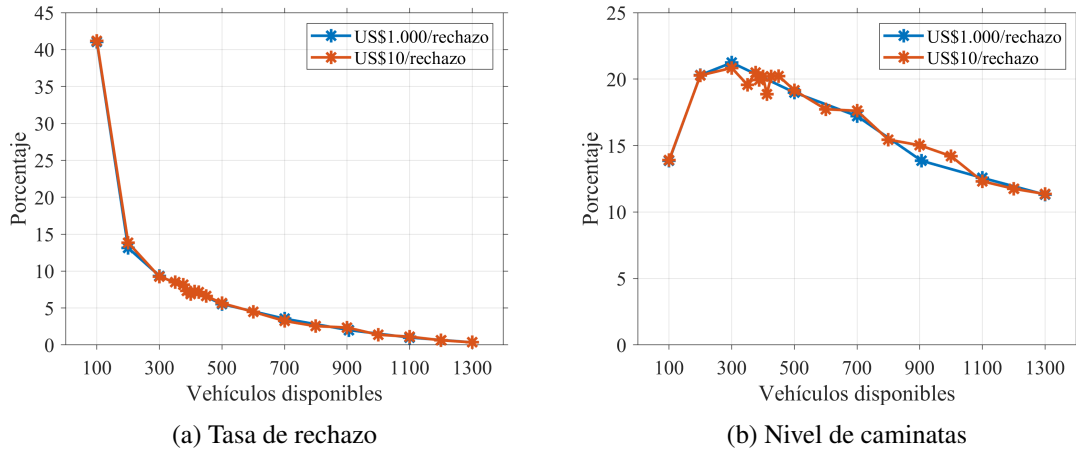


Figura 5.12: Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinto costo de rechazo.

La Figura 5.12.b muestra el porcentaje de usuarios que se vieron obligados a caminar hacia un punto de recogida o desde el punto de descenso del vehículo, producto de la simulación de escenarios variando el tamaño de la flota operativa, en donde cada curva corresponde a simulaciones con una penalización por cada rechazo ψ distinta. La curva naranja corresponde a las simulaciones con una penalización de $\psi = US\$10$ por usuario cuyo viaje fue rechazado, mientras que la curva azul corresponde a las simulaciones con una penalización de $\psi = US\$1.000$ por usuario rechazado. Al igual que con lo ocurrido con la tasa de rechazo de la Figura 5.12.a, se observa una clara tendencia a la similitud entre ambas curvas, que además incluye simulaciones que presentan una mayor diferencia observable y otros puntos en los que no se distingue una diferencia aparente entre curvas.

Esta simetría es también identificable en otras variables de estudio, como los tiempos promedio de caminata, espera y demora experimentados por los usuarios, y los costos del operador. Por lo tanto, se concluye que la penalización por rechazos $\psi = US\$10$ aplicada es robusta, y suficientemente alta para forzar al modelo de simulación a entregar servicio a la mayor cantidad de usuarios posible bajo los parámetros establecidos; un aumento en esta penalización no generará cambios significativos en los resultados de las simulaciones. El cambio más importante corresponde a los costos totales de usuarios y a los costos del sistema en cada escenario, ya que al agregar un elevado costo por cada usuario rechazado y al no haber cambios notorios en la tasa de rechazo, se produce una inflación artificial en los costos antes mencionados, impidiendo hallar un punto óptimo al estudiar cambios en la cantidad de vehículos operativos.

5.6. Sensibilidad en capacidad

En adelante se encontrarán los principales resultados de la simulación de escenarios al variar la capacidad de los vehículos del sistema *On-Demand Ridepooling*, estableciéndola en 1, 4, 6, 9, 12 y 15 pasajeros, siendo 4 pasajeros por vehículo el caso base. La flota operativa del sistema se establece como la flota óptima m^* de 400 vehículos encontrada anteriormente.

En la Figura 5.13.a se puede observar cada promedio de tiempos de caminata, espera y demoras y su variación al alterar la capacidad de los vehículos disponibles en el sistema de *On-Demand Ridepooling*. Se puede observar una disminución en los tiempos promedio de espera y caminata al aumentar la capacidad de los vehículos, al contrario del tiempo promedio de demoras, que sufre un aumento. El tiempo promedio de caminata disminuye un 39,33% entre el escenario de 1 pasajero y el escenario de 15 pasajeros de capacidad vehicular, pero dado el bajo nivel de caminata promedio esto solo equivale a una media de 0,11 minutos menos. Por otra parte, el tiempo promedio de demora aumenta un 39,07% entre el escenario de 1 pasajero y el escenario de 15 pasajeros de capacidad vehicular, equivalentes a 1,17 minutos de aumento promedio.

El mayor cambio en tiempos promedio de espera y demora se produce al aumentar a 4 pasajeros la capacidad máxima de los vehículos, mientras que desde una capacidad de 6 pasajeros los tiempos promedio no presentan grandes cambios. Se infiere que las caminatas y la espera disminuyen en promedio al poseer el sistema una mayor capacidad de traslado de pasajeros, permitiendo que usuarios puedan ser servidos por vehículos cercanos que antes no podían entregarles servicio debido a que estaban a capacidad. Opuestamente, se infiere que las demoras aumentan en promedio debido a que los vehículos sufren más desvíos para recoger y dejar a nuevos usuarios, demorando a los pasajeros que ya se encuentran a bordo.

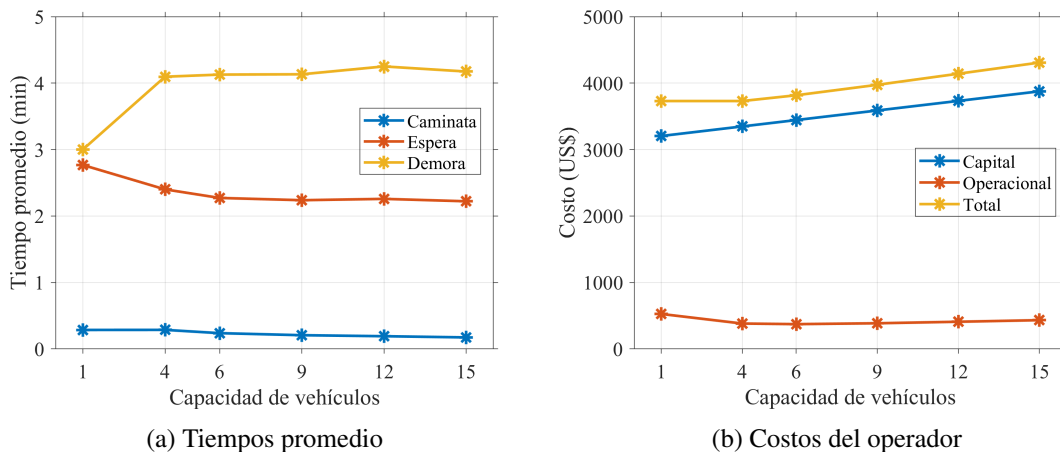


Figura 5.13: Tiempos promedio de caminata, espera y demora de los usuarios, y costos de capital, operacional y total del operador de los vehículos, frente a distinta capacidad de vehículos.

En la Figura 5.13.b se observan los costos de capital, operacional y total del operador de los

vehículos, bajo las distintas configuraciones de capacidad de los 400 vehículos de la flota en estudio. Al igual que al comparar tamaños de flota, es fácilmente distinguible que en general el costo operacional apenas varía, frente a un costo de capital lineal, que es el que finalmente encamina al aumento del costo total del operador. Aunque la pendiente de este costo de capital es menos pronunciada que en el caso de la variación de flota, por lo que representa menores costos al operador frente a una mayor capacidad del sistema completo.

Esto no se cumple al transicionar de 1 a 4 pasajeros por vehículo: el costo operativo disminuye casi en la misma medida que el aumento del costo de capital, resultando en una diferencia casi nula del costo total entre ambos escenarios. La disminución del costo operacional se explica por el sobrepaso del sistema en el caso de capacidad de 1 pasajero por vehículo, que además obliga a los vehículos a funcionar como taxis privados, mientras que en el escenario de capacidad de 4 personas se permite compartir el automóvil, disminuyendo los vehículos-hora recorridos (VHT) por los vehículos del sistema. El escenario de 1 pasajero por vehículo es distinto en esta situación al escenario de 100 vehículos de 4 pasajeros de capacidad por la misma razón: aunque la capacidad del sistema completo sea similar, se disminuyen los vehículos-hora recorridos al permitir compartir el automóvil, aprovechando los recorridos comunes. Es así que el operador prefiere un sistema compartido en ese caso, y es indiferente ante capacidades de 1 y de 4 pasajeros bajo la misma flota; para el sistema es preferible un modelo compartido al disminuir los tiempos promedio de sus usuarios.

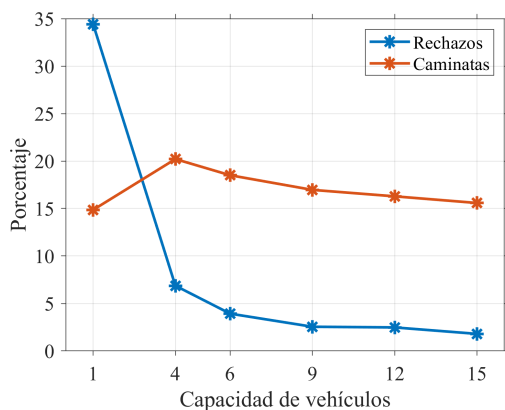


Figura 5.14: Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinta capacidad de vehículos.

En la Figura 5.14 se puede visualizar una comparativa del porcentaje de solicitudes que no fueron aceptadas y del porcentaje de usuarios que tuvieron que caminar, según el escenario de capacidad de pasajeros por vehículo. El 20,21 % de usuarios debe caminar a un punto de recogida o desde el punto de bajada a su destino en el escenario de capacidad de 4 pasajeros por vehículo, disminuyendo esta cifra a un 15,58 % en el escenario de 15 pasajeros, siendo similar al escenario de 1 pasajero en el que este valor alcanza un 14,86 %. Por otra parte, a pesar de la alta penalización por el rechazo de una solicitud, las solicitudes rechazadas alcanzan el 34,42 % en el

escenario de 1 pasajero por vehículo, mientras que en el escenario de capacidad de 4 pasajeros este valor es de 6,87 % y en el escenario de 15 pasajeros los rechazos disminuyen a 1,80 %.

