

Solucionando el problema de enrutamiento de pedidos de comida, teniendo en cuenta el bienestar de los domiciliarios.

Daniel Felipe González Ramírez (df.gonzalez15@uniandes.edu.co)

Universidad de Los Andes. Bogotá, Colombia

Abstract

El problema de enrutamiento de entrega de comidas consiste en coincidir un conjunto de ordenes con los domiciliarios encargados de recogerlas y entregarlas a su cliente. Este problema está ganando cada vez más importancia gracias al auge de las plataformas de domicilios *on-demand*, las cuales, según su promesa de venta se especializan en conectar a sus usuarios con sus restaurantes favoritos sin necesidad de salir de su hogar. Estas plataformas dicen ofrecer libertad a los domiciliarios que trabajan con ellas, pero al entrar al detalle de las políticas que estas utilizan, se ha encontrado que no solo atentan con esta libertad, sino también con el bienestar de los domiciliarios. En esta investigación se buscará generar cambios al nivel del algoritmo de optimización que soluciona el problema de entrega de comidas que se utiliza para realizar la subasta de órdenes ofrecidas a los domiciliarios. Estos cambios buscan agregar componentes que tengan en cuenta el bienestar de los domiciliarios. Se utilizará información real de una plataforma colombiana para testear el modelo generado y poder analizará el impacto que estos cambios pueden tener en la solución del problema. Trabajos futuros pueden estudiar cambios en otras partes de la operación de las plataformas, no solo en el modelo de optimización, para generar beneficio a los domiciliarios desde múltiples enfoques. **Palabras clave:** Ruteo, bundle, Asignación, Entrega de comidas

The meal delivery routing problem consists of matching a set of orders with the couriers in charge of picking them up and delivering them to their customer. This problem is gaining more and more importance thanks to the rise of online restaurant aggregators, which, according to their sales promise, specialize in connecting their users with their favorite restaurants without having to leave their home. These platforms claim to offer freedom to the couriers who work with them, but when going into detail about the policies used by them, it has been found that they not only threaten that freedom, but also the welfare of the couriers. This research will seek to generate changes at the level of the optimization algorithm that solves the food delivery routing problem that is used to carry out the auction of orders offered to the couriers. These changes seek to add components that consider the welfare of the couriers. Real information from a Colombian platform will be used to test the model to be able to analyze the impact that these changes may have on solving the problem. Future works can study changes in other parts of the operation of the platforms, not only in the optimization model, to generate benefits to the couriers from multiple approaches. **Keywords:** Routing, bundle, Matching, Meal delivery

1. Introducción

Las aplicaciones de entrega de pedidos *on-demand* han estado ganando mucha popularidad en los últimos tiempos, miles de nuevos usuarios se suman cada año y muchas de las grandes plataformas de domicilios online buscan ganar terreno en un mercado que actualmente está evaluado en \$126.91 billones de dólares y que se espera que alcance los \$192.16 billones de dólares para el año 2025 con un crecimiento de 11% anual (ReportLinker, 2021). El aumento de la demanda de estos servicios ha promovido el crecimiento en la inversión e investigación para generar mejores soluciones que aseguren a restaurantes y clientes un proceso de entrega confiable, rápido y rentable. Tanto así que se puede considerar que la entrega de pedidos se ha vuelto la última milla de la logística moderna, los pedidos se espera que sean entregados en menos de 40 minutos y estos deben ser recogidos en breves minutos después de ser preparados, lo cual dificulta que se pueda hacer una consolidación de los pedidos y obliga a tener una flota que esté constantemente haciendo entregas cortas y rápidas.

Para poder lograr esta tarea sin los costos asociados a emplear una gran flota de trabajadores de tiempo completo, muchas de estas plataformas han adoptado un modelo de negocio en donde el reclutamiento de domiciliarios se hace por medio de la aplicación. El rol de la aplicación es el de conectar a una persona que quiere comprar comida sin salir de su casa con otra persona que está dispuesta a recoger dicha comida y llevársela por un incentivo económico. Este modelo de un mercado libre, en donde plataformas *online* conectan clientes con contratistas independientes para realizar trabajos de forma temporal y flexible, hace parte de lo que se conoce como la *gig economy* (Duszyński, 2021).

Dentro del marco de la operación de estas plataformas se encuentran cuatro actores importantes: los clientes que realizan las órdenes, los restaurantes que preparan sus órdenes correspondientes, los domiciliarios que se encarga de entregar las órdenes y la plataforma que se encarga de coordinar al resto de actores. Cada uno de estos actores persigue un objetivo diferente y se comporta acorde a este, lo cual genera múltiples retos para las aplicaciones encargadas de conectar a estos actores. Los clientes quieren que su orden sea entregada rápido y en buen estado. Los restaurantes quieren un domiciliario a tiempo para garantizar que la entrega se haga sin demoras dado a que muchos están constantemente preparando nuevas órdenes. Los domiciliarios buscan generar grandes ingresos realizando pedidos, conectándose en el horario y la ubicación que más les convenga. Y finalmente, la plataforma que busca que el sistema funcione correctamente.

La plataforma se encuentra en el centro de las interacciones entre los actores. El proceso inicia cuando los clientes ingresan a la aplicación y realizan un pedido de alguno de los restaurantes asociados con esta. Esta información es recibida por los servidores de la plataforma y seguido a esto les envía a los restaurantes, quienes también están constantemente conectados a la aplicación, la información de las órdenes generadas para que estos comiencen a cocinarlas.

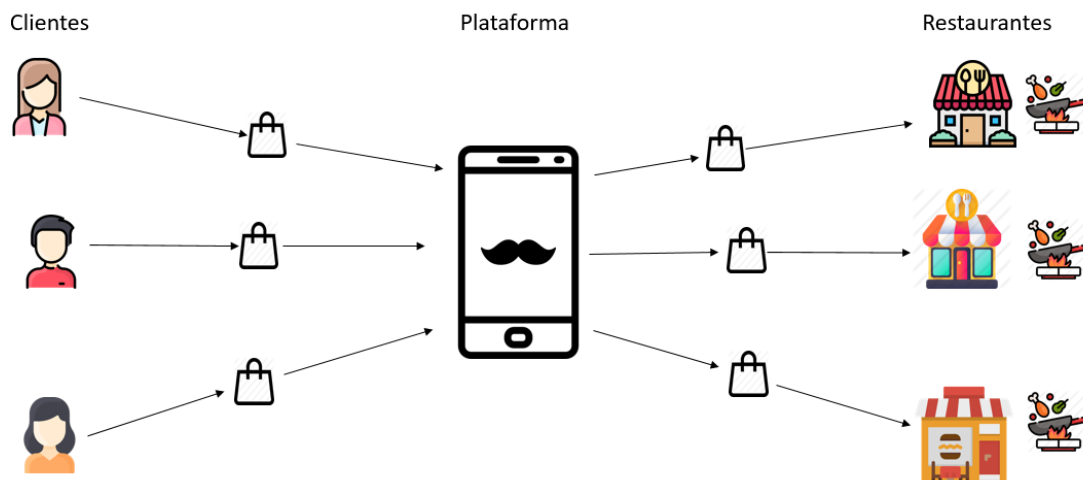


Figura 1 Relación entre actores

A medida que las órdenes van llegando y los restaurantes van preparándolas, la plataforma realiza un proceso de subasta en donde le asigna a cada orden un domiciliario y por medio de la aplicación le ofrece una recompensa monetaria por ser el encargado de recogerla y entregarla. El domiciliario puede tomar la decisión de aceptar la oferta, o rechazar la oferta.

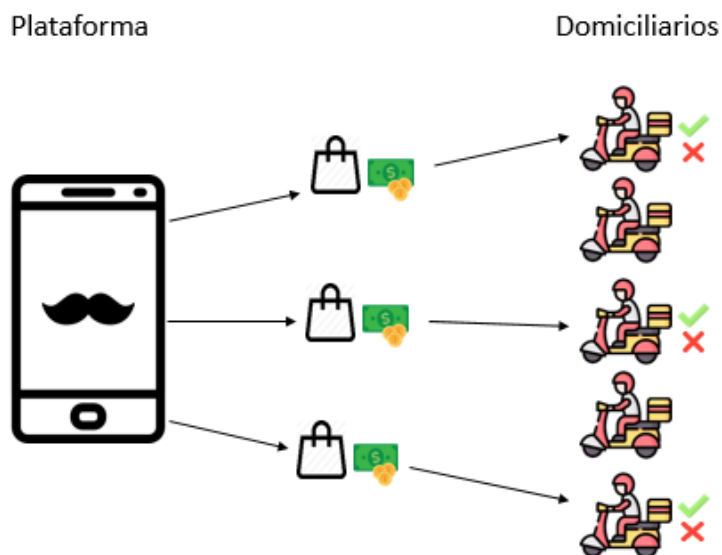


Figura 2 Relación entre actores

Este proceso de subasta es generado repetidamente en intervalos de dos a cinco minutos, en donde un algoritmo de optimización recibe como *input* las órdenes sin asignar y los domiciliarios disponibles, y devuelve como *output* la asignación de los domiciliarios a los que se les van a ofertar las órdenes.

Una orden puede pasar por múltiples procesos de subasta si los domiciliarios a los que se les oferta consideran que la recompensa monetaria asociada a la entrega de esta es muy

baja o injusta. Es decir, que los domiciliarios en teoría tienen la capacidad de rechazar todas las ofertas que consideren son injustas. Bajo el modelo de negocio de estas plataformas, los domiciliarios no son trabajadores de estas sino *freelancers* que están dispuestos a ofrecer un servicio por una compensación económica y, por ende, no están obligados a obedecer a la plataforma a la cual prestan sus servicios.

Muchas de las plataformas de pedidos a domicilio aseguran ofrecer unas condiciones de libertad total para aquellos que deseen trabajar en ellas, no obstante, al entrar al detalle del diseño y las políticas tomadas por parte de estas empresas, estas afirmaciones no parecen ser del todo ciertas. En los últimos años, se ha generado un debate en cuanto a la verdadera libertad que tienen los domiciliarios. Varios estudios han encontrado que la mayoría de los casos las plataformas priorizan la creación de un mercado eficiente y la monetización de este sobre el bienestar de los domiciliarios, quienes a menudo terminan siendo explotados. Las políticas que estas plataformas están implementando tienen un impacto directo que causa: la eliminación del libre accionar, reducción de poder de negociación, subordinación de la plataforma sobre los domiciliarios y dependencia de los domiciliarios hacia la plataforma, generando así un ambiente de trabajo que disminuye el bienestar de los domiciliarios (Choundary, 2018). Muchas de estas plataformas, como por ejemplo UberEats®, se han visto envueltas en polémicas por las denuncias de sus trabajadores, quienes señalan que fueron víctimas de explotación (El Tiempo, 2021). Estos hallazgos han generado una corriente de peticiones de cambio en las formas y políticas utilizadas por estas plataformas que antepone su eficiencia operacional sobre el bienestar de los domiciliarios.

Este año, la Universidad de Los Andes realizó una encuesta a 135 domiciliarios trabajando para la empresa de entrega de domicilios más grande en Latinoamérica (Universidad de los Andes, 2021). El objetivo de esta encuesta era conocer a fondo la relación que estos tienen con la aplicación en su día a día como domiciliarios y tratar de identificar dinámicas de penalización al libre accionar o subordinación de la plataforma sobre sus domiciliarios que afecta directamente el bienestar de estos. Los resultados de las encuestas revelan que la libertad de las horas en las que domiciliarios pueden trabajar y los domicilios que pueden aceptar, está siendo severamente penalizada por las políticas de la empresa.

Actualmente la aplicación funciona con un sistema en el cual los domiciliarios pueden estar en dos estados, pueden estar en racha o pueden no estar racha. Cuando el domiciliario no está en racha, la frecuencia con la que recibe domicilios es demasiado baja, a tal punto que es totalmente imposible generar unos ingresos razonables. Para poder acceder a la racha y poder recibir una cantidad de pedidos razonables, los domiciliarios deben aceptar alrededor de 10 domicilios seguidos. Lo que quiere decir que están obligados a aceptar estos pedidos sin importar la compensación monetaria que estos ofrecen. Una vez el domiciliario está en racha, este la puede perder si incumple con un pedido o si rechaza varios pedidos seguidos.

Se les preguntó por la percepción de los ingresos y pedidos diarios que reciben cuando están con racha cuando están sin racha. En la Figura 3 se puede ver que alrededor del 60% de los domiciliarios encuestados perciben unos ingresos diarios de máximo COP 20,000

cuando no se encuentran en racha, mientras que solo un 10% perciben estos mismos ingresos cuando se encuentran en racha.

