

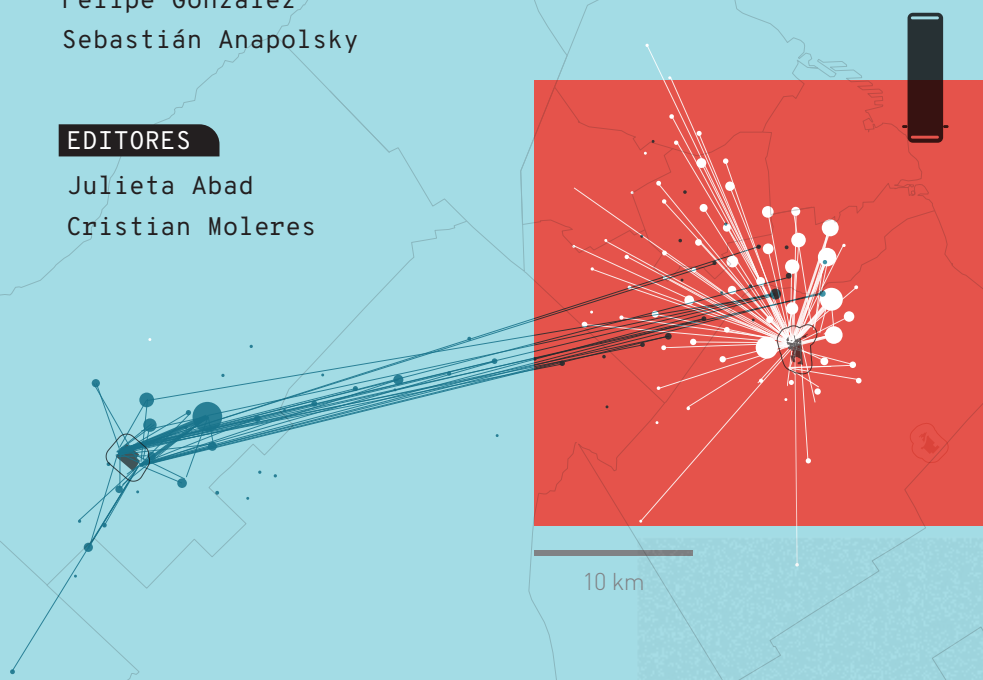
Identificando la desigualdad en los patrones de movilidad en transporte público

AUTORES

Felipe Gonzalez
Sebastián Anapolsky

EDITORES

Julieta Abad
Cristian Moleres



Autores

Felipe Gonzalez
Sebastián Anapolsky

Agradecimientos

Jose Rodrigo Rendon Rodriguez
Carlos Hernán Mojica
Jose de Jesus Calderon Anton

Editores

Julietta Abad
Cristian Moleres

Diseño gráfico

El Gato y La Caja

Catalogación en la fuente proporcionada por la Biblioteca Felipe Herrera del Banco Interamericano de Desarrollo

González, Felipe.

Identificando la desigualdad en los patrones de movilidad y conectividad en el uso del transporte público / Felipe González, Sebastián Anapolsky. p. cm. — (Monografía del BID ; 1002)
Incluye referencias bibliográficas.

1. Urban transportation-Argentina. 2. Local transit accessibility-Argentina. 3. Transportation-Argentina. I. Anapolsky, Sebastian. II. Banco Interamericano de Desarrollo. División de Transporte. III. Título. IV. Serie.

IDB-MG-1002

Códigos JEL: I14, L91, P24

Palabras clave: desigualdad, patrones de movilidad, conectividad, transporte público, Argentina

Copyright © 2022 Banco Interamericano de Desarrollo. Esta obra se encuentra sujeta a una licencia Creative Commons IGO 3.0 Reconocimiento-NoComercial-SinObrasDerivadas (CC-IGO 3.0 BY-NC-ND) (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/igo/legalcode>) y puede ser reproducida para cualquier uso no-comercial otorgando el reconocimiento respectivo al BID. No se permiten obras derivadas. Cualquier disputa relacionada con el uso de las obras del BID que no pueda resolverse amistosamente se someterá a arbitraje de conformidad con las reglas de la CNUDMI (UNCITRAL). El uso del nombre del BID para cualquier fin distinto al reconocimiento respectivo y el uso del logotipo del BID, no están autorizados por esta licencia CC-IGO y requieren de un acuerdo de licencia adicional.

Note que el enlace URL incluye términos y condiciones adicionales de esta licencia.

Las opiniones expresadas en esta publicación son de los autores y no necesariamente reflejan el punto de vista del Banco Interamericano de Desarrollo, de su Directorio Ejecutivo ni de los países que representa.



Resumen ejecutivo	4
Executive summary	6
I. Introducción	8
II. Metodología	12
1. Creación de matrices Origen-Destino en base a datos SUBE	13
2. Estimación del nivel socioeconómico del usuario SUBE	17
3. Barrios populares	19
III. Caracterización de los patrones de movilidad según NSE	22
1. Distancias y conectividad según NSE	24
2. Orígenes y destinos de los viajes según NSE	28
IV. Caracterización de los patrones de movilidad de los Barrios Populares	38
1. Distancias y conectividad de los viajes de Barrios Populares	39
2. Orígenes y Destinos de los viajes de Barrios Populares	41
3. Análisis granular de destinos de viajes y transbordos por barrio	45
Barrio San Eduardo	46
Barrio Itatí - Azul	48
Zavaleta	49
V. Correlación espacial entre la Tarifa Social y el NSE	50
VI. Conclusiones	57
VII. Proximos pasos	62
VIII. Bibliografía	64

Resumen ejecutivo

Diversos trabajos sobre movilidad han profundizado en el estrecho vínculo entre los patrones de movilidad y la desigualdad social. Utilizando datos del Sistema Único de Boleto Electrónico del transporte público (SUBE), datos censales y la ubicación de barrios marginales, este artículo realiza un análisis empírico de los patrones de viaje de diferentes grupos socioeconómicos que utilizan el transporte público en la Región Metropolitana de Buenos Aires. Para realizar este análisis, procesamos datos de la tarjeta SUBE con el fin de inferir destinos y crear cadenas de viaje diarias para cada usuario. Dado que todas las transacciones están georreferenciadas en el origen de cada viaje, asignamos a los usuarios un nivel socioeconómico construido con datos censales considerando la ubicación del primer viaje del día (que presumiblemente corresponde a una parada cercana a sus hogares). Dado que la tarjeta SUBE ofrece una tarifa social para un grupo de usuarios de bajo nivel socioeconómico, se utiliza esta información para validar el indicador de nivel socioeconómico utilizado.

A continuación, calculamos las distancias de viaje, desarrollamos matrices de origen y destino y creamos mapas de patrones de viaje para los diferentes grupos socioeconómicos. Encontramos que los destinos de los viajes de los estratos socioeconómicos bajos están más dispersos en el territorio, mientras que los de los estratos socioeconómicos altos están más concentrados en la zona central administrativa y de negocios de la ciudad. Los grupos de menores ingresos tienden a tener destinos menos conectados, lo que se traduce en viajes más largos y más transbordos, y no suelen utilizar una estrategia multimodal eficiente. El reparto modal se caracteriza por un mayor uso del autobús (en lugar de metro o tren) y, aun cuando se producen transbordos, hay una mayor probabilidad de combinar dos autobuses en lugar de autobús y subterráneo o tren. En el caso de los usuarios que viven cerca de barrios marginales, observamos que los viajes son más cortos, más directos y con menos transbordos que los demás usuarios de nivel socioeconómico bajo.

Los resultados de este estudio se alinean con las prioridades establecidas en la Visión 2025 del BID: Reinvertir en las Américas, en cuanto identifica las características de su movilidad de los grupos de población con mayores niveles de vulnerabilidad económica. Estos hallazgos permiten, además, delinear potenciales cambios en la oferta de servicios de transporte público de la RMBA para responder eficientemente a las demandas de movilidad de estos grupos vulnerables. Finalmente, este trabajo demuestra el potencial del uso de big data para el desarrollo de políticas de transporte que apoyen la implementación de sistemas de movilidad asequibles, eficientes y sostenibles, contribuyendo así a un mejor acceso de la población de bajos ingresos a oportunidades económicas y sociales.

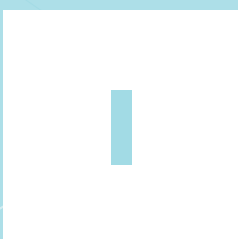
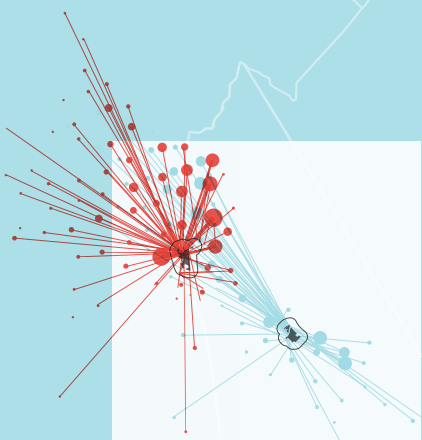
Executive summary

The literature on mobility has delved into the close link between mobility patterns and social inequality. Using data from the public transport electronic payment system, census data, and the location of slums, this paper carries out an empirical analysis of travel patterns of different socioeconomic groups that use public transport in the Metropolitan Region of Buenos Aires. To perform this analysis, we process data from the public transport electronic payment system in order to infer destinations and create daily trip chains for each user. Since all transactions are georeferenced at the origin of each trip, we assign users a socioeconomic level constructed with census data considering the location of the first trip of the day (which presumably corresponds to a stop close to their homes). Given the SUBE card has a special fare for some low income users, we use this information to validate the socioeconomic indicator.

Then, we calculate trip distances, develop origin-destination matrices, and create travel pattern maps for the different socioeconomic groups. We found out that trips from low socioeconomic groups are more dispersed in the territory, while trips from high socioeconomic groups are more concentrated in the central administrative and business area of the city. Lower-income groups tend to have destinations that are less connected, which results in longer trips and more transfers, without using a more efficient multimodal strategy. The modal split is also characterized by greater use of the bus (instead of using metro or train) and, even when transfers occur, there is a greater probability of combining two buses instead of metro and rail. In the case of users who live near vulnerable neighborhoods, we observe that the trips are shorter, more direct, and with fewer transfers than those of users of low socioeconomic status.

The results of this study are aligned with the priorities established in the IDB's Vision 2025: Reinvest in the Americas, as it identifies the mobility characteristics of population groups with higher levels of economic vulnerability. These findings also allow outlining potential changes in the supply of public transport services in the RMBA to respond efficiently to the mobility demands of these vulnerable groups. Finally, this work demonstrates the potential of the use of big data for the development of transport policies that support the implementation of affordable, efficient and sustainable mobility systems, thus contributing to a better access of the low-income population to economic and social opportunities.

Intro



SECCIÓN I

Introducción

Existe un vínculo estrecho entre patrones de movilidad y desigualdad social que ha sido desarrollado en numerosos trabajos. Entre las dimensiones de la desigualdad social se encuentra la vinculada a las posibilidades de acceso a oportunidades o servicios esenciales como puestos de trabajo, establecimientos educativos y de salud, o lugares de consumo y esparcimiento. Una baja accesibilidad a oportunidades o servicios esenciales afecta la calidad de vida de los habitantes de una ciudad (Titheridge et al., 2014). En ese sentido, proporcionar un servicio de transporte de mayor calidad, mejorando tiempos de viajes, reduciendo costos o aumentando el confort incrementa el acceso a las oportunidades del conjunto de la población, especialmente de los más vulnerables, ya que les permite acceder a más oportunidades de trabajo y otro tipo de establecimientos esenciales. El transporte puede verse como un servicio que permite reducir la pobreza aumentando la eficiencia económica y mejorando las oportunidades de las personas (Gannon & Liu, 1997).

[1]

Para la identificación de barrios populares se utiliza la información del Regional Nacional de Barrios Populares que reúne información sobre las villas y asentamientos de Argentina. (<https://www.argentina.gob.ar/desarrollosocial/renabap>).

[2]

Resolución 1903/2015.
25/09/2015. Ministerio de Transporte.

El acceso desigual a las oportunidades debido a una red y un servicio de transporte inadecuado afecta principalmente a las personas más vulnerables, aquellas que habitan en zonas de niveles socioeconómicos (NSE) bajos y en barrios populares de los grandes centros urbanos [1]. En la Región Metropolitana de Buenos Aires (RMBA) [2], las personas que viven en zonas de NSE más bajos pueden verse afectadas en las posibilidades de acceso a servicios y oportunidades por la ubicación de sus hogares o por deficiencias en los servicios de transporte, ya sea por una mayor distancia a recorrer o por baja conectividad con la red de transporte público.

La literatura que trata el tema de accesibilidad y vulnerabilidad abunda en cómo las viviendas de menor costo y más asequibles tienden a estar ubicadas en zonas más alejadas de las principales centralidades urbanas, con baja conectividad de transporte y mala prestación de servicios urbanos. En consecuencia, a las personas de ingresos más bajos, que no cuentan con vehículo personal, les es más difícil acceder a los destinos deseados (puestos de trabajo, servicios, espacios de recreación). Algunos estudios plantean que esta localización de viviendas y puestos de trabajo (junto a la configuración de la red de transporte que los conecta) genera una barrera de acceso a las oportunidades (Sanchez, 2008). Otros autores plantean el desajuste espacial entre los patrones de ubicación de los pobres en relación con las principales concentraciones de actividades, el acceso a las alternativas de transporte y la asequibilidad de los viajes (Jocoy & Del Casino, 2010).

En muchos casos, por falta de información sobre los patrones de movilidad de la población, los requerimientos de movilidad de los grupos más vulnerables no se encuentran correctamente identificados, lo que redundaría en una baja visibilidad de esta problemática y dificulta la identificación de soluciones apropiadas para sus problemáticas específicas. El principal objetivo de este trabajo es analizar la accesibilidad de los sectores vulnerables de la RMBA a sus principales destinos utilizando los datos del Sistema Único de Boleto Electrónico (SUBE). Se utilizan los datos para analizar los desplazamientos de las personas, haciendo particular foco en la movilidad de las personas de los niveles socioeconómicos más bajos y de los habitantes barrios vulnerables.

Se eligió como ámbito geográfico de análisis la RMBA dado que constituye el principal área urbana de la República Argentina. Esta se encuentra conformada por la capital de la República (la Ciudad Autónoma de Buenos Aires) y 40 partidos (municipios) de la Provincia de Buenos Aires (PBA). Es la principal área urbana del país y su población asciende según el Censo 2010 a poco menos de 15 millones de habitantes. El centro administrativo y de negocios, coincidente también con las sedes de los tres poderes gubernamentales nacionales, se encuentra en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA), particularmente en las Comunas 1, 2 y 3 de dicha ciudad. Los partidos del RMBA pertenecientes a la PBA, pueden agruparse en 3 anillos o cordones concéntricos en función de la distancia a CABA y del grado de consolidación urbana.

Los siguientes capítulos describen los procedimientos, resultados y conclusiones a los cuales se ha llegado. En primer lugar, las transacciones del sistema del transporte público que se encuentran en la base de datos SUBE son procesadas y analizadas para comprender mejor los desplazamientos de las personas. En la sección metodológica se explicita cómo se realiza este procesamiento de las transacciones SUBE para la identificación de las cadenas de viaje de los usuarios y la elaboración de matrices de origen y destino de viajes. Al mismo tiempo, se especifica cómo se elabora un indicador de NSE para caracterizar a los usuarios y poder analizar los patrones de movilidad de los distintos grupos sociales y cómo se incorpora la ubicación de los barrios populares para llevar adelante el análisis. En segundo lugar, se muestran los resultados de las matrices y se analizan los patrones de movilidad para los distintos NSE. Posteriormente, se analizan los patrones de movilidad de una selección de barrios populares de la RMBA y se analiza la correlación entre los usuarios que tienen tarifa social y el NSE. Por último, se ahonda en la relación espacial entre el indicador de NSE y las transacciones con tarifa social existente en la tarjeta SUBE.