Esta comparación de escenarios es bastante similar a la vista en la Figura 5.3 al comparar distintos niveles de flota. En esta comparación se concluyó que el escenario de 100 vehículos disponibles muestra un sistema sobrepasado que no es capaz de servir a toda la demanda, por lo que el sistema

se enfoca en entregar un buen nivel de servicio a los pasajeros que sí puede transportar; dando como resultado una alta tasa de rechazos y un bajo nivel de caminatas. En este caso ocurre la misma situación, dado que la capacidad de transporte de pasajeros es la misma en el escenario de 1 pasajero por vehículo: es equivalente poder transportar 1 pasajero en 400 vehículos que poder transportar 4 pasajeros en 100 vehículos. Mas los elementos analizados hasta el momento muestran que es mejor el primer caso, ya que la tasa de rechazo es menor (34,42 % contra 41,17 % con 100 vehículos) y la demora promedio disminuye (3,00 minutos contra 5,36 minutos en el escenario de 100 vehículos).

La Figura 5.15.a muestra el nivel de utilización promedio de los vehículos según la capacidad máxima de cada vehículo del sistema. Se presenta una gran diferencia entre los escenarios de 1 y 4 pasajeros por vehículo, pasando de una utilización promedio de 67,32 minutos por vehículo a 44,02 minutos por vehículo. Es importante señalar que estas cifras aún están lejos de la utilización promedio del escenario de flota de 100 vehículos, con un valor de 97,29 minutos por vehículo; mas no se puede descartar un sobrepaso del sistema en el primer escenario, según lo visto en la Figura 5.14. La diferencia de utilización promedio no es tan grande en los siguientes escenarios de capacidad, con una clara tendencia a estabilizarse: en el escenario de capacidad de 15 pasajeros cada vehículo se utiliza 36,58 minutos en promedio.

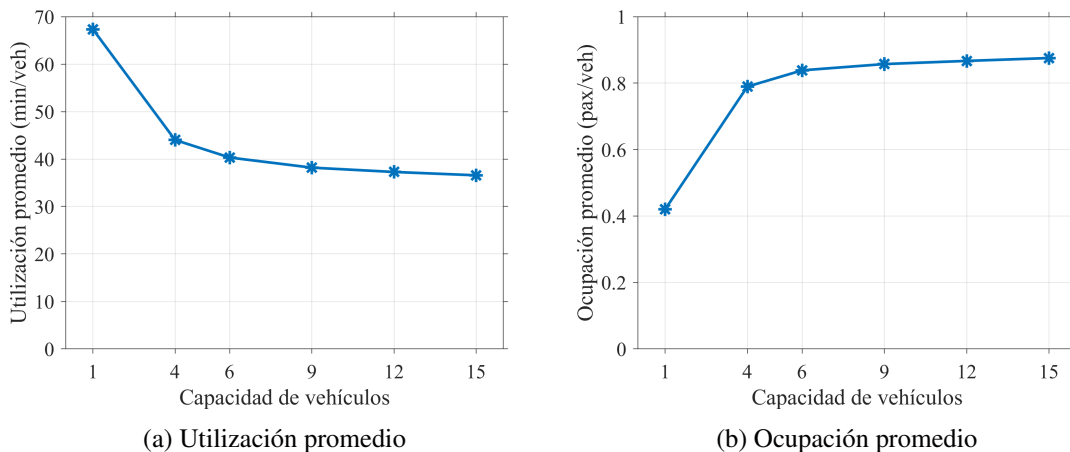


Figura 5.15: Promedios de utilización y nivel de ocupación de los vehículos, frente a distinta capacidad de vehículos.

La Figura 5.15.b muestra el nivel de ocupación promedio de los vehículos según la capacidad máxima de cada vehículo del sistema. Es intuitivo que la ocupación promedio de los vehículos aumenta conforme aumenta su capacidad; no obstante, este aumento es bastante bajo en comparación al aumento de capacidad, pasando de 0,79 pasajeros por vehículo en el escenario de 4 pasajeros a 0,88 pasajeros por vehículo al tener una capacidad máxima de 15 pasajeros, con una clara tendencia a estabilizarse. Estos niveles de ocupación son propios de un sistema *Ridehailing*. El caso de 1 pasajero de capacidad posee una ocupación promedio más baja, alcanzando los 0,42 pasajeros por vehículo. Se puede observar visualmente una correlación opuesta entre los niveles de ocupación y utilización promedio. Estos comportamientos son semejantes a los vistos en la sensibilidad de flota

operativa.

Al analizar los costos de usuarios y del operador, presentes en la Figura 5.16, se puede deducir claramente que los usuarios prefieren vehículos con gran capacidad de pasajeros, mientras que el operador prefiere vehículos de baja capacidad. Es así que se puede encontrar una capacidad óptima para una flota de 400 vehículos entre los 6 y 15 pasajeros en cada automóvil, en donde la curva de costos del sistema se mantiene estable, pero con realidades distintas: en el segundo caso los usuarios en su conjunto tienen costos bajos y el operador tiene costos altos, mientras que en el primer caso ambos tienen costos similares. Por lo tanto, existe un amplio espacio de decisión de la capacidad de la flota operativa según la variable a la que se desee prestar atención: costo de usuarios, costo de operador, niveles de ocupación o de utilización de vehículos, tasa de rechazo o tasa de usuarios que caminan, entre otras. Esta decisión es importante en el ámbito de políticas públicas, considerando incluso un nivel de subsidio al sistema.

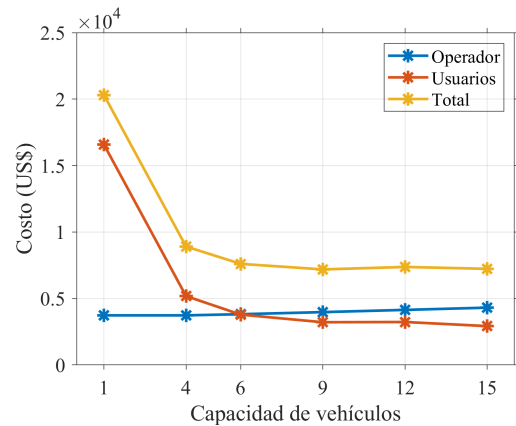


Figura 5.16: Costos totales del operador, de los usuarios y del sistema, frente a distinta capacidad máxima de vehículos.

Sin embargo, el costo más bajo del sistema se da bajo una configuración de capacidad máxima de 9 pasajeros. Esta capacidad equivale a la de un furgón o “minivan”, equivalente a un 225 % de la capacidad actual de taxis colectivos de la ciudad de Punta Arenas. Cabe destacar que este escenario óptimo tiene un menor costo que el escenario óptimo encontrado al efectuar sensibilidad en flota, que corresponde al de capacidad de 4 pasajeros por vehículo en estas simulaciones. Como se ha observado, el nuevo escenario óptimo entrega una mejora en casi todas las estadísticas respectivas al usuario, a excepción de la demora promedio que se ve ligeramente aumentada; y la tasa de rechazo disminuye de un 20,21 % a un 16,96 %. Esta capacidad colocaría a los taxis colectivos en una clasificación intermedia entre transporte público menor y mayor, este último siendo representado por los buses de la ciudad.

También es importante notar la eficiencia en costos para el operador de los vehículos frente al aumento de flota: el costo para el operador de manejar una flota de 400 vehículos con capacidad de 9 pasajeros cada uno es US\$177 menor al de manejar una flota de 450 vehículos con capacidad de 4 pasajeros, pero puede trasladar a 3.600 y 1.800 pasajeros a la vez respectivamente, lo cual equivale al doble. Además, la tasa de rechazos es de 2,55 % frente a un 6,61 % en el escenario de 450 vehículos, reflejando una disminución importante y traduciéndose en un mejor nivel de servicio. Esta diferencia en costos se debe principalmente a la menor necesidad de conductores, quienes representan una parte importante de los costos de capital en los parámetros de costo establecidos por Fielbaum et al. (2023) y Tirachini y Antoniou (2020).

Otra conclusión que se puede obtener de este análisis de capacidad es que un sistema que funcione únicamente con taxis privados bajo un nivel de flota de 400 vehículos es altamente ineficiente, reflejado en el costo de los usuarios a raíz de la alta tasa de rechazos y en la indiferencia del operador frente a ambos casos.

Es importante reparar en que un aumento en la capacidad de los vehículos podría decantar en una disminución del nivel de flota óptimo, mejorando aún más la eficiencia en costos para el operador. Este análisis no es trivial, pues por un lado requiere un aumento en la simulación de escenarios combinando cambios en capacidades y niveles de flota; y por otra parte, una disminución en el nivel de flota resulta en un peor nivel de servicio para el usuario, mientras que un aumento en la capacidad produce un alza de los tiempos de demora. Por lo tanto, a pesar de la importancia del análisis de este punto, se presenta una limitación del modelo que impide realizarlo adecuadamente. Es así que queda planteado como desafío para futuras investigaciones.

5.7. Sensibilidad en tiempo máximo de demora

En esta sub-sección se encontrarán los principales resultados de la simulación de escenarios al variar el parámetro de tiempo máximo permitido de demoras Ω_{Delay} , estableciéndola en 5, 10 y 15 minutos, siendo 10 minutos el caso base. La flota operativa del sistema se establece como la flota óptima m^* de 400 vehículos encontrada anteriormente.

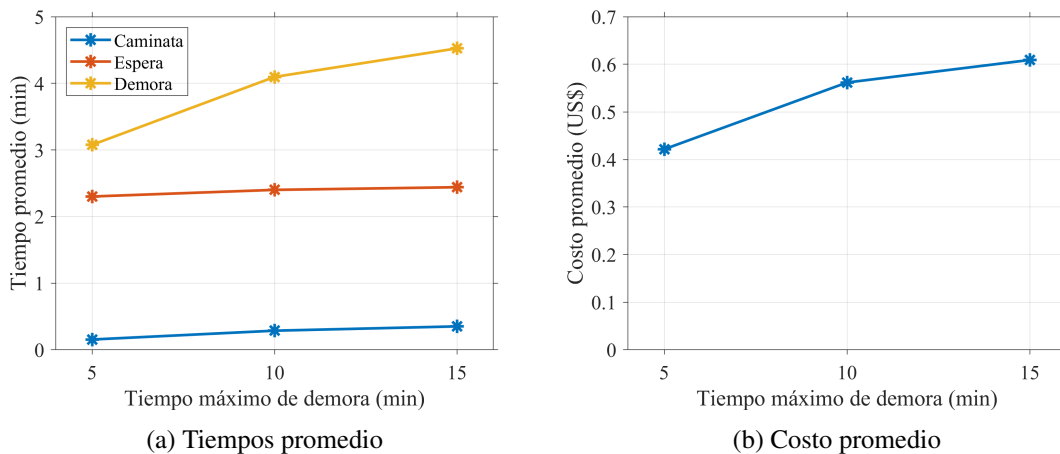


Figura 5.17: Tiempos promedio de caminata, espera y demora de los usuarios, y sus costos promedio, frente a distinta demora máxima.

