

RELACIÓN ENTRE INGRESO Y DISTANCIA DE VIAJE EN SANTIAGO SEGÚN LA EOD2012

Rafael Delpiano Costabal, Universidad de los Andes rdelpiano@uandes.cl

Felipe Gonzalez-Valdes, Pontificia Universidad Católica de Chile fagonzalezv@uc.cl

RESUMEN

Investigaciones tempranas sobre dinámica urbana sugerían que los pobres viajaban más lejos. Así, la tarifa uniforme parece un subsidio adecuado a su favor. Ambas ideas están presentes en el diseño de políticas de transporte público en Santiago, pero su universalidad ha sido cuestionada.

En este artículo, se analiza la EOD2012 para caracterizar la relación entre ingreso y distancia de viajes en Santiago.

Se construyó curvas de percentiles y modelos de regresión lineal para evaluarla desde distintas perspectivas. Se encontró una relación débil, no monótona, y dependiendo de ciertas definiciones, incluso creciente. Ambas aproximaciones concuerdan, ofreciendo miradas complementarias.

Palabras clave: Ingreso, Distancia de viaje, EOD2012

ABSTRACT

Early research on urban dynamics suggested that the poor commuted farther. Thus, uniform transit fares seemed like a fair subsidy in their favor. Both ideas have been design assumptions in Santiago for decades, but have been challenged recently.

In this paper, we analyze recent data available to characterize the relation between income and travel distance in Santiago.

Percentile curves and linear regression models were built to evaluate it from different perspectives. We found that income affects commuting distance weakly, the relationship is not monotonic, and depending on certain definitions, may even be increasing. Both approaches generally agree, giving complementary insights.

Keywords: Income, travel distance, kernel density estimation

1. INTRODUCCIÓN

Desde los comienzos del estudio teórico de dinámica urbana se ha sugerido que la gente con más bajos ingresos tendería naturalmente a hacer viajes de trabajo más largos. En esa dirección apuntan la familia de modelos de Alonso-Mills-Muth (Alonso, 1964; Mills, 1967; Muth, 1969) y la *spatial mismatch hypothesis* (Kain, 1968), que aunque inicialmente fue formulada como un asunto racial, más tarde se ha entendido como socioeconómico.

De hecho, se ha reportado casos de ciudades con correlaciones negativas entre ingreso y distancia de viaje desde entonces, e incluso en tiempos recientes (Khattak et al., 2000; Edlund et al., 2015).

En ese escenario, resulta natural pensar en la tarifa *plana* de transporte público como un subsidio justo a favor de los más desfavorecidos. Consecuentemente, el supuesto de una correlación negativa entre ingreso y distancia de viajes parece subyacer en el diseño de políticas de transporte público en el Gran Santiago. Tanto la tarifa con trasbordo a costo cero en buses de Transantiago, como la tarifa independiente de la distancia del sistema de licitaciones previo son indicios de una tendencia deliberada a dicho modelo tarifario.

Por otro lado, la literatura también ha provisto de ejemplos que muestran que las ciudades pueden ser mucho más complejas que lo que se pensaba inicialmente, con fuerzas adicionales entrando en juego, como la suburbanización y la especialización laboral. Existen ejemplos de ciudades que muestran correlación cero o incluso positiva entre ambas variables, en países tan variados como EE.UU. (Gordon et al., 1989; Khattak et al., 2000), Corea del Sur (Song Lee y McDonald, 2003), o Suecia (Sandow y Westin, 2010).

Al mismo tiempo, la tarifa plana ha sido criticada por regresiva, al menos para algunos lugares (Frankena, 1973; Luhrsen y Taylor, 1997), favoreciendo viajes más largos y más concentrados en hora punta, incluso en casos en que se verifica dicha correlación negativa (Cervero, 1981), llegando a ser calificada como altamente inequitativa (Cervero, 1990). A causa de este esquema, la tarifa plana sería un desincentivo menos para los trabajadores de bajos ingresos a elegir lugares de residencia más baratos y lejanos, sin el contrapeso de un costo de viaje mayor. En ausencia de fuerzas adicionales que contribuyan a dar forma a la ciudad, esto pareciera tener el efecto de largo plazo de perpetuar la segregación, especialmente en zonas con baja tasa de motorización. Todo esto sin perjuicio del efecto que puedan tener otros costos que no cambien (como el valor subjetivo del tiempo, por ejemplo).

En el presente artículo, aprovechando la disponibilidad y nivel de detalle de los datos de la *Encuesta origen-destino 2012* (Subsecretaría de Transporte, 2015), se analiza la relación efectiva entre ingreso y distancia de viajes en Santiago. Hoy más que nunca hace falta sustentar con evidencia supuestos de políticas públicas como el de la mencionada correlación negativa entre estas variables.

Para el efecto, se realizaron dos tipos de análisis: uno global mediante regresión lineal múltiple y una exploración más detallada a través de la reconstrucción de la distribución de probabilidad conjunta de ambas variables mediante estimación *kernel* de densidad (*kernel density estimation* o KDE) y la generación de curvas de percentiles de distancia en función de los niveles de ingreso.