Glosario

CABA: Ciudad Autónoma de Buenos Aires

ENMODO: Encuesta de Movilidad Domiciliaria

FFCC: Ferrocarril

NSE: Nivel Socioeconómico

PBA: Provincia de Buenos Aires

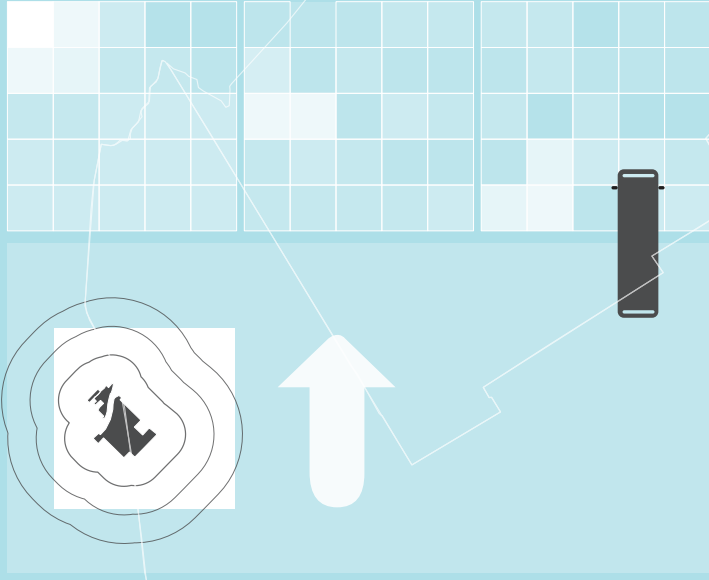
RENABAP: Registro Nacional de Barrios Populares

RMBA: Región Metropolitana de Buenos Aires

SUBE: Sistema Único de Boleto Electrónico

TS: Tarifa Social

Metodologia



SECCIÓN II

Metodología

1. Creación de matrices Origen-Destino en base a datos SUBE

La tarjeta SUBE es el medio de pago gestionado por el Gobierno Nacional para el transporte público en la RMBA y otras ciudades del país y es el único modo posible de pagar los viajes en colectivos, subterráneos y trenes. La base de datos de la tarjeta SUBE contiene un registro de todas las transacciones de pago. Estas transacciones quedan registradas en una base de datos que contiene un número de identificación de la tarjeta, el modo y línea de transporte (colectivo, subterráneo, ferrocarril), la ubicación geográfica donde se registró la transacción, la hora y el tipo de tarifa abonada.



La información fue solicitada por Felipe González a través de un pedido de acceso a la información pública en las condiciones de la Ley N° 27.275, bajo el expediente EX-2020-33085207-APN-DG-D#MTR.

El análisis de esta información puede ser utilizada para analizar patrones de movilidad de los usuarios del transporte público, ya que contiene la totalidad de los viajes realizados en transporte público en RMBA. Sin embargo, los datos de la tarjeta SUBE disponibles de acceso público son limitados. En este trabajo, la información se obtuvo a través de una serie de pedidos de acceso a la información pública y cuenta con transacciones georreferenciadas de un día hábil completo de noviembre de 2019 [3]. Para compatibilizar el pedido de acceso con las reglamentaciones vigentes de protección de datos personales, los datos entregados se encuentran anonimizados,

de modo que no se puede vincular la información existente en el set de datos con información de usuarios reales. La estrategia de anonimización siguió dos caminos, por un lado se enmascaró el ID de tarjeta de modo que no refleje los datos reales. Por otro lado, se procedió a agregar la información tanto espacial como temporalmente, para que no pueda ser utilizada información contextual para vincular una persona real a una tarjeta en el data set. Es decir, se agregaron numerosas transacciones cercanas a una misma coordenada mediante el redondeo de las coordenadas a tres decimales y se eliminó el minuto del momento de la transacción.

Para poder llevar adelante este análisis se requiere realizar un procesamiento de la base de datos para poder inferir los destinos de los viajes y reconstruir las cadenas de viaje, identificar las transferencias y calcular las distancias de cada viaje. Como los pasajeros deben validar su tarjeta solo al abordar un autobús o ingresar a una estación de subterráneo, se recogen solamente las ubicaciones de los orígenes de cada viaje [4]. El destino de cada viaje se infiere asignando el origen del siguiente viaje y validando la existencia del modo/línea de transporte utilizado en ese destino. Se asume a su vez que el destino del último viaje del día corresponde a la vuelta al hogar (o primer viaje del día). El preprocesamiento fue utilizado en un estudio anterior y esta metodología es explicitada con mayor detalle en el documento (González & Anapolsky, 2021).

Cada transacción de la tarjeta SUBE representa una etapa de un viaje. Cada viaje puede tener más de una etapa, por ejemplo, cuando se realiza una transferencia para llegar al destino final. Si una persona toma un colectivo y luego el tren, es un viaje de dos etapas y cada una queda consignada en la base de datos SUBE como una transacción. Una serie de transacciones o etapas de viaje es considerada que pertenece a un mismo viaje si la transacción de la primera etapa y las subsiguientes está dentro de un rango temporal [5]. Si se identifica que un viaje es realizado con más de una etapa, el viaje se considera que inicia en el origen de la primera etapa y el destino es el imputado de la última etapa de ese viaje. Los destinos intermedios quedan identificados como transferencias de ese mismo viaje.

[4]

Solamente en el caso del ferrocarril es necesario la validación de la tarjeta tanto al ingreso como al egreso de la estación.

[5]

En la RMBA, los viajes que se realizan en un rango de dos horas desde que se realiza la primera transacción se consideran pertenecientes a un mismo viaje y pagan una tarifa integrada que tiene un valor mejor que la tarifa plena.

[6]

El ID de la tarjeta SUBE es único para todos los viajes realizados por la misma tarjeta (que asumimos que es un mismo usuario). En los casos que una misma tarjeta se utilice para pagar un mismo viaje dos o más veces (por ejemplo, un adulto que paga uno o más viajes de menores) se le asigna un nuevo identificador de usuario para no perder el segundo viaje. El número de usuario se encuentra anonimizado con los ID de tarjeta enmascarados.

Una vez identificados los orígenes y destinos de cada viaje y sus transferencias es posible construir las cadenas de los viajes para cada usuario en un día completo [6]. Una cadena de viajes es el conjunto de los viajes realizados por un mismo usuario a lo largo de un día hábil. En los casos que una misma tarjeta se utilice para pagar un mismo viaje dos o más veces (por ejemplo, un adulto que paga uno o más viajes de menores) se le asigna un nuevo identificador de usuario para no perder el segundo viaje. Para imputar los destinos de los viajes, es necesario realizar presunciones equivalentes a las que realizan estudios de estas características como Mahrsi et al (El Mahrsi et al., 2017) o Munizaga y Palma (Munizaga et al., 2014):

- Los pasajeros realizan sus viajes utilizando transporte público que se encuentra razonablemente cercano de sus orígenes y sus destinos como para realizar el acceso a las paradas/estaciones en forma peatonal.
- El pasajero presumiblemente se baja en la parada o estación más cercana a donde tiene lugar la siguiente transacción.
- En ciertas circunstancias, los usuarios realizan transferencias entre distintas líneas/modos de transporte para minimizar la distancia caminable desde/hasta estaciones o para optimizar los tiempos de viaje.
- Bajo el supuesto de simetría diaria, se asume que para la última transacción del día el pasajero concluye su viaje en la parada o estación más cercana al lugar donde tuvo lugar la primera transacción del día (presumiblemente una parada cercana al hogar).
- A su vez, se presupone que cada tarjeta es utilizada por un mismo usuario a lo largo de un día.

Dichas suposiciones fueron validadas por estos autores utilizando encuestas de movilidad en las respectivas ciudades donde realizaron estos trabajos. En la ENMODO 2009 se puede verificar que a más del 90% de los viajes en transporte público se accede caminando menos de 10 cuadras [7]. Tomando estas suposiciones como válidas, es posible inferir y validar el destino de los viajes y las transferencias realizadas para una gran cantidad de transacciones. Una vez inferidos los destinos de los viajes, se pueden calcular distancias, reconstruir cadenas de viajes y elaborar matrices de origen y destino para los viajes en transporte público con un gran nivel de detalle.

[7]

Las cuadras en Buenos Aires tienen un promedio de 100 metros. Se usan cuadras porque así fue formulado el cuestionario de la encuesta y es el dato que se puede acceder.

Este procesamiento permite identificar las etapas que corresponden a un mismo viaje y asignar el destino correspondiente según las transacciones subsiguientes para cada tarjeta. Cuando no es posible validar la georreferenciación del origen del viaje, hay datos faltantes o un usuario realiza un único viaje en ese día, la cadena de viaje no puede ser validada. Por último, se valida cada transacción a la que se le imputó un destino teniendo en cuenta que dentro de un rango de distancia caminable (alrededor de 1500 metros), en el destino imputado se encuentre una parada del modo/línea de transporte identificado en la transacción. Con este procesamiento, cerca de un 80% de las transacciones pueden ser validadas y asignadas a una cadena de viajes. Teniendo en cuenta las metodologías analizadas, los porcentajes de validación e imputación de datos faltantes son apropiados para poder caracterizar el comportamiento del sistema de transporte en la RMBA [8].

Una vez identificados los orígenes y destinos de cada transacción y diferenciadas las etapas y viajes para cada usuario, se calcula la distancia de cada uno de los viajes. Para llevar adelante este procedimiento se realizó un proceso para el cálculo de las distancias usando la red vial de Open Street Maps [9].

[8]

Se lograron imputar destinos para el 78% de las transacciones, en sintonía con los otros trabajos citados que obtuvieron entre el 71 % [Zhao et al., 2007] y el 66 % [Trépanier et al., 2007].

[9]

Open Street Maps
<https://www.openstreetmap.org>
 permite realizar un ruteo de viajes entre orígenes y destinos teniendo en cuenta la red viaje. Para el cálculo de distancias se utilizó una librería de Python llamada Pandana, desarrollada por UrbanSim
<https://udst.github.io/pandana>.
 Octubre 2021.

2. Estimación del nivel socioeconómico del usuario SUBE

[10]

El último censo disponible es el Censo Nacional de Hogares y Viviendas de 2010 provisto por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC).

[11]

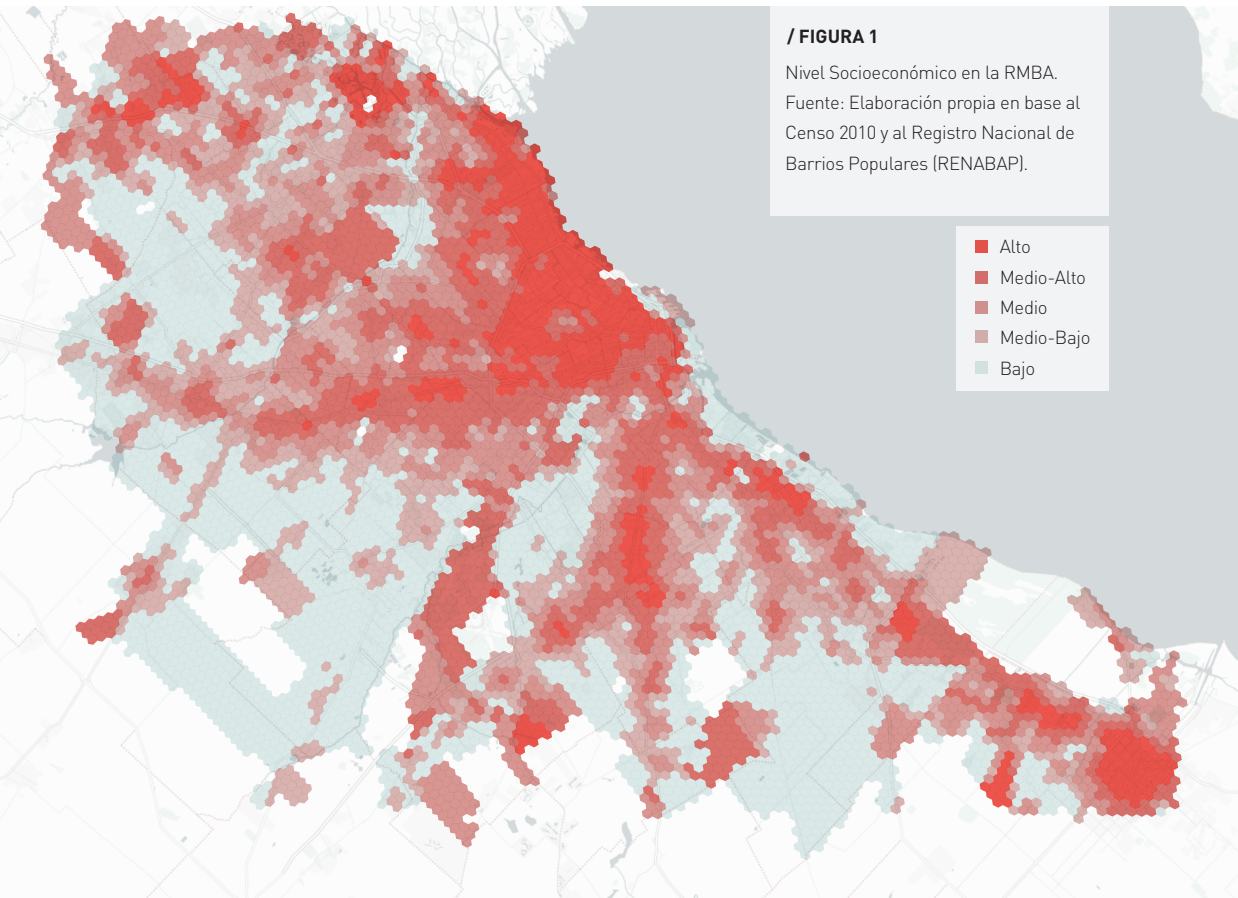
Una vez seleccionadas las variables se realizó un Análisis de Componente Principales que permite reducir la dimensionalidad del conjunto de datos y generar un nuevo indicador. Este nuevo indicador asignado a todos los radios censales del área metropolitana es dividido en terciles o quintiles para la construcción de una nueva variable de Nivel Socioeconómico (NSE).

El indicador de NSE se calcula para cada radio censal teniendo en consideración una serie de variables del Censo Nacional de Hogares y Viviendas [10] relacionadas con la calidad de los materiales de la vivienda, el acceso a bienes y servicios del hogar, y el nivel educativo de las personas a nivel de radio censal [11]. El indicador se elabora a partir de un Análisis de Componentes Principales de las variables seleccionadas que arroja por resultado un indicador de valores continuos. El uso del Análisis de Componente Principales fue utilizado por Vyas y Kumaranayake (Vyas & Kumaranayake, 2006), y también ha sido descrito por Reades, De Souza y Hubbard (Reades et al., 2019) y tiene por objetivo construir un indicador compuesto, teniendo en consideración la multidimensionalidad intrínseca en la elaboración de un indicador socioeconómico. Una vez construido este indicador se construyen terciles o quintiles, con categorías ordinales de Nivel Socioeconómico (por ejemplo: Alto, Medio y Bajo). Como resultado, cada unidad censal tiene asignado un nivel socioeconómico (Figura 1). A su vez, a cada usuario de la tarjeta SUBE se le asigna el NSE del radio censal donde se realizó el primer viaje del día (suponiendo que el primer viaje se realiza en la parada de transporte público más cercana al hogar).

Un supuesto principal para la realización de este análisis se basa en asumir que las personas realizan su primer viaje en una parada de transporte público cercana al hogar. Dado que las transacciones SUBE están georreferenciadas en el origen de la transacción y que se reconstruyó la cadena de viajes para cada usuario, podemos asumir que la primera transacción de cada tarjeta está asociada con el primer viaje de la persona y corresponde a una parada cercana al hogar. En consecuencia, la identificación del primer viaje para cada tarjeta SUBE es utilizada como un proxy para la localización del hogar del usuario. Para la verificación de este supuesto, se analizaron las cuadras caminadas en la Encuesta de Movilidad Domiciliaria para Buenos Aires del 2009 y se verificó que el promedio de cuadras caminadas para acceder al

transporte público es menor a 3 y que arriba del 90% de los viajes en transporte público se acceden caminando menos de 10 cuadras. Teniendo en consideración que los radios censales tienen inferido un indicador de NSE, se utiliza la localización del primer viaje para identificar el NSE de cada usuario.

A su vez, la localización del primer viaje permite, además de identificar el NSE, identificar aquellos usuarios que realizan su primer viaje desde, o en las cercanías de, un barrio popular. Los usuarios identificados como habitantes de un barrio popular constituyen un subgrupo de los usuarios de NSE bajo. Mientras que el NSE ofrece un abordaje más general de la situación socioeconómica, los barrios populares conforman una morfología específica de asentamiento urbano que, si bien suelen coincidir con zonas de NSE bajo, ofrecen ciertas especificidades que merecen ser analizadas aparte. Una de estas especificidades pueden ser que sus patrones de movilidad, debido a las características y ubicación de estos barrios, tengan patrones de movilidad particulares.



3. Barrios populares

[12]

<https://www.argentina.gob.ar/desarrollosocial/renabap>

Los barrios populares son identificados utilizando información del Registro Nacional de Barrios Populares (RENABAP) [12]. El registro provee información georreferenciada de los polígonos identificados como Barrios Populares y estadísticas de cada barrio. Según el registro, los barrios populares inscriptos en el Renabap cuentan con las siguientes características:

- Están integrados por 8 o más familias.
- Más de la mitad de la población no tiene título de propiedad del suelo.
- Más de la mitad de la población no tiene acceso regular a 2 o más servicios básicos: red de agua corriente, red de energía eléctrica con medidor domiciliario o red cloacal.

Para este análisis, se seleccionaron una serie de barrios populares para analizar con más profundidad. Como método de simplificación, se realizó una consolidación de algunos barrios populares que se encuentran lindantes. Para dar un ejemplo, en los municipios de Quilmes y Avellaneda se encuentran los barrios Itatí (Quilmes) y Azul (Avellaneda) y fueron fusionados como un único barrio llamado 'Itatí Azul'.

La **Figura 2** muestra el indicador calculado de Nivel Socioeconómico y los Barrios Populares del RENABAP en negro. Se puede observar que los barrios populares se encuentran en radios censales con NSE bajos.

