ANÁLISIS DE DATOS DE MOVILIDAD DEL TRANSPORTE PÚBLICO DE MONTEVIDEO

Renzo Massobrio, Sergio Nesmachnow Universidad de la República, Uruguay {renzom, sergion}@fing.edu.uy

RESUMEN

Este trabajo describe las actividades de investigación desarrolladas en la Facultad de Ingeniería, Universidad de la República, en el área de procesamiento masivo de datos de movilidad. El principal objetivo del procesamiento consiste en diseñar una metodología aplicable a la obtención de estadísticas e información relevante para su utilización en la resolución de problemas de optimización orientados a mejorar la movilidad y el transporte público en el contexto de ciudades inteligentes, y su aplicación concreta a la ciudad de Montevideo. Se presentan dos casos de estudio de análisis de datos: i) análisis de la velocidad del transporte público y ii) estimación de matrices de demanda y de origen-destino. Además, se presentan dos problemas de optimización que utilizan la información recabada en los casos de estudio: i) la reubicación de paradas de autobuses de forma de minimizar los tiempos de viaje, manteniendo una calidad de servicio aceptable para los pasajeros y ii) la planificación inteligente de los horarios de los autobuses con el fin de minimizar los tiempos de trasbordo entre líneas, evitando el agrupamiento de vehículos. Los trabajos e ideas presentadas en este artículo resumen las principales líneas de investigación abordadas en la temática de movilidad en el contexto de ciudades inteligentes.

1. INTRODUCCIÓN

La complejidad de las actividades desarrolladas dentro de las ciudades impone desafíos para la movilidad de sus habitantes. En ese contexto, los sistemas de transporte urbano juegan un rol central en la vida de las grandes urbes, proveyendo soluciones para los desplazamientos diarios de gran parte de la población (Grava, 2002). En las últimas décadas se ha dado un intenso debate entre la academia, las autoridades y otros actores involucrados acerca de la denominación más apropiada para este fenómeno; pasando de la denominación de tránsito hacia la de movilidad. El cambio de nomenclatura ofrece una visión sobre la problemática que esté centrada en los usuarios, con un manifiesto interés por el ambiente y que permita comprender la dinámica de los traslados en las ciudades modernas (Rey y Cardozo, 2007).

Actualmente, los principales problemas para las urbanizaciones relativos a la movilidad urbana suelen relacionarse con la incapacidad de los sistemas de transporte público de satisfacer las necesidades de un número creciente de usuarios. Para poder desarrollar soluciones innovadoras, que aborden los crecientes problemas de congestión vehicular en las ciudades, es necesario contar con información actualizada y de calidad acerca de la movilidad de los ciudadanos (Chen et al., 2016). En la amplia mayoría de las ciudades de latinoamérica la información disponible en los repositorios de datos del sector público es escasa y de baja calidad. Los mecanismos de recolección y almacenamiento de datos no están sistematizados y se encuentran limitados por la escasa disponibilidad de recursos humanos y presupuestales.

Ante este panorama, la incorporación de tecnología en el proceso de diseño y planificación de sistemas de transporte urbano resulta indispensable para ofrecer un servicio de calidad a los ciudadanos. Este artículo presenta los principales trabajos de investigación realizados en la Facultad de Ingeniería de la Universidad de la República que plantean el estudio y desarrollo de metodologías de análisis y diseño para el apoyo a la toma de decisiones relativas a la movilidad y el transporte urbano en ciudades inteligentes.

Las ciudades inteligentes (smart cities) proponen la incorporación de tecnologías de la información y la comunicación con el objetivo de mejorar la calidad y eficiencia de los servicios urbanos (Deakin y Waer, 2011). Áreas tan diversas como la administración ciudadana, educación, servicios de salud, seguridad pública, vivienda, energía, transporte y logística, pueden mejorarse, interconectarse y tornarse más eficientes gracias a la incorporación de tecnología (Washburn et al., 2010). Las ciudades inteligentes permiten reducir costos, hacer un uso responsable de los recursos y fomentar la participación activa de los ciudadanos en los procesos de toma de decisiones, con el fin de alcanzar una ciudad sustentable e inclusiva.