Para un análisis más exhaustivo, se estudió el ingreso tanto desde el punto de vista individual como el del hogar. Se estudió separadamente la distancia total y la de viajes individuales, así como la de viajes por cualquier propósito y aquellos sólo de trabajo. Asimismo, se repitieron los análisis para viajes en todos los modos y aquellos efectuados exclusivamente en transporte público.

KDE es una técnica propuesta a mitad del siglo XX para la estimación de la función de densidad de probabilidad de variables aleatorias (uni- o multivariadas) a partir de una muestra, convolucionando los datos con una función núcleo (kernel), generalmente gaussiana. Como resultado se obtiene una función continua, poco dependiente de los *outliers*. En la elección de un kernel y ancho de banda adecuados está la clave para no perder fidelidad a nivel local.

El resto de este artículo está organizado de la siguiente manera: En la sección 2 se explican los distintos puntos de vista escogidos para definir las variables, además de alguna consideración sobre cómo se obtuvieron a partir de la EOD2012; en la sección 3 se detallan los experimentos y resultados relacionados con la obtención de curvas de percentiles; en la sección 4 se detalla el diseño y los resultados de los modelos de regresión lineal; en la sección 5 se extraen las principales conclusiones de este trabajo. Finalmente, en la sección 6 se presenta una discusión y propuestas de investigación futura en la forma de consideraciones finales.

2. ALGUNAS CONSIDERACIONES METODOLÓGICAS

En esta sección se incluyen algunas consideraciones metodológicas generales, antes de pasar a lo propio de cada enfoque experimental. Primero, se menciona algunos detalles específicos relevantes de la Encuesta Origen-Destino 2012 (EOD), para luego ofrecer una discusión sobre las posibles definiciones de las variables a estudiar.

2.1. La EOD

La Encuesta Origen-Destino de Santiago, en su versión 2012, recoge información sobre 16460 hogares, cerca de 60000 personas (con información personal de ingreso, edad, sexo, ocupación, etc.) y 113000 viajes individuales, representativos de toda la población, días hábiles, festivos, de verano, etc. Para extrapolar al universo total de viajes y habitantes, se calculó factores de expansión según la representatividad de cada uno.

La tabla 1 resume algunos de los resultados de la encuesta. Un total de 6,65 millones de personas en Santiago y sus alrededores fueron clasificados según su ingreso individual informado en 8 categorías (seis con ingreso positivo conocido, numeradas de 1 a 6, una para ingreso positivo no revelado y una para personas sin ingreso, i.e., fuera de la fuerza laboral). La primera columna enumera dichas categorías, la segunda la cantidad de personas representadas por cada una de ellas. Las demás columnas muestran el número promedio de viajes por persona en esa categoría: *i*) viajes de todos los propósitos, *ii*) sólo de trabajo *iii*) viajes de trabajo sólo entre los que reportaron trabajo. Nótese el crecimiento consistente del número de viajes de trabajo a medida que aumenta el ingreso.

Tabla 1: Número promedio de viajes en Santiago en días laborales por categorías de ingreso
Promedio diario de viajes

Categoría	Población	Propósito gral.	Trabajo	Trabajo, fuerza laboral
0 Sin ingreso	2,746,365	2.49	0.02	2.50
1 Menos de M\$ 200	1,014,149	2.59	0.81	2.47
2 M\$ 200–400	1,244,386	2.78	1.79	2.33
3 M\$ 400–800	577,726	3.21	1.99	2.51
4 M\$ 800–MM\$ 1,6	170,577	3.69	2.10	2.63
5 MM\$ 1,6–2,4	38,029	3.78	2.40	2.93
6 Más de MM\$ 2,4	22,174	4.67	2.82	3.33
- Ingreso N/D	858,329	3.34	1.48	2.57

2.2. Tiempo y distancia de viaje

Para caracterizar la relación entre tiempo y distancia de viaje hace falta ahondar en las posibles definiciones para ambas variables.

De hecho, la distancia de viaje de un individuo puede entenderse de distintas maneras que pueden resultar de interés. Específicamente, se identifica las siguientes: *i*) distancia *al* trabajo (DAT), la distancia total viajada para llegar al (a los) lugar(es) de trabajo, *ii*) distancia total con propósito de trabajo, incluyendo viajes de vuelta y otros relacionados durante el día (p.ej. a reuniones fuera del lugar habitual), *iii*) distancia total de viaje por cualquier propósito y *iv*) distancia promedio de los viajes, por cualquier propósito.

Tanto la distribución del ingreso como la de las distancias de viaje muestran una alta asimetría (*skewness*). La naturaleza de ambas técnicas utilizadas hace recomendable el uso de la escala logarítmica para el análisis de las variables, a fin de lograr un mejor reparto de la masa y una distribución más simétrica. Una distribución con características cualitativas de este tipo es mejor para modelar regresiones lineales, según la práctica común (cf. p.ej. McElreath, 2016) y da mejores resultados, a la vez que supone menos inconvenientes para KDE. Como consecuencia, los cambios obtenidos en los resultados han de ser tenidos como cambios relativos.

Para caracterizar el nivel de ingreso de los pasajeros, se consideró tanto el ingreso *individual* de cada uno como el ingreso total *del hogar*, que también puede ser obtenido a partir de los datos de la EOD y que da un vistazo adicional al nivel socioeconómico (p.ej. de estudiantes con trabajos part-time).