Dado que muchos de los barrios populares no tienen suficiente oferta de transporte público dentro del barrio y, presumiblemente, los habitantes busquen una parada de transporte público lo más cercana posible, la forma de identificar personas que habitan en esos barrios fue identificar espacios de cercanía a estos barrios (buffers). Si bien bajo este supuesto se incorporan al análisis personas que no necesariamente viven dentro del barrio popular, en la mayoría de los casos las zonas aledañas a estos barrios son zonas de niveles socioeconómicos bajos o medios bajos, lo que nos permite hacer inferencias sobre la población más vulnerable que es el objetivo de este estudio [13]. A nivel de ejemplo, en la **Figura 2.B**, se pueden observar los buffers analizados de 500, 1000 y 1500 metros en una serie de barrios populares. Cuando el primer viaje de un usuario se encuentra en el buffer de un barrio popular, se asigna al usuario la pertenencia al barrio. En este trabajo se muestran los resultados utilizando un buffer de 500 metros.

[13]

Para este análisis se excluyó el Barrio 31 dado que se encuentra lindante a la estación Retiro (uno de los principales centros de trasbordo de la RMBA) y genera sesgos en el análisis.

/ FIGURA 2

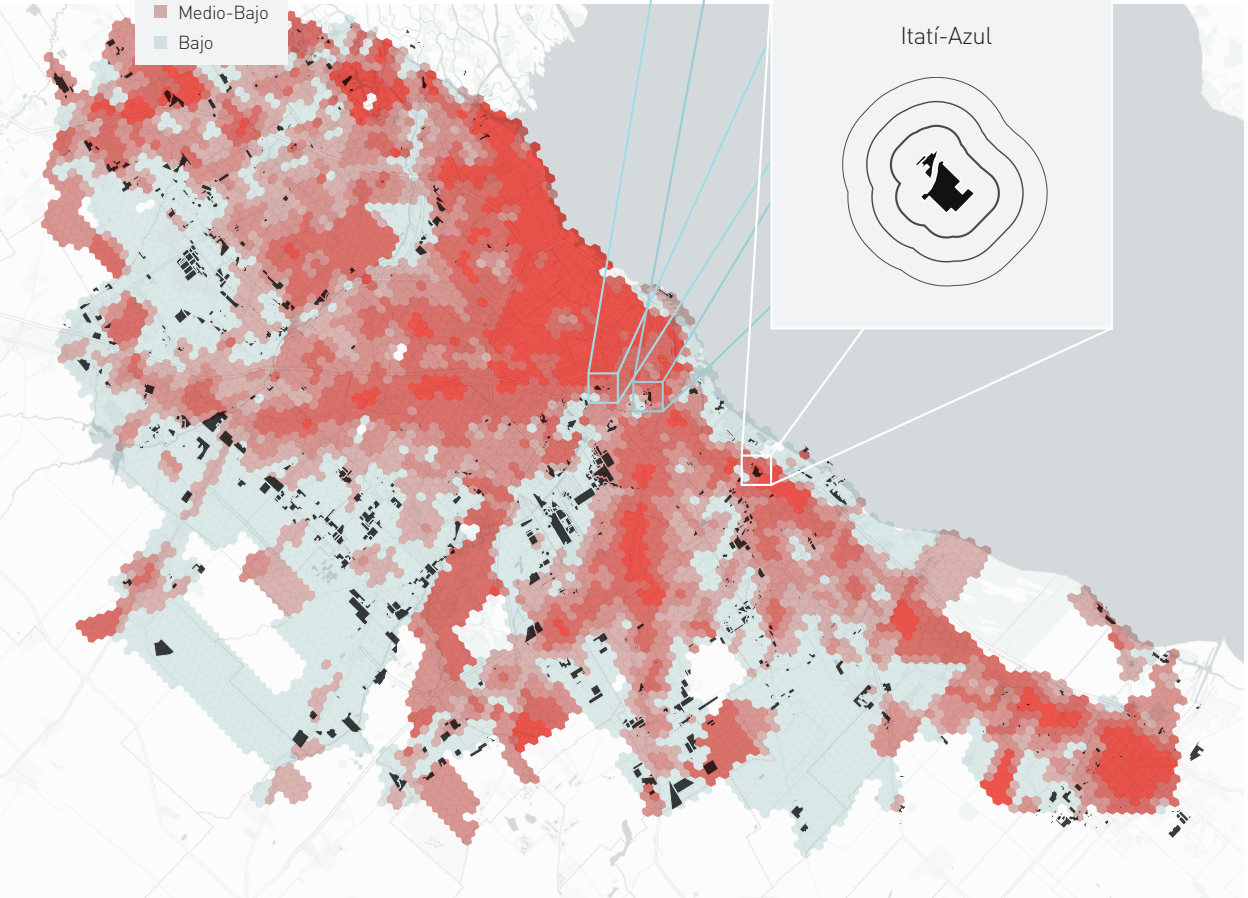
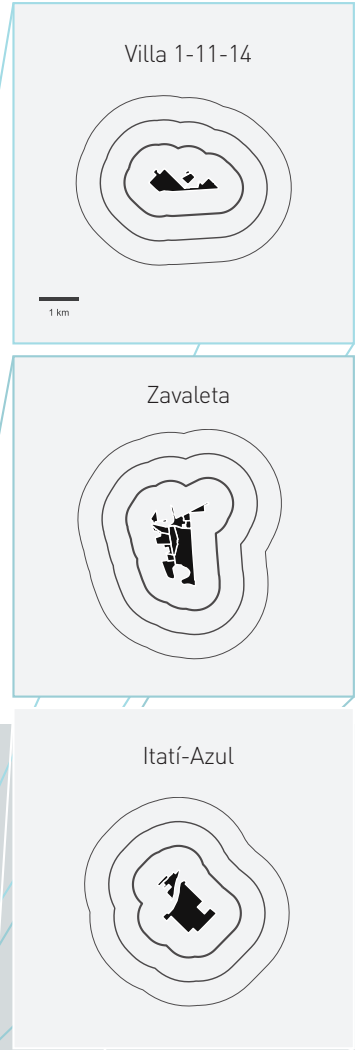
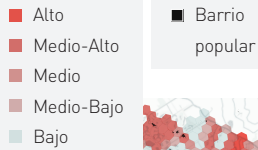
Nivel Socioeconómico y Barrios Populares en la RMBA.

Fuente: Elaboración propia en base al Censo 2010 y al Registro Nacional de Barrios Populares (RENABAP).

/ FIGURA 2.B.

Buffers de 500, 1.000 y 1.500 metros en barrios seleccionados.

Fuente: Elaboración propia en base al Censo 2010 y al Registro Nacional de Barrios Populares (RENABAP).



patrones



SECCIÓN III

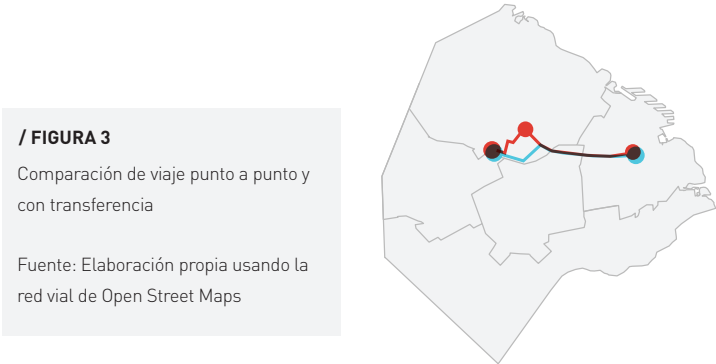
Caracterización de los patrones de movilidad según niveles socioeconómicos

Una vez realizado el procesamiento de los datos SUBE y asignado a cada usuario un nivel socioeconómico de acuerdo con la ubicación geográfica del primer viaje del día (presumiblemente el hogar), es posible analizar las cadenas de viaje para identificar los patrones de movilidad según el NSE.

En la introducción de este trabajo se analizó la bibliografía existente que da cuenta de los diferentes niveles de accesibilidad según NSE. Es común identificar en estos análisis que los grupos más vulnerables se encuentran, por un lado, más alejados de los destinos donde están las oportunidades urbanas (por ejemplo, trabajos, establecimientos, educativos, de salud, etc.) y, por otra parte, que cuentan con menor disponibilidad y calidad de servicios de transporte. Un análisis de las transacciones SUBE nos permite identificar algunas de estas cuestiones para la RMBA, pudiendo analizar patrones de viaje según diferentes NSE. Entendemos que los Barrios Populares constituyen un caso particular y abordaremos su análisis en la próxima sección.

1. Distancias y conectividad según NSE

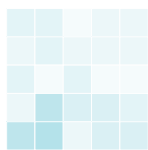
En una primera instancia, el análisis de las distancias de los viajes para los diferentes grupos permite observar diferencias en los patrones de accesibilidad. Este indicador nos permite identificar la cercanía entre los hogares y las distintas actividades que se realizan durante el día. Para este análisis, se utilizan dos métricas de distancia, por un lado la distancia de viaje en forma directa (utilizando la ruta más directa entre el origen y destino del viaje en la red vial de Open Street Maps) sin tener en consideración las transferencias. Por otro lado, se calcula la distancia de cada una de las etapas del viaje, teniendo en consideración cada una de las transferencias que se realizó para cada viaje (se calcula la distancia entre el origen y destino de cada etapa de viaje). El análisis de estas dos métricas permite analizar en qué medida el diseño de la red de transporte público penaliza o no a los usuarios según la localización de los hogares y destinos demandados (la **Figura 3** muestra un ejemplo donde en rojo se visualiza un viaje con transferencia y en azul el viaje punto a punto).



NSE	Distancias promedio			
	viaje directo	con etapas	diferencia	transferencias
Alto	7.7 km	8.1 km	6.1%	22%
Medio-Alto	9.2 km	9.9 km	7.4%	31%
Medio	9.8 km	10.6 km	8.6%	37%
Medio-Bajo	10.6 km	11.6 km	9.6%	42%
Bajo	11.7 km	12.8 km	9.8%	47%
Barrio Popular	9.9 km	10.9 km	9.5%	40%
Total	9.7 km	10.5 km	8.0%	34%
/ FIGURA 4 Distancias promedio y transferencias por nivel socioeconómico y Barrios Populares. Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.				

Dado que la ubicación de las viviendas, la localización de las oportunidades, el acceso al transporte público y el diseño de la red de transporte es fundamental para tener buena accesibilidad, se busca identificar las características de movilidad de los distintos grupos, especialmente analizando estas características para los sectores más vulnerables. En la medida que las oportunidades y servicios estén localizados más cerca de los hogares, los viajes deberían ser más cortos. Pero esto está, a su vez, influenciado por las características del sistema de transporte público. Si el sistema requiere realizar transferencias, las distancias de viaje van a ser mayores, lo que implica realizar más etapas de viaje, a un mayor costo (en tiempo y dinero).

Un análisis de estas diferencias según nivel socioeconómico (**Figura 4**) muestra que en promedio los niveles socioeconómicos más bajos realizan viajes en transporte público de mayor distancia y que realizan considerablemente más transferencias que quienes viven en zonas de nivel socioeconómico más alto. Los NSE bajos realizan más del doble de transferencias con el NSE más alto (47% los NSE bajos y 22% los NSE más altos) y realizan viajes con un promedio de distancia más largos (12,8 km los NSE bajos y 8,1 km los NSE altos). Aquellos viajes asociados a personas que habitan en la cercanía de barrios populares tienen un comportamiento diferente a los de NSE bajo, probablemente relacionado con la ubicación de estos barrios populares o la generación de viajes de ese subgrupo, donde se observa menores distancias de viajes y es un poco menor la cantidad de viajes con transferencias.



Usamos ciencia de datos para analizar la relación entre los sistemas de movilidad y la desigualdad social.

Analizar la desigualdad de acceso al transporte público teniendo en cuenta solamente la distancia de los viajes en transporte público puede no necesariamente ser la mejor métrica. En sistemas integrados de transporte, el mismo diseño del sistema puede incentivar las transferencias para que se realicen más viajes en modos de transporte masivo, como serían el Subte o el Ferrocarril en el caso de la RMBA, ya que esto permitiría un uso más eficiente del sistema. En este caso, lo ideal sería poder incluir otras variables relacionadas con los tiempos de viaje, costos, calidad o confort. Si bien los datos de la SUBE no nos proporcionan información para analizar estas variables, es posible realizar un análisis más detallado de los viajes teniendo en cuenta la partición modal y las transferencias como para identificar en qué medida los modos masivos de transporte son utilizados por los grupos más vulnerables.

Podría ser el caso que un viaje más largo (en términos de distancia) y con transferencia sea más rápido y de mejor calidad que un viaje directo sin transferencia. De hecho, en la RMBA es común que muchas personas realicen viajes cortos en colectivos hacia una estación de subte o ferrocarril para aprovechar la mayor rapidez de estos modos masivos de transporte. Bajo la hipótesis de que se realizan más transferencias para aprovechar la mayor eficiencia de los modos de transporte guiados, los datos deberían mostrar que las transferencias se realizan combinando viajes en colectivos con una etapa en tren o subte.

Un análisis de los viajes según su partición modal y sus transferencias permite observar que los NSE bajos realizan, además de un mayor número de transferencias, más viajes en colectivo. Es decir, estas transferencias no implican una estrategia multimodal que combine el colectivo como acceso a una red troncal con las ventajas que estas conllevan (mayor velocidad comercial, menor tiempo de espera y menor tiempo de viaje). Realizando un análisis específico de los viajes con transferencias (viajes de más de una etapa), se puede observar que los NSE más bajos realizan una proporción mayor de viajes que no incluyen modos masivos como tren o subte (**Figura 5**), o sea, muchos de los viajes requieren de transferencias entre dos o más viajes en colectivo (36% los NSE más bajos y 17% los NSE más altos). Este análisis evidencia que los niveles socioeconómicos más bajos cuentan con un acceso de menor calidad al servicio de transporte público masivo y son penalizados por el diseño de la red.

De hecho, en relación con los modos guiados, existe mayor proporción de uso del subte por parte de los usuarios de NSE Alto y Medio-Alto (24 % y 12 % respectivamente) en relación al resto (3 o 4 %). Por su parte el tren no parece tener una distribución especialmente destacable en términos de NSE.

/ FIGURA 5							
Partición modal y transferencias según NSE y Barrios Populares							
Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.							
Nivel Socio Económico	Partición modal			Viajes con transferencias			
	Colectivo	Subte	Tren	Transfe- rencias	Multi- modal	Solo colectivo	2+ viajes en colectivo
Alto	64%	24%	12%	20%	13%	7%	17%
Medio-Alto	72%	12%	16%	27%	16%	11%	23%
Medio	83%	4%	13%	30%	15%	15%	29%
Medio-Bajo	85%	3%	12%	33%	15%	18%	32%
Bajo	86%	3%	12%	36%	16%	21%	36%
Barrio Popular	87%	4%	9%	33%	14%	19%	32%
Total	77%	11%	13%	28%	15%	13%	26%

2. Orígenes y destinos de los viajes según NSE

Las matrices de origen-destino describen el movimiento de personas en un área determinada y son comúnmente utilizadas para planificar un buen sistema de transporte (Ortuzar & Willumsen, 2011). Los datos de la tarjeta SUBE permiten construir estas matrices con gran nivel de detalle para los viajes en transporte público, identificando los destinos más requeridos en aquellas zonas con mayor atracción de viajes. En las matrices, cada celda representa el número absoluto o el porcentaje de viajes desde una zona de origen (fila) hacia una zona de destino (columna). En los márgenes de cada matriz se coloca la sumatoria (en absolutos o porcentajes) de viajes, en las filas la sumatoria de los viajes originados en esa zona y en las columnas los viajes con destino a esa zona. La construcción de matrices para cada NSE nos permite diferenciar los patrones de movilidad de cada grupo.

Para la identificación de las zonas se realizaron tres tipos de agrupaciones teniendo en consideración la estructura territorial de la RMBA. La región está compuesta por la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA) y por 47 partidos ^[14] de la provincia de Buenos Aires ^[15]. A su vez, CABA se encuentra subdivida en 15 comunas. Otra división no formal o administrativa pero que suele ser utilizada para el análisis en la RMBA es la agrupación de los partidos de la RMBA en cordones o coronas. Estos cordones o cordones reflejan una continuidad geográfica en relación a CABA, donde el primer cordón incluye a los partidos lindantes a CABA, el segundo cordón es el anillo sucesivo más alejado y el tercer cordón es el más alejado. Se considera que estos cordones presentan cierta homogeneidad respecto de algunas características, como condiciones habitacionales, densidad poblacional, infraestructura, entre otras (Mariana Tallarico, 2020).

[14]

El partido es una unidad política administrativa que pertenece a la provincia de Buenos Aires, equivalente a un municipio o un departamento en otras provincias argentinas.

[15]

Se toman estos 47 partidos dado que contienen datos de transacciones del Sistema SUBE.