En la Figura 5.17.a se observan los tiempos promedio de caminata, espera y demora y su variación al modificar el parámetro de demora máxima permitida para cada usuario en la simulación de *On-Demand Ridepooling*, bajo la flota óptima de 400 vehículos. Todos los tiempos promedio de los usuarios aumentan gradualmente al permitir tiempos de demora más altos. El tiempo de demora es el que sufre el aumento total mayor en promedio, pues aumenta 1.02 minutos entre los escenarios de demora máxima de 5 y 10 minutos, y se eleva 0,43 minutos entre los escenarios de demora

máxima de 10 y 15 minutos. Mas en aumento relativo el que sufre un mayor cambio es el tiempo promedio de caminata, pues entre los escenarios de demora máxima de 5 y 10 minutos aumenta un 85,75% y entre los escenarios de 10 y 15 minutos este valor se eleva un 22,52%.

Estos tiempos promedio más elevados generan un costo promedio mayor para los usuarios aceptados, tendencia observable en la Figura 5.17.b que muestra el costo promedio de usuarios cuya solicitud de viaje fue aceptada por el sistema según cada escenario de demora máxima permitida. La diferencia entre los escenarios de demora máxima de 5 y 10 minutos es de 0,14 US\$/pax, un aumento de un 33%; entre los escenarios de demora máxima de 10 y 15 minutos la diferencia es de 0,05 US\$/pax, un aumento de un 8%.

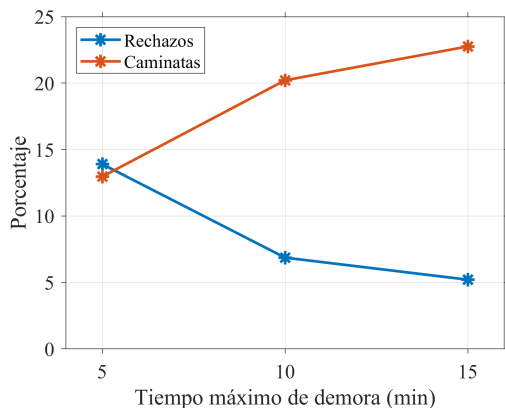


Figura 5.18: Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinta demora máxima.

una correlación negativa entre el número de usuarios que caminan y el número de solicitudes rechazadas: la tasa de rechazo disminuye de un 13,90% a un 6,87% entre los escenarios de demora máxima de 5 y 10 minutos respectivamente, bajando a un 5,21% en el escenario de demora máxima de 15 minutos.

En la Figura 5.18 se puede visualizar una comparativa del porcentaje de solicitudes que no fueron aceptadas y del porcentaje de usuarios que tuvieron que caminar a un punto de recogida o desde el punto de descenso del vehículo, según el escenario de demora máxima permitida para cada usuario. Se observa que el permitir tiempos de demora mayores provoca un número mayor de personas que deben caminar en su viaje: este porcentaje aumenta de un 12,97% a un 20,21% entre los escenarios de demora máxima de 5 y 10 minutos respectivamente, elevándose a un 22,76% en el escenario de demora máxima de 15 minutos. Sin embargo, se logra apreciar visualmente

La Figura 5.19 presenta los costos totales del operador, del conjunto de usuarios y el costo del sistema completo, que corresponde a la suma de los 2 primeros costos, al variar el tiempo de demora máximo permitido por cada usuario. Se aprecia una disminución en el costo del sistema al permitir una demora máxima mayor, directamente relacionado a un menor costo del usuario, lo cual es contradictorio con los mayores tiempos promedio y costo promedio percibidos por los usuarios del sistema. Recordando que el costo promedio corresponde solo a usuarios cuyo viaje fue efectuado, esta situación se explica por la gran disminución en el número de usuarios rechazados, cuyo costo del rechazo equivalente a $\psi = 10$ US\$ por pasajero. Estos usuarios constituyen una importante sección del costo total de usuarios, por lo que las peores condiciones en las que se encuentran los usuarios aceptados, reflejado en su costo promedio, se compensan con la disminución del número de usuarios que no pueden realizar su viaje.

Por otra parte, el operador no ve cambios significativos en sus costos: el costo de capital se mantiene constante al no variar el número de vehículos disponibles, mientras que el costo operacional ve un ligero aumento debido a que apenas aumenta la utilización de sus vehículos. Es así que se obtiene un nuevo escenario óptimo tomando en consideración los costos del sistema, aumentando el tiempo máximo de demora permitido para cada usuario desde 10 minutos (el caso base estudiado) a 15 minutos. Solamente realizando este cambio en los parámetros de simulación es posible disminuir los costos de usuarios y del sistema, disminuyendo la tasa de rechazos.

No obstante, el tiempo computacional se ve aumentado al ejecutar este cambio, pues el conjunto de rutas posibles \mathcal{T} es más amplio al flexibilizar la restricción de demora máxima; la búsqueda de estas rutas posibles exige un mayor poder computacional para el procesamiento de la simulación.

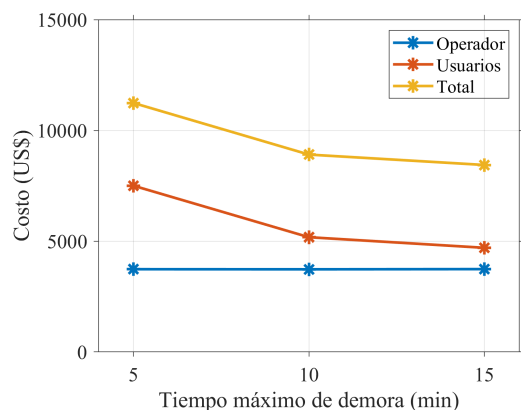


Figura 5.19: Costos totales del operador, de los usuarios y del sistema, frente a distinta demora máxima.

5.8. Sensibilidad en tiempo máximo de caminata

En esta sub-sección se encontrarán los principales resultados de la simulación de escenarios al variar el parámetro de tiempo máximo permitido de caminata Ω_{Walk} , estableciéndola en 0, 5, 10 y 15 minutos, siendo 5 minutos el caso base. La flota operativa del sistema se establece como la flota óptima m^* de 400 vehículos encontrada anteriormente. El escenario de tiempo de caminata máximo de cero minutos equivale a un escenario con viajes “puerta a puerta”, estudiado previamente con la flota operativa real de taxis colectivos de Punta Arenas.

En la Figura 5.20.a se observan los tiempos promedio de caminata, espera y demora y su variación al modificar el parámetro de caminata máxima permitida para cada usuario en la simulación de *On-Demand Ridepooling*, bajo la flota óptima de 400 vehículos. Los tiempos promedio tienen comportamientos diferentes entre sí. El tiempo promedio de caminata aumenta de cero a 0,29 minutos al permitir una caminata máxima de 5 minutos con respecto al escenario sin caminatas, manteniéndose constante al aumentar la caminata máxima a 10 minutos. Al cambiar de aumentar el tiempo de caminata, el tiempo promedio de espera disminuye en 0,24 minutos al pasar a un escenario con caminatas permitidas, equivalente a una baja de 9,03%; luego disminuye 0,03 minutos al permitir una caminata máxima de 10 minutos, lo que equivale a una baja de 1,44%. El tiempo promedio de demora tiene un comportamiento distinto: aumenta en un 0,91% al permitir caminatas máximas de 5 minutos, disminuyendo luego en un 0,82% al aumentar este límite a 10 minutos; mas estas diferencias son poco significativas, por lo que se podría considerar un comportamiento estable del tiempo promedio de demora.

En conclusión, existe poca variación en los tiempos promedio al pasar de caminatas máximas de 5 a 10 minutos, pero los tiempos promedio de caminata y espera se ven muy afectados al pasar de prohibir a permitir caminatas en la simulación.

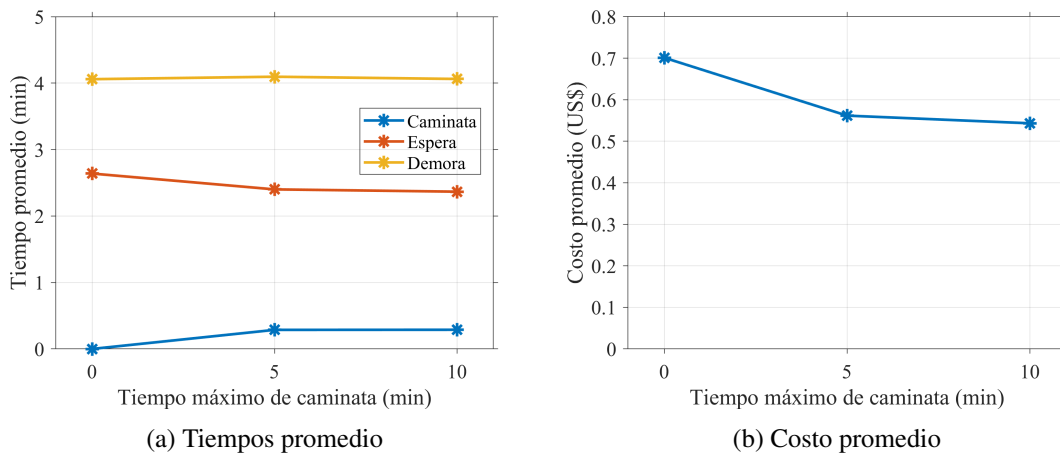


Figura 5.20: Tiempos promedio de caminata, espera y demora de los usuarios, y sus costos promedio, frente a distinta caminata máxima.

Esta diferencia en los tiempos promedio resulta en una mejor situación para los usuarios cuyo viaje fue realizado en el sistema, reflejado en la Figura 5.20.b que muestra el costo promedio de usuarios cuya solicitud de viaje fue aceptada por el sistema según cada escenario de caminata máxima permitida. Al permitir una caminata máxima de 5 minutos el costo promedio de los usuarios disminuye 0,14 US\$/pax, una baja de un 19,88%, mientras que al pasar de 5 a 10 minutos de caminata máxima el costo promedio disminuye 0,02 US\$/pax, equivalente a una baja de un 3,28%.