En todos los casos, el análisis se puede efectuar a nivel de viajes en todos los modos, o sólo de aquellos ejecutados exclusivamente en transporte público (específicamente, viajes con al menos una etapa a bordo de bus o metro, y ninguna en vehículo privado). Como decisión de diseño, se dejó fuera en el segundo caso a los viajes que comprendan etapas tanto en transporte público como privado.

En total, se quiso observar cuatro definiciones de distancia y dos de ingreso, además de dos enfo-

ques respecto al modo. Esto da lugar a 16 posibles *puntos de vista* para caracterizar la relación en cuestión. Todos ellos fueron explorados, pero en honor al espacio, y para evitar una redundancia innecesaria, sólo se seleccionó algunos de ellos para cada análisis, según se detalla en la tabla 2. En ella se señalan con las siglas MR los modelos de regresión y CP las reconstrucciones de curvas de percentiles, añadiendo una letra en orden alfabético (A a la E) para distinguir entre los distintos experimentos de un mismo tipo. El objetivo de esta selección es dar una mirada de los distintos puntos de vista y de la medida en que se comparan las dos metodologías.

Tabla 2: Posibles análisis según definición de variables

	Distancia	trabajo		todos los propósitos	
		DAT	total	por viaje	total
Todos los modos	Ingreso del hogar		CP A		CP B
	Ingreso individual	MR A		MR B	
Sólo TP	Ingreso del hogar		CP C		MR D
	Ingreso individual	CP D, MR C		CP E, MR E	

DAT: distancia al trabajo, TP: transporte público,
CP: curvas de percentiles, MR: modelo de regresión

Nótese que en dos casos (tabla 2, última fila) se decidió mostrar ambos análisis para las mismas definiciones de variables, a fin de dar un punto de comparación entre ambas técnicas. Ocasionalmente se citará resultados específicos de análisis adicionales en favor de la discusión. Nótese también que se evitó explícitamente usar sistemáticamente una misma herramienta para una interpretación determinada de una variable, intercambiando el orden regular en el cuadrante inferior derecho de la tabla.

3. ESTIMACIÓN *KERNEL* DE LA DENSIDAD

Para obtener una visión de conjunto de los datos y establecer hipótesis sobre la relación entre las dos variables estudiadas, se construyó una estimación de la función de densidad de probabilidad conjunta de ingreso y distancia, $f(i, d)$, mediante KDE, convolucionando los puntos —ponderados por sus respectivos factores de expansión— con un filtro gaussiano del ancho de banda apropiado. Esta aproximación da detalles sobre las relaciones locales entre variables. Como complemento, las regresiones lineales (sección 4) ofrecen miradas globales.

3.1. Curvas de percentiles

Para identificar tendencias locales en la relación entre ingreso y distancia, se busca identificar curvas de percentiles de la distancia viajada, y , en función del ingreso, x . Formalmente, se busca identificar y graficar:

$$y_i(x) \text{ tal que } P(Y > y_i(x) | X = x) = p_i, \quad (1)$$

para todo el dominio de ingreso (x) y percentiles p_i de interés. Para ello se necesita la probabilidad conjunta $P(x, y)$, que será aproximada mediante KDE.

Un análisis previo mostró que para ambas variables la muestra reparte mejor su masa si se consideran los valores de sus logaritmos, disminuyendo la asimetría de las colas y dando mejor resolución donde hay más concentración de masa. Esta consideración es importante para que el *kernel* gaussiano no distorsione innecesariamente la distribución subyacente.

Desde la función de densidad de probabilidad aproximada, se puede obtener la probabilidad condicional $P(Y|X = x_0)$ escalando la sección transversal $f_{x_0}(y) := f(x_0, y)$. Finalmente los percentiles se obtienen integrando e invirtiendo la curva resultante:

$$y_i(x_0) = F_{x_0}^{-1}(p_i) \quad (2)$$

Lógicamente, los resultados serán más confiables allí donde haya mayor densidad de datos.

3.2. Resultados

La figura 1 muestra las curvas de percentiles para la distancia de viaje total en función del ingreso del hogar, considerando viajes de trabajo en todos los modos (CP A en la tabla 2). La varianza de la distancia disminuye a medida que crece el ingreso, lo que explica la pendiente positiva en los percentiles inferiores. La distancia mediana (percentil 50) se mantiene prácticamente inalterada —varía menos de un 5 %— por ingresos entre \$ 125.000 y \$ 3.900.000. Sobre este límite, existe una tendencia general de la distancia a aumentar con el ingreso.

La figura 2 muestra las curvas de percentiles de distancia de viaje total en función del ingreso del hogar, considerando todos los modos y motivos de viaje (CP B en la tabla 2.) La distancia mediana viajada aumenta con el ingreso, desde aproximadamente 3,8 km con \$ 155.000 a 12,9 km con \$ 3.000.000. El crecimiento en los percentiles más extremos tiende a ser menos marcado. La distancia tiende a estabilizarse por debajo del sueldo mínimo (alrededor de \$ 195.000 en 2012).