Para llevar adelante los análisis propuesta, en primer lugar, se agrupan comunas y partidos según su afinidad geográfica. En segundo lugar, se agrupan los orígenes y destinos de acuerdo a la CABA y los cordones de la RMBA. Por último, se agrupan viajes según el NSE de origen y de destino. Las matrices se construyen teniendo en consideración los orígenes y destinos de los viajes, sin considerar las transferencias, y el nivel socioeconómico de cada matriz se atribuye de acuerdo al Nivel Socioeconómico del primer viaje de cada usuario. Para evitar el doble conteo de viajes, se descartan para cada usuario los viajes cuyo destino es igual al origen del primer viaje (vuelta al hogar). Los viajes están expresados en porcentaje para cada NSE, de modo que cada matriz representa a un nivel socioeconómico determinado y sus porcentajes suman 100 %.

La matriz de origen y destinos de viajes por nivel socioeconómico con la zonificación a nivel comunas y partidos agrupados muestra las diferencias en los destinos según el NSE. Se puede observar en primera instancia que los viajes de los NSE más altos están más concentrados en la Ciudad de Buenos Aires y su área central y en menor medida en el área metropolitana. En la **Figura 6** se puede observar la matriz donde la Ciudad de Buenos Aires está representada por las zonas 1 a la 5 (la zona 1 representa el Área Central de la Ciudad) y las zonas 6 a 17 representan el área metropolitana.

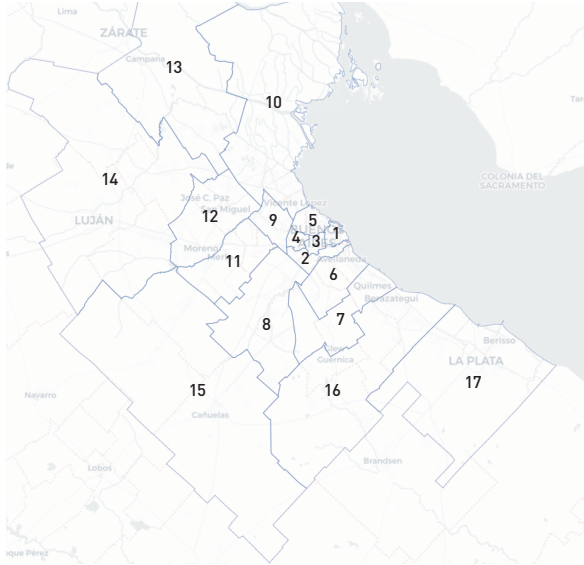
[16]

CABA está representada en el análisis por las zonas 1 a 5.

- La matriz de viajes de los usuarios de NSE más alto muestra que el 71% del total de viajes tiene destino en la CABA [16] y un 37% del total tiene destino en el Área Central, que se corresponde con la Zona 1 de la matriz (Comunas 1, 2 y 3 de CABA).
- Si nos circunscribimos a los viajes originados en la CABA que tienen destino en el Área Central, vemos que los principales orígenes son la zona CABA Norte (Comunas 12 a 15) y la zona central (Comunas 5 a 7), zonas identificadas entre los NSE altos.
- Por el contrario, analizando los viajes originados en zonas de NSE medios o bajos, se puede observar que los destinos en CABA son más bajos (31% y 23% de viajes con destino CABA respectivamente) y que el porcentaje de viajes hacia el Área Central de los niveles medios y bajos es también menor (14,0% y 8,9% respectivamente). En consecuencia, los viajes originados en zonas de NSE medios y bajos están más dispersos en el territorio y con una mayor proporción de destinos en el área metropolitana.

/ FIGURA 6 Orígenes y destinos de viajes por nivel socioeconómico.
Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.

Zona	Departamentos
1	Comunas 1, 2, 3 (Centro)
2	Comunas 4, 8, 9 (Sur)
3	Comunas 5, 6, 7 (Caballito-Flores-Boedo)
4	Comunas 10, 11 (Floresta-Devoto-V.del Parque)
5	Comunas 12, 13, 14, 15 (CABA Norte)
6	Avellaneda-Lanús-L.de Zamora
7	Quilmes-A.Brown-E.Echeverría
8	La Matanza-Ezeiza
9	3 de Febrero-San Martín
10	V.Lopez-San Isidro-S.Fernando-Tigre
11	Hurlingham-Moron-Ituzaingó-Merlo
12	Moreno-San Miguel-Malvinas Arg-José C.Paz
13	Campana-Escobar-Pilar-E.de la Cruz
14	Luján-Gral.Rodriguez
15	Gral. las Heras-Marcos Paz-Cañuelas
16	Berazategui-F.Varela-P.Perón-San Vicente
17	La Plata-Ensenada-Berisso



	Destino																	T
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
1	9.8	1.3	2.3	0.4	4.7	0.7	0.3	0.2	0.2	0.5	0.2	0.1				0.2	0.1	21
2	2.2	0.9	0.8	0.3	0.8	0.1		0.3	0.1	0.1	0.1							5.8
3	6.2	0.7	2.1	0.4	1.7	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1							12
4	1.6	0.4	0.7	0.7	1.3			0.1	0.2	0.1	0.1							5.2
5	10	0.7	1.3	0.6	6.2	0.2	0.1	0.1	0.3	1.2	0.1	0.1						21
6	2.1	0.3	0.3		0.4	3	0.7	0.1								0.1		6.9
7	0.9	0.1	0.1		0.2	0.7	1.8	0.1								0.2	0.1	4.1
8	0.3	0.1	0.1	0.1	0.1			0.7	0.1		0.3							1.8
9	0.8	0.1	0.2	0.2	0.6			0.1	1.5	0.3	0.2	0.1						4.1
10	1.6	0.1	0.1	0.1	1.5				0.2	3.6		0.1						7.3
11	0.8	0.2	0.2	0.1	0.3			0.4	0.2	0.1	1.7	0.2						4.1
12	0.2		0.1	0.1	0.1				0.1	0.1	0.2	1.2		0.1				2.2
13																		0
14														0.2				0.2
15																		0
16	0.2					0.1	0.3									0.4	0.1	1.1
17	0.3						0.1									0.1	2.6	3
T	38	49	8.3	3	18	4.9	3.3	2.2	3	6.2	3	1.9	0	0.3	0	0.9	2.8	

NIVEL SOCIO
ECONÓMICO
ALTO

NIVEL SOCIO ECONÓMICO MEDIO

		Destino																	T
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
Origen	1	1.4	0.3	0.3		0.5	0.3	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1				0.1		3.5
	2	2.3	1.4	1.1	0.3	0.8	0.4	0.1	0.3	0.1	0.1	0.1							6.9
	3	0.4	0.2	0.3	0.1	0.1	0.1		0.1										1.4
	4				0.1					0.1									0.3
	5	0.4	0.1	0.1	0.1	0.4	0.1	0.1		0.1	0.1		0.1						1.6
	6	2.7	0.7	0.5	0.1	0.6	8.6	1.4	0.1		0.1						0.1		14.6
	7	1.7	0.3	0.3		0.4	2.5	7.6	0.3		0.1						0.7	0.1	14
	8	1.3	1.1	0.7	0.3	0.5	0.3	0.4	5.3	0.2	0.1	0.6							10.6
	9	0.7	0.1	0.2	0.4	0.8			0.1	4.2	0.7	0.2	0.1						7.5
	10	0.7	0.1	0.1	0.1	0.9				0.4	7.5	0.1	0.5	0.2	0.1				10.6
	11	0.7	0.2	0.2	0.2	0.4			0.7	0.4	0.1	5.8	0.5						9.2
	12	0.8	0.1	0.1	0.2	0.5			0.1	0.3	1.1	0.6	5.4	0.1	0.3				9.4
	13	0.1				0.1					0.3		0.1	0.1	0.1				1
	14	0.1				0.1					0.2		0.3	0.1	1				1.9
	15											0.1							0.1
	16	0.8	0.1	0.1		0.2	0.4	1.3									2.5	0.2	5.6
	17	0.1																1.5	1.6
T		14	4.8	4.2	1.6	6.2	13	11	7	5.7	11	7.5	7.2	0.5	1.6	0	3.6	1.9	

NIVEL SOCIO ECONÓMICO BAJO

		Destino																	T
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	
Origen	1	1.1	0.2	0.2	0.1	0.4	0.2	0.2	0.2	0.1	0.1	0.1	0.3				0.1		3.3
	2	0.6	0.7	0.3	0.1	0.2	0.2		0.2		0.1	0.1							2.6
	3	0.2	0.1	0.2		0.1	0.1		0.1				0.1						1
	4																		0.4
	5	0.3	0.1	0.1		0.3	0.1	0.1	0.1		0.1	0.1	0.2						1.5
	6	1.3	0.9	0.5	0.2	0.6	6.1	0.9	0.3	0.1	0.2	0.1					0.1		11.1
	7	1.2	0.4	0.3	0.1	0.5	2.8	8.6	0.5		0.1	0.1					0.5		15.2
	8	1.2	1.5	0.9	0.4	0.7	0.3	0.4	10.2	0.4	0.3	1.1	0.1						17.6
	9	0.1		0.1	0.1	0.2			0.1	1.7	0.2		0.1						2.6
	10	0.2				0.3				0.1	3.2		0.4	0.1	0.1				4.4
	11	0.5	0.2	0.2	0.2	0.3			0.8	0.2	0.1	5.6	0.5			0.1			8.8
	12	0.8	0.2	0.3	0.3	0.9			0.1	0.6	1.7	1	11.9	0.2	0.5				18.6
	13										0.3			0.2	0.1				0.7
	14	0.1				0.1					0.3	0.1	0.5	0.1	1.3				2.6
	15								0.1			0.1				0.1			0.5
	16	1	0.2	0.2	0.1	0.4	0.6	1.5			0.1						3.7	0.2	7.7
	17																	1.2	1.3
T		8.8	4.6	3.2	1.7	5	10.5	11.8	12.8	3.3	6.7	8.5	14.1	0.6	2.1	0.2	4.5	1.5	

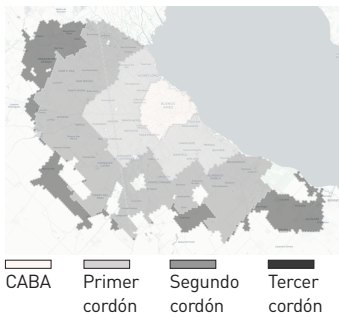
En una matriz origen destino donde las zonas representan los cordones de la RMBA (ver matrices y mapa en **Figura 7**), se pueden observar las diferencias en forma más agregada.

- Como se mencionó en el párrafo anterior, las personas de NSE altos realizan una mayor proporción de viajes con destino en CABA que los NSE medios y bajos, y que los NSE medios y bajos tienen destinos más dispersos en la RMBA.
- La matriz por cordón también nos muestra que mientras los NSE altos tienen una alta concentración de destinos en CABA, los niveles medios la tienen en el primer cordón, con CABA en un segundo lugar, y los NSE bajos en el segundo cordón, con el primer cordón en segundo lugar y CABA en tercer lugar.

Cabe hacer una aclaración sobre estas zonas, en términos de cómo se han creado y el impacto que puede tener en los resultados del análisis. Se ha subdividido CABA en varias zonas mientras que otros municipios enteros de PBA han quedado dentro de una zona con otros municipios. Por lo tanto, un viaje dentro de CABA pero que cambie de Comuna 5 a Comuna 1 (una distancia relativamente corta), aparece clasificado como atravesando zonas, mientras que un viaje quizás más largo de Esteban Echeverría a Quilmes queda como clasificado dentro de una misma zona. Estos constituyen los problemas propios del recorte arbitrario del espacio en unidades espaciales agregadas del Problema de la Unidad Espacial Modificable (Viegas et al., 2009). Sin embargo, configurarlo de otro modo eligiendo otro tipo de agrupamientos de las unidades espaciales no eliminaría todos los problemas, sino que presentaría otros. En cierto modo, esta elección de unidades espaciales es la que, a criterio de los analistas, constituye la que arroja el set de problemas menos preocupantes. Para contrapesar este análisis, se pueden utilizar unidades espaciales más desagregadas para compensar el efecto agregación de las zonas utilizadas en la Matriz previa. La visualización espacial de los viajes con mayor nivel de granularidad ayuda a identificar los patrones de movilidad según los distintos NSE sin recurrir a zonas tan agregadas.

/ FIGURA 7

Matriz de origen y destino de viajes (en porcentajes) por cordón y Nivel Socioeconómico. Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.



NSE ALTO

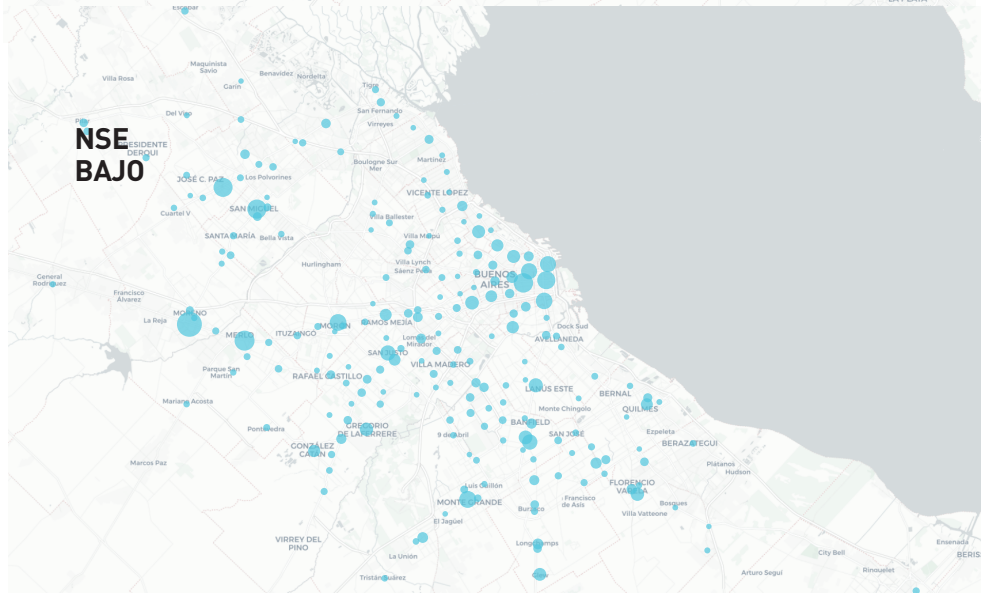
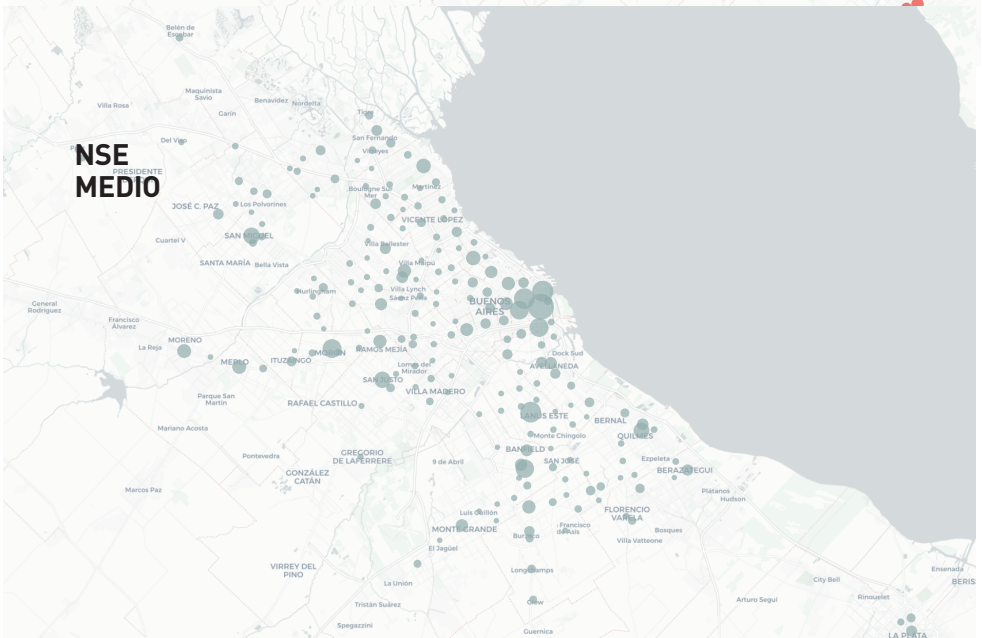
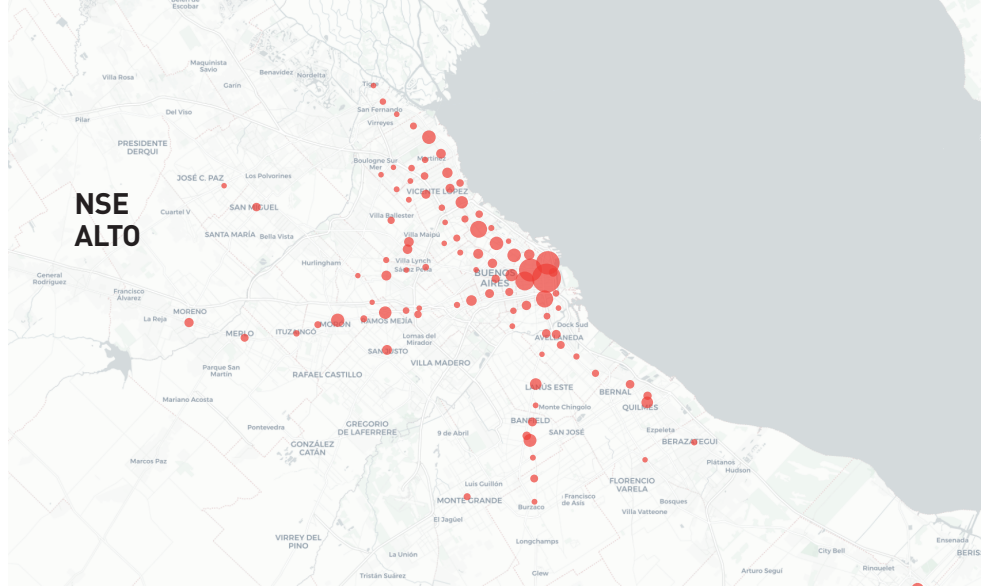
		Destino				Total
		CABA	Primer Cordón	Segundo Cordón	Tercer Cordón	
Origen	CABA	58	5.3	1.3	0.2	65
	Primer Cordón	10	12	1.8	0.2	24
	Segundo Cordón	2.1	1.8	3.6	0.2	7.6
	Tercer Cordón	0.5		0.2	2.8	3.4
Total		71	19	6.8	3.4	

NSE MEDIO

		Destino				Total
		CABA	Primer Cordón	Segundo Cordón	Tercer Cordón	
Origen	CABA	10	2.3	0.9		14
	Primer Cordón	13	29	3.7	0.2	46
	Segundo Cordón	6.4	7.6	20	1	35
	Tercer Cordón	0.7	0.5	0.9	3	5.1
Total		31	40	26	4.3	

NSE BAJO

		Destino				Total
		CABA	Primer Cordón	Segundo Cordón	Tercer Cordón	
Origen	CABA	5.5	1.6	1.5	0.1	8.7
	Primer Cordón	7.5	18	3.2	0.1	29
	Segundo Cordón	9.6	12	33	1.2	56
	Tercer Cordón	0.8	0.7	1.6	3.5	6.5
Total		23	33	39	4.9	



Otra forma de ver este patrón de movilidad es tomar en cuenta las zonas de origen y destino ya no por criterio geográficos sino por el NSE de los orígenes y destinos de los viajes, como se hace en la **Figura 9**.