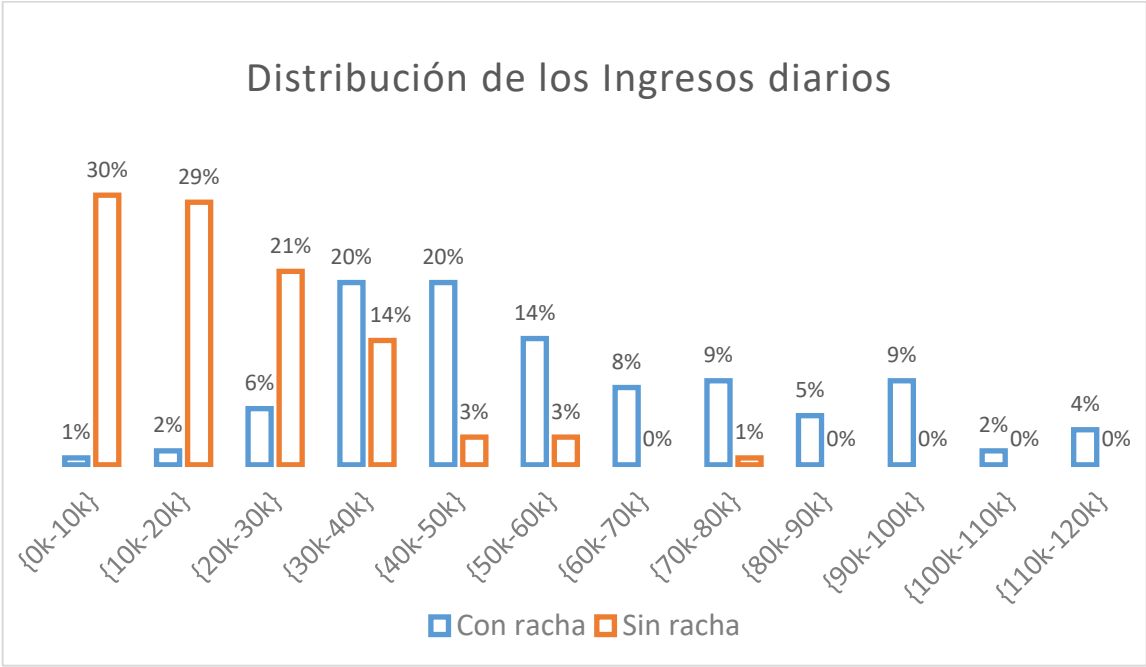


Figura 3 Distribución de los ingresos diarios de los domiciliarios

Lo mismo sucede con los pedidos diarios recibidos, en la Figura 4 se puede ver que el 69% de los domiciliarios encuestados perciben que al no estar en racha reciben entre máximo cinco pedidos, mientras que estando en racha, solo un 3% de los domiciliarios perciben esa misma cantidad de pedidos recibidos.

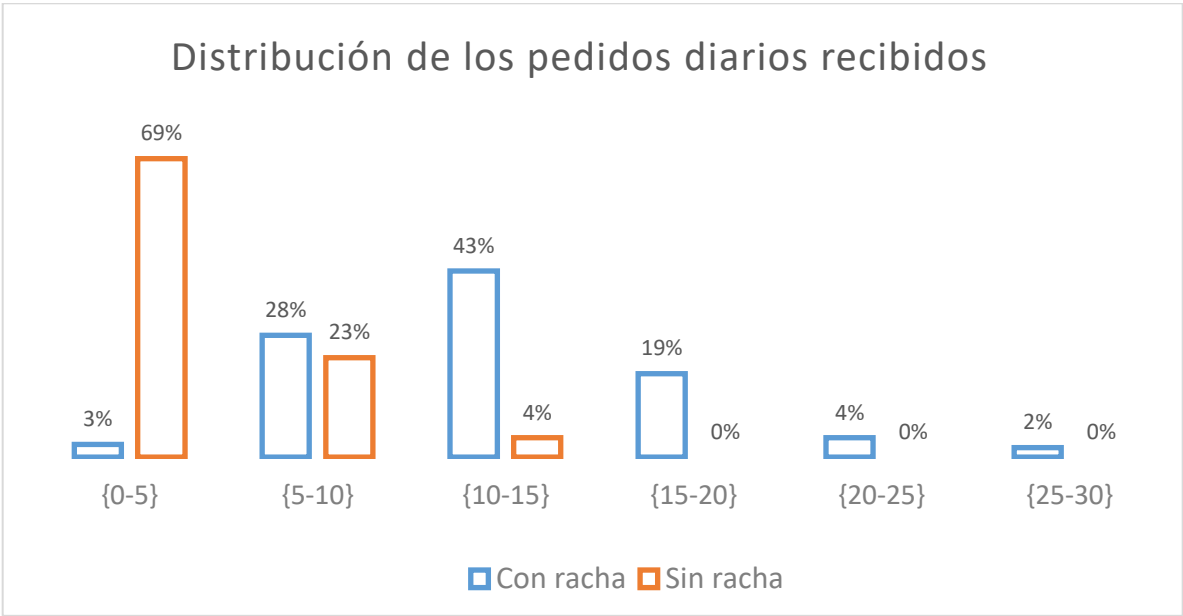


Figura 4 Distribución de los pedidos diarios recibidos de los domiciliarios

Esto significa que, para poder tener buenos ingresos, los domiciliarios están casi obligados a aceptar todas las órdenes que se les ofrecen. Tanto así, que la aplicación les permite utilizar una opción de auto aceptar, la cual acepta automáticamente los pedidos que reciben.

Al ser preguntados por la frecuencia en la que utilizan esta opción, casi el 60% de los domiciliarios encuestados indicó utilizarla en todo momento.

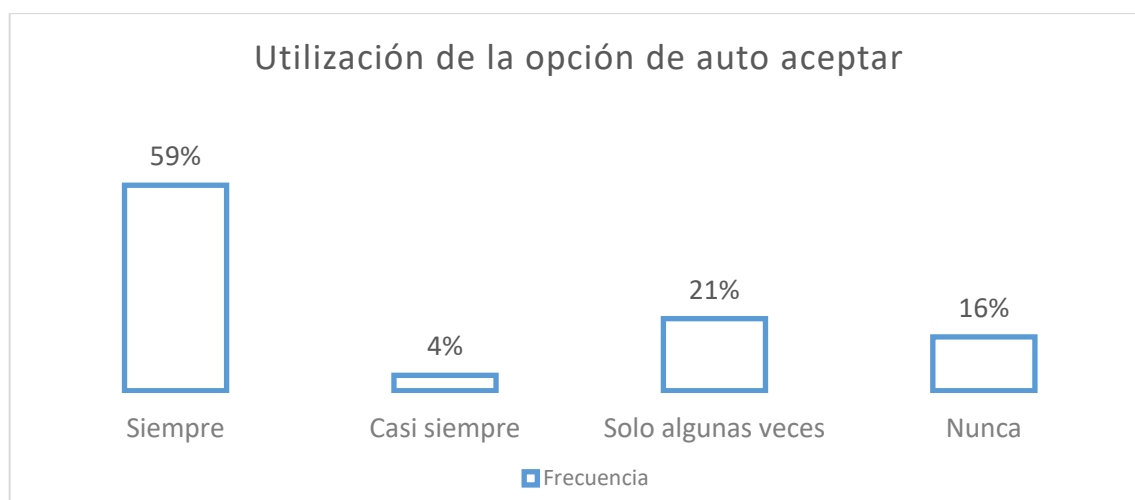


Figura 5 Utilización de la opción de auto aceptar

También se le pregunto a los domiciliarios si habían sentido que alguna vez los hubieran castigado por dejar de trabajar durante algunos días o no haber trabajado en horarios a los que la aplicación le beneficiaba. En ambos casos, más del 50% de los encuestados respondieron que sí, como se puede ver en la figura.

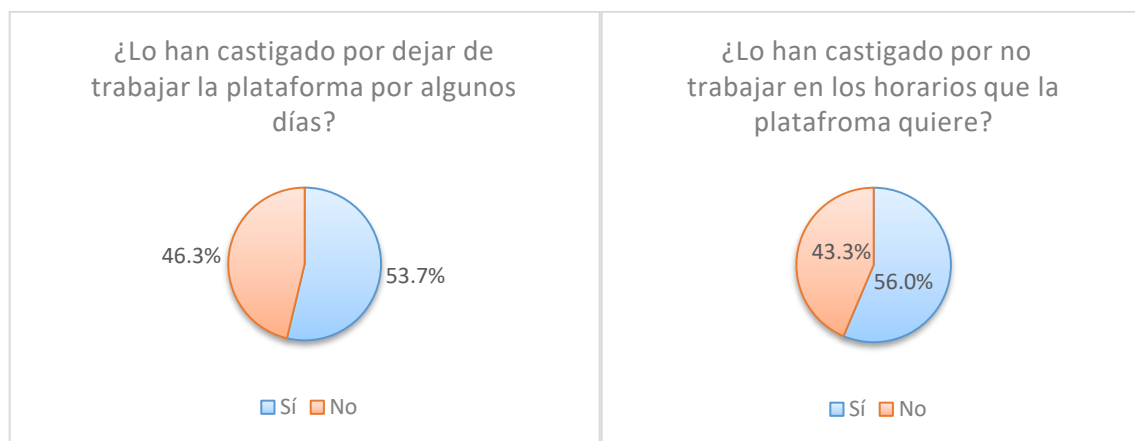


Figura 6 Graficas de percepción de castigo

Para finalizar, se les preguntó a los domiciliarios encuestados por las franjas horarias en las que suelen trabajar por día. En base a esta información, se encontró que, en promedio, los domiciliarios están trabajando alrededor de 11 hora diarias.

Estos datos hacen evidente que los domiciliarios trabajando para estas plataformas pueden ver su bienestar afectado por las políticas que estas aplica. Para el caso de la empresa

colombiana, la política de la racha hace que los domiciliarios no tengan otra opción que aceptar casi el 100% de los pedidos. Además de esto, no pueden trabajar los días y horas que ellos desean ya que son castigados.

Debido a esto, este proyecto busca aportar a la búsqueda de cambios en la operación de las plataformas de domicilios online que estén dirigidos hacia mejorar el bienestar de los domiciliarios. Se empezará por estudiar y formular un modelo de optimización que se encargue de generar la asignación de los domiciliarios en el proceso de la subasta. Este problema se conoce en la literatura como el Meal Delivery Routing Problem (MDRP), el cual captura todos los aspectos que caracterizan al problema de la asignación de domiciliarios con entregas. Posterior a esto se van a proponer cambios a dicho modelo, los cuales estén enfocados en mejorar el bienestar de los domiciliarios que son asignados. Finalmente, se van a probar los diferentes modelos utilizando información real de una de las plataformas de pedidos online más grande de Latinoamérica, con el fin de medir impacto que los cambios generados en el modelo tienen sobre la solución del problema.

2. Revisión de Literatura

El MDRP hace parte del extenso conjunto de problemas *Dynamic Vehicle Routing Problem* (DVRP), más concretamente a la familia de problemas *Dynamic pickup and Delivery Problems* (DPDP). Durante décadas se han realizado una gran cantidad de investigaciones sobre estos problemas de ruteo en donde el aspecto dinámico de estos (la información disponible cambia en medio de la operación) da pie para la aparición de nuevos retos en diferentes contextos de aplicación.

En cuanto al DVRP, (Pillac, Guéret, Gendreau, & Medaglia, 2013) realizan en su investigación una excelente revisión de estos, en donde clasifica los diferentes problemas de ruteo desde una perspectiva de evolución y calidad de la información disponible. La evolución de la información hace referencia al posible cambio en la información disponible que tiene el planeador al momento de generar las rutas, por ejemplo, la llegada de nuevas solicitudes de clientes. La calidad de la información hace referencia a la posible incertidumbre sobre los datos disponibles, por ejemplo, cuando la demanda de un cliente solo se conoce como un rango de estimación de su demanda real. Bajo estas dimensiones (Pillac, Guéret, Gendreau, & Medaglia, 2013) identifica cuatro categorías diferentes de problemas de ruteo, como se puede ver en la Tabla 1.

		Calidad de la información	
		Input determinístico	Input estocástico
Evolución de la información	Input conocido de antemano	Estático y determinístico	Estático y estocástico
	Input cambia en el tiempo	Dinámico y determinístico	Dinámico y estocástico

Tabla 1. Clasificación de los problemas de ruteo con base a la evolución y a la calidad de la información.