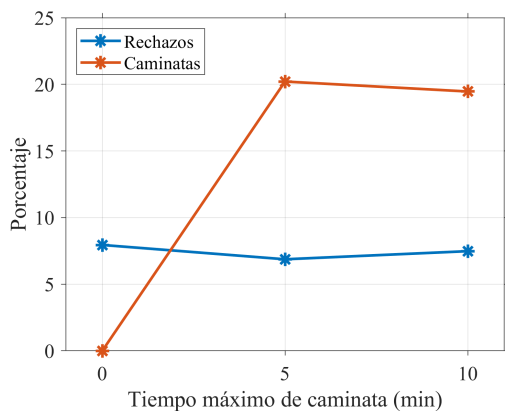


Figura 5.21: Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinta caminata máxima.

Sin embargo, un aumento del máximo de caminata permitido a 10 minutos disminuye el porcentaje de usuarios que caminan a 19,46%, aumentando la tasa de rechazos a 7,48%.

La Figura 5.22 presenta los costos totales del operador, del conjunto de usuarios y el costo del sistema completo, que corresponde a la suma de los 2 primeros costos, al variar el tiempo de caminata máximo permitido por cada usuario. Se aprecia una disminución en el costo del sistema al permitir que los usuarios caminen a un punto de recogida o desde un punto de descenso cercano al destino, directamente relacionado a un menor costo del usuario. Los usuarios en su conjunto se ven mejor servidos por el sistema en este escenario al disminuir el número de usuarios rechazados y el tiempo promedio de espera, a costa de aumentar ligeramente el tiempo promedio de caminata, pero en donde solo un quinto de los usuarios se ve obligado a caminar. No obstante, al pasar de caminatas máximas permitidas de 5 a 10 minutos el costo de usuarios aumenta, provocando un costo mayor del sistema; se infiere que esta situación ocurre al crecer la tasa de rechazos, no implicando una mejora sustancial en los usuarios que sí son servidos por el sistema.

Por otra parte, el operador no ve cambios significativos en sus costos: el costo de capital se mantiene constante al no variar el número de vehículos disponibles, mientras que el costo operacional ve una ligera variación debido a que apenas cambia la utilización de sus vehículos. Es así que, considerando todo lo visto, se mantiene el escenario base con un tiempo de caminata máximo permitido de 5 minutos como óptimo, tomando en consideración los costos del sistema. Se concluye que permitir caminatas es beneficioso para el sistema en su conjunto, tal como se había concluido anteriormente, mas permitir caminatas largas genera más perjuicios que beneficios para los usuarios.

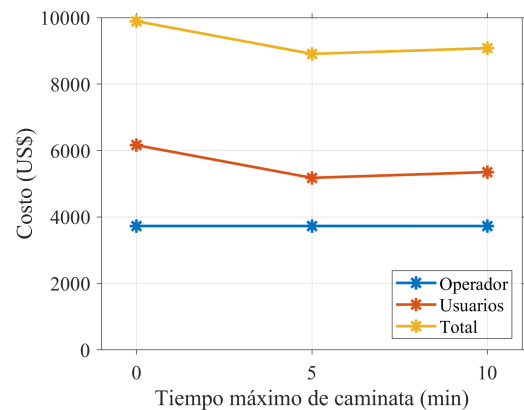


Figura 5.22: Costos totales del operador, de los usuarios y del sistema, frente a distinta caminata máxima.

5.9. Sensibilidad en tiempo máximo de espera

En adelante se encontrarán los principales resultados de la simulación de escenarios al variar el parámetro de tiempo máximo permitido de espera Ω_{Wait} , estableciéndola en 5, 10 y 15 minutos, siendo 5 minutos el caso base. La flota operativa del sistema se establece como la flota óptima m^* de 400 vehículos encontrada anteriormente.

En la Figura 5.23.a se observan los tiempos promedio de caminata, espera y demora y su variación al modificar el parámetro de espera máxima permitida para cada usuario en la simulación de *On-Demand Ridepooling*, bajo la flota óptima de 400 vehículos. Todos los tiempos promedios sufren una importante alza al pasar de un tiempo de espera máximo de 5 a 10 minutos: el promedio de tiempo de caminata aumenta 0,23 minutos, un 81,17%; el promedio de tiempo de espera aumenta

0,48 minutos, un 19,88%; y el promedio de tiempo de demora aumenta 0,36 minutos, un 8,82%. Al pasar de un tiempo de espera máximo de 10 a 15 minutos los tiempos promedio percibidos por los usuarios no sufren una variación importante.

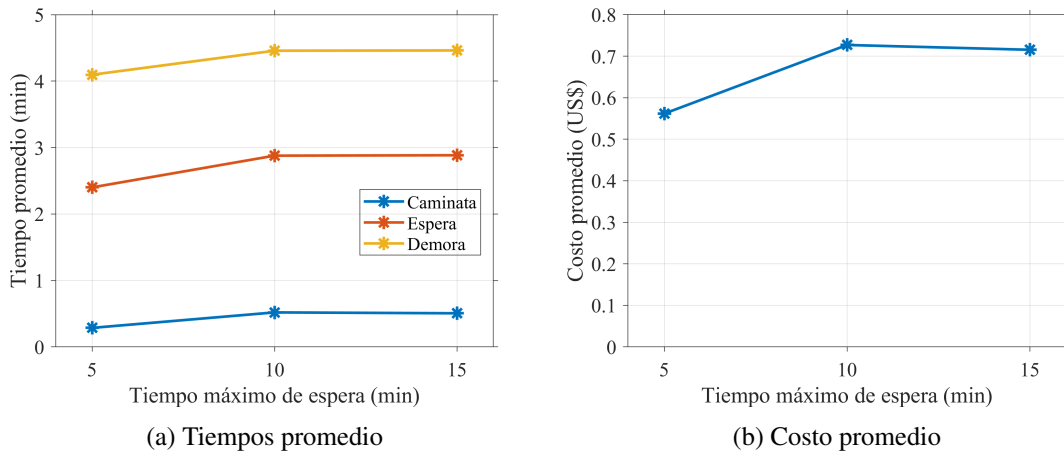


Figura 5.23: Tiempos promedio de caminata, espera y demora de los usuarios, y sus costos promedio, frente a distinta espera máxima.

Estos tiempos promedio más elevados al aumentar el tiempo máximo de espera a 10 minutos generan un costo promedio mayor para los usuarios aceptados, lo que se puede observar en la Figura 5.23.b que muestra el costo promedio de usuarios cuya solicitud de viaje fue aceptada por el sistema según cada escenario de espera máxima permitida. La diferencia entre los escenarios de espera máxima de 5 y 10 minutos es de 0,17 US\$/pax, un aumento de un 29,42%. Entre los escenarios de espera máxima de 10 y 15 minutos se presenta una disminución de 0,01 US\$/pax, equivalente a una baja de un 1,59%; esta diferencia es mínima y se justifica por la pequeña variación en los tiempos promedio en este caso.

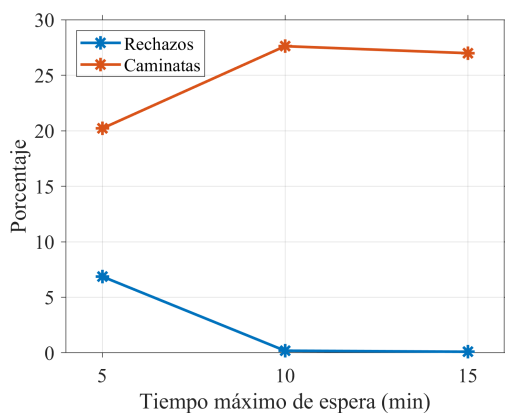


Figura 5.24: Tasa de rechazo y porcentaje de usuarios que caminan frente a distinta espera máxima.

En la Figura 5.24 se puede visualizar una comparativa del porcentaje de solicitudes que no fueron aceptadas y del porcentaje de usuarios que tuvieron que caminar a un punto de recogida o desde el punto de descenso del vehículo, según el escenario de espera máxima permitida para cada usuario. Se observa que el permitir tiempos de espera de hasta 10 minutos provoca que más personas se vean obligadas a caminar en su viaje al compararlo con esperas máximas de 5 minutos, aumentando el número de usuarios que deben caminar de un 20,21% a un 27,62% del total de usuarios. Esto a cambio de reducir la tasa de rechazos casi a cero: el número de usuarios rechazados pasó de un 6,87% a un 0,19%, este último porcentaje correspondiente a un total de 8 usuarios

rechazados. Al aumentar el tiempo máximo de espera a 15 minutos el porcentaje de usuarios que deben caminar disminuye a un 26,99% y la tasa de rechazos disminuye a un 0,09%, lo cual equivale a un total de 4 usuarios rechazados.

Es importante recordar que estos dos últimos escenarios han entregado la tasa de rechazo más baja de todos los escenarios estudiados del sistema *On-Demand Ridepooling*, que emula las condiciones de los taxis colectivos de la ciudad de Punta Arenas.

La Figura 5.25 presenta los costos totales del operador, del conjunto de usuarios y el costo del sistema completo, que corresponde a la suma de los 2 primeros costos, al variar el tiempo de espera máximo permitido por cada usuario. Al permitir tiempos de espera de hasta 10 minutos se aprecia una disminución en el costo del sistema, directamente relacionado a un menor costo del usuario, al comparar con el escenario con tiempos de espera de 5 minutos como máximo. Esta situación es contradictoria con los mayores tiempos promedio y costo promedio percibidos por los usuarios del sistema. Recordando que el costo promedio corresponde solo a usuarios cuyo viaje fue efectuado, esta situación se explica por la gran disminución en el número de usuarios rechazados, cuyo costo del rechazo equivalente a $\psi = \text{US\$}10$ por pasajero. Estos usuarios constituyen una importante sección del costo total de usuarios, por lo que las peores condiciones en las que se encuentran los usuarios aceptados, reflejado en su costo promedio, se compensan con la disminución a casi cero del número de usuarios que no pueden realizar su viaje. También es importante destacar la ligera disminución en el costo del sistema al permitir esperas de hasta 15 minutos.