La figura 3 muestra las curvas de percentiles de la distancia total viajada en función del ingreso del hogar, considerando viajes de trabajo efectuados exclusivamente en transporte público (CP C en la tabla 2). La distancia se mantiene mayormente estable entre \$ 120.000 y 800.000. Disminuye lentamente desde 800.000 hasta aproximadamente 2.500.000 (p.ej., la distancia mediana baja de 16 km a 13,5). Sobre ese nivel, decrece más rápidamente (al menos en los percentiles centrales).

La figura 4 muestra las curvas de percentiles de distancia total *al* trabajo en función del ingreso individual, considerando sólo transporte público (CP D en la tabla 2). Tal como en la figura 3, la distancia se mantiene estable entre los ingresos bajos y medios (\$ 60.000 a 540.000) y comienza a caer sobre ese nivel (p.ej. la distancia mediana cae de 9 a 5,5 km con \$ 1.800.000). Las *burbujas* de los extremos de los percentiles bajos corresponden a áreas muy poco densas ($\frac{1}{200}$ de la región central) y podrían ser consecuencia del error muestral.

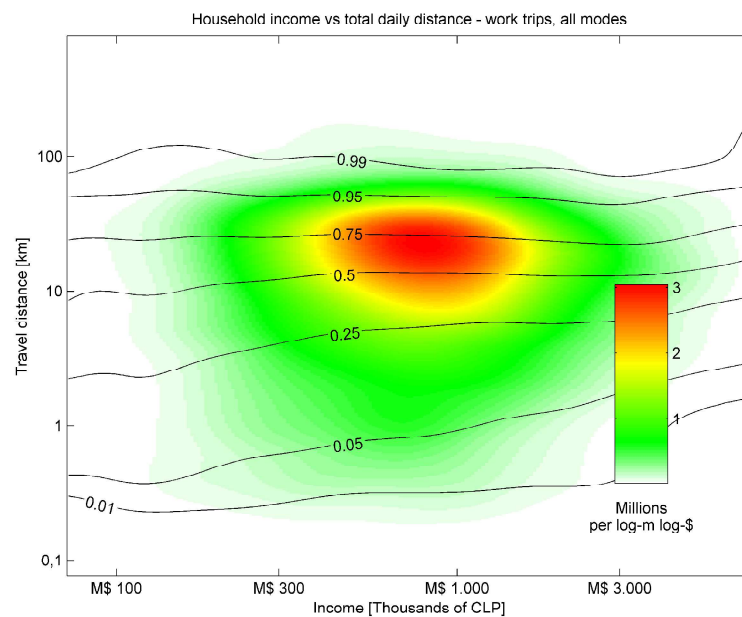


Figura 1: Curvas de percentiles de la distancia total viajada por persona en función del ingreso del hogar, considerando viajes de trabajo en todos los modos

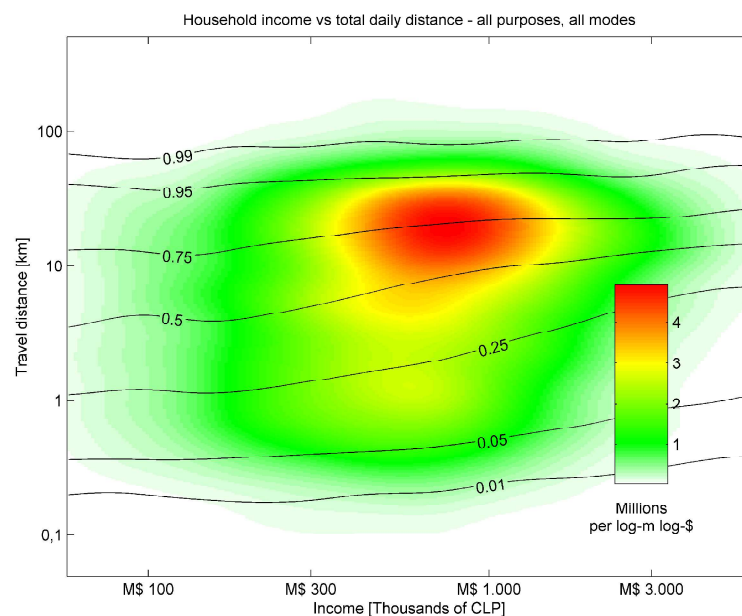


Figura 2: Curvas de percentiles de la distancia total viajada por persona en función del ingreso del hogar, considerando todos los propósitos y modos

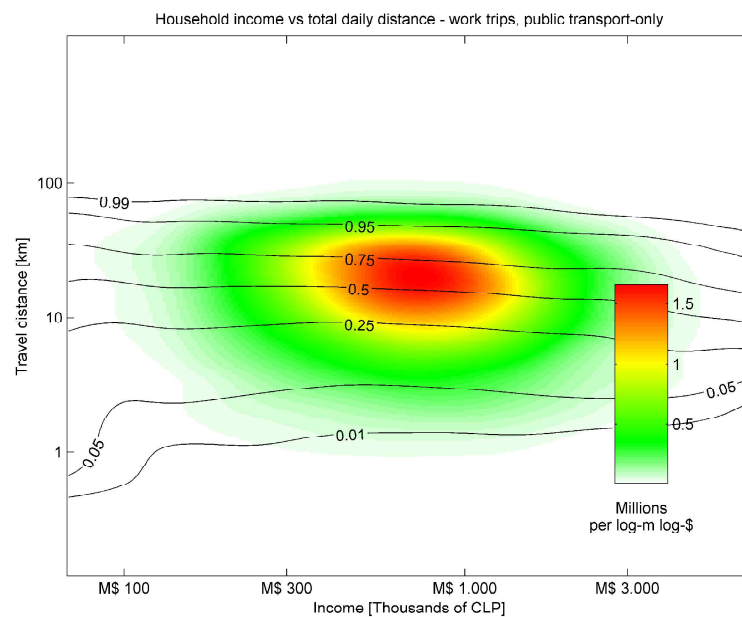


Figura 3: Curvas de percentiles de la distancia total viajada por persona en función del ingreso del hogar, considerando viajes sólo en transporte público.