Posterior a esto, (Pillac, Guéret, Gendreau, & Medaglia, 2013) proponen un marco de trabajo impulsado por eventos para optimizar el DVRP, aplicando paralelismo con multinúcleos y multiprocesos. Este marco lo utiliza para solucionar un problema con información estocástica, donde las demandas de los clientes son variables aleatorias.

(Psaraftis, Wen, & Kontovas, 2016) también realizan una impresionante revisión en donde recolecta la mayor cantidad de investigaciones relacionadas al DVRP durante las últimas tres décadas, esto con el fin de intentar clasificarlos. Para generar dicha clasificación (Psaraftis, Wen, & Kontovas, 2016) desarrollan una taxonomía basada en 11 criterios diferentes: (1) tipo de problema, (2) contexto logístico, (3) modo de transporte, (4) función objetivo, (5) tamaño de la flota, (6) restricciones de tiempo, (7) restricciones de capacidad del vehículo, (8) capacidad de rechazar clientes, (9) naturaleza del elemento dinámico, (10) naturaleza de la estocasticidad (si la hubiera) y (11) el método de solución. En la Figura 7 se puede ver en detalle las clasificaciones de cada uno de los criterios.

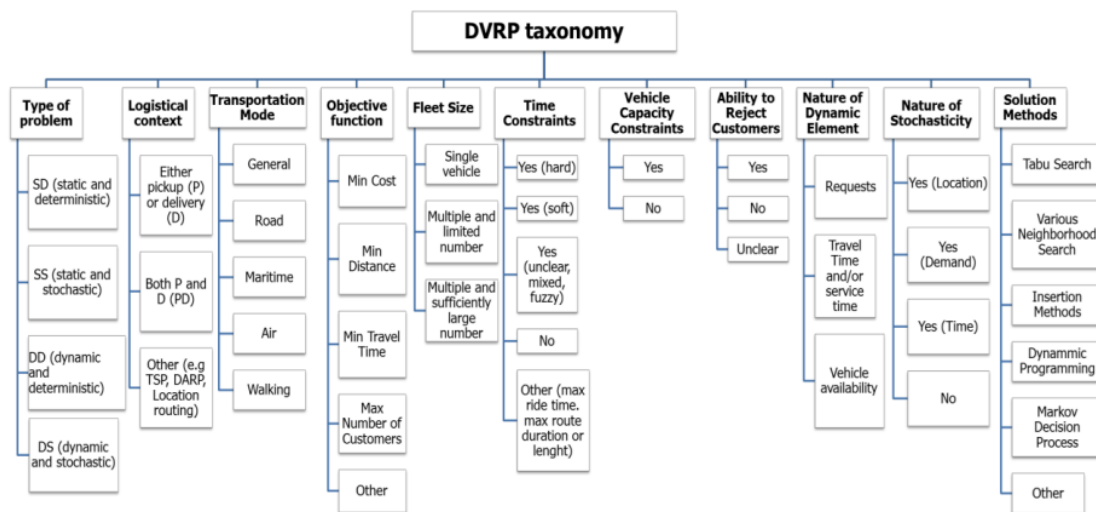


Figura 7. Resumen de la taxonomía (Psaraftis, Wen, & Kontovas, 2016)

En el criterio de tipo de problema se puede ver que se utiliza la clasificación propuesta por (Pillac, Guéret, Gendreau, & Medaglia, 2013).

En cuanto al DPDP, (Yan, Zhu, Korolko, & Woodard, 2019) realiza una revisión de las técnicas de *matching* y *dynamic pricing* utilizadas por las aplicaciones de transporte como Uber®, mostrando porque son críticas para proveer una experiencia de poca espera para conductores y clientes. (Yan, Zhu, Korolko, & Woodard, 2019) utiliza un mecanismo llamado *dynamic waiting* que varía la espera de los clientes antes de ser despachados. Este mecanismo es estudiado con datos de la compañía Uber® y muestra que es posible reducir la variabilidad del tiempo de espera mientras se incrementa la capacidad de utilización, el rendimiento del viaje y el bienestar.

(Berbeglia, Cordeau, & Laporte, 2010) hace una revisión del DPDP, en la cual objetos o personas deben ser recogidos y entregados en tiempo real. (Berbeglia, Cordeau, &

Laporte, 2010) clasifica los DPDP en tres grupos diferentes. El primer grupo consiste en los problemas *many-to-many* en donde cada vértice puede servir como fuente o como destino para cualquier mercancía. En este problema, cada nodo puede contener un tipo de bien disponible como también un tipo de bien deseado. El problema consiste en construir una ruta que realiza las recogidas y entregas de todos los bienes, de tal manera que, en el final de la ruta, cada nodo posee el bien deseado. El segundo grupo consiste en los problemas *one-to-many-to-one* en donde hay bienes que están disponibles en un depósito y están destinados a los nodos los clientes; además de esto, hay bienes disponibles en los nodos de los clientes y estos están destinados al depósito. Finalmente está el grupo de problemas *one-to-one*, en donde cada bien tiene un origen y un destino determinados. Estos problemas surgen, por ejemplo, en las operaciones de servicios de transporte puerta a puerta. Su trabajo se enfoca en los problemas *one-to-one* DPDP y presenta su aplicación para el transporte de minusválidos y anciano en zonas urbanas.

Muchos de estos problemas de ruteo dinámico están caracterizados por tener solicitudes de transporte que deben ser entregadas el mismo día en el que se reciben, por lo que muchos estos problemas se pueden agrupar dentro de una nueva rama conocida como los *Same Day Delivery Problems* (SDDP) y los *Dial a Ride Problem* (DARP). (Voccia, Campbell, & Thomas, 2015) introduce el SDDP en el contexto de las operaciones de Amazon en ciudades como Manhattan, en donde los clientes pueden recibir sus productos en menos de una hora. Este problema se caracteriza por tener una flota de vehículos que atienden las solicitudes de entrega durante el transcurso del día de servicio. Cada solicitud tiene asociada una ventana de tiempo durante la entrega debe ocurrir. Los vehículos se cargan y envían desde el depósito para atender una o más solicitudes y el objetivo es maximizar el número esperado de solicitudes que se pueden entregar a tiempo. Las decisiones se hacen teniendo en cuenta el aspecto probabilístico de la información, de tal forma que, al llegar un pedido, se puede determinar si es mejor que el vehículo espere un poco de tiempo a que lleguen más pedidos o si por el contrario es mejor que el vehículo salga de forma inmediata.

Finalmente, la revisión de literatura nos lleva a las investigaciones del MDRP. Este problema fue introducido formalmente por (Reyes, Erera, Savelsbergh, Sahasrabudhe, & O'Neil, 2018) . En su trabajo, proponen resolver el problema utilizando un algoritmo de horizonte rodante el cual, en intervalos de tiempo definidos, soluciona un problema de emparejamiento que asigna a cada domiciliario su siguiente tarea. Los pedidos individuales se pueden agrupar en *bundles* para que estos puedan ser recogidos juntos y ser entregados por un solo mensajero siguiendo una ruta especificada.

Una investigación más reciente realizada sobre este tema, y que se inspira en el trabajo de (Reyes, Erera, Savelsbergh, Sahasrabudhe, & O'Neil, 2018) es la investigación de (Quintero, 2020) en la cual propone un marco computacional en donde se lleva cabo la operación caracterizada por el MDRP. Este marco permite la carga de *inputs*, el procesamiento de la solución y el vertimiento de *outputs*, permitiendo simulaciones robustas e informadas de las soluciones al problema. El marco se aplicó sobre instancias de información real proporcionadas por la plataforma de estudio. De esta manera, las

instancias que entran como parámetro constituyen ubicaciones y ventanas de tiempo reales y el volumen de estas refleja las verdaderas dimensiones del problema.

3. El problema de enrutamiento de pedidos de comida

A continuación, se presentarán los aspectos principales que caracterizan al problema MDRP definido por (Reyes, Erera, Savelsbergh, Sahasrabudhe, & O'Neil, 2018).

Se tiene el conjunto R de restaurantes en donde se deben recoger los pedidos, en donde cada restaurante $r \in R$ tiene asociado una ubicación u_r y un tiempo de servicio s_r (tiempo que se demora el restaurante en despachar una orden una vez el domiciliario ha llegado a recogerla) asociados. Se tiene un conjunto O de ordenes en donde cada orden $o \in O$ tiene una ubicación de entrega u_o , un tiempo de colocación a_o , una hora de estar lista e_o , un tiempo de servicio s_o (tiempo que un domiciliario se demora en despachar la orden una vez ha llegado a la ubicación de entrega) y un restaurante r_o asociados. Finalmente se tiene un conjunto de domiciliarios D en donde cada domiciliario $d \in D$ tiene un tiempo de conexión e_d , una ubicación u_d en tiempo de conexión y un tiempo l_d de desconexión. Se asume que toda la información de los restaurantes y los domiciliarios se conoce *a priori*, pero la información de cada orden en particular se conoce en el momento en que es colocada. El MDRP consiste en determinar rutas factibles para que los domiciliarios completen la recogida y entrega de las ordenes, con el objetivo de optimizar una o múltiples medidas de desempeño como el número de órdenes entregadas, el *click-to-door* time (la diferencia entre el tiempo en que se pone una orden y el tiempo en el que es entregada), el *ready-to-door* time (la diferencia entre el tiempo en que se pone una orden y el tiempo en el que es entregada), órdenes entregadas por hora entre otras.

4. Caso de estudio y descripción de la información a utilizar

Para el caso de estudio de esta investigación se utilizará información de una empresa colombiana. Esta empresa es una de las que ha aprovechado el crecimiento en la demanda de domicilios *online* y actualmente está buscando ganar cada vez más mercado en Latinoamérica. Este emprendimiento colombiano paso a la lista de los *startups* más grandes de América Latina en 2018 al superar los US\$ 1000 en consecución de capital después de recibir una inyección de US\$ 200 millones por parte de DST Global, Andreessen Horowitz y Sequoia (Cifuentes, 2018). Actualmente tiene presencia en mercados latinoamericanos como Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México, Costa Rica, Uruguay, Perú y Ecuador.

Para esta investigación se obtuvieron varias instancias de información real de la operación de esta empresa en diversas ciudades de Latinoamérica. A continuación, se va a describir la estructura de la información disponible dentro de estas instancias.

Descripción de la información

La base de datos disponible consta de 60 instancias diferentes, cada instancia está constituida de la información de un conjunto de órdenes puestas de diferentes restaurantes y domiciliarios disponibles en un momento cero en el tiempo, en una ciudad determinada. Todas las órdenes tienen una ubicación de recogida y entrega asociadas, y se cuenta con una flota de domiciliarios para satisfacerlas.

Dentro de la información que se tiene de cada una de las órdenes está:

- Latitud de la ubicación de entrega.
- Longitud de la ubicación de entrega.
- El tiempo en segundos que se demora un domiciliario haciendo entrega de una orden al cliente asociado a esta.
- La ventana de tiempo a partir del tiempo cero en la que se espera que sea entregada.

Dentro de la información que se tiene de cada uno de los restaurantes está:

- Latitud de la ubicación del restaurante.
- Longitud de la ubicación del restaurante.
- El tiempo en segundo que se demora el restaurante en despachar el pedido una vez este está preparado y el domiciliario ha llegado a recogerlo.
- La ventana de tiempo en la que se espera que el domiciliario llegue para recoger el pedido a partir del momento cero.

Dentro de la información que se tiene de cada uno de los domiciliarios está:

- Latitud de la ubicación del domiciliario en el tiempo cero.
- Longitud de la ubicación del domiciliario en el tiempo cero.
- Vehículo en el que se transporta el domiciliario.