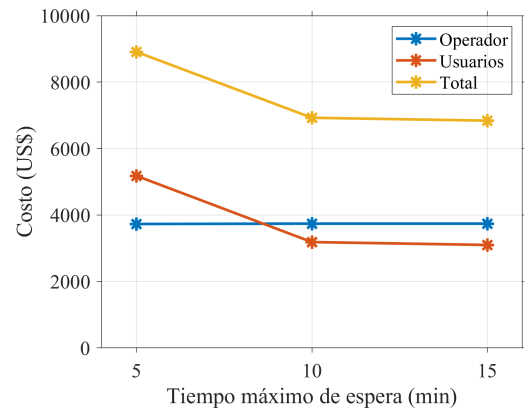


Figura 5.25: Costos totales del operador, de los usuarios y del sistema, frente a distinta espera máxima.

Por otra parte, el operador no ve cambios significativos en sus costos: el costo de capital se mantiene constante al no variar el número de vehículos disponibles, mientras que el costo operacional ve un ligero aumento debido a que apenas aumenta la utilización de sus vehículos. Es así que se obtiene un nuevo escenario óptimo tomando en consideración los costos del sistema, aumentando el tiempo máximo de espera permitido para cada usuario desde 5 minutos (el caso base estudiado) a 15 minutos. Solamente realizando este cambio en los parámetros de simulación es posible disminuir los costos del conjunto de usuarios y del sistema, disminuyendo la tasa de rechazos a casi cero, y demostrando que con un 44,44% de la flota operativa actual de taxis colectivos de la ciudad de Punta Arenas es posible servir a toda la demanda bajo el sistema *On-Demand Ridepooling*.

No obstante, el tiempo computacional se ve aumentado al ejecutar este cambio, pues el conjunto de rutas posibles \mathcal{T} es más amplio al flexibilizar la restricción de espera máxima; la búsqueda de

estas rutas posibles exige un mayor poder computacional para el procesamiento de la simulación. Sumado a que el 76% de usuarios del transporte público de Punta Arenas presentan un tiempo de espera de a lo más 10 minutos (SECTRA, 2022), que se busca mantener o mejorar el nivel de servicio entregado a los usuarios y que la diferencia entre los escenarios de espera máxima de 10 y 15 minutos es pequeña, es que se escoge el escenario de espera máxima de 10 minutos como el más adecuado, a pesar de que los costos de este escenario son ligeramente superiores a los del escenario óptimo con tiempo máximo de 15 minutos señalado anteriormente.

Respecto al tiempo computacional se propone como heurística el mantener una espera máxima de 5 minutos desde que un vehículo fue asignado, creando una variable de espera real con un límite mayor en la que se incluye el tiempo que los usuarios esperan para ser asignados a un vehículo; este método permitiría limitar el conjunto de rutas posibles \mathcal{T} en cada iteración a la vez que se aumenta el tiempo de espera real del usuario, reduciendo el tiempo computacional. Otro método más simple puede ser el establecer tiempos de espera máximos diferidos según ubicación: los usuarios cercanos al centro de la ciudad pueden mantener una espera de 5 minutos, aumentándose a 10 minutos si el usuario se encuentra en la periferia.

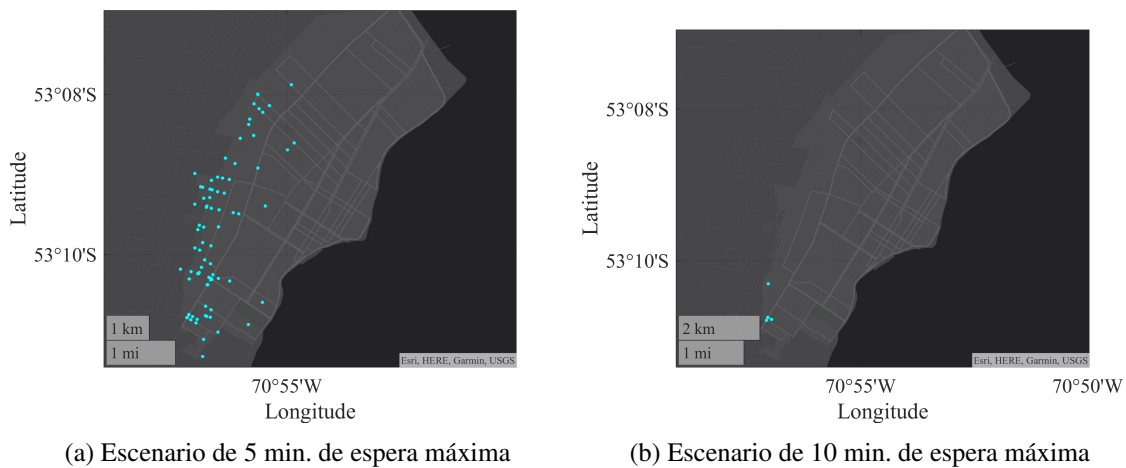


Figura 5.26: Ubicación geográfica de usuarios rechazados, en dos escenarios de espera máxima.

Al analizar geográficamente la ubicación de los usuarios cuya solicitud de viaje fue rechazada por el sistema, comparando en la Figura 5.26 el escenario base de 400 vehículos disponibles y una espera máxima de 5 minutos por usuario con el escenario cuya espera máxima se definió en 10 minutos, se puede apreciar que en el escenario base los usuarios rechazados se concentran en las periferias sur y poniente de la ciudad, mientras que en el escenario con espera máxima de 10 minutos los usuarios que no pudieron viajar se ubican en la esquina surponiente de la ciudad.

La costanera del Estrecho de Magallanes se encuentra hacia el oriente. La principal área de destinos de los usuarios se ubican en el sector centro oriente, en donde se encuentra específicamente el centro cívico de la ciudad. En los escenarios analizados los usuarios rechazados se concentran

en sectores alejados de los principales puntos de atracción de viajes, en sectores periféricos y montañosos de la ciudad, según lo visto en la Figura 3.9. Uno de los posibles motivos de que en el escenario con espera máxima de 10 minutos todavía se presenten rechazos es la mala accesibilidad de los sectores periféricos provocado por una mala conexión vehicular y/o peatonal; soluciones a este problema pasan por mejoras en las obras públicas de la ciudad, por una mejora en la planificación urbana de la ciudad y por el control de su expansión.

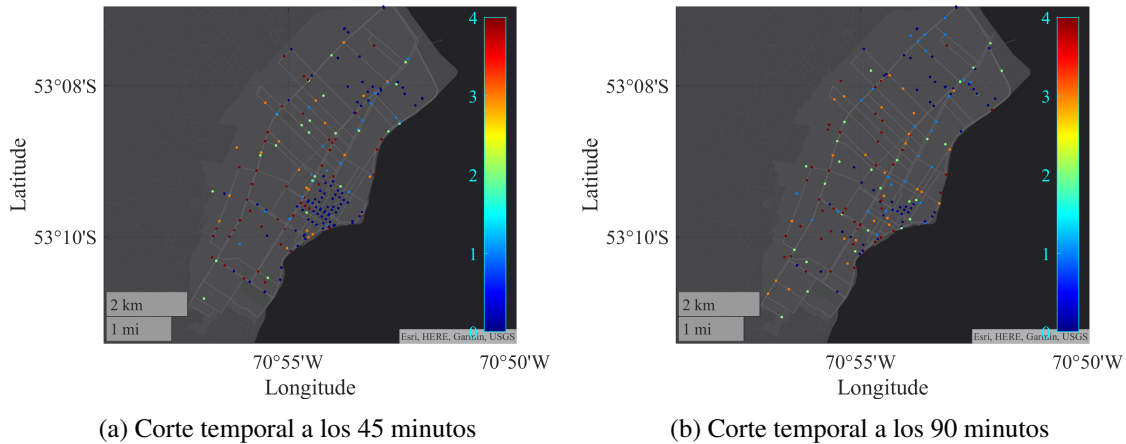


Figura 5.27: Ubicación geográfica de vehículos y su ocupación, en dos cortes temporales.

Otro motivo posible es la ubicación inicial aleatoria de los vehículos, así como la reubicación de los vehículos que se encuentran desocupados: dado que los puntos de origen y destino de los viajes se encuentran en sectores alejados, es natural que los vehículos terminen concentrándose en el centro de la ciudad, tardándose en volver a los sectores de alta demanda. Esta situación se ejemplifica en la Figura 5.27, la cual muestra la ubicación de los vehículos en dos instantes de la simulación en el escenario de espera de 10 minutos (45 y 90 minutos después de iniciado el periodo Punta Mañana), junto a la ocupación que presentaban los vehículos en ese instante temporal. Se puede observar que a la mitad de la simulación se concentra una gran cantidad de vehículos vacíos en la zona céntrica de la ciudad, además del sector norte en donde se encuentran más distribuidos. Este patrón se repite hacia el final de la simulación, con un número menor pero todavía importante de vehículos vacíos en los sectores antes mencionados.

Una solución a esta problemática podría ser el comenzar la simulación con una mayoría de vehículos instalados en los sectores periféricos, especialmente en la zona sur de la ciudad que ya se ha estudiado presenta peores niveles de servicio; esta solución es incluso replicable en una posible implementación real. Otra solución a estudiar es una mejora en el algoritmo de relocalización de vehículos libres en el sistema, para redistribuir los vehículos que se encuentran en el centro de la ciudad hacia sectores periféricos de mayor demanda.

La Figura 5.28 presenta geográficamente y para los escenarios de espera máxima definidos en 5 y 10 minutos, el punto de inicio de todos los usuarios que completaron su viaje, y el tiempo de

caminata que experimentaron mediante colores representativos. Es sencillo notar que la mayoría de los usuarios que sufrieron tiempos de caminata mayores se encuentran hacia el sur de la ciudad. Según se observa, los mayores cambios entre escenarios se presentan justamente en la zona sur de Punta Arenas, en donde las personas que ya caminaban en el escenario base ahora ven aumentados sus tiempos de caminata.