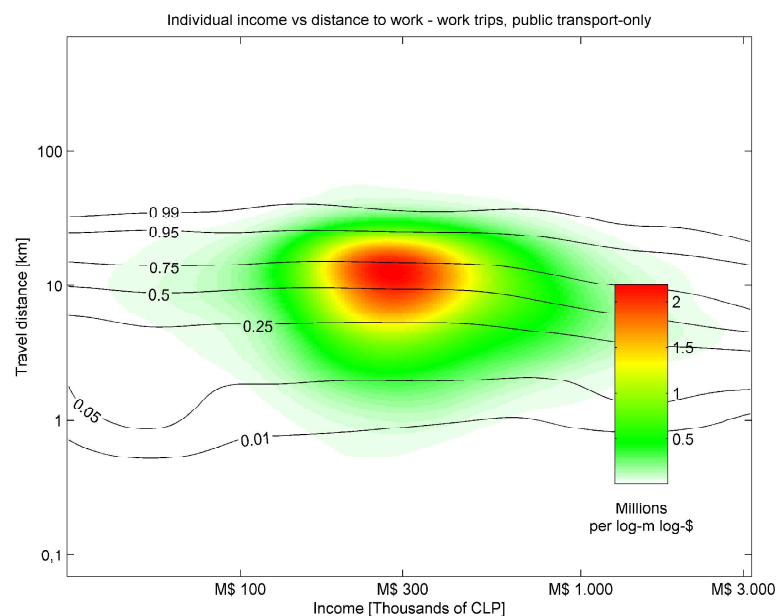


Figura 4: Curvas de percentiles de distancia total al trabajo en función del ingreso individual, considerando viajes sólo en transporte público.

Nótese que entre los viajes en transporte público, la gente de ingresos individuales superiores a \$ 800.000 representa un 5 % de los viajes y un 5,3 % de los pasajeros de viajes relacionados con el trabajo.

La figura 5 muestra las curvas de percentiles de distancia de viajes individuales en función del ingreso individual, considerando todos los propósitos de viaje, y sólo viajes en transporte público (CP E en la tabla table 2). La mayoría de los percentiles (exceptuando los extremos) tienen un máximo alrededor de \$ 250.000 y un mínimo local en torno a los \$ 100.000. La distancia mediana en ese mínimo es la misma (alrededor de 6 km) que la del nivel de ingreso de \$ 1.000.000, y 30 % menos que la del máximo (que llega a 8,3 km).

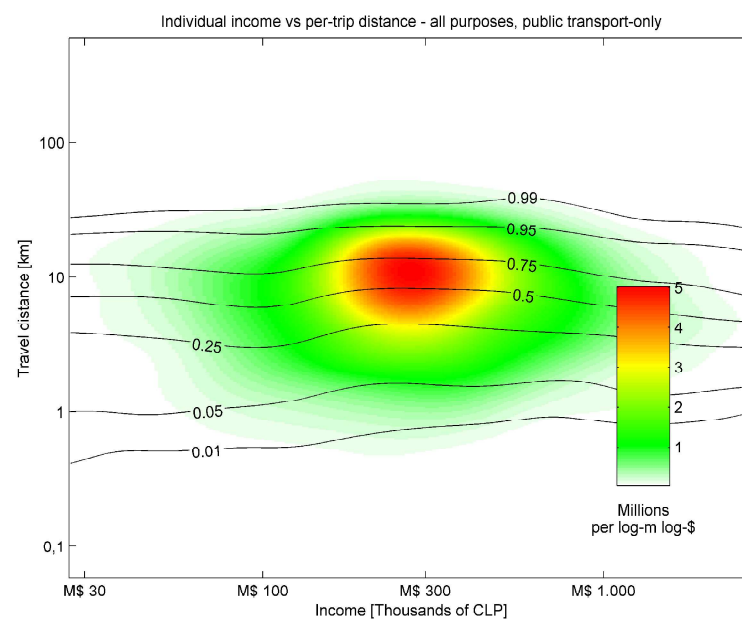


Figura 5: Curvas de percentiles de distancia de viajes individuales en función del ingreso individual, considerando viajes en transporte público para todos los propósitos.

Más detalles sobre la construcción y las figuras restantes (se generó las 16 posibles), están disponibles a solicitud, de parte de los autores.

4. MODELOS DE REGRESIÓN LINEAL

Con el objetivo de complementar el análisis gráfico mediante herramientas que permitan analizar significancia estadística (aunque a nivel global), utilizamos modelos de regresión lineal.