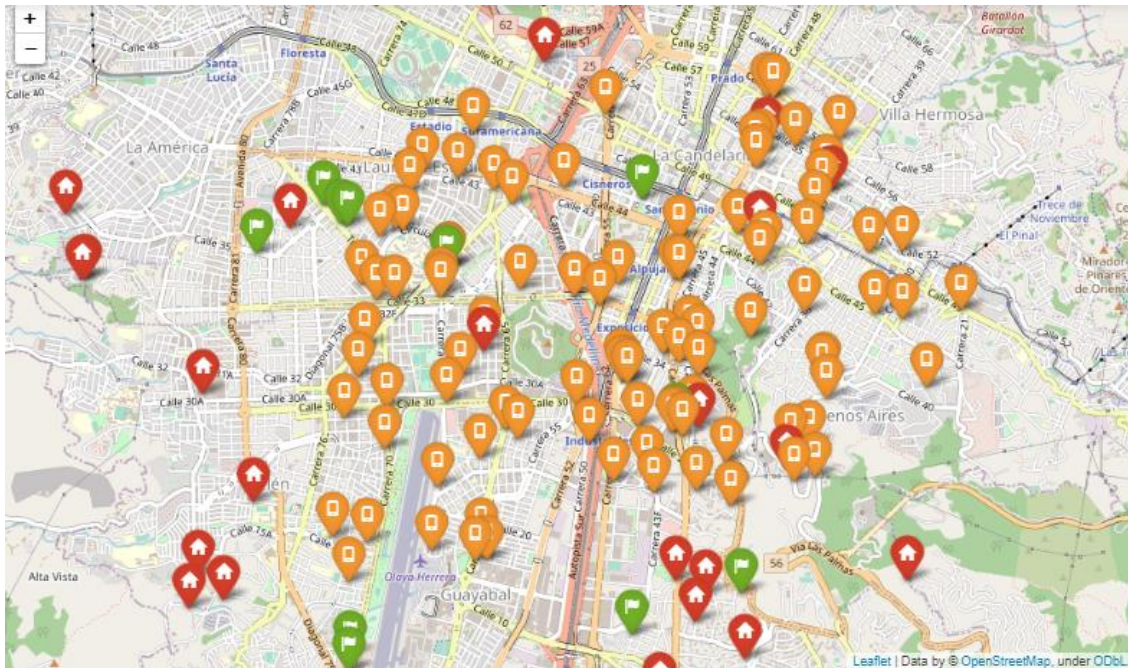


Figura 8 Sección del mapeo de los actores de una instancia de la base de datos ubicada en Medellín

En la Figura 8 se puede ver un ejemplo de una de las instancias de la base de datos. Se pueden ver las ubicaciones de entrega de las órdenes identificadas con un marcador rojo, los restaurantes con un marcador verde y los domiciliarios con un marcador naranja. Todas las órdenes están asociadas a alguno de los restaurantes en el mapa, el domiciliario que sea asignado debe ir al restaurante por la orden y seguido a esto llevarla a la ubicación de entrega en el menor tiempo posible.

5. Funcionamiento del Sistema computacional para la solución del MDRP

Con el fin de poner en contexto el enfoque de investigación del proyecto, a continuación, se explicará el marco de referencia del sistema computacional utilizado para solucionar el problema de repartición de pedidos. Esto con el fin de poder determinar con precisión la parte de este sistema en la cual se va a enfocar la investigación de este documento. Para poder explicar el sistema se tomará como referencia el trabajo realizado por (Quintero, 2020). En su trabajo explica que el sistema computacional consiste en tres módulos, como se puede ver en la Figura 9.

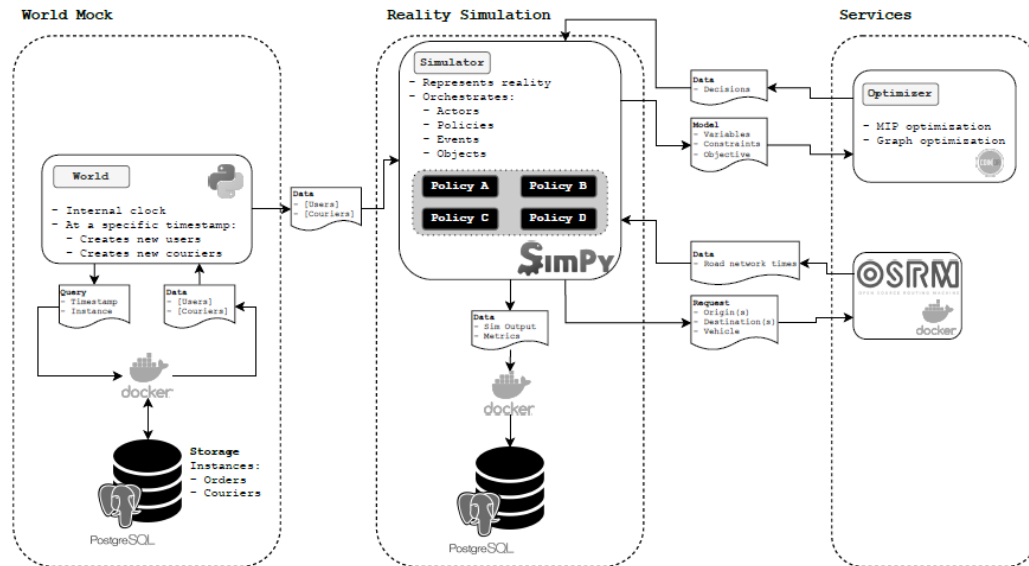


Figura 9 Diagrama de la relación de los módulos del marco computacional (Quintero, 2020)

El primero módulo lo llama el *World Mock*, el cual avanza un reloj interno que cada cierto intervalo genera unas consultas en SQL para obtener la información y las propiedades de los domiciliarios y clientes que se encuentren conectados dentro del sistema. Este módulo envía dicha información al siguiente módulo.

El segundo módulo es el *simulador*, este se encarga de recrear la lógica del problema de la entrega de pedidos, simulando las decisiones que los diferentes actores del problema pueden tomar con base a lo que él llama "políticas", las cuales estructuran como un actor toma una decisión y ejecuta una acción. Una vez la simulación se completa, este módulo genera el output final, el cual es la mejor solución para el problema basado en métricas de interés para la empresa. Entre las métricas más importantes están: órdenes completadas, *click-to-door time*, *drop-off lateness time*, entre otras.

Finalmente se tiene el último módulo de los *Servicios*, los cuales se encargan de recibir inputs del módulo del simulador y utilizar esa información para devolver outputs con información de interés para el simulador. El primer servicio es el optimizado, el cual se encarga proveer soluciones a problemas de optimización planteados por el simulador y el segundo servicio es una máquina de ruteo, la cual recibe como parámetro un origen, un destino y un vehículo y devuelve el tiempo de recorrido de origen a destino teniendo en cuenta el moviendo en la ciudad del vehículo.

La investigación en este documento se enfocará en el tercer módulo, más específicamente sobre el optimizador, que como *input* recibe un conjunto de órdenes que deben ser cumplidas y un conjunto de domiciliarios disponibles y como *output* debe entregar un conjunto de rutas factibles para que los domiciliarios completen la recogida y entrega de las ordenes, con el objetivo de optimizar las medidas de desempeño. El objetivo de la investigación es generar y probar este modelo de optimización en las diferentes instancias.

Posterior se harán cambios en la formulación del modelo enfocados al bienestar de los domiciliarios y de igual manera se probarán en las diferentes instancias con el fin de medir el impacto de estos cambios.

6. Metodología Modelo Corporativo

Para solucionar el problema se utilizará una estrategia similar a la utilizada por Reyes et al (2018) en donde las órdenes de un mismo restaurante se pueden combinar en *bundles* con múltiples ubicaciones de entrega. En su metodología primero se construyen las rutas necesarias para entregar los pedidos, dichas rutas pueden estar constituidas por una sola orden o con un *bundle* de hasta tres órdenes. Seguido a esto se realiza un modelo de asignación, en el que a cada ruta se le asigna un domiciliario quién será encargado de recoger y entregar las ordenes asociadas a esta. Para está investigación también se solucionará el problema en dos pasos, primero se generarán las rutas y posterior a esto la asignación de domiciliarios a las rutas.

6.1 Generación de las rutas

Como ya se había mencionado, las rutas a generar pueden estar constituidas por *bundles* siempre y cuando todas las ordenes sean del mismo restaurante y tengan un tiempo de preparación similar, de esta forma todas pueden ser recogidas y entregadas por un solo domiciliario. Para poder ilustrar esto se puede tomar el ejemplo de la Figura 10 de un restaurante que tiene órdenes de varios clientes:

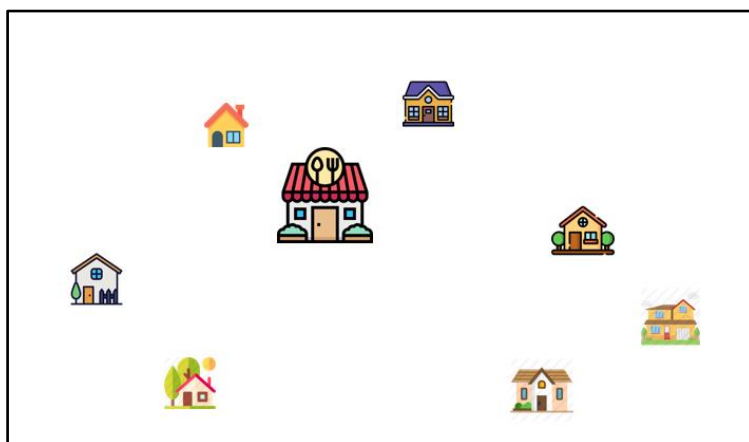


Figura 10 Ilustración del problema de ruteo

Una forma de entregar los pedidos es generar una ruta directa a cada uno de los clientes, generando así siete rutas diferentes como se muestra en la Figura 11.

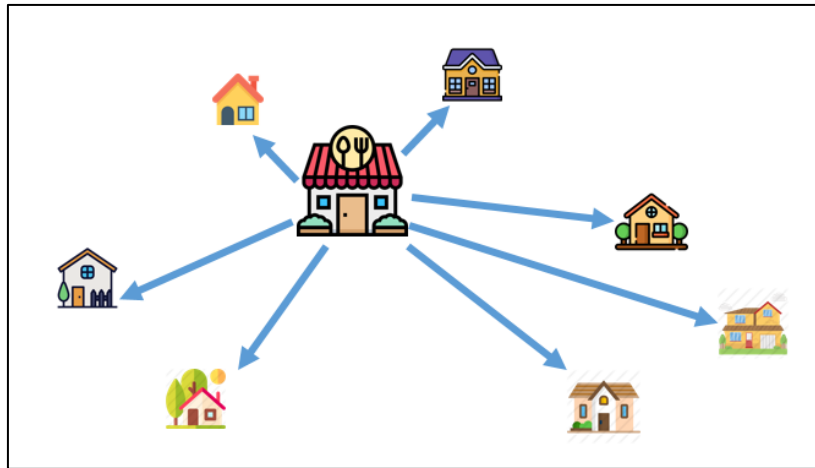


Figura 11 Posible solución del problema utilizando rutas directas

No obstante, es posible que exista una mejor manera de entregar los pedidos utilizando rutas *bundle* y permitiendo que los domiciliarios hagan más de una parada en su ruta. Una posible mejor solución utilizando rutas *bundle* podría ser la que se muestra en la Figura 12:

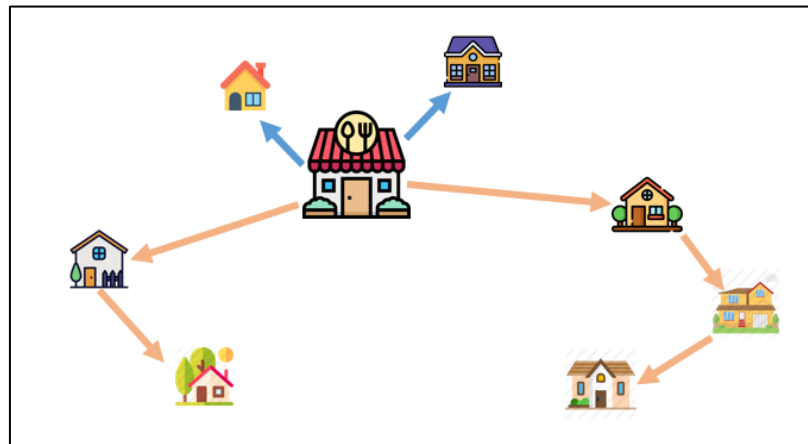


Figura 12 Posible solución del problema utilizando rutas *bundle*

Para este caso se puede ver que en total solo se generaron cuatro rutas, de las cuales dos son rutas directas del restaurante al cliente y las otras dos son rutas *bundle* las cuales abarcan a más de un cliente.

El problema ilustrado se puede considerar como un *Vehicle Routing Problem* (VRP) clásico, el cual busca encontrar el conjunto óptimo de rutas para una flota de vehículos que sale de un depósito y que debe satisfacer una demanda de un conjunto dado de clientes, que en este caso son las ubicaciones de entrega de las órdenes. Para el caso de estudio, este problema se debe solucionar para cada uno de los restaurantes, los cuales se considera que van a tener una flota ilimitada de domiciliarios debido al gran número de estos que cada instancia tiene. Además de esto cada ruta puede tener hasta un máximo de tres órdenes a entregar, el orden de las rutas va a estar definido por las ventanas de tiempo en

las que se estas se deben entregar y finalmente, se debe tener en cuenta que los vehículos (domiciliarios) no están obligados a volver al depósito (restaurantes). Por esta razón el problema de ruteo se puede considerar un *Open Multiple Depot Multiple Vehicle Routing Problem* (OMDMVRP) con ventanas de tiempo.