Los sistemas de transporte inteligente (Intelligent Transportation Systems, ITS) son un componente fundamental en las ciudades inteligentes. Los ITS permiten recolectar una gran cantidad de datos acerca del transporte y la movilidad en las ciudades (Figueiredo et al., 2001). En grandes urbes, los ITS generan enormes volúmenes de datos que pueden ser procesados con el fin de extraer valiosa información acerca de la movilidad de los ciudadanos. Esta información puede ser ofrecida tanto a los usuarios del sistema de transporte como a los planificadores y tomadores de decisiones.

El procesamiento de grandes volúmenes de datos en tiempos de ejecución reducidos constituye un clásico problema de Big Data. Es por eso que se plantean soluciones a los

problemas que siguen un modelo paralelo para realizar los cómputos. En el tipo de modelo elegido, los datos originales son separados y distribuidos entre un conjunto de nodos de cómputo, para ser procesados de forma independiente. Finalmente, los resultados parciales obtenidos por cada nodo son combinados con el fin de retornar la solución final.

Los proyectos descritos en este artículo proponen la resolución de diversos problemas de movilidad y transporte público en el contexto de ciudades inteligentes. Esta temática resulta interesante desde lo académico, debido a la complejidad de los problemas abordados y a la masividad de los datos a analizar, así como desde lo social, generando un gran impacto en la experiencia de los ciudadanos al desplazarse en el territorio, afectando además en aspectos económicos y medioambientales de las ciudades.

Las soluciones propuestas a los problemas abordados consideran los intereses de todos los actores involucrados: i) los intereses de los ciudadanos, usuarios de los sistemas de transporte, que buscan un transporte confortable, eficiente, económico, confiable y amigable con el medio ambiente; ii) los intereses de las autoridades, que buscan poder controlar el correcto funcionamiento del sistema, aplicar las políticas de movilidad que estiman necesarias y asegurar que los ciudadanos tengan un servicio adecuado; iii) las empresas de transporte, que persiguen intereses principalmente económicos y que están reguladas por las políticas establecidas por las autoridades.

Los proyectos que se presentan en este trabajo se sitúan en la ciudad de Montevideo, Uruguay. La Intendencia de Montevideo (IM) propuso en 2010 el Plan de Movilidad Urbana para reestructurar y modernizar el transporte urbano en la ciudad (Intendencia de Montevideo, 2010). En el marco del Plan de Movilidad Urbana se creó el Sistema de Transporte Metropolitano (STM), con el objetivo de integrar el transporte público de Montevideo en un único sistema. Uno de los primeros cambios introducidos por el STM consistió en equipar a los autobuses con unidades GPS e incorporar una tarjeta inteligente para el pago de los viajes. Estos dispositivos permiten recolectar un enorme volumen de datos sobre la ubicación de las unidades, las ventas de boletos, los trasbordos entre distintas líneas, entre otros. Actualmente, la IM recolecta datos enviados por las empresas de transporte pertenecientes al STM. Sin embargo, los datos recolectados no son utilizados con el fin de extraer información respecto la movilidad pasajeros. а Complementariamente, la ciudad de Montevideo participa desde mayo de 2016 en el desafío "100 ciudades resilientes" impulsado por la fundación Rockefeller. El programa busca capacitar a las autoridades de las ciudades para "diseñar, implementar y administrar soluciones proactivas frente a los desafíos planteados por la urbanización, la globalización y el cambio climático" (100 Resilient Cities, 2016). Entre varios de los desafíos señalados por la organización se destaca el de un "pobre sistema de transporte". El objetivo de este desafío es el de lograr un libre movimiento de personas y bienes, a través de un sistema de transporte multimodal.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. El capítulo 2 presenta los principales trabajos de la literatura relacionada relativos al análisis de movilidad y a los problemas de optimización relativos al transporte público. El capítulo 3 presenta dos casos de estudio aplicados a la ciudad de Montevideo: uno relativo al estudio de la velocidad del transporte público y otro acerca de la estimación de matrices de demanda y de origen/destino con el fin de entender la movilidad en el transporte público de la ciudad de Montevideo. El capítulo 4 presenta brevemente dos problemas de optimización relacionados al transporte público: la modificación de la ubicación de las paradas de un conjunto de líneas de autobuses y la

sincronización de autobuses con el fin de favorecer los trasbordos entre líneas y evitar el agrupamiento de líneas en una misma parada. El capítulo 5 presenta las conclusiones y las principales líneas de trabajo futuro.