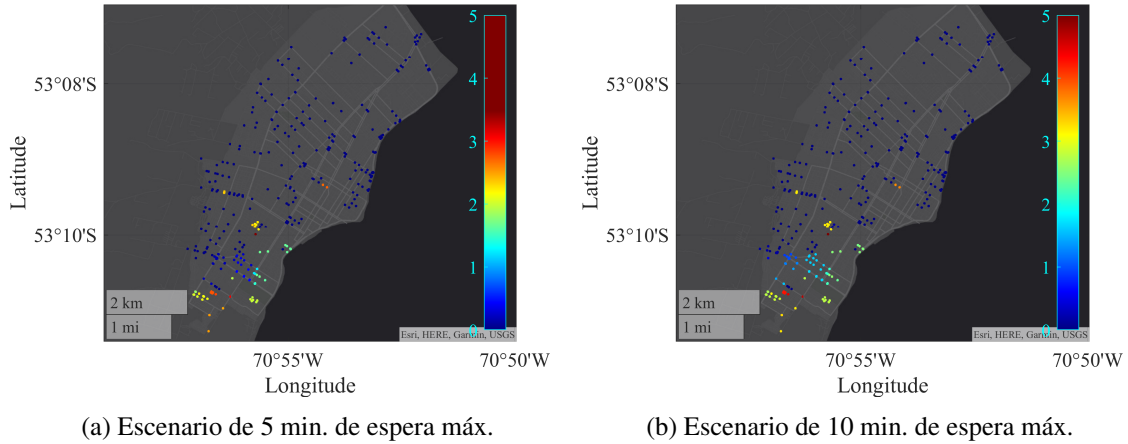


Figura 5.28: Ubicación geográfica de usuarios y su tiempo de caminata, en dos escenarios de espera máxima.

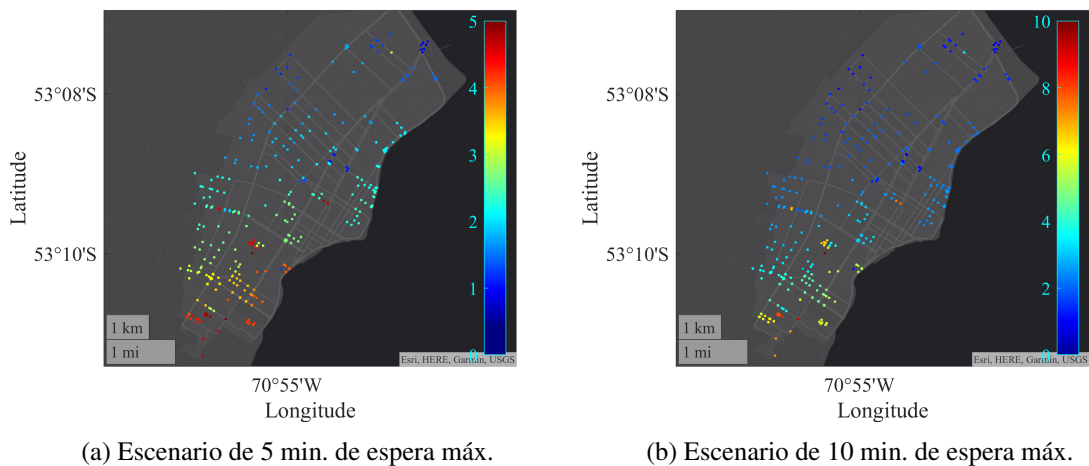


Figura 5.29: Ubicación geográfica de usuarios y su tiempo de espera, en dos escenarios de espera máxima.

La Figura 5.29 presenta geográficamente y para los escenarios de espera máxima definidos en 5 y 10 minutos, el punto de inicio de todos los usuarios que completaron su viaje, y el tiempo de espera que experimentaron mediante colores representativos. Se puede observar un patrón de tiempo de espera mayor en el sector sur de la ciudad, disminuyendo progresivamente hacia el norte de la misma. Notando que la escala de colores entre escenarios es distinta al variar justamente el valor máximo del tiempo de espera, es posible apreciar que los tiempos de espera han aumentado en general para la mayoría de usuarios de la ciudad; este aumento es más notorio para los usuarios del

sur de Punta Arenas, mientras que la diferencia entre escenarios va disminuyendo progresivamente hacia el norte.

Junto con los análisis obtenidos de la Figura 5.28 se puede concluir que los usuarios ubicados en la zona sur de Punta Arenas son los más afectados por el aumento del tiempo máximo de espera, pues ven aumentados en mayor medida sus tiempos de caminata y espera en general.

5.10. Sensibilidad en demanda

En base a los resultados previos, se ejecutaron simulaciones de escenarios variando el número de vehículos disponibles m bajo las mismas condiciones que en el caso base, pero estableciendo el parámetro de tiempo máximo permitido de espera Ω_{Wait} en 10 minutos. Luego, bajo el mismo parámetro de tiempo de espera máximo se varió el nivel de demanda, primero disminuyéndolo proporcionalmente en un 10% y luego aumentándolo en el mismo porcentaje. Esto con el objetivo de analizar cambios en el nivel de flota óptimo según la demanda, bajo este nuevo tiempo máximo de espera por usuario.

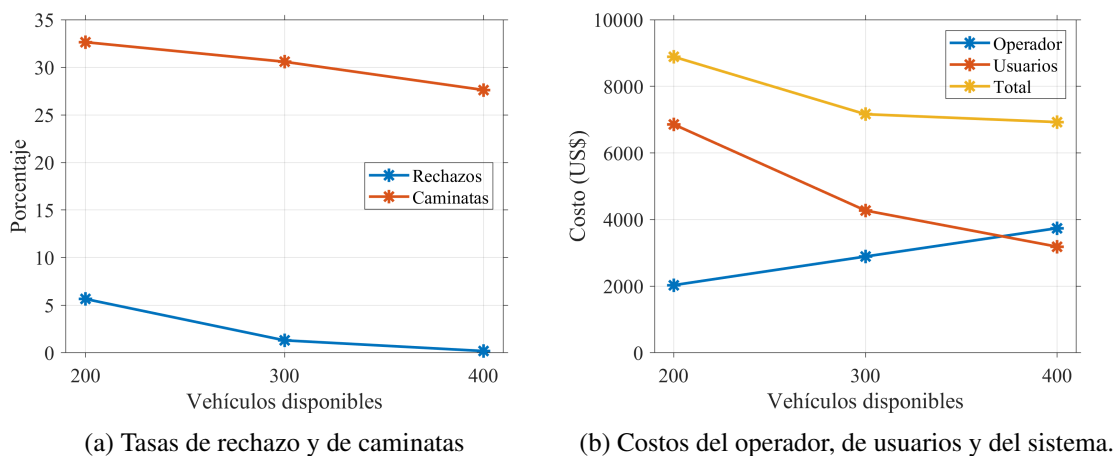


Figura 5.30: Tasas de rechazo y de caminatas, y costos de agentes del sistema, en tres escenarios de flota con espera máxima de 10 minutos.

En la Figura 5.30.a se puede observar una comparativa del porcentaje de solicitudes que no fueron aceptadas y del porcentaje de usuarios que se vieron obligados por el sistema a caminar a un punto de recogida o desde el punto de descenso del vehículo, según el escenario de flota operativa considerando la demanda base y un tiempo de espera máximo de 10 minutos. Los resultados indican que una disminución de vehículos disponibles en el sistema desde el punto óptimo m^* hallado anteriormente aumenta el número de usuarios rechazados y el número de usuarios que deben caminar en su viaje, pasando de una tasa de rechazo de 0,19% a 1,31% y de una tasa de caminatas de 27,62% a 30,58% al disminuir a 300 vehículos, y alcanzando una tasa de rechazo de 5,65% y una tasa de caminatas de 32,64% al disminuir a 200 vehículos.

La Figura 5.30.b muestra los costos del conjunto de usuarios, del operador de los vehículos y

del sistema completo, según el escenario de flota operativa considerando la demanda base y un tiempo de espera máximo de 10 minutos. Se confirma la tendencia de un aumento en los costos del operador con el aumento de vehículos disponibles, contra una disminución de costos para los usuarios. Sin embargo, mientras el costo del operador aumenta linealmente, el costo de usuarios no disminuye linealmente: dada la relación entre el costo de usuarios y la tasa de rechazo, aunque la baja en los costos de usuarios al pasar de 200 a 300 vehículos en la flota operativa es de 37,70 %, la disminución de 1,12 puntos porcentuales en la tasa de usuarios rechazados al aumentar la flota operativa de 300 a 400 vehículos disminuye los costos de usuarios en un 25,44 %. Es así que la disminución en costos del sistema entre los escenarios de 300 y 400 vehículos disponibles es solo de 3,30 %.

Por lo tanto, se concluye que se mantiene la flota operativa óptima m^* de 400 vehículos, ya que además se infiere que debido al bajo número de usuarios cuyo viaje fue rechazado por el sistema, un aumento en la flota operativa no causará una disminución en los costos de usuarios que compense el alza de costos del operador.

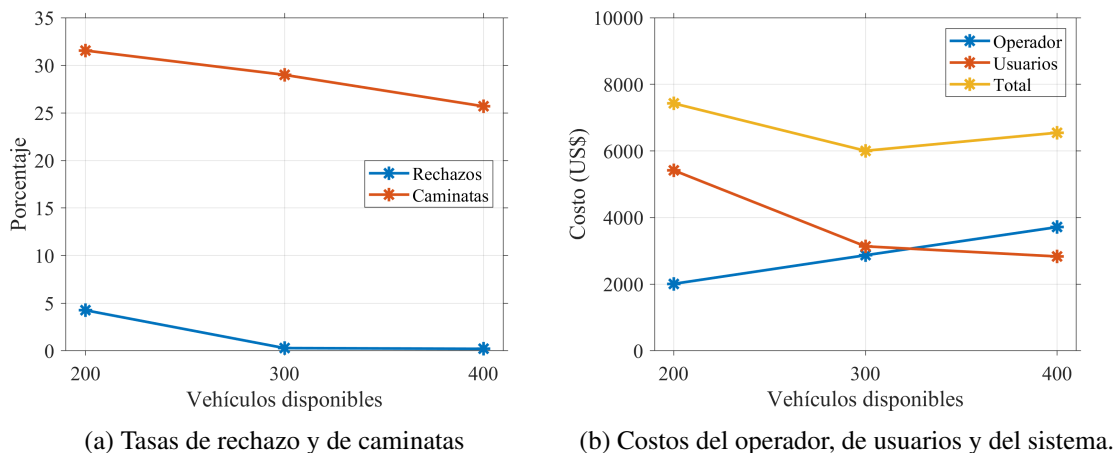
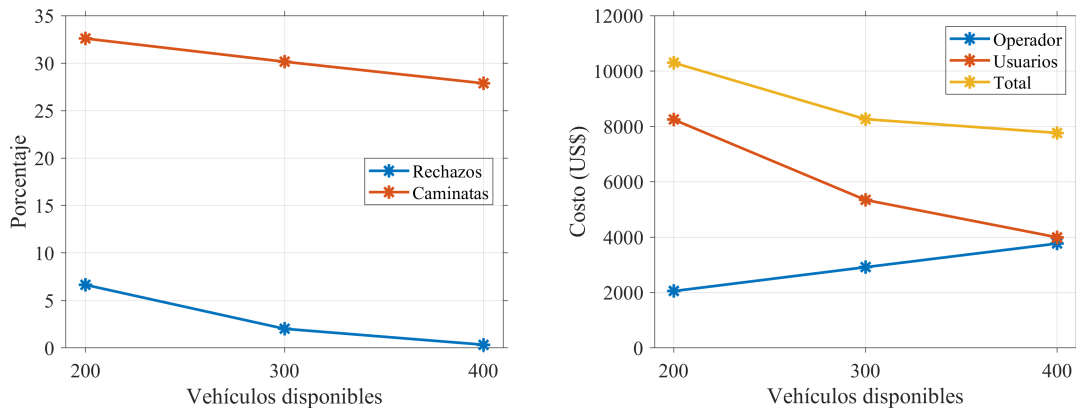


Figura 5.31: Tasas de rechazo y de caminatas, y costos de agentes del sistema, en tres escenarios de flota con espera máxima de 10 minutos y demanda reducida en 10 %.