Para poder definir el modelo que va a generar las rutas se presenta la siguiente notación:

- **T** : Conjunto de restaurantes, $t \in T$
- **C** : Conjunto de clientes con una orden, $c \in C$
- **N** : Conjunto de nodos, $i \in N$, $N = R \cup C$
- **arcos1**: Conjunto de arcos, $(i, j) \mid i \in T, j \in C$
- **arcos2**: Conjunto de arcos, $(i, j) \mid j \in T, i \in C$
- **arcos3**: Conjunto de arcos, $(i, j) \mid i \in C, j \in C \mid i \neq j$
- **A** : Conjunto de arcos totales, $A = \text{arcos1} \cup \text{arcos2} \cup \text{arcos3}$
- **S_i** : Subconjunto de nodos c candidatos a visitar el nodo i , $i \in N$
- **$dist_{ij}$** = Distancia entre el nodo $i \in N$ y el nodo $j \in N$
- **t** = tiempo mínimo que debe haber entre las ventanas de tiempo de las entregas de la misma ruta
- **$upper_i$** = tiempo máximo de llegada al nodo $i \in N$
- $x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si se pasa por el arco}(i, j) \\ 0 & \text{d.l.c} \end{cases}$
- **y_i** = Variable de decisión eliminadora de subtoures

Debido a que no todas las órdenes pueden ser parte de una misma ruta, se creó el subconjunto **S_i** para cada uno de los nodos. Para los nodos de los clientes, este subconjunto contiene el restaurante asociado a su orden y los nodos de los clientes con órdenes del mismo restaurante y que su ventana de tiempo de recogida en el restaurante no sea mayor cuatro minutos.

Gracias a que la base de datos contiene la latitud y la longitud de todos los nodos, se utilizó la fórmula de *haversine* para poder calcular la distancia directa entre estos. Si bien, se sabe que la verdadera distancia entre los nodos debe tener en cuenta la estructura vial de la ciudad, para esta investigación no se pudo tener acceso a esta información. Por lo que se considera que este cálculo es el mejor estimador a la mano.

Usando estas notaciones se define el modelo:

$$\min \sum_{i,j \in C} x_{ij} * dist_{ij} + \sum_{i \in T, j \in C} x_{ij} * dist_{ij} \quad (1.a)$$

s.t.

$$\sum_{i \in S_j} x_{ij} = 1 \quad \forall j \in C \mid i \neq j \quad (1.b)$$

$$\sum_{j \in S_i} x_{ij} = 1 \quad \forall i \in C \mid i \neq j \quad (1.c)$$

$$\sum_{i \in S_t} x_{it} - \sum_{j \in S_t} x_{tj} = 0 \quad \forall t \in T \mid t \neq i, t \neq j \quad (1.d)$$

$$y_i + 1 \leq y_j + 3 * (1 - x_{ij}) \quad \forall i \in C, j \in C \mid i \neq j \quad (1.e)$$

$$(upper_i + t) * x_{ij} \leq upper_j \quad \forall i \in N, j \in C \quad (1.f)$$

$$x_{ij} \in \{1,0\} \quad \forall i, j \in A \quad (1.g)$$

$$y_i \in \{\mathbb{Z}^+\} \quad \forall i \in C \quad (1.h)$$

Las restricciones (1.b) y (1.c) se aseguran de que se visiten todos los clientes por alguno de sus nodos candidatos. Las restricciones (1.d) se encargan de que se cumpla el balance en nodos asociados a restaurantes. Las restricciones (1.e) se encargan de eliminar los *subtours* y de definir el número máximo de entregas dentro de una ruta, que para este caso es tres. Finalmente, las restricciones (1.f) se encargan de que las entregas estén ordenadas dependiendo de la ventana de tiempo y que exista un tiempo mínimo que debe haber entre las ventanas de tiempo de las entregas de una misma ruta.

La función objetivo busca minimizar la distancia total necesaria para poder recorrer todos los nodos. En la función objetivo solo se tienen en cuenta las distancias que van desde los restaurantes a los clientes y de los clientes a los clientes, ya que, a pesar de que el modelo hace se asegura que las rutas terminen en los restaurantes, estas distancias no se deben tener en cuenta ya que el domiciliario no está obligado a volver al restaurante donde recogió las órdenes.

6.2 Asignación de los domiciliarios

Para realizar la asignación de domiciliarios también se utilizará un modelo de optimización. Este modelo se alimenta de las rutas generadas en el modelo de ruteo y de la información de todos los domiciliarios disponibles para hacer pedidos. El modelo buscará seleccionar para cada ruta un domiciliario, el cual deberá cumplir con las ventanas de tiempo de todos sus nodos, tratando de minimizar su tiempo de llegada a estos.

Para definir el modelo que se va a utilizar para generar las rutas, se introduce la siguiente notación:

- R : Conjunto de rutas, $r \in R$
- D : Conjunto de domiciliarios, $d \in D$
- N : Conjunto de nodos, $i \in N$
- X_r : Subconjunto de nodos i que pertenecen a la ruta $r \in R$
- V_r : Subconjunto de la tienda t que pertenece a la ruta $r \in R$
- U_r : Subconjunto de clientes
- W_r : Subconjunto de domiciliarios d candidatos a la ruta $r \in R$
- $arcs_final_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si los nodos } i \text{ y } j \text{ son de la misma tienda} \\ 0 & \text{d.l.c} \end{cases}$
- v_d = velocidad del domiciliario $d \in D$
- lb_i = ventana de tiempo inferior del nodo $i \in N$
- ub_i = ventana de tiempo superior del nodo $i \in N$
- s_i = tiempo de servicio del nodo $i \in N$
- $dist_{ij}$ = Distancia entre el nodo $i \in N$ y el nodo $j \in N$
- $disd_{dt}$ = Distancia entre el domiciliario $d \in D$ y la tienda $t \in T$
- $x_{dr} = \begin{cases} 1 & \text{si el domiciliario } d \text{ es asignado a la ruta } r \\ 0 & \text{d.l.c} \end{cases}$
- y_{dir} = tiempo de llegada del domiciliario d al nodo i de la ruta r
- $z_d = \begin{cases} 1 & \text{si decido utilizar al domiciliario } d \\ 0 & \text{d.l.c} \end{cases}$

Para cada ruta se tiene un subconjunto W_r de domiciliarios candidatos a atenderla, este subconjunto se define por la distancia *haversine* entre los domiciliarios y el restaurante correspondiente a las órdenes que componen la ruta.

Usando estas notaciones se define el modelo:

$$\min \sum_{d \in D} \sum_{r \in R} \sum_{i \in U_r} y_{dir} \quad (2.a)$$

s.t.

$$y_{dir} \geq lb_i * x_{dr} \quad \forall r \in R, d \in D, i \in V_r \quad (2.b)$$

$$y_{dir} \leq ub_i * x_{dr} \quad \forall r \in R, d \in D, i \in V_r \quad (2.c)$$

$$y_{dtr} = \left(\frac{disd_{di}}{v_d} * 3600 \right) * x_{dr} \quad \forall r \in R, d \in D, t \in V_r \quad (2.d)$$

$$M * (1 - x_{dr}) + y_{djr} \geq arcs_{final_{ij}} * \left(y_{dir} + s_i + \frac{dist_{ij}}{v_d} * 3600 \right) \quad \forall d \in D, r \in R, i \in X_r, j \in X_r \quad (2.e)$$

$$x_{dr} \in \{1,0\} \quad \forall r \in R, d \in W_r \quad (2.f)$$

$$y_{dir} \in \{\mathbb{R}^+\} \quad \forall r \in R, d \in W_r, i \in X_i \quad (2.g)$$

$$z_d \in \{1,0\} \quad \forall d \in D \quad (2.h)$$

Las restricciones (2.b) y (2.c) se aseguran de que los domiciliarios lleguen en la ventana de tiempo a los restaurantes. Las restricciones (2.d) definen la llegada de los domiciliarios al restaurante correspondiente a la ruta a la que son asignados. Finalmente, las restricciones (2.e) definen la llegada de los domiciliarios a los clientes incluidos en la ruta a la que son asignados. En este modelo, la función objetivo busca que las órdenes lleguen en el menor tiempo posible a todos los clientes, por lo que se busca minimizar el tiempo en el que llegan los domiciliarios a los nodos de los clientes.

7. Pruebas del Modelo Corporativo

El modelo propuesto se probó en las 60 instancias disponibles de la base de datos. Dentro de los resultados se encontraron algunas soluciones interesantes de las rutas de algunos restaurantes con varias órdenes asignadas.

los domiciliarios que se encuentran más cercanos al restaurante, lo cual tiene sentido con lo que se ve en las calles, donde existe grandes grupos de domiciliarios aglomerados muy cerca de zonas con restaurantes de mucha demanda.

Ahora bien, para poder medir el impacto que tiene el modelo sobre los clientes y los domiciliarios, se probó el modelo en las 60 instancias de la base de datos y se obtuvieron varias estadísticas que miden el desempeño de las soluciones obtenidas por este.

PORCENTAJE PROMEDIO DE PEDIDOS FUERA DE LA VENTANA DE TIEMPO:	15.3%
TIEMPO PROMEDIO DE LLEGADA DE LOS PEDIDOS:	12.65 minutos
TIEMPO TOTAL PROMEDIO DE ESPERA FUERA DE LAS VENTANAS DE TIEMPO:	102.29 minutos
TIEMPO PROMEDIO DE ESPERA FUERA DE LAS VENTANAS DE TIEMPO:	4.33 minutos
TIEMPO MÁXIMO PROMEDIO DE ESPERA FUERA DE LAS VENTANAS DE TIEMPO:	11.1 minutos
ASIGNACIÓN DE DOMICILIARIOS A RUTAS DIRECTAS	
	PROMEDIO
EN MOTO:	84%
EN BICICLETA	12%
EN CARRO:	4%
CAMINANDO:	0%
ASIGNACIÓN DE DOMICILIARIOS A RUTAS BUNDLE	
	PROMEDIO
EN MOTO:	92%
EN BICICLETA	4%
EN CARRO:	4%
CAMINANDO:	0%

Figura 15 Consolidado de los resultados de todas las instancias.

La Figura 15 resume los resultados del modelo sobre las 60 instancias en las que se probó. El porcentaje de pedidos fuera de la ventana de tiempo es en promedio del 15% por instancia, el tiempo promedio que se demoran los pedidos en llegar a los clientes es de 12.65 minutos, el tiempo total de espera fuera de las ventanas de tiempo es en promedio 102.29 minutos por instancia, el tiempo promedio de espera de los clientes fuera de las ventanas de tiempo alrededor de todas las instancias es de 4.33 minutos, el tiempo de espera por fuera de las ventanas de tiempos más alto de todas las instancias es de 11.1 minutos.

De los domiciliarios que se utilizan para atender las rutas directas, en promedio, el 84% se mueve en moto, el 12% en se mueve en bicicleta y el 4% en carro. En cuanto a los domiciliarios utilizados para cubrir las rutas *bundle*, en promedio, el 92% se mueve en moto, el 4% se mueven en bicicleta y 4% en carro.

8. Bienestar de los domiciliarios.

Como se mencionó anteriormente, uno de los objetivos principales de esta investigación es enfocarse en el bienestar de los domiciliarios. Este objetivo nace debido a recientes denuncias de domiciliarios que trabajan utilizando las aplicaciones de pedidos *on-demand*.

Actualmente, es claro que los modelos y las políticas utilizadas por las plataformas de pedidos están sobreponiendo la creación de un mercado eficiente y la monetización de este por sobre todo lo demás. Es por esto por lo que a continuación se van a proponer diferentes cambios que se pueden aplicar al modelo y que pueden mejorar el bienestar de los domiciliarios que trabajan para las plataformas de pedidos *on-demand*. Posterior a esto se van a generar cuatro modelos nuevos, los cuales incorporarán uno o más de los cambios propuestos.

8.1 Asignación Ecuánime

De los resultados del modelo corporativo, se puede ver claramente una preferencia hacia los domiciliarios que se mueven en moto, lo cual tiene sentido ya que ellos tienen una mejor movilidad comparada a la movilidad de los domiciliarios en bicicleta y la misma o incluso más velocidad que los domiciliarios en carro, por lo que tendrán la capacidad de entregar los pedidos más rápido. Si el modelo lo que busca es entregar los pedidos lo más pronto posible, siempre se van a priorizar los domiciliarios en motocicleta, lo cual no es justo para el resto de los domiciliarios que no tienen acceso a una moto.