2. TRABAJOS RELACIONADOS

Diversos autores han abordado el problema de procesas grandes volúmenes de datos relacionados a la movilidad y al transporte público. A continuación se presenta una breve revisión de los principales trabajos en el área.

Las ventajas de utilizar técnicas de Big Data para el análisis de datos del transporte son presentados por Zheng et al. (2016) en su artículo de revisión de esta área de estudio. Los autores proponen analizar el uso de diferentes fuentes de información incluyendo: movilidad de los vehículos particulares (e.g., coordenadas GPS, velocidad), movilidad de los peatones (e.g., GPS y señales WiFi provenientes de teléfonos celulares), reporte de incidentes de tráfico, comentarios en redes sociales (e.g., comentarios escritos, ubicaciones y direcciones), y registros web (e.g., identificación de usuarios y comentarios). Las ventajas y limitaciones de utilizar cada fuente de datos son discutidas. Además, los autores proponen ideas innovadoras para mejorar el transporte público e implementar el paradigma ITS, incluyendo: recolección y análisis colaborativo de información del tráfico, asistencia a los conductores basada en datos en tiempo real y el análisis de patrones en el comportamiento de los ciudadanos. Finalmente, se presenta una conclusión acerca de cómo integrar todos los aspectos mencionados en una aplicación basada en datos que permita mejorar la seguridad y eficiencia de los sistemas de transporte.

Existen varios trabajos en la literatura que buscan estimar matrices de demanda y de origen/destino a partir de la información correspondiente a la venta de boletos de autobús realizada utilizando tarjetas inteligentes en ITS.

Una revisión detallada del uso de tarjetas en ITS fue presentada por Pelletier et al. (2011). Dicha revisión comienza detallando el estado del arte en tecnologías de hardware y software necesarias para la implementación de sistemas de pago de transporte utilizando tarjetas inteligentes. Además, se discuten aspectos legales y de confidencialidad relacionados a la explotación de los datos recolectados por dichos sistemas. Luego, los autores identifican tres áreas de trabajo que utilizan estos datos como insumo: planificación a largo plazo, ajustes de servicio en el corto plazo y generación de indicadores de desempeño de los sistemas de transporte. Finalmente, se mencionan algunos ejemplos del uso de datos de tarjetas inteligentes en diferentes ciudades del mundo.

Trépanier et al. (2007) presenta un modelo para estimar el destino de pasajeros que abonan su boleto de autobús utilizando tarjetas inteligentes, siguiendo un paradigma de programación de base de datos. Dos hipótesis son consideradas, las cuales son comunes al resto de la literatura relacionada: i) el origen de un nuevo viaje corresponde al destino del viaje anterior; ii) al final del día, los pasajeros retornan al origen correspondiente al primer viaje del día. Basados en estas dos consideraciones, los autores proponen un método para identificar la cadena de viajes de los usuarios dentro del sistema de transporte y de esa forma estimar los destinos. Para aquellos viajes en que no es posible continuar la cadena (e.g., existe un único viaje durante el día) se compara dicho viaje con los restantes viajes que ese usuario realizó en el mes, de forma de encontrar viajes similares cuyo destino sea conocido. La evaluación

experimental fue realizada utilizando información real correspondiente a la ciudad de Gatineau, Quebec. Se utilizaron dos conjuntos de datos: uno compuesto por 378,260 viajes correspondientes a julio 2003 y otro con 771,239 viajes correspondientes a octubre 2003. Los resultados muestran que el método propuesto permite asignar un destino al 66% de los viajes. Sin embargo, la precisión de la estimación no pudo ser evaluada debido a la ausencia de otra fuente de datos para la comparación.