En la Figura 5.31.a se aprecian el porcentaje de solicitudes que no fueron aceptadas y el porcentaje de usuarios que tuvieron que caminar a un punto de recogida o desde el punto de descenso del vehículo, según el escenario de flota operativa considerando una demanda reducida en 10 % con respecto a la demanda base y un tiempo de espera máximo de 10 minutos. Al igual que en el caso anterior, se puede observar un aumento claro en el número de usuarios que se ven obligados a caminar en su viaje al disminuir la flota operativa disponible desde el punto óptimo m^* , aumentando de 25,69 % a 29,00 % al disminuir la flota a 300 vehículos y alcanzando un 31,55 % al disminuir la flota a 200 vehículos. Sin embargo, el número de usuarios con viajes rechazados no sufre un gran cambio al disminuir la flota a 300 vehículos, pasando de 8 usuarios a 11 usuarios. Al disminuir la flota a 200 vehículos la tasa de rechazo alcanza un 4,26 %.

La Figura 5.31.b exhibe los costos del conjunto de usuarios, del operador de los vehículos y del sistema completo, según el escenario de flota operativa considerando una demanda reducida en un 10% con respecto a la demanda base y un tiempo de espera máximo de 10 minutos. Al igual que en el caso anterior, se puede apreciar un aumento lineal de los costos del operador con el nivel de flota. Sin embargo, debido a la poca diferencia en la tasa de rechazo al pasar de 300 a 400 vehículos disponibles en el sistema, la disminución de los costos de los usuarios no compensa el alza de costos del operador. Es así que en el caso de una disminución del 10% de la demanda original por taxis colectivos en el periodo Punta Mañana, se encuentra una nueva flota óptima de 300 vehículos, una disminución de 100 vehículos en comparación al óptimo encontrado en casos anteriores.



(a) Tasas de rechazo y de caminatas

(b) Costos del operador, de usuarios y del sistema.

Figura 5.32: Tasas de rechazo y de caminatas, y costos de agentes del sistema, en tres escenarios de flota con espera máxima de 10 minutos y demanda aumentada en 10%.

La Figura 5.32.a permite analizar el porcentaje de solicitudes que no fueron aceptadas y el porcentaje de usuarios que tuvieron que caminar a un punto de recogida o desde el punto de descenso del vehículo, según el escenario de flota operativa considerando una demanda aumentada en 10% con respecto a la demanda base y un tiempo de espera máximo de 10 minutos. Al igual que en casos anteriores, la tasa de rechazos y la tasa de caminatas aumentan al reducir el número de vehículos disponibles en el sistema, comparándolo con el punto de flota óptimo m^* . El número de usuarios que se ven obligados a caminar en su viaje aumentan casi linealmente, pasando de 27,88% a 30,15% al disminuir la flota a 300 vehículos, y alcanzando un 32,59% al disminuir la flota a 200 vehículos. Por otra parte, el número de personas cuyo viaje fue rechazado no aumenta de manera lineal: se eleva de 0,34% a 2,02% al disminuir la flota a 300 vehículos, y alcanza un 6,65% al disminuir la flota a 200 vehículos.

La evolución de los costos del conjunto de usuarios, del operador de los vehículos y del sistema completo se pueden observar en la Figura 5.32.b, según el escenario de flota operativa y considerando una demanda reducida en un 10% con respecto a la demanda base y un tiempo de espera máximo de 10 minutos. Junto al alza lineal de los costos del operador con respecto al aumento de flota operativa, los costos del conjunto de usuarios disminuye no linealmente, relacionado al

descenso no lineal en el número de usuarios con viajes rechazados por el sistema, tal como se analizó en el caso de la demanda original. Al aumentar la flota operativa de 300 a 400 vehículos los costos de los usuarios descienden un 25,25 %, lo que sumado a un alza de 29,29 % en los costos del operador de los vehículos y a un total de 16 usuarios con viaje rechazado en el escenario de 400 vehículos, los costos del sistema descienden un 6,00 % y se infiere que el punto óptimo de flota operativa no es mayor a 400 vehículos, manteniéndose igual al punto óptimo m^* hallado en escenarios anteriores.

Capítulo 6

Conclusiones

En este trabajo de tesis se ha ejecutado una simulación del sistema *On-Demand Ridepooling* bajo el contexto y condiciones de los taxis colectivos de la ciudad de Punta Arenas, utilizando información real de su red vial y elementos de la Encuesta de Movilidad recientemente desarrollada, junto a un procesamiento previo respectivo. Definiendo el tiempo de demora como el tiempo añadido al viaje producto de desvíos respecto al tiempo de viaje siguiendo el camino más veloz, se llevaron a cabo varios análisis de sensibilidad: al permitir y prohibir caminatas a puntos de recogida o desde puntos de bajada; modificando el tamaño de la flota operativa disponible y la capacidad de los vehículos; probando una nueva penalización por usuario rechazado; variando los tiempos máximos de caminata, espera y demora definidos como restricción del sistema; y modificando artificialmente la demanda de usuarios del sistema.

El análisis de sensibilidad en el número de vehículos muestra que entre los tiempos promedio de demora, espera y caminata, es este último el que presenta una mayor disminución relativa con respecto al aumento de flota disponible en el sistema. Sin embargo, dado que el tiempo promedio de caminata es pequeño y pocos usuarios efectivamente caminan, la mayor disminución neta es del tiempo promedio de demora. Los usuarios más afectados son aquellos que se ubican en la zona sur de la ciudad y en sectores con deficiente accesibilidad, quienes sufren de tiempos de caminata, espera y demora más elevados, además de mayor probabilidad de que su viaje sea rechazado.

Todo lo anterior conlleva a un mejor nivel de servicio para los usuarios al aumentar el tamaño de la flota operativa, tendiendo a recibir un servicio del estilo *Ridehailing*, reflejado en un menor costo promedio percibido y en una baja ocupación promedio de los vehículos. Mas un incremento de flota podría aumentar la congestión en la ciudad, perjudicando los tiempos de viaje y espera de todos los usuarios y aumentando además el costo operacional si no se disponen de plazas de estacionamiento. Además, los resultados sugieren que un sistema *On-Demand Ridepooling* de 900 vehículos que entrega un servicio “puerta a puerta” podría ser más deficiente frente a un sistema que obliga a algunos usuarios a caminar a puntos de recogida o desde puntos de bajada, pues las caminatas tienen el efecto de disminuir los desvíos de los vehículos, disminuyendo al mismo tiempo los tiempos en vehículo de los usuarios a bordo y el costo del operador. Estos *trade-off* son

relevantes en materia de políticas públicas.

Relacionado al operador de la flota, se presentan costos operativos relativamente constantes frente a la variación del número de vehículos disponibles, explicado por una curva decreciente del tiempo promedio de utilización de los vehículos. Sin embargo, el costo total percibido por el operador depende principalmente del costo de capital, traduciéndose en una tendencia a la estabilización del costo promedio por vehículo. Por lo tanto, para el operador es más conveniente operar con el menor tamaño de flota posible, maximizando su utilización.

Dados los intereses opuestos entre los usuarios y el operador, se alcanza un punto óptimo que minimiza los costos del sistema bajo una flota de 400 vehículos con un espacio de decisión entre 300 y 500 vehículos; la flota óptima equivale al 44 % de la flota operativa actual de taxis colectivos de la ciudad, siendo capaz de transportar a más del 93 % de la demanda y en donde solo 1 de cada 5 usuarios tendría que caminar, recibiendo los otros 4 usuarios un servicio “puerta a puerta”. La aplicación del sistema permitiría disminuir la congestión y otras externalidades producidas por los vehículos que dejarían de circular, y se podrían liberar recursos actuales, que pueden ser utilizados en distintas políticas públicas en favor de los ciudadanos. Es importante destacar que el aumento de la penalización por rechazos no genera cambios importantes en los resultados de la simulación.

Los niveles de ocupación de vehículos en el óptimo son bajos, y más del 50 % de los vehículos se encuentran sin pasajeros a bordo en cualquier instante de la simulación. A pesar de esto, no se logra un nivel de servicio del 100 %, y la probabilidad de que un viaje sea rechazado es mayor en puntos de inicio ubicados en áreas periféricas de la ciudad. Una de las razones de esto es la acumulación de vehículos vacíos en sectores céntricos y en la zona norte de Punta Arenas. Esta situación se puede mejorar cambiando la distribución inicial de los vehículos y perfeccionando el algoritmo de relocalización de automóviles disponibles.

No obstante, los niveles de servicio pueden alcanzar casi el 100 % en el punto de flota óptima solamente aumentando los tiempos de espera máximos de 5 a 10 minutos, manteniendo el óptimo de flota. Esta acción empeora el tiempo computacional de procesamiento, por lo que se recomienda el establecimiento de heurísticas que permitan aumentar el tiempo de espera sin perjudicar en demasía el tiempo de procesamiento de la simulación. Por otro lado, disminuir el tiempo límite de caminata a menos de 5 minutos o el tiempo de demora a menos de 10 minutos trae grandes perjuicios para los usuarios y aumenta los costos del sistema; aumentar estos tiempos límite no genera beneficios importantes.

Un análisis de sensibilidad en el nivel de demanda, en el cual se varió la demanda por taxis colectivos en un 10 %, mostró que un aumento en la demanda no modifica el punto óptimo de flota, manteniendo un nivel de servicio de casi 100 %; por otra parte, una disminución en la demanda provoca una baja en el punto óptimo de flota, disminuyendo a 300 vehículos.