- Cuando vemos los viajes originados en zonas de NSE Alto, vemos que estos viajes concentran sus destinos (87%) en zonas de NSE Alto o Medio Alto. **[18]**
- Al observar el NSE Medio podemos notar que también tiende a moverse dentro de zonas de NSE Medio, con cierta asimetría hacia zonas de NSE Medio-Alto antes que Medio-Bajo.
- Por último, los viajes de NSE Bajo tiene orígenes primordialmente en zonas de NSE Bajo y Medio-Bajo, pero destinos en las zonas Medias y Medias Altas.

[18]

Se utiliza un NSE en cinco categorías para los orígenes y destinos de los viajes y se utiliza un NSE en tres categorías para asociar cada tarjeta a un NSE (teniendo en consideración la ubicación del primer viaje).

Cabe hacer otra aclaración en relación con la distribución espacial del NSE. Una gran proporción de las zonas con NSE alto se encuentran en CABA. Por eso existe un sesgo en que los viajes de NSE alto tienen destinos en CABA. Esto es producto del criterio de agrupamiento de NSE que, al hacer un agrupamiento tomando todo el RMBA, la posición relativa de CABA con respecto a otros partidos de la RMBA, hace que muchas porciones de aquella queden clasificadas como NSE alto.

/ FIGURA 9
Matriz de origen y destino de viajes (en porcentajes) según NSE de la zona.
Fuente: Elaboración propia.
Datos SUBE noviembre 2019.

		Destino					Total
		Alto	Medio Alto	Medio	Medio Bajo	Bajo	
Origen	Alto	38	19	2.5	1.1	1.1	62
	Medio Alto	18	11	2.8	1.5	1.3	35
	Medio	0.5	0.5	0.2	0.1	0.1	1.4
	Medio Bajo	0.2	0.3	0.1	0.1		0.7
	Bajo	0.2	0.2	0.1	0.1	0.1	0.6
	Total	57	32	5.6	2.9	2.5	

NSE ALTO

		Destino					Total
		Alto	Medio Alto	Medio	Medio Bajo	Bajo	
Origen	Alto	2.8	2.2	1	0.5	0.3	6.8
	Medio Alto	8.9	8.2	3.4	1.7	1.1	23
	Medio	17	18	8	4.4	2.8	50
	Medio Bajo	5	6.3	3.4	2.2	1.3	18
	Bajo	0.3	0.5	0.4	0.3		1.4
	Total	34	35	16	9.1	5.5	

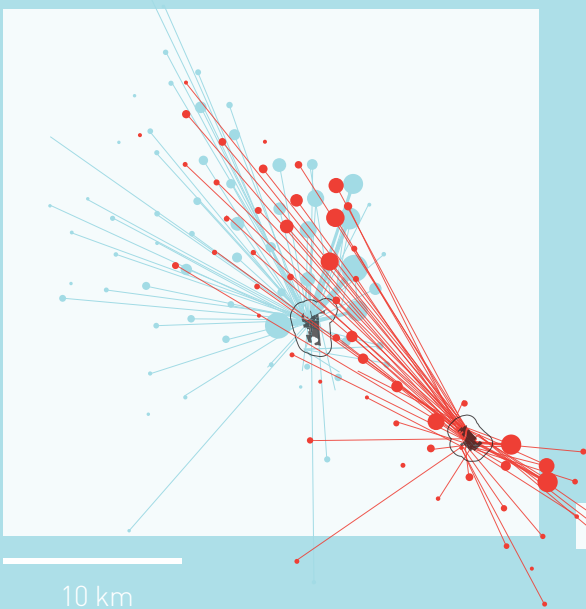
NSE MEDIO

		Destino					Total
		Alto	Medio Alto	Medio	Medio Bajo	Bajo	
Origen	Alto	2.1	1.8	0.8	0.6	0.7	6
	Medio Alto	1.3	1.8	1	1.1	1	6.2
	Medio	0.5	0.9	0.7	0.8	0.8	3.7
	Medio Bajo	8.6	12	6.1	4.6	2.9	34
	Bajo	13	15	9.1	6.6	6.1	50
	Total	25	32	18	14	12	

NSE BAJO

populares

IV



Itati-Azul



Zavaleta



Villa 1-11-14



1 km

SECCIÓN IV

Caracterización de los patrones de movilidad de los Barrios Populares

1. Distancias y conectividad de los viajes de Barrios Populares

[19]

Se analizan los viajes de aquellas tarjetas que realizan su primer viaje en un radio de 500 metros de un barrio popular.

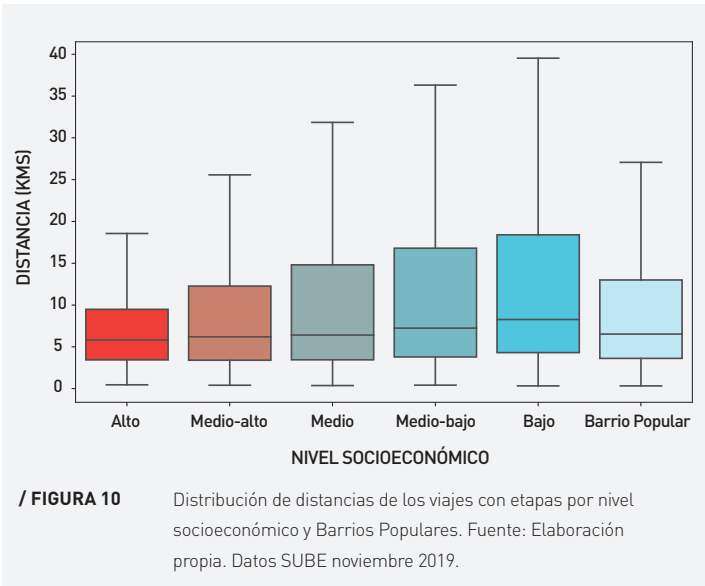
En esta sección se analizan los patrones de movilidad de aquellas personas que viven en, o en cercanía a, barrios populares [19]. Al observar los viajes con origen en los barrios populares encontramos que sus patrones de movilidad, en términos de accesibilidad, no se asemejan tanto a los NSE bajos, sino más bien a los de niveles socioeconómicos medios.

- Por un lado, si tomamos las distancias recorridas, tanto su mediana como su dispersión se asemeja a la de los sectores medios con una mediana por encima de 5 km y el 75 % de los viajes apenas por encima de los 10 km.
- Al mismo tiempo, cuando observamos qué proporción de esos viajes realiza transferencias, vemos que es del 40 %, nuevamente más cercano a los sectores Medios (37%) y Medio-Bajos (42%) que a los bajos (47%).
- Por último, cuando vemos la diferencia en distancia entre viajes directos y viajes con transferencias (14,7%), nuevamente se ubica más cercana a los valores de los sectores Medios (14 %) y Medio-Bajo (15%).

En la **Figura 10**, el diagrama de caja muestra con detalle la distribución de la distancia de viajes con etapas (viajes con transferencias) y se puede observar que los niveles socioeconómicos más bajos realizan viajes más largos.

Esta similitud es exclusivamente en términos de accesibilidad tal cual se entiende en el contexto de este trabajo, es decir qué distancia recorren y cuán directos son los viajes de los sectores populares. Si se consideran otras dimensiones (horarios pico, orígenes y destinos más comunes, cantidad de viajes, etc.) seguramente los patrones entre sectores medios y usuarios que viven en las zonas de barrios populares arrojen mayores diferencias.

Se pueden plantear una serie de hipótesis para dar cuenta de este fenómeno. En primer lugar, podría ser que, siendo los barrios populares un subgrupo del NSE bajo, estos estén mejor localizados en relación con transporte público que el resto del grupo. Por ejemplo, es posible suponer que los Barrios Populares con mayor cantidad de tarjetas SUBE asignadas están localizados en cercanías a las zonas centrales, fundamentalmente los ubicados en CABA y en la primera corona del área metropolitana (los partidos de General San Martín al Noroeste y Lanús, Avellaneda, Quilmes y Lomas de Zamora al Sur), donde el acceso al transporte público suele ser mejor que en otras áreas de NSE bajo más alejadas. En segundo lugar, podría ser que quienes habitan en barrios populares realicen una menor cantidad de viajes por motivo trabajo, que generalmente son viajes de mayor distancia, y se una mayor cantidad de viajes de cercanía.





/ FIGURA 12

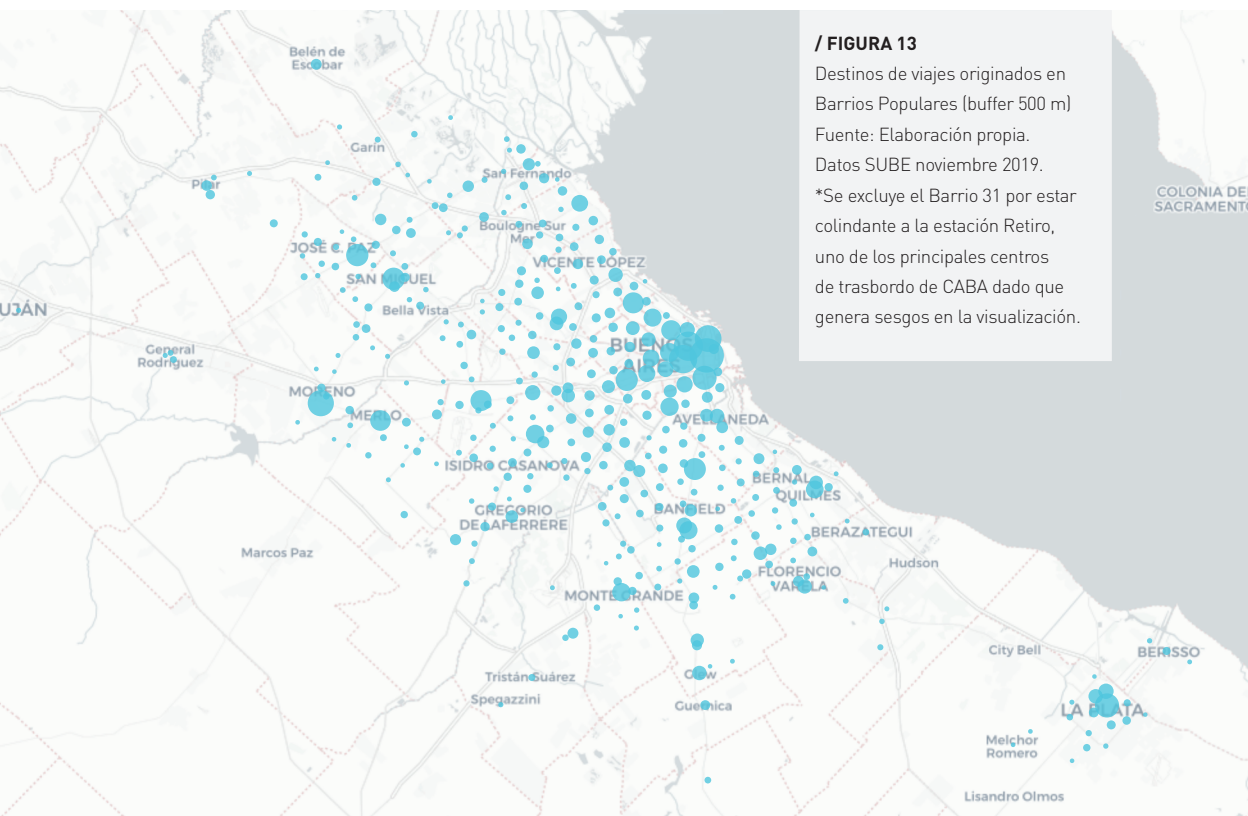
Detalle de ubicación del barrio Itatí-Azul
Fuente: Elaboración propia en base al RENABAP
y Open Street Maps.

Existen sin embargo algunas excepciones, pero que no contradicen la tendencia general de que los viajes tienden a tener destinos más cercanos. Algunos de estos barrios tienen un segundo foco de destinos por fuera de su zona con un peso relativo similar al destino principal dentro de la zona. Uno de esos casos es el barrio Itatí-Azul (**Figura 12**), un barrio popular ubicado en Avellaneda y Quilmes, partidos al sur de la conurbación de la RMBA. Este barrio popular tiene la particularidad de pertenecer al territorio de dos partidos: Itatí en Quilmes y Azul en Avellaneda, pero con historias diferentes [20]. En el caso de Itatí-Azul, además de tener como principal como destino las zonas que incluyen a ambos partidos, tanto Quilmes (1 de cada 3 viajes) como Avellaneda (1 de cada 4 viajes), tiene un tercer foco de destinos en la zona central de CABA, comparable a sus dos destinos principales (1 de cada 5 viajes). El barrio Itatí-Azul se encuentra a 13 km de Plaza de Mayo o 1:30 hs en transporte público. Una situación similar puede decirse de Villa Jardín, lindera a CABA en su límite sur, con casi 1 de cada 5 viajes con destino en la zona central de CABA y casi 1 de cada 2 dentro de su zona comprendida por Lanús y los partidos lindantes de Avellaneda y Lomas de Zamora.

[20] <https://www.perfil.com/noticias/sociedad/como-es-villa-azul-por-dentro-2-realidad-quilmes-avellaneda.shtml>

Si observamos los viajes de los barrios populares analizados que se encuentran dentro de CABA se identifica también que el principal foco de destinos es la zona a la que pertenecen (con casi 1 de cada 2 viajes), pero aparece la zona central de CABA como el segundo foco de atracción, representando casi 1 de cada 5 viajes. La villa 1-11-14 tiene el principal foco de destinos en la zona donde se ubica el barrio, comprendida por las Comunas 5, 6 y 7 de CABA (en la zona centro sur de la ciudad), pero aparece la zona central (Comunas 1, 2 y 3) como un segundo centro de atracción con 1 de cada 5 viajes). Algo similar ocurre con los barrios Villa 20 y Zavaleta, ubicados en la zona de las Comunas 4, 8, 9 al Sur de la ciudad, donde esa zona atrae casi 1 de cada 2 viajes. Pero en este caso para la villa Zavaleta, que queda más próxima a la zona central, la misma implica 1 de cada 4 viajes mientras que para la Villa 20 estos viajes vuelven a la proporción general de 1 de cada 5.

La **Figura 13** muestra una visualización de los destinos de los viajes originados en Barrios Populares utilizando unidades espaciales desagregadas. El patrón que podemos observar se encuentra caracterizado, por un lado, por cierta relevancia de la zona central de la RMBA pero, por otro lado, por la fuerte presencia de subcentralidades en la corona de la RMBA, en especial en el segundo y tercer cordón de la zona Oeste y Sur de la RMBA (Moreno, Merlo, José C. Paz, San Miguel, Lanús, Lomas de Zamora, Quilmes).