La revisión de los trabajos relacionados muestra una serie de estrategias para la utilización de técnicas de Big Data e inteligencia computacional para la mejora de los ITS. Sin embargo, pocos trabajos se concentran en los intereses específicos de los usuarios de los sistemas de transporte. Los trabajos de investigación reportados en este artículo contribuyen con soluciones específicas para el monitoreo y la mejora del sistema de transporte público en la ciudad de Montevideo, Uruguay, considerando el punto de vista de los usuarios del sistema y de los administradores.

3. CASOS DE ESTUDIO DEL TRANSPORTE PÚBLICO EN MONTEVIDEO

En este capítulo se presentan dos casos de estudio correspondientes al transporte público de la ciudad de Montevideo. Primeramente, se describe un análisis de la velocidad promedio de los autobuses en Montevideo a partir de los registros de los dispositivos GPS instalados en los vehículos. Luego, se presenta el caso de estudio de estimación de matrices de demanda y de origen-destino para el análisis de movilidad a partir de la información de venta de boletos utilizando tarjetas inteligentes.

3.1 Análisis de velocidad promedio

En este caso de estudio se utilizan los datos recogidos por el STM con el fin de analizar las velocidades de los autobuses en la Avda. 18 de Julio, en el sentido este—oeste. Se consideran tres tramos para estudiar las velocidades: 1) Acevedo Díaz hasta Eduardo Acevedo, 2) Eduardo Acevedo hasta Ejido y 3) Ejido hasta Andes. Adicionalmente, se discrimina el análisis según se trate de un día hábil (lunes a viernes) o un fin de semana (sábado y domingo) y se estudian de forma separada cuatro franjas horarias: 07:00—09:00, 13:00—15:00, 17:00—19:00 y 21:00—23:00.

Para el análisis se utilizaron los datos de geolocalización de los autobuses (trazas de GPS) correspondientes a la primer semana de setiembre de 2014. Se consideraron aquellas líneas de autobús que recorren por completo los tres tramos en el caso de estudio, en sentido esteoeste: 100, 102, 103, 105, 106, D11, D8, D10 y CA1.

El gráfico en la Figura 1 reporta las velocidades promedio de los autobuses en días hábiles para cada tramo y franja horaria considerada. Se observa que en el tramo desde Ejido hasta Andes se alcanzan las velocidades promedio más bajas. Este comportamiento se repite en todas las franjas horarias consideradas y se observa una situación similar al analizar los datos correspondientes al fin de semana. Adicionalmente es posible ver que las franjas horarias correspondientes a la tarde (13.00–15.00 y 17.00–19.00) presentan velocidades promedio inferiores a las observadas durante la mañana (07.00–09.00) o durante la noche (21.00–23.00).

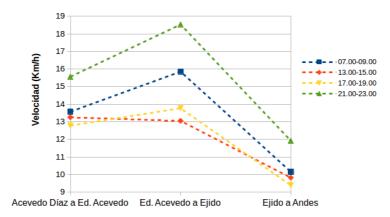


Figura 1: velocidades promedio del transporte público en 18 de julio, días hábiles

La Figura 2 muestra el mapa correspondiente a la zona analizada en el caso de estudio, indicando los valores promedio de velocidad para cada tramo considerado, discriminados de acuerdo a la franja horaria. El análisis de velocidad constituye un valioso aporte para adoptar medidas orientadas a mejorar las condiciones de tráfico orientadas a incrementar la velocidad del transporte público en las zonas críticas, que ocasionan mayores demoras para los usuarios.



Figura 2: velocidades promedio del transporte público en 18 de julio, días hábiles

El análisis del caso de estudio muestra el potencial de procesar datos recolectados por el STM. El sistema propuesto combina técnicas de inteligencia computacional y computación de alto desempeño para obtener información útil para los ciudadanos y muy valiosa para los procesos de toma de decisión y gestión del transporte público.