Es por esto por lo que el primer cambio que se hará al modelo buscará hacer una asignación más equitativa entre los domiciliarios con diferentes vehículos. Para lograrlo se agregarán unas nuevas restricciones, las cuales obliguen al modelo a elegir a un número de domiciliarios mínimo por tipo de vehículo. Para elegir el número mínimo de domiciliarios a elegir por tipo de vehículo para cada instancia, lo que se hizo fue encontrar la proporción de domiciliarios de cada tipo de vehículo del total de domiciliarios disponibles en la instancia. Debido a que este cambio se hará sobre el modelo de asignación, el número de rutas que se van a utilizar se conoce antes de correr el modelo y se puede entonces calcular directamente el número de domiciliarios que se deben elegir por cada vehículo para cumplir con las proporciones. Por ejemplo, si se tiene una instancia en la cual el 35% del total de domiciliarios disponibles usan bicicletas y el modelo de ruteo generó 100 rutas a despachar, el modelo de asignación tendrá que utilizar 35 domiciliarios en bicicleta en su solución.

Para poder lograr esto se deben agregar los siguientes elementos al modelo de asignación:

- Tr : Conjunto de vehiculos utilizados por los domiciliarios
- $numd_t$: Número de domiciliarios del vehiculo $t \in Tr$ a utilizar
- ve_d : vehiculo que utiliza el domiciliario $d \in D$

$$\sum_{d \in D | ve_d = t} z_d = numd_t \quad \forall t \in Tr \quad (3.a)$$

Las restricciones (3.a) se aseguran de utilizar el número de domiciliarios que cumpla con las proporciones calculadas por tipo de vehículo. Con estas adiciones al modelo de asignación, se buscará que la asignación de domiciliarios tenga en cuenta a más domiciliarios a cambio de un posible aumento en la espera de los clientes.

8.2 Maximizar el número de domiciliarios utilizados

La creación de las rutas *bundle* en una solución del problema hace que el número de domiciliarios utilizados siempre va a ser menor que el número de pedidos que se van a entregar. Si se eliminaran las rutas *bundle* de la solución, se maximizaría el número de domiciliarios que se utilizarán ya que a cada domiciliario se le asignará únicamente un pedido. Es por esto que uno de los cambios propuestos será el de eliminar las rutas *bundle* de la solución para maximizar el número de domiciliarios utilizados.

8.3 Seleccionar domiciliarios con menos pedidos

Las limitaciones de información disponible de los domiciliarios hicieron difícil la búsqueda de cambios en el modelo que fueran posibles de probar en las diferentes instancias. La base de datos solo proporcionaba la ubicación y el vehículo en el que se moviliza, lo cual para realizar un modelo enfocado en los clientes es más que suficiente. Tener información vital de los domiciliarios como su calificación, ingresos generados, domicilios realizados o tiempo en la plataforma, permitiría realizar cambios en el modelo enfocados al bienestar de los domiciliarios, y que esta información puede dar indicios cuantitativos de la situación en la que se encuentra el domiciliario. No obstante, gracias a la encuesta realizada por la Universidad de los Andes realizada a 135 domiciliarios de una empresa colombiana (Universidad de los Andes, 2021), se pudo obtener información a profundidad sobre su operación. En una de las preguntas de la encuesta se les pregunta cuantos domicilios hacían por día de la semana. A partir de esta información se buscó generar una función de probabilidad con el fin de poder generar la información de los pedidos realizados por los domiciliarios. Esto con el fin de generar cambios en el modelo para que tenga prioridad sobre los domiciliarios que menos pedidos hayan podido realizar en sus últimas 24 horas de trabajo.

A la hora de generar esta información se encontraron dos problemas con los resultados de la encuesta. El primer problema que se encontró fue que los domiciliarios encuestados, ninguno hacia pedidos en carro o caminando, por lo que solo se tiene información de domiciliarios que se mueven en motocicleta o bicicleta. El segundo problema que se encontró fue un sesgo de los domiciliarios que hacía que al momento de responder el número de domicilios que realizaban al día, algunos tendían a responder un número

múltiplo de cinco o responder un número par. Esto se puede evidenciar en los resultados tanto de domiciliarios en bicicleta como domiciliarios en moto.

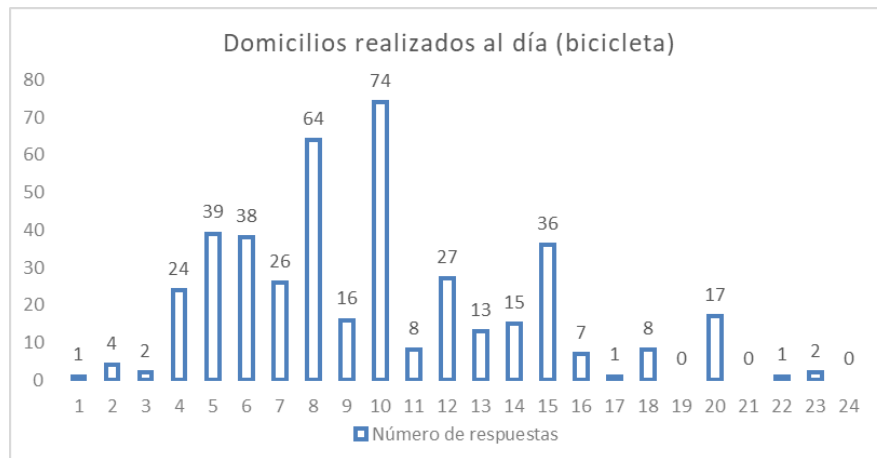


Figura 16 Histograma de las respuestas de los domiciliarios en bicicleta.

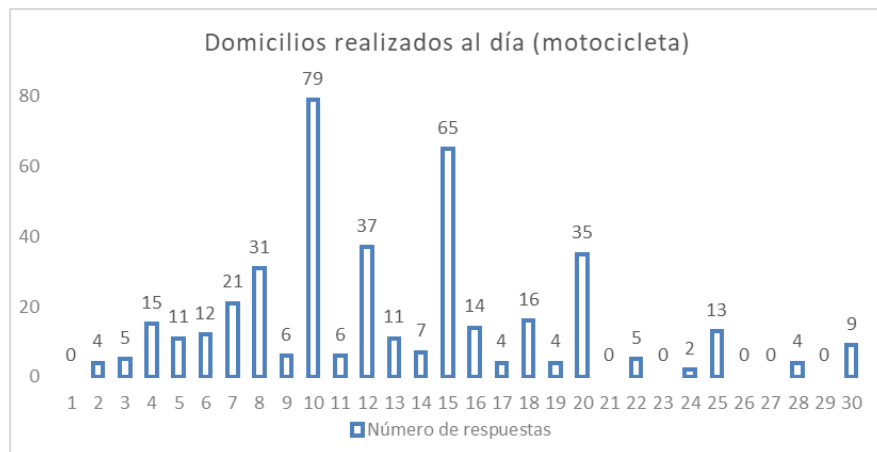


Figura 17 Histograma de las respuestas de los domiciliarios en motocicleta.

En el caso de los domiciliarios en bicicletas, se puede ver que existe un sesgo hacia los valores de 8, 10 y 15 pedidos al día. Esto se ve más pronunciado en el caso de los domiciliarios en motocicleta, en donde existe un fuerte sesgo hacia los valores 10, 15 y 20. Debido a esto no fue posible encontrar una función de probabilidad que, según la prueba Chi-cuadrado de Pearson, se pueda ajustar a los datos. Debido a esto, lo que se hizo para generar la información de los domicilios fue utilizar la función de probabilidad que menos error generara, siendo el error el estadístico de prueba de la Chi-cuadrado de Pearson:

$$\sum_i \frac{(observada_i - teórica_i)^2}{teórica_i}$$

Usando la herramienta de ajuste por lotes de Crystal ball® se encontró que, para generar los pedidos de bicicleta la función a utilizar será una Poisson con parámetro (tasa = 9.6) y

para generar los pedidos de motocicleta la función a utilizar será una Poisson con parámetros (tasa = 12.78). Cabe aclarar que el escenario ideal sería conocer la información de los pedidos realizados por cada domiciliario hasta el momento en que la instancia se genera o tener la información de la hora del día en la que se genera la instancia junto con la información suficiente para poder obtener una función de probabilidad que permitiera generar los pedidos que cada domiciliario hasta el momento en que se generó la instancia. Aun así, la información que se tiene se puede asumir como los pedidos que cada domiciliario a realizado en las últimas 24 horas.

Ahora bien, teniendo esta información, lo que se va a buscar es hacer que el modelo tenga la capacidad de priorizar aquellos domiciliarios que tengan una cantidad de pedidos realizados menor. Para poder realizarlo, se va a cambiar a una función multiobjetivo, que por un lado busque beneficiar a los clientes y por otro lado busque beneficiar a los domiciliarios.

Para poder lograr esto se deben agregar los siguientes elementos al modelo:

- p_d : pedidos realizados en la últimas 24 horas por el domiciliario $d \in D$
- α : componente de normalización

$$\min \left(\sum_{d \in D} \sum_{r \in R} \sum_{i \in X_r} y_{dir} \right) + \alpha * \left(\sum_{d \in D} z_d * p_d \right) \quad (3.b)$$

La función objetivo (3.b) tiene dos componentes, el primero hace referencia a los clientes y busca minimizar el tiempo de llegada de los domiciliarios a los clientes. El segundo componente hace referencia a los domiciliarios y busca minimizar la suma de los pedidos hechos en las últimas 24 horas de los domiciliarios seleccionados, lo cual haría que se prioricen a los domiciliarios con pocos domicilios hechos. Además de esto el segundo componente está acompañado de un coeficiente, el cual se utiliza para hacer una normalización entre ambos componentes para que tengan un impacto comparable sobre la función objetivo. Para calcular este coeficiente se hace una suma de los tiempos de las ventanas superiores de cada uno de los nodos asociados a los clientes y esta se divide por la multiplicación entre el promedio de los pedidos realizados por los domiciliarios y el número de rutas a generar.

9. Modelos generados utilizando los cambios propuestos

A partir de los cambios que fueron propuesto se generaron 4 modelos diferentes, para poder medir el impacto que pueden tener los cambios propuestos en la solución del problema de entrega de comidas. El nombre de los modelos y sus características se definen a continuación:

- **Modelo Corporativo Ecuánime:** Este modelo mantiene la función objetivo (2.a) en la asignación de domiciliarios y contiene las restricciones (3.a) de asignación ecuánime.
- **Modelo Corporativo Ecuánime sin bundle:** Este modelo mantiene la función objetivo (2.a) en la asignación de domiciliarios, contiene las restricciones (3.a) de asignación ecuánime y no utiliza rutas *bundle*.
- **Modelo Corporativo sin bundle:** Este modelo mantiene la función objetivo (2.a) en la asignación de domiciliarios y no utiliza rutas *bundle*.
- **Modelo priorización Ecuánime:** Este modelo utiliza la nueva función objetivo (3.b) que prioriza los domiciliarios con menos pedidos realizados y contiene las restricciones de asignación ecuánime.

10. Resultados de los modelos

10.1 Instancias y experimentos

Los 5 modelos fueron probados en las 60 instancias de la base de datos y se obtuvieron las estadísticas de desempeño de las soluciones obtenida por cada uno de estos.

Las instancias se distribuían en varias ciudades de Colombia y Brasil como Bogotá, Medellín, Barranquilla, Sao Paulo, entre otras. La Tabla 2 muestra el número de cada instancia y las clasifica en pequeña (P), mediana (M) y grande (G).

Tamaño	Instancias
G	8, 33, 15, 22, 59, 12
M	27, 14, 7, 40, 34, 52, 46, 10, 4, 30, 19, 58, 28, 25, 0, 50, 41
P	6, 35, 20, 17, 55, 5, 16, 54, 31, 56, 23, 13, 3, 51, 24, 21, 2, 57, 18, 9, 37, 32, 11, 1, 44, 26, 36, 53, 47, 38, 49, 39, 45, 29, 42, 48, 43

Tabla 2 Clasificación de las instancias por tamaño

Esta clasificación se hizo en base al número de órdenes a entregar y el número de domiciliarios disponibles. En la Figura 18 se puede ver un gráfico de la clasificación en base a estas variables.