Barrio popular	Distancias promedio			transfe- rencias
	viaje directo	con etapas	diferencia	
Villa 1-11-14 (CABA)	5.7 km	6.3 km	10%	25%
Zavaleta (CABA)	7 km	7.9 km	13%	41%
Villa 20 (CABA)	8.8 km	9.6 km	9%	29%
Costa Esperanza (San Martín)	7.1 km	7.9 km	11%	40%
Ciudad de Dios (San Martín)	8.5 km	9.2 km	9%	38%
Villa Jardín (Lanús)	7.6 km	8.5 km	12%	42%
El Tambo (La Matanza)	10.9 km	11.9 km	9%	41%
Itatí-Azul (Quilmes-Avellaneda)	10.7 km	11.3 km	6%	38%
San Eduardo (Merlo)	11.6 km	12.6 km	9%	51%

/ FIGURA 14 Distancias promedio y transferencias para los barrios populares seleccionados. Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019. *Se excluye el Barrio 31 por estar colindante a la estación Retiro, uno de los principales centros de trasbordo de Ciudad de Buenos Aires dado que genera sesgos en la visualización.

Cuando observamos los viajes originados en Barrios Populares comparando las distancias del recorrido directo comparada con la distancia hecha con transferencias (**Figura 14**), vemos un escenario nuevamente complejo que depende mucho de cada barrio. Algunos barrios parecen estar mejor conectados, dado que recorren distancias promedio similares a las de los sectores medios o altos (por ejemplo, Villa 1-11-14, Zavaleta, Villa 20, Costa Esperanza, Ciudad de Dios, Villa Jardín). Esto se puede observar también en las transferencias y las distancias de estos viajes donde los patrones de viaje se asemejan más a los de NSE más altos.

Por otro lado, los barrios de El Tambo (La Matanza), Itatí-azul (Quilmes-Avellaneda) y San Eduardo (Merlo) hacen viajes de mayores distancias (mayores a 10 km), con diferencia con respecto al recorrido directo sin transferencias del 16%, similar a la diferencia en los sectores de NSE Bajo. Un alto porcentaje de esos viajes es con transferencias. El barrio Itatí-Azul es la excepción que, aunque los viajes originados allí recorren largas distancias, al estar mejor conectado a la red de transporte público, la necesidad de transferencias es menor en comparación con El Tambo y San Eduardo (38%) y por ende la diferencia entre los viajes directos y los que hacen transferencias también se asemeja a la de los sectores Altos y Medio-Altos.

3. Análisis granular de destinos de viajes y transbordos por barrio

En este apartado se seleccionaron algunos barrios para dar cuenta de sus patrones de viajes. A diferencia de la sección anterior, se analizan los patrones de origen-destino tomando unidades espaciales más desagregadas y, al mismo tiempo, analizando tanto sus destinos finales como los centros de transbordo utilizados para combinar diferentes modos. Considerando las distancias promedio de viaje desde cada barrio y sus transferencias, se puede ver cómo la ubicación relativa de cada uno tiene una incidencia en sus patrones de viajes. Los barrios populares localizados en CABA o los que se encuentran en el primer cordón tienen distancias promedio de viaje más cortas y en dos de los barrios localizados en CABA el porcentaje de viajes con transferencia es significativamente menor que el resto.

Barrio San Eduardo

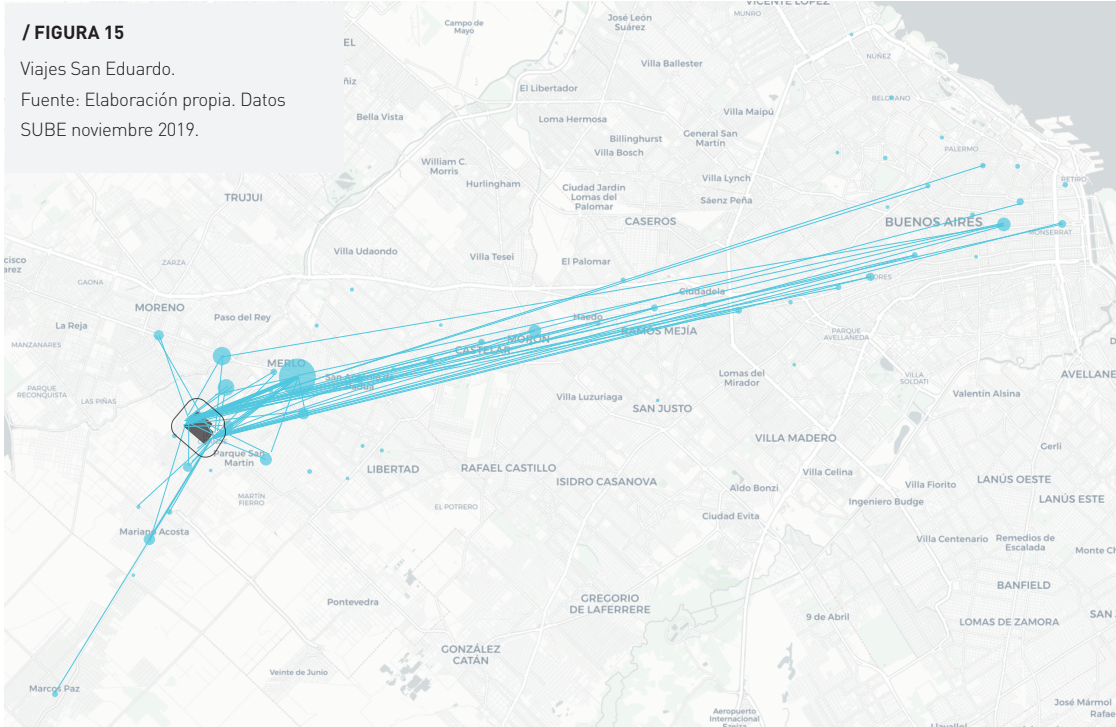
Como representativo de un barrio del tercer cordón, con un alto porcentaje de destinos de los viajes cercanos al barrio y poca incidencia de la CABA en los mismos, se escogió al Barrio San Eduardo. El mismo se ubica en el Partido de Merlo, cerca de su límite norte con el partido de Moreno, en el límite de la corona urbana en la zona oeste de la RMBA. Al analizar los viajes con origen en este barrio (**Figura 15**), se puede observar que los principales destinos finales se concentran cerca del mismo. Por un lado, el principal atractor de viajes es el centro comercial y administrativo de Merlo. En segundo lugar, se encuentran dos centros atractores más próximos al barrio, ubicados en Paso del Rey (en el partido lindante de Moreno) y en el barrio Pompeya, dentro del partido de Merlo. Existen otros centros de menor jerarquía en Moreno, Mariano Costa y Morón (en la zona Oeste de la RMBA) y el barrio de Balvanera en CABA, donde se encuentra la estación Once, terminal del Ferrocarril Sarmiento que se extiende hasta Moreno. Vemos que en CABA existe una cantidad de destinos, pero no son muy significativos en términos de cantidades.

Al observar los viajes, pero descomponiendo los mismos en etapas y considerando los trasbordos (cuya concentración aparecen en círculos naranjas en la **Figura 16**) se observan nuevamente los centros de Merlo y Paso del Rey, donde a su vez se encuentran las estaciones de Ferrocarril Sarmiento, pero desaparece el centro de Pompeya (Merlo). Al mismo tiempo, la estación Once en CABA se presenta como el principal centro de transbordo, explicando un conjunto importante de los viajes con destino final en CABA. En menor medida, se pueden observar centros de transbordo en el centro de Moreno (que coincide con la estación homónima del Ferrocarril Sarmiento) y en el barrio de Liniers, en el límite Oeste de CABA.

/ FIGURA 15

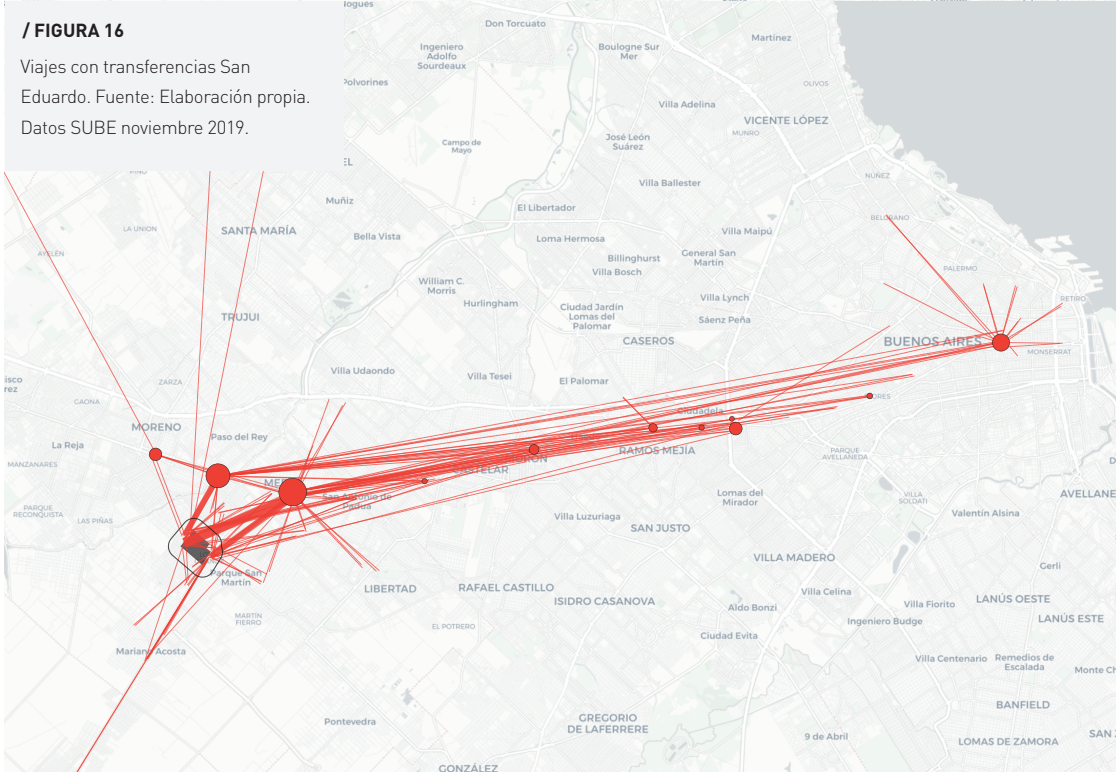
Viajes San Eduardo.

Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.



/ FIGURA 16

Viajes con transferencias San Eduardo. Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.

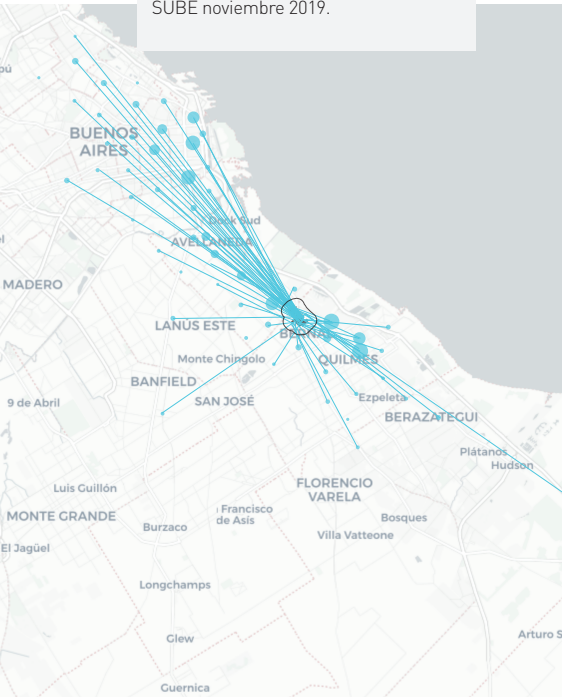


Barrio Itatí - Azul

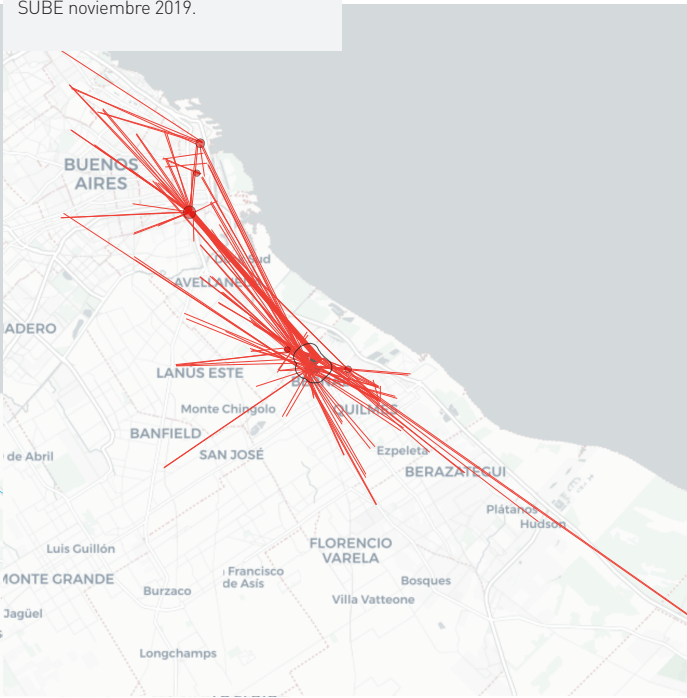
Como representativo de los barrios del primer cordón, lo suficientemente cercanos a CABA como para que su área central sea un segundo centro atractor de viajes, se escogió el Barrio Itatí-Azul, ubicado sobre el límite entre Avellaneda y Quilmes en la zona sur de la RMBA. Como principales centros podemos mencionar los ubicados en Quilmes y Bernal, más próximos al barrio, y los ubicados en CABA como Constitución (terminal del Ferrocarril Roca que atraviesa la zona sur de la RMBA) y la zona del microcentro más cercana a Plaza de Mayo (Figura 17). Otros centros de menor magnitud se observan en al norte del centro de Quilmes ya mencionado, un centro cercano al barrio ubicado al noroeste en Wilde (Avellaneda) y por último una concentración de destinos en CABA ubicado en la zona más al norte del área central que coincide con el barrio de Retiro (donde se ubican las terminales ferroviarias de las diversas líneas con sentido Norte).

Al observar este patrón en términos de etapas y transbordos, podemos ver en la Figura 18 que los principales centros de transbordo son, por un lado, Constitución y Retiro en CABA y, por el otro, Bernal donde se encuentra la estación de Ferrocarril Roca más próxima al barrio.

/ FIGURA 17
Viajes Itatí-Azul.
Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.



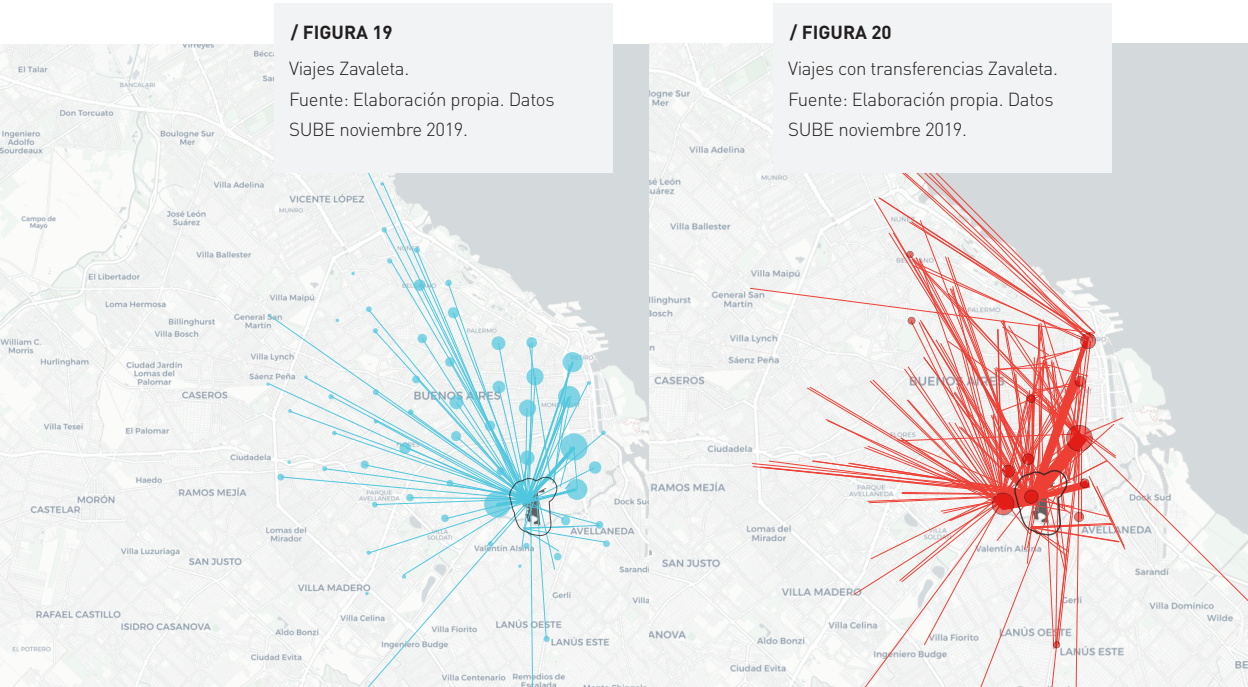
/ FIGURA 18
Viajes con transferencias Itatí-Azul.
Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.