La metodología presentada en este caso de estudio fue también utilizada para extraer otras estadísticas e indicadores, tales como la puntualidad de los servicios de transporte colectivo con el objetivo de mejorar la eficiencia y calidad de servicio del transporte público en la ciudad. El gran volumen de datos y la necesidad de contar con resultados en tiempos limitados (incluso en tiempo real) hace necesario utilizar técnicas específicas para el procesamiento. En el contexto de este caso de estudio se utilizaron técnicas de inteligencia computacional, análisis masivo de datos con Map-Reduce y computación de alto desempeño en sistemas cluster y cloud. Las herramientas utilizadas incluyen Hadoop como entorno de trabajo para aplicaciones distribuidas y motor de Map-Reduce, QGIS para el manejo de datos geoespaciales y el lenguaje de scripting Python para el procesamiento de datos.

3.2 Estimación de matrices de demanda y de origen-destino

Para poder resolver problemas de optimización de transporte urbano es indispensable conocer los patrones de movilidad de los ciudadanos. La movilidad dentro de las ciudades se suele representar mediante matrices: i) origen-destino (OD), que indican la cantidad de personas desplazándose entre cada par de puntos de la ciudad en un período determinado de tiempo; ii) de demanda, que miden la cantidad de boletos vendidos entre cada par de puntos en la ciudad. En los enfoques clásicos del problema, estas matrices suelen ser generadas a través de encuestas realizadas in-situ a pasajeros y conductores. Sin embargo, las encuestas ofrecen solamente una visión parcial de la movilidad de los ciudadanos e implican un gasto considerable que debe ser afrontado cada vez que se desea obtener datos actualizados. Este caso de estudio presenta una alternativa para estudiar la movilidad de los ciudadanos tomando ventaja de los datos generados por los ITS, incluyendo datos de geolocalización de los vehículos y de los boletos vendidos con y sin tarjetas inteligentes.

Se propone una metodología específica para la generación de matrices de demanda y OD utilizando datos provenientes de los ITS. Tomando en cuenta los elevados tiempos de ejecución asociados al procesamiento de grandes volúmenes de datos, se propone la aplicación de técnicas de computación distribuida que permitan acelerar el procesamiento. Se sigue un modelo de paralelismo a nivel de datos que se aplica sobre arquitecturas de memoria distribuida (e.g., cluster, grid y cloud). Se presentan dos algoritmos y se utilizan datos reales del ITS de la ciudad de Montevideo para la evaluación experimental. El enfoque propuesto puede ser fácilmente extendido a otros escenarios y conjuntos de datos.

El principal desafío a enfrentar al momento de generar matrices de demanda y OD utilizando datos de la venta de boletos utilizando tarjetas inteligentes consiste en que los pasajeros validan su tarjeta al abordar pero no al descender del vehículo. Por esta razón, a pesar de que el origen de cada viaje es conocido con certeza, el destino es desconocido y es necesario estimarlo. Además, algunos pasajeros no utilizan tarjetas inteligentes al abonar sus boletos. En estos casos, existen registros de ventas que no proveen suficiente información para identificar una secuencia de viajes realizada por el mismo pasajero.

Las compañías de autobuses que operan en Montevideo están obligadas a enviar la información correspondiente a geolocalización de los vehículos y a ventas de boletos a las autoridades de la ciudad. La red de autobuses de Montevideo es compleja, conformada por unas 1383 líneas diferentes y aproximadamente 4718 paradas. En este trabajo consideramos el conjunto de datos completo correspondiente a las ventas de boletos y la ubicación de vehículos de todas las líneas para el total del año 2015, alcanzando los 200 GB de datos. La información de geolocalización de los autobuses contiene la posición de cada vehículo, medida con una frecuencia de entre 10 y 30 segundos. Los datos correspondientes a la venta, contienen datos de ventas realizadas con y sin tarjetas inteligentes. En el caso de las ventas realizadas con tarjetas inteligentes, se almacena un identificador único que permite identificar otros viajes abonados con la misma tarjeta. Por cuestiones de privacidad, este identificador se encuentra enmascarado por una función de resumen (hash).

El modelo utilizado para la estimación de matrices de demanda y OD está basado en la reconstrucción de la secuencia de viajes para aquellos pasajeros usuarios de tarjetas inteligentes. El enfoque elegido es similar a otras propuestas de la literatura relacionada (Trepanier et al., 2007; Wang et al., 2011; Munizaga y Palma, 2012). Asumimos que cada tarjetas inteligente pertenece a un único pasajero, por lo que los términos *tarjeta*, *usuario* y *pasajero* se utilizan indistintamente. El enfoque propuesto se basa en procesar los viajes de

un usuario en orden cronológico, recuperando la parada de autobús donde inicia el viaje y tratando de estimar la parada destino a partir de la información disponible. Se distinguen dos posibles casos: los trasbordos y los viajes directos.