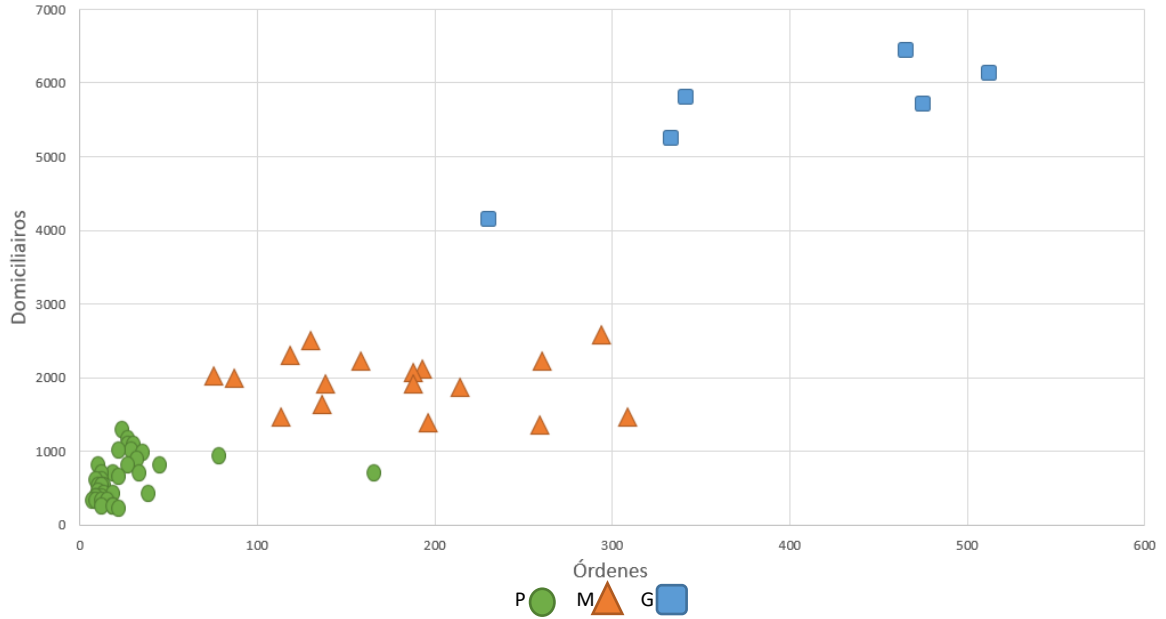


Figura 18 Gráfica de clasificación de instancias

En cuanto la información computacional de la realización de los experimentos. Los modelos se resueltos utilizando el software de optimización de Gurobi® utilizando la parametrización default del solver. En cuanto al hardware utilizado se utilizó Windows como sistema operativo, dos procesadores Intel® Core™ i/-4610M CPU @ 3GHs y una memoria RAM de 16 GB.

Los tiempos promedio de solución por modelo y tamaño de instancia se puede ver en la

Tiempo solución promedio (segundos)		
Tamaño	Ruteo	Asginación
G	0.5	32.3
M	0.1	1.7
P	0.0	0.3

Tabla 3 Tiempo de solución

10.2 Comparación de resultados por modelos

A continuación, se muestra una comparativa de dichas estadísticas entre los 5 modelos que fueron probados.

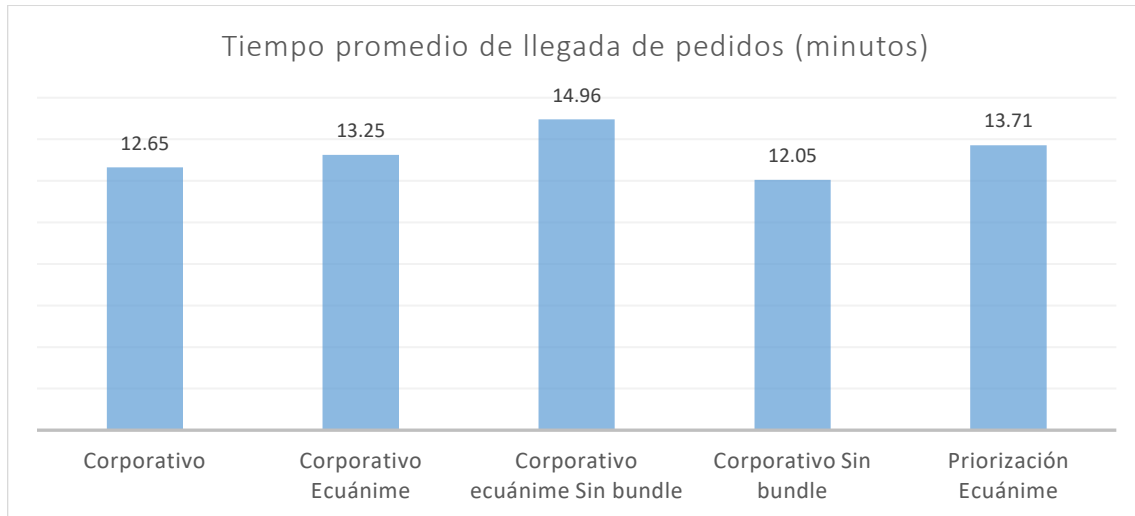


Figura 19 Tiempo promedio de llegada de pedidos (minutos) por modelo

En cuanto al tiempo promedio de entrega de los pedidos, el modelo corporativo y el modelo corporativo sin *bundle*, son los modelos que mejores soluciones ofrecen a través de las instancias, con un promedio de alrededor de 12 minutos por pedido. El modelo Corporativo ecuánime sin *bundle* presenta las soluciones con los tiempos de llegada más altos.

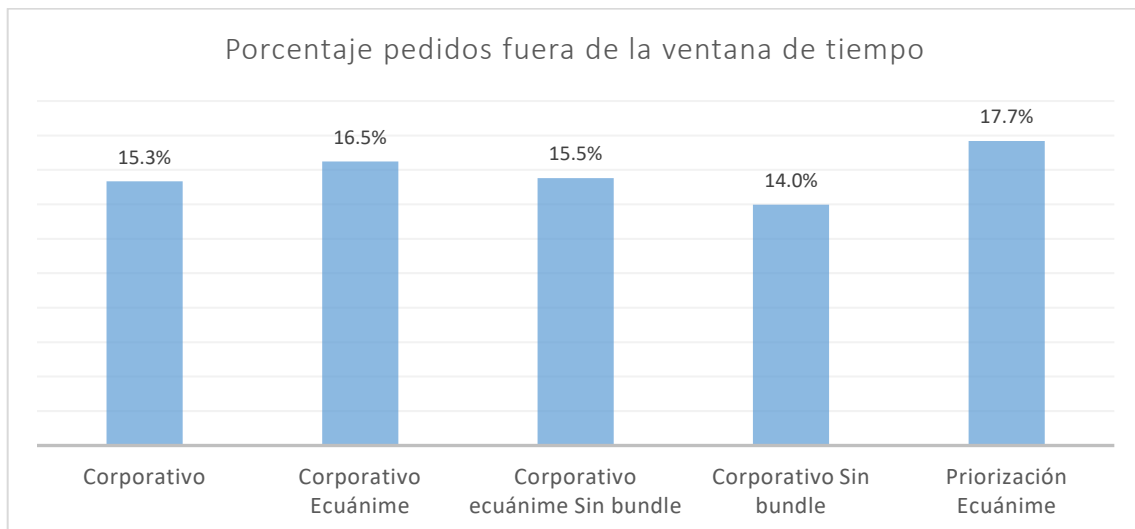


Figura 20 Porcentaje pedidos fuera de la ventana de tiempo por modelo

En cuanto al porcentaje de pedidos fuera de la ventana de tiempo, el modelo corporativo sin las rutas *bundle* ofrece las mejores soluciones alrededor de las instancias ya que en promedio solo el 14% de los pedidos son entregados fuera de la ventana de tiempo. Se

puede ver que los modelos con las ecuaciones de ecuanimidad ofrecen las soluciones con más porcentajes de pedidos fuera de la ventana de tiempo.

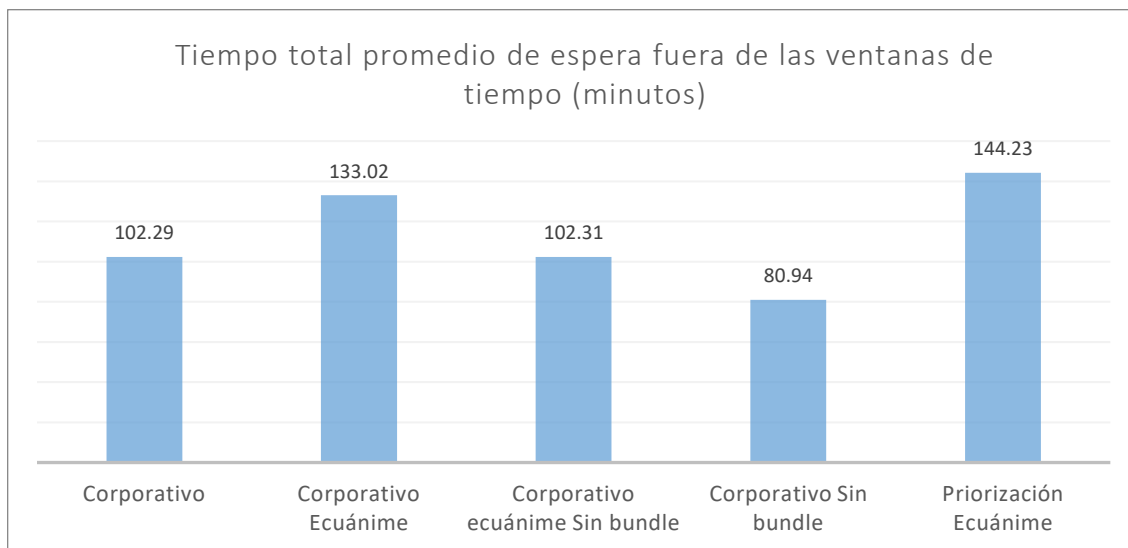


Figura 21 Resultados del modelo Corporativo sin bundle

El tiempo total de espera fuera de las ventanas de tiempo hace referencia a la suma de los tiempos de espera de todos los clientes que no recibieron su pedido dentro de la ventana de tiempo. En promedio, el modelo que mejores soluciones obtuvo fue el modelo corporativo sin rutas *bundle*, con una amplia diferencia sobre el modelo con las peores soluciones, el cual fue el modelo de priorización ecuánime.

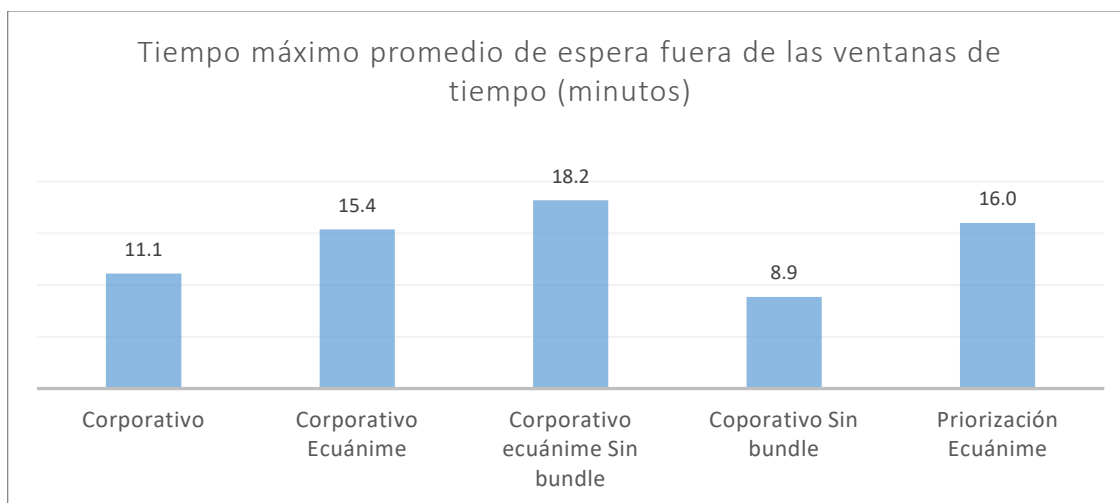


Figura 22 Tiempo máximo promedio de espera fuera de las ventanas de tiempo (minutos) por modelo

El tiempo máximo de espera fuera de las ventanas de tiempo hace referencia al cliente que más tiempo tuvo que esperar su pedido por fuera de la ventana de tiempo. En promedio, el modelo con mejores resultados una vez más es el corporativo sin *bundle* y el modelo con peores resultados a través de las instancias es el modelo corporativo ecuánime sin *bundle*.