Zavaleta

Para concluir, escogimos el Barrio Zavaleta cómo ejemplo de los barrios populares localizados dentro de CABA que tienen su principal foco de destinos en algún centro local próximo al barrio, pero una parte considerable de los mismos también tiene por destino el área central de CABA. En el caso del barrio Zavaleta (**Figura 19**), sus centros principales son la zona del barrio de Nueva Pompeya al sur de CABA en la Comuna 4 (un importante centro comercial y de transbordo con diversas líneas de colectivo y el Ferrocarril Belgrano Sur) y Constitución en Comuna 1. En segundo lugar, se ubican dos puntos en el área central (uno localizado más al sur en la zona de Plaza de Mayo en Comuna 1 y el otro más hacia al norte de la misma en el barrio de Retiro en Comuna 2) y un punto en la zona sur del barrio de Barracas sobre el límite sur de CABA, en Comuna 4.

Al analizar las etapas y transbordos (**Figura 20**), se observa que Constitución y Nueva Pompeya constituyen los principales centros de transferencia hacia los destinos finales en el resto de CABA, seguidos por Retiro.



relación

//NSE

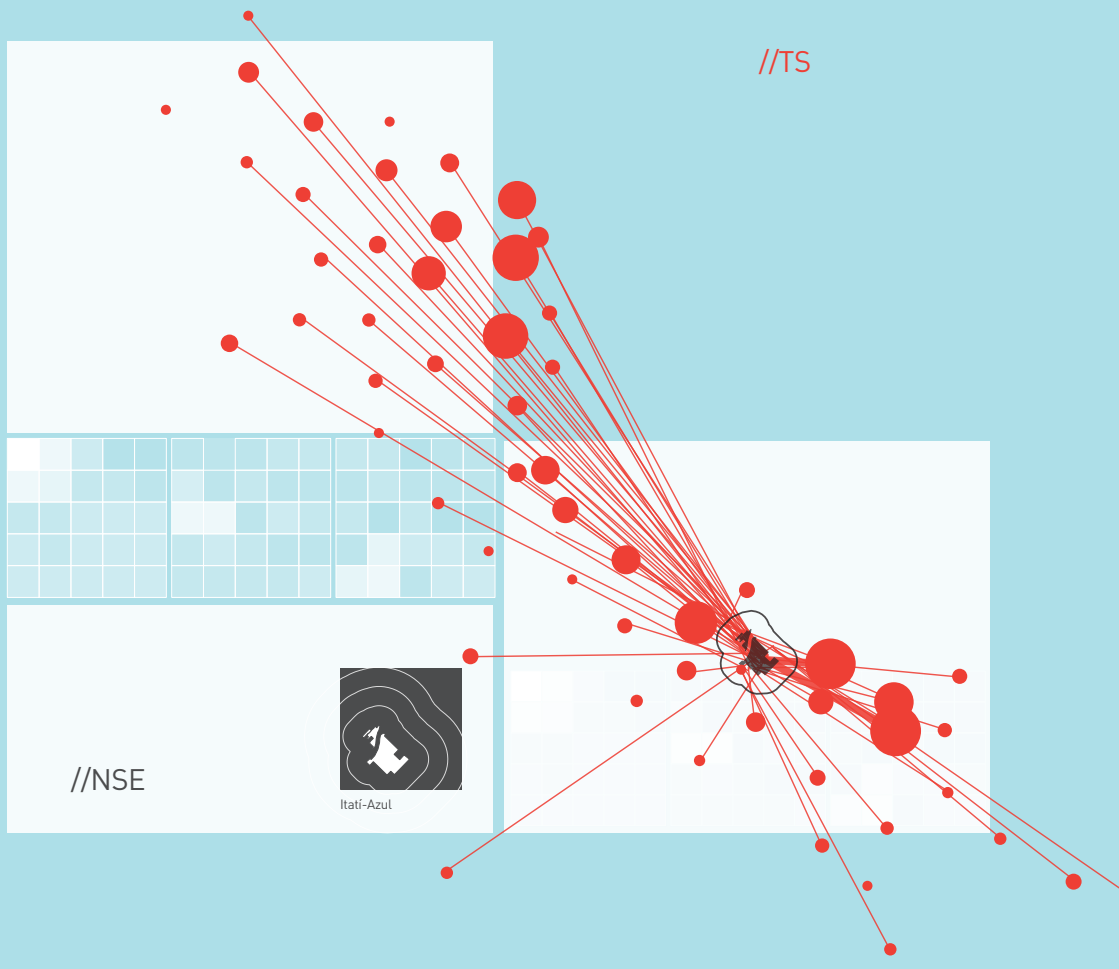
V

//TS

//NSE



Itati-Azul



SECCIÓN V

Correlación espacial entre la Tarifa Social y el Nivel Socioeconómico

Actualmente existe una política tarifaria por la cual los perceptores de determinadas políticas sociales del gobierno nacional abonan una tarifa menor en el transporte público. Muchas de esas políticas tienen vínculo directo con una situación de vulnerabilidad socioeconómica. Del conjunto de estas políticas con tarifa reducida, clasificamos un subconjunto vinculadas a la vulnerabilidad social del usuario que denominamos Tarifa Social (TS). Estas son:

- Monotributistas sociales
- Personal del trabajo doméstico
- Progresar
- Asignación Universal por Hijo (AUH)
- Ingreso Social con Trabajo
- Jefes de Hogar
- Asignación por embarazo
- Pensión no contributiva

Tarifa	Mujeres	Varones	Total
Asignación por embarazo	0.4%	0.0%	0.4%
Asinación Universal por Hijo (AUH)	45.4%	1.2%	46.6%
Ingreso Social con Trabajo	0.1%	0.0%	0.2%
Jefe de Hogar	0.6%	0.4%	1.1%
Monotributistas sociales	11.5%	4.1%	15.6%
Pensión no contributiva	0.0%	0.0%	0.0%
Personal del trabajo doméstico	26.9%	0.3%	27.2%
Progresar	6.2%	2.7%	8.9%
Total	91.2%	8.8%	100%

/ FIGURA 21 Usuarios con TS por sexo.
Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.

Sin embargo, la aplicación de TS puede excluir usuarios que efectivamente podrían percibirla debido a su condición de vulnerabilidad socioeconómica, pero que, sin embargo, no son sujetos de ninguna de estas políticas sociales puntuales que habilitan la TS (error de exclusión). Por otro lado, esta política tarifaria no se aplica en el subte, por lo que si existen usuarios del subte en condiciones de percibir la TS, no estarían siendo captados por un análisis enfocado en ese subuniverso. Si observamos el subuniverso de usuarios con tarifa social vemos que prácticamente el total de los mismos utilizan una tarjeta identificada de modo personal, por lo cual podemos contar con el sexo. Al ver esta distribución (**Figura 21**) se observa en primer lugar que 3 categorías de la tarifa social (AUH, Personal del trabajo doméstico y Monotributistas sociales) concentran la mayoría de las transacciones (89,4%). En segundo lugar, vemos que el 92 % de los usuarios con TS son mujeres.

Por lo tanto, de analizar los patrones de movilidad exclusivamente de los usuarios con TS podríamos estar tomando una muestra muy sesgada que no represente fehacientemente el comportamiento de los sectores vulnerables en su conjunto. Para solucionar ese problema, partimos de la hipótesis de que aquellas zonas de la RMBA con bajo NSE deberían concentrar una alta proporción de orígenes de primeros viajes hechos con TS. Tomamos los primeros viajes del día dado que es el proxy para indicar el hogar del usuario. Si esta hipótesis se verifica, podríamos clasificar al conjunto de los usuarios subte con NSE y tomar al conjunto de los usuarios, en lugar de una muestra sesgada por los criterios de las políticas de incluyen TS.

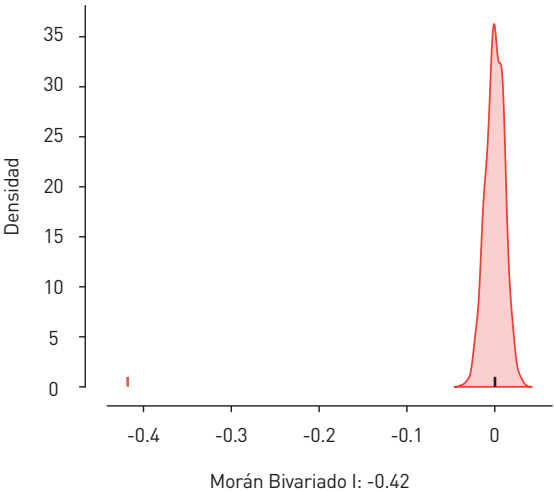
Para poder evaluar esta hipótesis analizamos si existe correlación entre ambas variables en el espacio, utilizando el estadístico I de Morán. Este estadístico fue desarrollado como una medida de autocorrelación espacial **[21]**. El mismo procura

[21]
[Moran, 1950] Clif & Ord,
[Moran, 1950] Spatial
Autocorrelation [Moran, 1950]

[22]

La unidad espacial en ambos casos fueron las celdas hexagonales H3 con resolución 8 caracterizadas, por un lado, por la proporción de transacciones con TS con respecto al total de transacciones en esa celda y por el otro por su valor continuo de NSE (previo a su clasificación en grupos de 1 a 5).

analizar si existe un patrón determinado en la distribución espacial de los valores altos y bajos de una variable determinada [22]. Toma valores que van desde -1 (correlación negativa) a 1 (correlación positiva) dónde el 0 significa que no existe un patrón espacial en la distribución y la misma sigue una distribución azarosa. Utilizamos este estadístico para dar cuenta de la distribución en el espacio de las primeras transacciones del día de las tarjetas SUBE con TS por un lado y, por el otro, del indicador de NSE construido. Para ambos casos se registró una autocorrelación espacial positiva (con significancia estadística válida para un nivel de confianza del 99 %), aunque con diferentes magnitudes: la distribución espacial de las primeras transacciones con TS obtuvo una correlación de 0,23, mientras que la distribución espacial del NSE obtuvo un I de Morán mucho mayor, del orden del 0,84. Esto significa que su distribución en el espacio no es azarosa y presenta una estructura particular: zonas con valores altos de NSE por un lado y zonas con valores bajos de NSE por otra. Es decir, para el NSE hay zonas de la RMBA con concentración de alto nivel socioeconómico por un lado y otras zonas con una concentración de bajo nivel socioeconómico. Al mismo tiempo, existen zonas en la RMBA con alta concentración de viajes con Tarifa Social y otras zonas con una baja concentración de la misma.



/ FIGURA 22

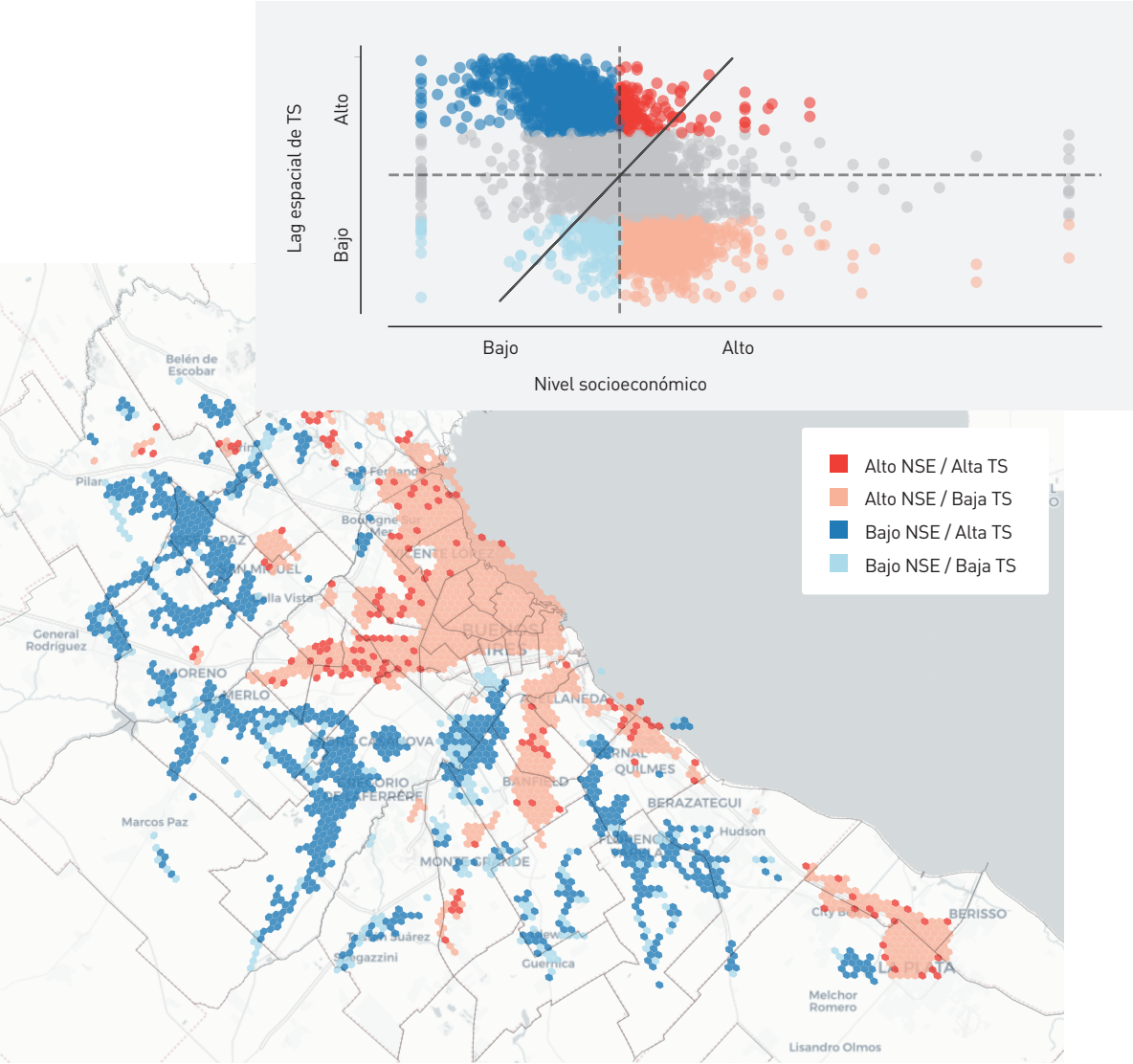
I de Moran Bivariado para Tarifa Social y NSE. Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.

El siguiente paso fue analizar si existía algún nivel de solapamiento entre esas dos estructuras. Es decir, si las zonas con alta tasa de TS coinciden en el espacio con las zonas de bajo NSE. Es posible dar cuenta de la relación de dos variables y su posición en el espacio con las llamadas Estadísticas de Moran Bivariadas. En este caso se analiza el valor de la variable de una unidad espacial en relación al promedio de la variable ponderado por la matriz de pesos espaciales de las unidades cercanas. Es decir, si una grilla con alta concentración de valores bajos de NSE se encuentra rodeada por grillas con valores altos de transacciones con TS. Esta es la principal diferencia con un índice de correlación tradicional (R de Pearson), ya que involucra una correlación con las unidades cercanas en función de su distancia. Obtuvimos para este caso un moderado nivel de autocorrelación espacial negativa, -0,42, con significancia estadística válida para un nivel de confianza del 99 %.

Cluster	% de grillas	/ FIGURA 23 Clasificación de las celdas en función de Morán Bivariado. Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.
Estadísticamente insignificante	49,4	
Alto NSE - Baja TS	22,0	
Bajo NSE - Alta TS	19,8	
Bajo NSE - Baja TS	5,0	
Alto NSE - Alta TS	3,8	

El sentido inverso de la relación se explica porque las celdas con alto nivel de NSE (mejor nivel socioeconómico) se encuentran rodeadas de celdas con baja proporción de transacciones con TS y viceversa. Como muestra la **Figura 23**, más de la mitad de las grillas pueden ser clasificadas en algún clúster estadísticamente significativo en términos de los valores de ambas variables en juego. Los dos grupos con mayor cantidad de casos son el grupo que concentra a las zonas de Alto Nivel Socioeconómico y baja proporción de primeros viajes con TS por un lado (22,0 %) y por el otro las zonas de Bajo Nivel Socioeconómico con alta proporción de primeros viajes con TS (19,8 %). Es decir, como se esperaba, las zonas con alto NSE tienen una baja proporción de viajes con TS y viceversa. Por lo tanto, podemos utilizar el indicador de NSE para caracterizar al conjunto de los usuarios de SUBE y trabajar con esa población total en lugar de la subpoblación que utiliza TS.

La **Figura 24** muestra el gráfico de dispersión con cada grilla clasificada en términos de su NSE y al lag espacial de la proporción de TS (el promedio de la TS de cada celda y sus celdas cercanas ponderado por la distancia y luego estandarizado). Muestra por defecto la recta de correlación positiva perfecta, pero como se puede observar, al ser una relación inversamente proporcional, la mayor cantidad de casos se encuentran en los cuadrantes 2 (celeste) y 4 (naranja).