Trasbordos

En los trasbordos, los pasajeros pagan su boleto con su tarjeta inteligente al abordar el primer autobús. Luego, pueden abordar otros autobuses durante el período de validez de dicho boleto, presentando su tarjeta inteligente en cada nuevo vehículo. Asumiendo que los pasajeros evitan caminar en exceso al realizar los trasbordos, podemos considerar que un pasajero termina la primer etapa de su viaje en la parada más cercana al origen de la segunda etapa de su viaje, y así sucesivamente. De esta forma, podemos estimar el destino del primer viaje, buscando la parada más cercana de esa línea a la parada de origen del viaje anterior.

La Figura 3 muestra un ejemplo de cómo estimar el destino al detectar el trasbordo de un pasajero. A las 07:42 el pasajero toma el autobús 1 (línea verde). En este punto, no tenemos información acerca del destino del viaje. A las 08:12 el pasajero realiza un trasbordo al autobús 2 (línea azul). En ese momento, podemos buscar la parada más cercana correspondiente a la línea verde y de esa forma establecer el destino del viaje de las 07:42. No tenemos información acerca del destino del último viaje de la secuencia de trasbordos. Este tipo de viajes son considerados como viajes directos y se presentan a continuación.

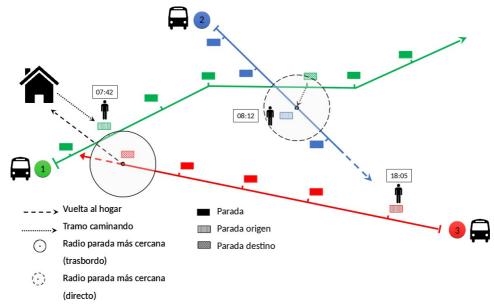


Figura 3. Ejemplo de estimación de destino para trasbordos y viajes directos.

Viaies directos

Los viajes directos son aquellos que no tienen trasbordos entre líneas. También consideramos viajes directos al último viaje dentro de una secuencia de trasbordos. En ambos casos, la dificultad radica en la correcta estimación del destino para este tipo de viajes. Para estimar el destino asumimos dos condiciones, comúnmente utilizadas en la literatura relacionada: i) los pasajeros empiezan cada viaje en una parada cercana al destino del viaje anterior; ii) al finalizar el día, los pasajeros regresan a un punto cercano a la parada donde abordaron el primer viaje correspondiente a ese día.

Para estimar los destinos es necesario construir la cadena de viajes realizados por cada pasajero en cada día. Para cada nuevo viaje, se intenta estimar el destino buscando una parada cercana a la parada de origen de los viajes anteriores. En el ejemplo que se muestra en la Figura 3, el pasajero toma el autobús número 3 (línea roja) a las 18:05 para volver a su hogar. Para estimar este destino, buscamos la parada más cercana (dentro de un radio de búsqueda definido) a la parada de origen del viaje de las 07:42.

La capacidad de algoritmos secuenciales tradicionales para la estimación de matrices de demanda y OD está limitada por la eficiencia de un único elemento de cómputo. La computación de alto desempeño basada en la distribución paralela de las tareas de cómputo permite alcanzar mayor eficiencia en el procesamiento, así como una mejor escalabilidad al resolver problemas complejos.

Experimentos iniciales mostraron que procesar una porción reducida de los datos (solamente un mes de ventas de boletos) demandaba más de 18 días de cómputo en una computadora de escritorio. Por lo tanto, se propone y se implementa un algoritmo paralelo para el procesamiento de los datos, que toma ventaja del poder de varios nodos de procesamiento. El enfoque propuesto es el de una arquitectura maestro-esclavo, donde el maestro divide los datos a ser procesados y los distribuye al conjunto de nodos esclavos para su procesamiento. Los resultados experimentales muestran que el procesamiento de un mes de datos de ventas de boletos se pudo reducir de 18 días a unas 26 horas al utilizar 24 núcleos de cómputo de la plataforma de cómputo de alto desempeño Cluster Fing (Nesmachnow, 2010).

4. PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN DEL TRANSPORTE PÚBLICO

Este capítulo presenta brevemente dos problemas de optimización que utilizan la información de movilidad descrita en los capítulos anteriores, con el fin de proponer mejoras concretas al sistema de transporte público en la ciudad de Montevideo.

4.1 Posicionamiento alternativo de paradas de autobuses

El objetivo del problema consiste en analizar la posibilidad de contemplar diseños alternativos para la red de autobuses del STM. La idea es proponer una configuración diferente de las paradas de autobuses para mejorar los tiempos de viaje de los pasajeros. Este objetivo se plantea como viable dado que existe una gran superposición en las rutas de las diferentes líneas de autobuses, que suelen compartir un número importante de paradas. A modo de ejemplo, la Figura 4 muestra la ubicación de las paradas de autobuses en el centro de Montevideo, donde la densidad de líneas y la cantidad de paradas es sumamente elevada.

Bajo el esquema presentado, se formula el problema de optimización correspondiente a hallar un diseño alternativo para el posicionamiento de las paradas de autobuses en la ciudad de Montevideo, de manera de cubrir adecuadamente la demanda existente y de mejorar los tiempos de viaje. Partiendo de la configuración actual de paradas, los datos correspondientes a los recorridos y tomando en cuenta las superposiciones de diferentes líneas y los datos reales de demanda (ventas de boletos de viaje) y la estimación propuesta para las matrices origen-destino en la ciudad, el problema se formula como "encontrar la configuración (coordenadas geográficas) de las paradas de un conjunto de líneas para maximizar la atención de la demanda y minimizar los tiempos de viaje"

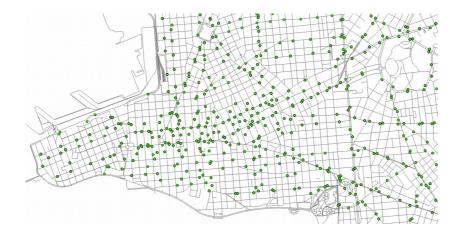


Figura 4. Paradas de autobuses en el centro de Montevideo.

4.2 Sincronización de trasbordos

El problema de sincronización de frecuencias de autobuses propone la planificación inteligente de los horarios de los autobuses con el fin de garantizar la mejor sincronización en determinados puntos notables, definidos en función de la demanda de los usuarios. Se distinguen dos casos donde interesa buscar sincronizar la frecuencia de los autobuses: i) en aquellos puntos donde existe una alta demanda de trasbordos entre dos líneas, interesa sincronizar los horarios de ambos autobuses con el fin de minimizar el tiempo de trasbordo de los pasajeros; ii) para aquellas líneas que comparten una porción significativa del recorrido, interesa separar los horarios de dichas líneas con el fin de evitar el agrupamiento de autobuses en una misma parada.

Se propone una formulación matemática del problema que, a diferencia de los trabajos anteriores (Eranki, 2004; Ibarra y Rios, 2012), considera "zonas" de sincronización en lugar de paradas de autobús específicas. Adicionalmente, se propone realizar la evaluación experimental con datos reales de la ciudad de Montevideo, considerando aquellas zonas con mayor demanda de trasbordos. Las diferencias entre nuestra formulación y el enfoque de los trabajos previos se puede observar en la Figura 5.