Como variable dependiente se utilizó el logaritmo de la distancia, mientras que como variables independiente se utilizó el ingreso, la edad, el género y la posesión de tarjeta escolar.

Respecto al ingreso, las curvas de percentiles sugieren que la relación con la distancia podría no ser

monótona. Luego, se probó el ingreso como variable continua y discreta, separada en categorías. Las categorías usadas son las respectivas categorías consideradas por la encuesta, recogidas en la tabla 1.

Con el objetivo de controlar el sesgo inducido por variables faltantes correlacionadas, incluimos en el modelo la edad, género y posesión de tarjeta estudiantil. No controlamos por el empleo, debido a que está altamente correlacionado con el nivel de ingreso y por tanto reportaría un efecto similar.

Consecuentemente con lo descrito en la introducción, hemos construido los siguientes modelos:

- Modelo A: Ingreso individual vs distancia *al trabajo* en todos los modos.
- Modelo B: Ingreso individual vs distancia por cada viaje para todos los modos y propósitos.
- Modelo C: Ingreso individual vs distancia *al trabajo*, sólo en transporte público.
- Modelo D: Ingreso del hogar vs distancia total para todos los propósitos en transporte público.
- Modelo E: Ingreso individual vs distancia por cada viaje considerando todos los propósitos y en transporte público.

Dado que hay pocos viajes laborales hechos por el grupo de personas sin ingreso –grupo 0–, se ha excluido dicho grupo en los modelos A y C. Ello tiene como objetivo no distorsionar la varianza de los parámetros. Luego, para estos modelos, la categoría base es el grupo 1 (menos de \$ 200k/mes). El modelo B fue dividido en dos submodelos, uno que incluye el grupo 0, B_0 , y otro que lo excluye, B_1 . El grupo de menor ingreso (ya sea grupo 0 o 1), se consideró como categoría base. Basado en el modelo D, se introduce un modelo D' para todos los modos, manteniendo el resto de las características del modelo base (D).

4.1. Resultados

La tabla 3 resume los resultados de todos los modelos con ingreso individual (A al C y el E). El ingreso individual analizado de forma categórica demostró ser un mejor predictor de la distancia viajada al trabajo. En lo sucesivo, siempre que se mencione el estadístico R^2 , se entenderá su valor ajustado.

Como se indica en la última fila de la tabla 3, el estadístico R^2 es muy bajo para todos los modelos, lo cual sugiere que el ingreso (además de todas las demás variables) tienen bajo poder explicativo de la distancia (aunque significativo). De todos los modelos, el con mayor R^2 es el modelo B_0 con un 11 %. Pese a ello, los efectos son significativos y pueden ser analizadas para obtener información.

Todos los modelos indican a algún grupo viajando más que la categoría base. Sólo del modelo C se podría argumentar que dicha diferencia podría no ser significativa, lo cual implica que la distancia viajada es estable para ingresos bajo \$800k; lo cual es consistente con el análisis de curvas de percentiles de las figuras 3 y 4.

Tabla 3: Resultados de la regresión de log-distancia explicado por ingreso individual, género, edad y posesión de tarjeta estudiantil.

Parameter	Valor (Error estándar robusto)				
	Modelo A	Modelo B ₀	Modelo B ₁	Modelo C	Modelo E
Grupo ing. 1	-	0.11 (0.02)	-	-	0.09 (0.02)
Grupo ing. 2	0.39 (0.04)	0.64 (0.02)	0.53 (0.02)	0.05 (0.03)	0.30 (0.02)
Grupo ing. 3	0.44 (0.04)	0.80 (0.02)	0.68 (0.02)	0.06 (0.04)	0.23 (0.02)
Grupo ing. 4	0.46 (0.04)	0.75 (0.02)	0.62 (0.03)	-0.22 (0.04)	0.11 (0.03)
Grupo ing. 5	0.59 (0.07)	0.94 (0.04)	0.80 (0.05)	-0.34 (0.09)	-0.12 (0.06)
Grupo ing. 6	0.60 (0.10)	0.79 (0.07)	0.65 (0.08)	-0.47 (0.21)	-0.10 (0.19)
Edades 18-29	0.24 (0.29)	0.72 (0.02)	0.49 (0.10)	0.24 (0.23)	0.62 (0.02)
Edades 30-59	0.21 (0.29)	0.47 (0.02)	0.34 (0.10)	0.23 (0.23)	0.55 (0.02)
Edades 60+	0.10 (0.29)	0.17 (0.02)	-0.006 (0.10)	0.24 (0.24)	0.30 (0.03)
Tarjeta estudiantil	0.12 (0.02)	0.52 (0.02)	0.02 (0.05)	<0.01 (0.05)	0.12 (0.02)
Mujer	-0.07 (0.02)	-0.21 (0.01)	-0.21 (0.02)	-0.09 (0.02)	-0.16 (0.01)
Constante	8.07 (0.29)	6.77 (0.01)	7.05 (0.10)	8.70 (0.23)	8.06 (0.02)
R ²	2 %	11 %	6 %	1 %	9 %

Modelos que involucran solo transporte público (C y E) confirman lo encontrado a través de las curvas de percentiles: una relación no-monotónica con una planicie, en la cual personas de distintos ingresos viajan lo mismo y solo los más ricos destacan viajando distancias menores. Esto probablemente encierra el hecho de que las personas de mayores ingresos optan por no usar transporte público para realizar sus viajes más largos.