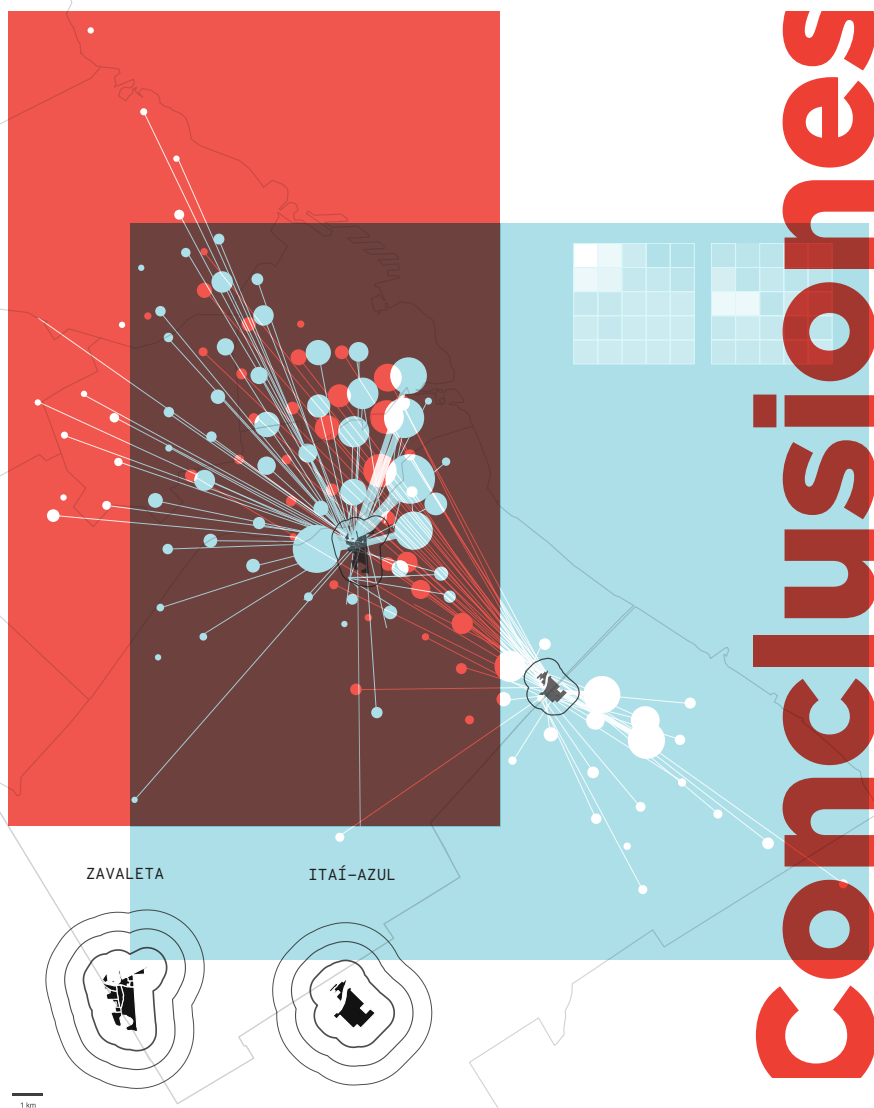


/ FIGURA 24 Y 25 Grillas clasificadas por NSE y Lag Espacial de TS. Grillas clasificadas en los cuadrantes del Moran Bivariado.
Fuente: Elaboración propia. Datos SUBE noviembre 2019.

Por último, la **Figura 25** muestra la distribución espacial de estas grillas clasificadas en los cuatro cuadrantes del gráfico de dispersión de Morán. Como se puede apreciar, los casos de Alto NSE con baja TS (color naranja en el mapa) se localizan principalmente en CABA, al sur siguiendo el trazado de las líneas del Ferrocarril Roca, al Oeste siguiendo el trazado de las líneas del Ferrocarril Sarmiento y en las localidades al Norte de CABA. Por otro lado, los casos de Bajo NSE y Alta TS (color azul en el mapa) se localizan en las zonas más exteriores al Oeste de la conurbación, en el Partido de Lanús al sur de la CABA y en el intersticio entre las líneas de los diferentes ramales del Ferrocarril Roca al Sur de la RMBA en los partidos de Florencio Varela y Almirante Brown.

VI

Conclusiones



Conclusiones

En este trabajo se utilizan los datos de la tarjeta SUBE con el objetivo de analizar los patrones de viaje según los diferentes niveles socioeconómicos y buscando entender mejor cómo se mueve la población más vulnerable. Para realizar este análisis, en una primera instancia se procesaron datos de transacciones de la tarjeta SUBE. En este procesamiento se realizó una imputación de los orígenes y destinos de los viajes con el objetivo de construir la cadena de viajes de cada usuario.

Con el objetivo de identificar a la población más vulnerable se trabajó con un indicador de nivel socioeconómico (NSE) que se construyó con los datos censales y se utilizó en forma adicional el atributo de Tarifa Social que es asignado a las poblaciones más vulnerables. Los distintos tipos de usuarios por NSE son identificados según la ubicación geográfica del primer viaje del día (se asume que el primer viaje del día se realiza en una parada cercana al hogar de cada usuario).

La identificación de los usuarios y las zonas según el NSE permite analizar los orígenes y destinos de los viajes para los distintos grupos. A su vez, se trabajó con la cartografía de la localización de los Barrios Populares buscando identificar aquellos usuarios que habitan en ellos y analizar las particularidades de sus patrones de viaje. A continuación se resumen las principales conclusiones:

I

Se observa una relación inversa entre el NSE y la distancia de los viajes. **A menor nivel de NSE, la distancia promedio de los viajes realizados es mayor.** Mientras que los usuarios de NSE altos realizan viajes en promedio de 7,7 km, los de NSE bajo aumentan ese promedio a 11,7 km.

II

Al mismo tiempo, esa misma relación inversa se observa en los viajes que se realizan con transferencias. **A menor nivel de NSE, mayor es la proporción de viajes que requieren más de una etapa de viaje.** Mientras que la proporción es de 1 de cada 5 usuarios de NSE alto que realiza viajes multietapa, para los usuarios de NSE bajo 1 de cada 2 realiza viajes con transferencia. Los usuarios de NSE más bajo realizan una mayor proporción de viajes con transferencia (36%) que los usuarios de los NSE más altos (20%).

III

Por la necesidad de realizar una mayor cantidad de viajes con transferencias, **los usuarios del NSE más bajo realizan viajes que son menos directos hacia sus destinos finales.** Se observó que la diferencia entre la distancia de viaje en forma directa y entre los orígenes y destinos es un 16% más larga para los usuarios de NSE bajo, mientras que es de un 11 % en los usuarios de NSE alto.

IV

Si bien un viaje multimodal podría en teoría ser más eficiente, se espera que al menos una de esas etapas sea utilizando un modo guiado ferroviario (tren o subte). Sin embargo, se observa que **los usuarios del NSE más bajo realizan una mayor proporción de sus viajes con transferencia realizando 2 o más viajes en colectivo (36%)** que los usuarios de NSE más altos (17%).

V

En términos de partición modal, **los usuarios clasificados con un NSE bajo tienden a usar en mayor proporción el colectivo (86%) que los usuarios de NSE alto (64%).** A su vez, los usuarios de NSE alto utilizan más el subte (24%) que aquellos usuarios de NSE más bajo (3%). Los viajes en tren no parecen tener una distribución particularmente destacable en términos de NSE.

Se observan características de movilidad y patrones de viaje diferentes según el NSE de los usuarios. Mientras que los viajes de los usuarios de NSE Alto tienen sus destinos más concentrados en CABA y particularmente en el área central, cuanto menor es el NSE más dispersos son los destinos en el territorio y más alejados del área central. **Los viajes de los usuarios de NSE bajo tienden a estar dispersos en los cordones urbanos de la RMBA** (principalmente el segundo cordón y en menor medida el primer cordón) **y los usuarios de NSE medio tienen destinos en la Ciudad de Buenos Aires y en el primer y segundo cordón del conurbano.**

VI

Dados estos patrones, **un sistema de transporte público como el de la RMBA** que es radial, con una mayor concentración de líneas de transporte y una mayor calidad de servicios en los viajes hacia el área central, **resulta en una penalización para los viajes de los usuarios de NSE medios y bajos** que son más dispersos, transversales y más concentrados en el área metropolitana. Es decir, la red tal cual existe hoy no presta un servicio adecuado a los patrones de movilidad de los usuarios con NSE bajo. Estos normalmente se ven en necesidad de recorrer más de una etapa para llegar a sus destinos finales, para lo cual utilizan primordialmente el colectivo y combinando dos o más etapas. En caso de ser viajes transversales que no pasan por CABA o su zona central, no utilizan los modos guiados ni los colectivos de jurisdicción nacional, que por unir PBA y CABA tienen un trazado radial. Es por lo que el margen de mejora para los viajes de NSE más bajo puede estar en mejorar la oferta de las jurisdicciones provinciales o municipales.

VII

Un análisis de los usuarios que realizan viajes en un radio de 500 metros de los **barrios populares** muestra que los patrones son diferentes a los usuarios de NSE bajo (estos usuarios son un subgrupo particular del NSE bajo). Por la localización de estos barrios, se puede observar una menor distancia promedio de los viajes, así como una menor proporción de viajes con transferencia. Estos patrones **se asemejan más a los de los NSE medios que bajos**, lo que podría deberse a una mejor localización de los barrios populares en relación con el acceso al transporte público o en relación con la cercanía de sus destinos. De cualquier manera, **analizando los destinos de los viajes, se observa una dispersión similar a los viajes de los NSE bajos**, con una menor concentración de viajes hacia el área central que la de los NSE más altos.

VIII

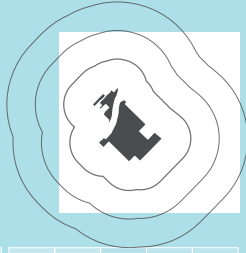
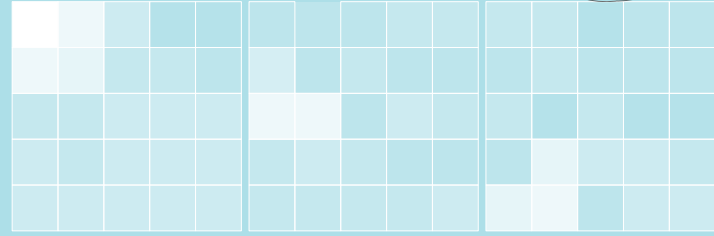
Observando la correlación espacial entre usuarios con **tarifa social y NSE**, podemos afirmar con cierta significancia estadística, que **ambas variables se encuentran positivamente correlacionadas** y podemos utilizar NSE para la caracterización de los usuarios y sus patrones de viajes.

IX

Este trabajo permite verificar para la RMBA el supuesto teórico de la localización de los sectores vulnerables en relación con los principales puestos de trabajo y oportunidades. Efectivamente, los sectores vulnerables deben recorrer mayores distancias para acceder a los mismos. Esto puede verse morigerado por una correcta planificación de la red de transporte público, que a pesar de las distancias mayores, pueda garantizar el acceso en menor tiempo. Para ello es necesario considerar en la planificación los patrones de movilidad específicos de los sectores vulnerables.

Si se planifica bajo el supuesto de que los sectores vulnerables viajan al Área Central y que el patrón de viajes es radial, se consolida una planificación del transporte que refuerza un sistema poco eficiente y que va en contraposición con las necesidades reales de los usuarios. En cambio, si se identifica que los sectores vulnerables realizan viajes no radiales cuyos destinos son periféricos o hacia centralidades secundarias, la deficiente oferta de la red de transporte público genera penalidades adicionales para estos grupos, limitando la accesibilidad de los más vulnerables.

El enfoque de este trabajo permite abordar el problema de la accesibilidad de los sectores vulnerables sin presuponer destinos de importancia en forma teórica (zona central administrativa, escuelas u hospitales más cercanos) sino que utiliza aquellos destinos empíricamente más frecuentados por los usuarios del transporte público. En este sentido, el análisis de las transacciones SUBE constituye un insumo indispensable para la planificación de las políticas de transporte.



Próximo: pasos



SECCIÓN VII

Próximos pasos

En función de las conclusiones a las que se arribó, se puede delinear una agenda de trabajo futura que apunte a mejorar la oferta de brindada por la red de transporte público de la RMBA, adaptándola a la demanda y a las líneas de deseo que se pudieron caracterizar en este trabajo, en especial en lo que atañe a los sectores sociales más relegados.

Utilizando estos mismos datos, se podría realizar un análisis a un mayor nivel de detalle teniendo en cuenta las líneas de colectivo, considerando cuáles son las más demandadas por los diferentes niveles socioeconómicos. Se podrían analizar corredores en forma más específica y ver en qué medida el trazado ofertado coincide con la demanda. Dicho trazado se puede analizar en función de las diferentes centralidades locales o regionales, y el esquema radial-orbital de la oferta. Las conclusiones del trabajo plantean como posible hipótesis que existe un problema de conectividad en los patrones de movilidad de los niveles socioeconómicos más bajos en la medida en que deben combinar 2 o más líneas de buses para llegar a centros locales. Esto puede ser validado haciendo un análisis de la red ofertada, que excede los alcances de este trabajo.

Adicionalmente, es factible con esta información realizar análisis específicos de la demanda de transporte teniendo en consideración las horas picos o valle del día, pudiendo identificar si existen orígenes o destinos con mayor demanda específica en determinada hora. De existir información contextual de lado de la oferta (frecuencia de despacho en cabecera, unidades despachadas, etc) se puede aproximar un factor de ocupación de las unidades y el nivel de servicio y confort. De este modo se puede analizar si la oferta para los corredores es suficiente.

Por último, hay que considerar que este análisis fue realizado en un día típico hábil de 2019, sería interesante replicar este análisis post-pandemia para analizar cambios en la movilidad. Al mismo tiempo, un análisis periódico en distintos meses del año (incluso fines de semanas) puede ayudar a comprender patrones de movilidad temporales en la ciudad.

SECCIÓN VII

Bibliografía

El Mahrsi, M. K., Côme, E., Oukhellou, L., & Verleysen, M. (2017)

Clustering Smart Card Data for Urban Mobility Analysis. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(3), 712-728. <https://doi.org/10.1109/ITITS.2016.2600515>

Gannon, C., & Liu, Z. (1997). Poverty and Transport (TWU-30)

Article TWU-30. <https://trid.trb.org/view/672559>

González, F., & Anapolsky, S. (2021)

Accesibilidad al Ferrocarril Roca: Análisis de datos masivos para la identificación de corredores con potencial de micromovilidad (J. Abad & C. Moleres, Eds.). Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0003456>

Jocoy, C. L., & Del Casino, V. J. (2010)

Homelessness, Travel Behavior, and the Politics of Transportation Mobilities in Long Beach, California. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 42(8), 1943-1963. <https://doi.org/10.1068/a42341>

Mariana Tallarico, V. (2020)

Entre la autonomía y la reproducción. <https://www.teseopress.com/violenciacon-tralasmujeres/>

Moran, P. A. P. (1950)

Notes on Continuous Stochastic Phenomena. *Biometrika*, 37(1/2), 17-23. <https://doi.org/10.2307/2332142>

Munizaga, M., Devillaine, F., Navarrete, C., & Silva, D. (2014)

Validating travel behavior estimated from smartcard data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 44, 70-79. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2014.03.008>

Ortuzar, J. de D., & Willumsen, L. G. (2011, abril)

Modelling Transport, 4th Edition | Wiley. Wiley.Com. <https://www.wiley.com/en-us/Modelling+Transport%2C+4th+Edition-p-9780470760390>

Reades, J., De Souza, P., & Hubbard, P. (2019)

Understanding urban gentrification through machine learning. <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/0042098018789054>

Sanchez, T. (2008)

Poverty, policy, and public transportation. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 42, 833-841. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2008.01.011>

Titheridge, H., Mackett, R. L., Christie, N., Oviedo Hernández, D., & Ye, R. (2014). Transport and poverty: A review of the evidence. En (UCLTI

Publications). UCL Transport Institute, University College London: London, UK. [Report]. UCL Transport Institute, University College London. <https://www.ucl.ac.uk/transport-institute/research-and-publications/publications>

Trépanier, M., Tranchant, N., & Chapleau, R. (2007)

Individual Trip Destination Estimation in a Transit Smart Card Automated Fare Collection System. Journal of Intelligent Transportation Systems, 11(1), 1-14. <https://doi.org/10.1080/15472450601122256>

Viegas, J. M., Martinez, L. M., & Silva, E. A. (2009)

Effects of the Modifiable Areal Unit Problem on the Delineation of Traffic Analysis Zones. Environment and Planning B: Planning and Design, 36(4), 625-643. <https://doi.org/10.1068/b34033>

Vyas, S., & Kumaranayake, L. (2006).

Constructing socio-economic status indices: How to use principal components analysis. Health Policy and Planning, 21(6), 459-468. <https://doi.org/10.1093/heapol/czl029>

Zhao, J., Rahbee, A., & Wilson, A. (2007)

Estimating a Rail Passenger Trip Origin-Destination Matrix Using Automatic Data Collection Systems. MIT Urban Mobility Lab. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8667.2007.00494.x>



ESTE REPORTE SE
PUBLICÓ EN ARGENTINA,
DURANTE JUNIO DE 2022

IDENTIFICANDO LA
DESIGUALDAD EN LOS
PATRONES DE MOVILIDAD
EN TRANSPORTE PÚBLICO