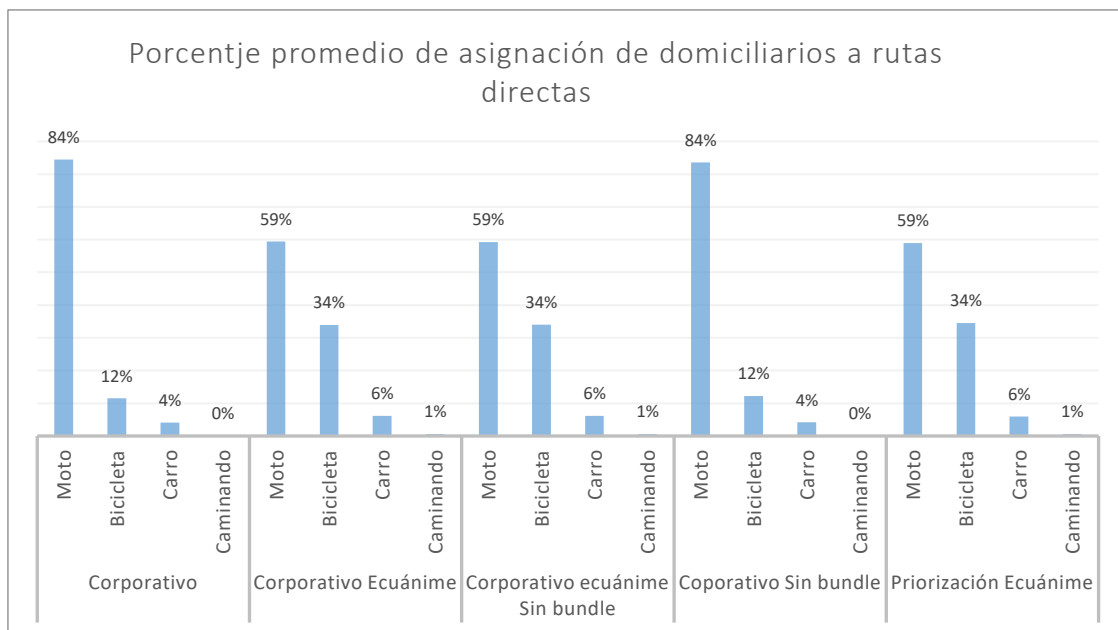


Figura 23 Porcentaje promedio de asignación de domiciliarios a rutas directas por modelo

En cuanto a la asignación de los domiciliarios a rutas directas, se puede ver el efecto que tienen las restricciones de ecuanimidad sobre la asignación de los domiciliarios. Los modelos sin estas restricciones se apoyan fuertemente en la flota de domiciliarios que utilizan moto y nunca utilizan a domiciliarios que hacen domicilios caminando. Los domiciliarios en bicicleta son los que se ven más beneficiados por estas restricciones ya que su utilización promedio pasa del 12% al 34%.

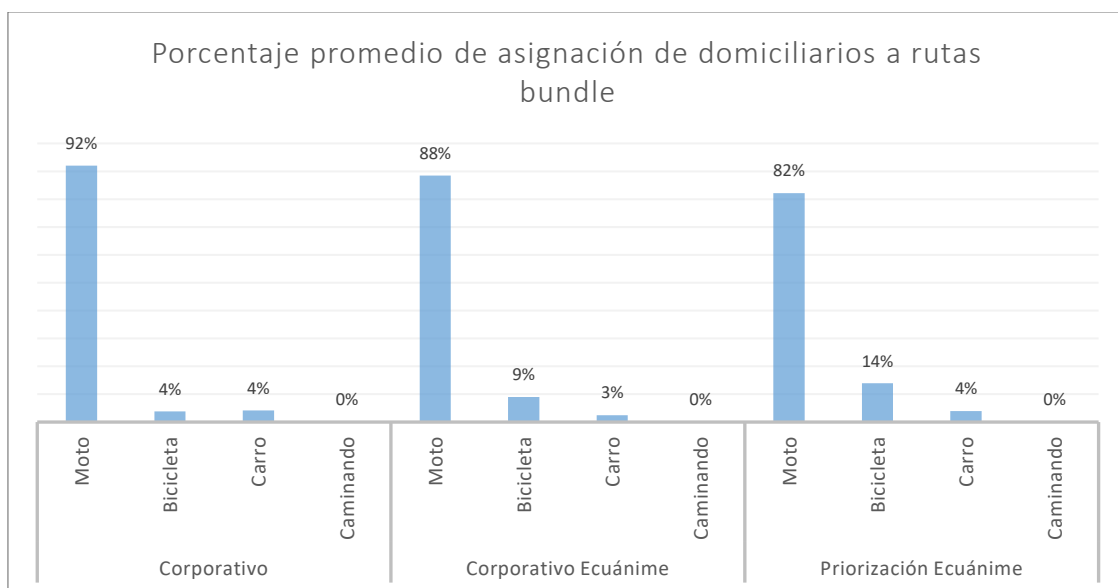


Figura 24 Porcentaje promedio de asignación de domiciliarios a rutas bundles por modelo

Con respecto a la asignación de los domiciliarios a rutas *bundle*, el efecto que tienen las restricciones de ecuanimidad sobre la asignación de los domiciliarios a rutas *bundle* no es tan fuerte como el de las rutas directas. Los domiciliarios en moto son los preferidos a la hora de realizar las rutas *bundle*. Una vez más los domiciliarios en bicicleta se ven beneficiados por las restricciones de ecuanimidad y para el caso del modelo de priorización, la función objetivo tiene un efecto sobre la selección de estos domiciliarios ya que en promedio realizan menos pedidos que los domiciliarios en moto.

11. Análisis de resultados

El resultado más llamativo fue el efecto positivo que tuvo en el desempeño de los modelos la eliminación de las rutas *bundle*. Prueba de esto es que el modelo corporativo sin *bundle* es el que mejor desempeño muestra en todas las estadísticas. Esto se puede deber a que siempre se contaba con un gran número de domiciliarios en todas las instancias, con una flota abundante lo mejor es enviar a cada domiciliario con una única orden. La verdadera utilizada de las rutas *bundle* puede aparecer cuando el sistema se encuentre bajo presión, donde la flota de domiciliarios se quede corta para abastecer una gran cantidad de pedidos. De esto se puede concluir que el primer modelo que genera las rutas debería tener en cuenta el número de domiciliarios disponibles en el sistema para definir el largo de estas.

En cuanto a las restricciones de asignación ecuaníme es claro que estas tienen un efecto sobre el desempeño de los modelos ya que obliga a que domiciliarios que en principio no son de interés, debido a su capacidad de entregar domicilios de la manera más rápida posible, sean tenidos en cuenta por el modelo, lo cual perjudica la eficiencia de la flota que se va a utilizar para entregar y despachar las órdenes. No obstante, el efecto que estas restricciones tienen no va a significar necesariamente un mal servicio para los clientes. Al comparar el modelo corporativo con el modelo corporativo ecuaníme, no presentan cambios abruptos en las diferentes medidas de desempeño, si bien el tiempo total de espera fuera de las ventanas de tiempo aumenta en un 23%, el porcentaje de pedidos fuera de la ventana de tiempo aumenta en 7%, el tiempo promedio de llegada de pedidos solo presenta un aumento del 4% y en el tiempo promedio de espera fuera de las ventanas de tiempo aumenta un 7%. Al comparar el modelo Corporativo sin *bundle* con el modelo corporativo ecuaníme sin *bundle* se encuentra que, el porcentaje de pedidos fuera de la ventana de tiempo aumenta en 11% y el tiempo promedio de llegada de pedidos presenta un aumento del 24% (alrededor de dos minutos). En donde se presenta un cambio verdaderamente considerable es en el tiempo promedio de espera fuera de las ventanas de tiempo, el cual es más del doble (alrededor de cinco minutos más de espera).

Finalmente, con respecto a la restricción (3.b) de priorización se puede ver que también está teniendo un efecto sobre el desempeño del modelo puesto que en varias estadísticas este es el que peores soluciones ofrece. Este modelo muestra el mayor porcentaje promedio de pedidos por fuera de la ventana de tiempo, el segundo tiempo promedio de espera de pedidos más alto y el tiempo total promedio de espera fuera de las ventanas de tiempo más alto. Esto se debe a que además de tener las restricciones de asignación ecuaníme su función objetivo tiene un componente que prioriza a los domiciliarios con

menos domicilios realizados, los cuales actualmente son los domiciliarios que se mueven en bicicleta. Este efecto se puede ver en la Figura 24, donde se puede ver un mayor uso de domiciliarios en bicicleta para la realización de rutas *bundle*.

12. Conclusiones y trabajos futuros

En esta investigación se genera un modelo de optimización de dos etapas para solucionar el problema de asignación de pedidos en el contexto del MDRP. Se proponen diferentes cambios en el modelo que estén enfocados en mejorar el bienestar de los domiciliarios que se encargan de hacer los pedidos. Entre los cambios propuestos se encontraban: realizar una asignación ecuánime de los domiciliarios dado su vehículo, maximizar el uso de domiciliarios utilizados y priorizar a los domiciliarios que menos pedidos han realizado.

A partir de estos cambios se generaron cuatro variaciones del modelo corporativo inicial, en donde a cada uno de los estos se le aplicaban los cambios enfocados en el bienestar. Los modelos generados fueron: Corporativo Ecuánime, Corporativo ecuánime sin *bundle*, Corporativo Sin *bundle* y Priorización Ecuánime. Los cinco modelos fueron probados en 60 instancias de información real de la operación de una empresa colombiana para medir el desempeño de estos y las consecuencias de realizar los cambios enfocados en el beneficio de los domiciliarios.

Gracias al análisis de los resultados se concluye que bajo las circunstancias adecuadas es posible generar cambios en los modelos utilizados por las plataformas de pedidos *on-demand* para que se estos tengan en cuenta el bienestar de los domiciliarios, teniendo claro que siempre se va a tener una dualidad y un balance entre el bienestar de los clientes y el bienestar de los domiciliarios, puesto que los intereses de ambos actores no se encuentran alienados. No obstante, esta investigación encontró que es posible encontrar maneras en las que se mantenga tanto sistema eficiente para el cliente y como un sistema que tenga en cuenta a el bienestar de los domiciliarios. Gracias a los resultados obtenidos por la eliminación de rutas *bundle* se puede explicar por qué las plataformas de pedidos online utilizan la manipulación digital para tratar de tener una flota de domiciliarios que les permita hacer entregas uno a uno.

Nuevas investigaciones pueden centrarse en el desarrollo de nuevas propuestas de cambios. Los cambios mostrados en esta investigación son bastante simples y están restringidos por la falta de información de los domiciliarios. Tener acceso a información real de los domiciliarios como su calificación, ingresos generados, domicilios realizados o tiempo en la plataforma puede permitir la generación no solo de cambios más sofisticados sino también permitiría realizar experimentos con un *output* de mayor calidad. Nuevas investigaciones también pueden aportar en generar cambios en el simulador de eventos discretos para que este también tome decisiones en pro de los domiciliarios. Tener todo el sistema acoplado puede permitir generar simulaciones de un día completo de operación. Lo que permitiría tomar decisiones en cuanto al modelo de optimización

definiendo los momentos adecuados en la operación para aplicar los modelos enfocados a los domiciliarios.

Referencias

Berbeglia, G., Cordeau, J., & Laporte, G. (2010). Dynamic pickup and delivery problems. *European Journal of Operational Research*.

Choundary, S. P. (2018). Digital manipulation: How platforms like Uber and Deliveroo exploit workers. *Networthy*.

Cifuentes, V. (2018). Rappi se convirtió en un 'unicornio', conozca otros 10 que han nacido en Latinoamérica. *La República*.

Duszyński, M. (2021). Gig Economy: Definition, Statistics & Trends. *Zety*.

El Tiempo. (2021). De CEO a repartidor: así le fue a directivo de Uber con los domicilios. *El Tiempo*.

Pillac, V., Guéret, C., Gendreau, M., & Medaglia, A. (2013). A review of dynamic vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*.

Psaraftis, H., Wen, M., & Kontovas, C. (2016). Dynamic vehicle routing problems: Three decades and counting. *Networks*.

Quintero, S. (2020). Computational Framework for Solving the Meal Delivery.

ReportLinker. (2021). Online Food Delivery Services Global Market Report 2021: COVID-19 Growth And Change To 2030. *Intrado*.

Reyes, D., Erera, A., Savelsbergh, M., Sahasrabudhe, S., & O'Neil, R. (2018). The meal delivery routing problem. *Optimization Online*.

Universidad de los Andes. (2021). Encuesta a Rappitenderos.

Voccia, S., Campbell, A., & Thomas, B. (2015). The same-day delivery problem for online purchases.

Yan, C., Zhu, H., Korolko, N., & Woodard, D. (2019). Dynamic pricing and matching in ride-hailing. *Naval Research Logistics (NRL)*.