El modelo B (todos los propósitos y modos) indica que la distancia crece de forma no-monotónica al aumentar el ingreso, teniendo cima en el grupo 5. En el modelo A, en cambio, el crecimiento de la distancia es monotónico creciente con el ingreso.

Con respecto al modelo D, se encontró que la variable que mejor explicaba el ingreso era el ingreso familiar de forma continua. Dichos resultados se encuentran en la tabla 4.

Tabla 4: Regresión de la log-distancia explicada por el ingreso del hogar, género, edad y posesión de tarjeta estudiantil.

Parámetro	Valor (Error estándar robusto)	
	Modelo D'	Modelo D
Log-ingreso del hogar	0.23 (0.01)	0.03 (0.01)
Edades 18-29	1.37 (0.02)	0.88 (0.02)
Edades 30-59	1.39 (0.02)	0.88 (0.03)
Edades 60+	0.96 (0.03)	0.64 (0.03)
Tarjeta estudiantil	0.37 (0.02)	0.09 (0.02)
Mujer	-0.29 (0.01)	-0.18 (0.02)
Constante	4.75 (0.11)	8.21 (0.13)
R ²	19 %	9 %

El modelo D, que comprende el análisis de distancia total diaria versus ingreso del hogar, todos los propósitos, pero solo transporte público, tiene un R^2 de un 9 %, y muestra una pequeña tendencia creciente al aumento de la distancia a medida que crece el ingreso. Finalmente, al incluir todos los modos, el modelo alcanza un R^2 de un 19 % mostrando una tendencia positiva del aumento de la distancia de viaje al aumentar el ingreso. Esto confirma lo hallado en los otros modelos, el aumento de distancia de viaje para altos ingresos es menos marcado para los usuarios de transporte público.

Pese a que los modelos más explicativos fueron presentados, no hubo modelo que explicara en forma satisfactoria alguna relación entre ingreso y distancia viajada. Si algo se ha de concluir, es que no existe una relación monótona decreciente de la longitud de viaje en función del ingreso en Santiago.

5. CONCLUSIONES

A través de dos tipos distintos de análisis, queda expuesto que en Santiago existe una relación débil entre el ingreso y la distancia de viaje. Se observa que a mayor ingreso, se genera un mayor número de viajes, lo que redundaría en mayores distancias totales. A la hora de analizar viajes individuales, los resultados son menos claros. En cualquier caso, el ingreso explica sólo una proporción muy menor de la variación de la distancia de viaje.

Si en algo coinciden los resultados, es en mostrar que no existe una relación monótona decreciente entre ingreso y distancia de viaje. La forma concreta de la relación hallada (creciente, convexa u otra) depende de la forma en que se definan los conceptos.

En primer lugar, se analizó las curvas de percentiles de la probabilidad condicional de distancia dado el ingreso. Al analizar distancias totales, se observó pendientes positivas. En algunos casos, se encontró resultados mixtos, con máximos globales en medio del dominio del ingreso. Sólo al analizar viajes al trabajo en transporte público se observó una pendiente negativa para la parte superior del espectro de ingreso, resultando cero para los ingresos inferiores. Al incluir todos los modos, dicha pendiente negativa desaparece.

A continuación se construyeron modelos estadísticos, controlando por algunas variables adicionales (edad, sexo, posesión de pase escolar) para aislar el impacto del ingreso. Se probó varias formulaciones y en la mayoría de ellas el mayor ingreso resultó significativo para *aumentar* la distancia de viaje. En cualquier caso, el valor de R^2 fue siempre bajo.

Después de los análisis, la conclusión principal de este trabajo es que no se cumple que a menor ingreso la gente viaje distancias más largas, salvo en un ámbito parcial y específico.

Al considerar sólo viajes al trabajo en transporte público (específicamente, viajes con al menos una etapa a bordo de bus o metro, y ninguna en autos privados), tampoco existe una tendencia clara. La distancia decrece sólo entre el 5 % de más altos ingresos individuales, permaneciendo prácticamente inalterada para el resto. Al contrastar estos resultados a la luz de los de todos los modos, queda en evidencia que dicha disminución se debe no a que sus viajes sean realmente más

cortos, sino a que el transporte público es para ellos una *elección* enfocada a viajes en general más cortos.

Este trabajo apunta a ser un aporte a la discusión, ofreciendo la perspectiva de que el patrón de viajes de Santiago es más complejo de lo que frecuentemente se piensa respecto a la relación entre ingreso y distancia.

6. CONSIDERACIONES FINALES

Análisis preliminares sobre el *tiempo* de viaje en lugar de la distancia, muestran que el ingreso lo afecta de manera distinta: los tiempos totales de viaje diarios tienen su máximo global en el segmento de ingreso entre \$ 200.000 y \$ 400.000, y un máximo local (aproximadamente 10 % más bajo que el global) en el segmento entre \$ 1.600.000 y \$ 2.400.000. Este cambio se explica en parte por la correlación que de hecho existe entre el ingreso y la elección de modo, que permite pagar por transporte más rápido y de más larga distancia.