Finalmente, el análisis de sensibilidad en la capacidad de los vehículos muestra que un aumento en la capacidad trae consigo mayor eficiencia en la utilización de recursos, disminuyendo los costos del sistema y mejorando los niveles de servicio hacia los usuarios. Es así que se encuentra una capacidad óptima de 9 pasajeros por vehículo basándose en la flota óptima de 400 vehículos, presentándose poca variación con una capacidad mayor o igual a 6 pasajeros por automóvil.

Todos estos resultados pueden verse alterados por un hecho fundamental: los valores del tiempo de viaje, espera y caminata de usuarios fueron obtenidos de Fielbaum et al. (2023), quienes se basan en parámetros originalmente estimados por Tirachini y Antoniou (2020) con datos provenientes de Santiago de Chile. Estos valores fueron escogidos gracias a su estimación en Chile, siendo más cercanos a la idiosincrasia nacional. Sin embargo, existen motivos para creer que al menos el valor de los tiempos de espera y caminata puede ser mayor en Punta Arenas, ya que los habitantes de esta ciudad pueden tener una aversión a estar en la intemperie al ser una ciudad con una temperatura media normal de 6,5°C (Santana et al., 2009). Se propone por tanto ejecutar simulaciones de *On-Demand Ridepooling* variando los valores del tiempo de los usuarios según parámetros estimados en ciudades con tamaño y condiciones climáticas similares a las de Punta Arenas, y analizar los cambios producidos en el comportamiento de los viajes debido al componente climático.

Como conclusión añadida, las simulaciones no solo son útiles para analizar los efectos de una posible implementación del sistema *On-Demand Ridepooling* sobre una ciudad, sino que también pueden ser útiles como una herramienta de diagnóstico para la urbe de sectores con baja accesibilidad y con posibles problemas en niveles de servicio del transporte público, lo que puede ser muy importante para el desarrollo y posterior ejecución de políticas públicas que mejoren la situación de sus habitantes.

Dentro de las posibles líneas de investigación futuras relacionadas con esta temática, se incluye la integración a la simulación del modelo *On-Demand Ridepooling* de los buses urbanos de la ciudad de Punta Arenas como servicios de ruta fija, de manera que sea posible analizar la interacción entre los servicios de ruta fija y ruta flexible. También es posible un análisis de la optimización de rutas del transporte público mayor, sirviendo las zonas con mayor demanda y relegando las zonas no servidas al transporte de ruta flexible, con el potencial de optimizar los costos y entregar una mejor calidad de servicio. Todo esto para buscar una manera de lidiar de la mejor manera con los *trade-off* anteriormente mencionados.

Además, se propone utilizar distintas fuentes de datos para ejecutar la simulación del modelo *On-Demand Ridepooling*, implementando heurísticas para aumentar el tiempo de espera sin perjudicar el tiempo computacional de procesamiento, y perfeccionando la posición inicial de vehículos y su relocalización. La adaptación del modelo con el contexto y condiciones de otras ciudades permitirá generalizar conclusiones respecto al sistema, junto a la posibilidad de una implementación piloto real en una ciudad de tamaño medio.

Otro punto importante de analizar es el efecto del tamaño de flota sobre los niveles de congestión en una ciudad, así como otras externalidades producidas por los automóviles. Una primera hipótesis es que un aumento de la cantidad de vehículos del sistema *On-Demand Ridepooling* traería consigo un aumento de la congestión, lo cual es cierto si la demanda de usuarios se mantiene constante; sin embargo, también permite disminuir los tiempos de espera y caminata de las personas que los ocupan, lo cual puede atraer nuevos usuarios que utilizan vehículos particulares, generando un efecto incierto sobre el número de vehículos circulando en la ciudad. Por lo tanto, se propone como una nueva línea de investigación el análisis de la congestión de la ciudad bajo distintos niveles de flota de un sistema *On-Demand Ridepooling* que sustituya a los taxis colectivos, bajo una demanda variable.

Dentro de los resultados obtenidos en este trabajo de tesis se encuentra el hallazgo de zonas con una pobre accesibilidad, definida como la dificultad de acceder a estos sectores. Esta situación se puede nombrar como inequidad espacial, y resulta en peores niveles de servicio para usuarios que desean transportarse a otros lugares de la ciudad. Una línea de investigación surgida de este trabajo es la relación entre la equidad espacial y otras variables, como las características de los habitantes de los distintos sectores y su nivel de ingreso, así como características físicas y medioambientales de las zonas analizadas. Este estudio puede aplicarse tanto en Punta Arenas como en otras ciudades.

Finalmente, es importante recordar que al día de hoy todavía existen personas que presentan dificultades para utilizar *smartphones*, como los adultos mayores. Estas personas son conocidas como analfabetas digitales, y pueden llegar a tener problemas de movilidad en su ciudad si se implementa una solución tipo *On-Demand Ridepooling* como parte del transporte público. Se propone investigar una manera de volver más accesible este tipo de aplicaciones a usuarios con problemas de manejo de *smartphones* para que una solución tipo *On-Demand Ridepooling* sea más inclusiva.

Bibliografía

- (1) Alonso-Mora, J., Samaranayake, S., Wallar, A., Frazzoli, E., y Rus, D. (2017). On-demand high-capacity ride-sharing via dynamic trip-vehicle assignment. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(3), 462-467. doi: 10.1073/pnas.1611675114
- (2) Bar-Yosef, A., Martens, K., y Benenson, I. (2013). A model of the vicious cycle of a bus line. *Transportation Research Part B: Methodological*, 54, 37-50. doi: 10.1016/j.trb.2013.03.010
- (3) Choi, Y., Guhathakurta, S., y Pande, A. (2022). An empirical Bayes approach to quantifying the impact of transportation network companies (TNCs) operations on travel demand. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 161, 269-283. doi: 10.1016/j.tra.2022.04.008
- (4) Diao, M., Kong, H., y Zhao, J. (2021). Impacts of transportation network companies on urban mobility. *Nature Sustainability*, 4, 494-500. doi: 10.1038/s41893-020-00678-z
- (5) Domarchi, C. (2017). *Modelos de comportamiento de usuarios de taxi colectivo en Santiago* (Tesis de Master, Escuela de Ingeniería, Pontificia Universidad Católica de Chile). doi: 10.7764/tesisUC/ING/21879
- (6) El Pingüino. (2018). *Rayados, destrozados y sucios: la realidad de los 23 paraderos del centro de Punta Arenas*. Descargado de <https://elpinguino.com/v2/noticia/2018/04/12/rayados-destrozados-y-sucios-la-realidad-de-los-23-paraderos-del-centro-de-punta-arenas>
- (7) Fielbaum, A., Bai, X., y Alonso-Mora, J. (2021). On-demand ridesharing with optimized pick-up and drop-off walking locations. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 126, 103061. doi: 10.1016/j.trc.2021.103061
- (8) Fielbaum, A., Tirachini, A., y Alonso-Mora, J. (2023, 10-14 de julio). Pareto-improvement of public transport via line-based integration of on-demand ridepooling [Sesión de conferencia]. En *23rd Conference of the International Federation of Operational Research Societies*. Santiago, Chile.
- (9) Heno, A., y Marshall, W. (2019). The impact of ride-hailing on vehicle miles traveled. *Transportation*, 46, 2173-2194. doi: 10.1007/s11116-018-9923-2
- (10) Martinez, L. M., y Viegas, J. M. (2017). Assessing the impacts of deploying a shared self-driving urban mobility system: An agent-based model applied to the city of Lisbon, Portugal. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 6(1), 13-27. doi: 10.1016/

- (11) Salguero, E. (2021). *Optimización de rutas para ride-pooling* (Tesis de Master, Universitat Oberta de Catalunya). Descargado de <http://hdl.handle.net/10609/126706>
- (12) Santana, A., Butorovic, N., y Olave, C. (2009). Variación de la temperatura en Punta Arenas (Chile) en los últimos 120 años. *Anales del Instituto de la Patagonia*, 37, 85 - 96. doi: 10.4067/S0718-686X2009000100008
- (13) Santi, P., Resta, G., Szell, M., Sobolevsky, S., Strogatz, S., y Ratti, C. (2014). Quantifying the benefits of vehicle pooling with shareability networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 111, 13290-13294. doi: 10.1073/pnas.1403657111
- (14) Sarma, N., Gurumurthy, K. M., Hyland, M., Bahk, Y., de Souza, F., y Wang, Z. (2023). On-demand Ride-pooling with walking legs: Decomposition approach for dynamic matching and virtual stops selection. *SSRN Electronic Journal*. doi: 10.2139/ssrn.4383040
- (15) SECTRA. (2020). *Actualización Plan de Transporte Urbano Punta Arenas, Etapa I*. Secretaría de Planificación de Transporte. Realizado por Trasa Ingeniería.
- (16) SECTRA. (2022). *Actualización Plan de Transporte Urbano Punta Arenas, Etapa II*. [No publicado]. Secretaría de Planificación de Transporte. Realizado por CityPlanning.
- (17) Shi, K., Shao, R., De Vos, J., Cheng, L., y Witlox, F. (2021). The influence of ride-hailing on travel frequency and mode choice. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 101, 103125. doi: 10.1016/j.trd.2021.103125
- (18) Shulika, O., Bujak, M., Ghasemi, F., y Kucharski, R. (2024). Spatiotemporal variability of ride-pooling potential – Half a year New York City experiment. *Journal of Transport Geography*, 114, 103767. doi: 10.1016/j.jtrangeo.2023.103767
- (19) Tirachini, A., y Antoniou, C. (2020). The economics of automated public transport: Effects on operator cost, travel time, fare and subsidy. *Economics of Transportation*, 21, 100151. doi: 10.1016/j.ecotra.2019.100151
- (20) Tirachini, A., y Gómez-Lobo, A. (2020). Does ride-hailing increase or decrease vehicle kilometers traveled (VKT)? A simulation approach for Santiago de Chile. *International Journal of Sustainable Transportation*, 14, 187-204. doi: 10.1080/15568318.2018.1539146
- (21) Topographic-map.com. (s.f.). *Mapa topográfico Punta Arenas*. Descargado de <https://es-cl.topographic-map.com/map-2w7tf/Punta-Arenas/?center=-53.15433%2C-70.94985&zoom=13&lock=13%2C0%2C71>
- (22) Wu, X., y MacKenzie, D. (2021). Assessing the VMT effect of ridesourcing services in the US. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 94, 102816. doi: 10.1016/j.trd.2021.102816