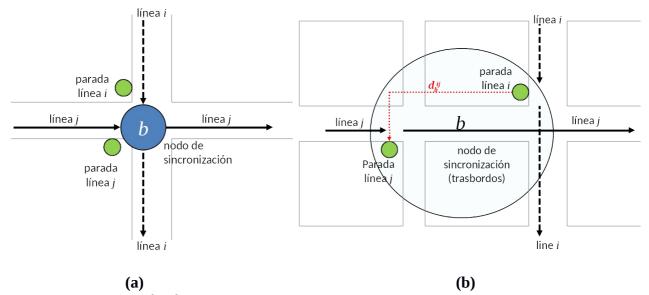


Figura 5. Comparación: formulaciones previas de la literatura (a) y modelo propuesto (b)

Conclusiones y trabajo futuro

Este artículo presentó los principales trabajos desarrollados en la Facultad de Ingeniería, Universidad de la República en el área de movilidad y transporte urbano. Se presentaron dos casos de estudio y dos problemas de optimización relacionados, que dan muestra de las ventajas de utilizar los datos almacenados por los ITS para entender la movilidad en las ciudades. Las soluciones propuestas combinan estrategias de inteligencia computacional con técnicas de computación de alto desempeño, lo que permite extraer valiosa información de grandes volúmenes de datos provenientes de los ITS.

Las principales líneas de trabajo futuro incluyen: i) utilizar la información de movilidad como insumo a otros problemas de optimización de interés para los ciudadanos; ii) ofrecer soluciones que permitan procesar la información en tiempo real a medida que es generada, de manera de contar con información actualizada constantemente; iii) agregar otras fuentes de información para entender la movilidad de los ciudadanos (e.g., encuestas, aplicaciones colaborativas, sensores y cámaras).

Referencias

100 Resilient Cities (2016). www.100resilientcities.org [En línea]. Accedido en agosto de 2016. C. Chen, J. Ma, Y. Susilo, Y. Liu y M. Wang (2016). The promises of big data and small data for travel behavior (aka human mobility) analysis. Transportation Research Part C: Emerging Technologies 68 285-299. M. Deakin y H. Al Waer (2011). From intelligent to smart cities. Intelligent Buildings International, 3(3):133–139.

A. Eranki (2004). A model to create bus timetables to attain maximum synchronization considering waiting times at transfer stops.

- L. Figueiredo, I. Jesus, J. Machado, J. Ferreira, J. De Carvalho (2001). Towards the development of intelligent transportation systems. In Intelligent Transportation Systems 88:1206-1211.

 S. Grava (2002). Urban transportation systems: choices for communities. McGraw-Hill.
- O. Ibarra-Rojas y Y. Rios-Solis (2012). Synchronization of bus timetabling. Transportation Research Part B: Methodological, 46(5):599–614.

Intendencia de Montevideo (2010). Plan de Movilidad Urbana: hacia un sistema de movilidad accesible, democrático y eficiente, Departamento de Movilidad, Intendencia de Montevideo. M.A. Munizaga y C. Palma (2012). Estimation of a disaggregate multimodal public transport origin—destination matrix from passive smartcard data from Santiago, Chile. Transportation Research Part C: Emerging Technologies 24, 9–18.

- S. Nesmachnow (2010). Computación científica de alto desempeño en la Facultad de Ingenier aí Universidad de República. Revista de la Asociación de Ingenieros del Uruguay M.P. Pelletier, M. Trépanier, C. Morency (2011). Smart card data use in public transit: A literature review. Research Transportation Part C: **Emerging Technologies** 19(4), 557-568. C. Rey y O. Cardozo (2007). La vulnerabilidad y la movilidad urbana. Capítulo 11 de Aportes conceptuales y empíricos de la vulnerabilidad global (A. Foschiatti, ed.). Universidad Nacional del Nordeste, Argentina. J. Sussman (2005). Perspectives on Intelligent Transportation Systems (ITS). Springer Science + Business
- M. Trépanier, N. Tranchant, R. Chapleau (2007). Individual trip destination estimation in a transit smart card automated fare collection system. Journal of Intelligent Transportation Systems 11(1), 1–14. W. Wang, J. Attanucci, N. Wilson (2011). Bus passenger origin-destination estimation and related analyses using automated data collection systems. Journal of Public Transportation 14(4), D., Washburn, U. Sindhu, S. Balaouras, R. A. Dines, N. Hayes y L. E. Nelson (2009). Helping CIOs understand city" initiatives. Growth,
- X. Zheng, W. Chen, P. Wang, D. Shen, S. Chen, X. Wang, Q. Zhang, L. Yang (2016). Big data for social transportation. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems 17(3):620-630.