La EOD distingue entre viajes *al trabajo* (i.e., para llegar al lugar de trabajo), de viajes por trabajo en general. En ambas categorías existe una correlación positiva entre ingreso y número de viajes al día, lo que resulta consistente con gente con más de un empleo, responsabilidades adicionales, o frecuentes desplazamientos fuera del lugar principal de trabajo. Al modificar el modelo CP A para considerar distancia de viajes *individuales* al trabajo, la relación deja de ser monótona, presentando la distancia un máximo alrededor de los \$ 300.000 y una meseta como la del modelo CP C.

Se dice que las tarifas de transporte público proporcionales a la distancia son más eficientes desde el punto de vista financiero cuando la elasticidad de la demanda es mayor para los viajes más cortos (Ling, 1998). Esto último parece un supuesto razonable que valdría la pena verificar, dado que los viajes de trabajo son en promedio significativamente más largos (9 a 10 km) que los de los demás propósitos (4 km). En cualquier caso, se requiere más investigación (aparte de las consideraciones políticas del caso) para decidir si un esquema de tarifas diferente al actual pudiera ser considerado.

En este trabajo no se hizo un análisis espacial. Sería interesante verificar en qué lugares de la ciudad se concentrarían los costos o beneficios de un potencial cambio en el esquema tarifario, o lugares para potenciales iniciativas de desarrollo que tiendan a disminuir las distancias de viaje al ofrecer fuentes de trabajo más accesibles. Un análisis espacial detallado, podría también dar luces sobre en qué medida la suburbanización (p.ej. en los casos de Colina o Buin) ha influido en estos resultados.

A pesar de ser análisis con fines y medios distintos, las curvas de percentiles concuerdan, dentro de lo que es comparable, con los modelos de regresión lineal. P.ej., la regresión equivalente al modelo CP B resultó en un valor de 0,23 para el coeficiente del ingreso como variable continua (v. figura 2). La regresión lineal ofrece resultados globales y cuantitativos, mientras que las curvas de percentiles ofrecen un nivel de detalle mayor, al costo de una cuantificación menos unívoca.

Una pregunta interesante que queda abierta es la del comportamiento de la desviación estándar de la distancia en función del ingreso. En algunos casos, quedan sugeridas variaciones significativas

(v. figuras 1 a 5).

Se ha dicho que Santiago está sufriendo un proceso de gentrificación (López-Morales, 2016). Ésta, por su parte, es considerada una fuerza que tiende a aumentar el valor del suelo en torno al centro de las ciudades (Edlund et al., 2015). Este proceso podría o no estar desplazando a la gente de más bajos ingresos lejos del centro, pero en ese caso el efecto no habría sido tan fuerte a 2012.

REFERENCIAS

- Alonso, W. (1964). Location and land use. Toward a general theory of land rent. **Location and land use. Toward a general theory of land rent..** Descargado 2017-01-27, de <https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/19641802976>
- Cervero, R. (1981, septiembre). Flat versus differentiated transit pricing: What's a fair fare? **Transportation**, 10 (3), 211–232. Descargado 2015-12-09, de <http://link.springer.com/10.1007/BF00148459> doi: 10.1007/BF00148459
- Cervero, R. (1990, febrero). Transit pricing research. **Transportation**, 17 (2), 117–139. Descargado 2015-11-30, de <http://link.springer.com.ezproxy.puc.cl/article/10.1007/BF02125332> doi: 10.1007/BF02125332
- Edlund, L., Machado, C., y Sviatchi, M. (2015, noviembre). **Bright Minds, Big Rent: Gentrification and the Rising Returns to Skill** (Inf. Téc. n.º w21729). Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. Descargado 2015-12-01, de <http://www.nber.org/papers/w21729.pdf>
- Frankena, M. (1973). Income Distributional Effects of Urban Transit Subsidies. **Journal of Transport Economics and Policy**, 7 (3), 215–230. Descargado 2015-12-09, de <http://www.jstor.org/stable/20052329>
- Gordon, P., Kumar, A., y Richardson, H. (1989, junio). The Spatial Mismatch Hypothesis: Some New Evidence. **Urban Studies**, 26 (3), 315–326. Descargado 2015-12-10, de <http://usj.sagepub.com/cgi/doi/10.1080/00420988920080321> doi: 10.1080/00420988920080321
- Kain, J. F. (1968, mayo). Housing Segregation, Negro Employment, and Metropolitan Decentralization. **The Quarterly Journal of Economics**, 82 (2), 175. Descargado 2015-12-10, de <http://qje.oxfordjournals.org/lookup/doi/10.2307/1885893> doi: 10.2307/1885893
- Khattak, A., Amerlynck, V., y Quercia, R. (2000, enero). Are Travel Times and Distances to Work Greater for Residents of Poor Urban Neighborhoods? **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, 1718, 73–82. Descargado 2015-11-30, de <http://trrjournalonline.trb.org/doi/10.3141/1718-10> doi: 10.3141/1718-10

- Ling, J.-H. (1998, junio). Transit fare differentials: A theoretical analysis. **Journal of Advanced Transportation**, 32 (3), 297–314. Descargado 2015-12-10, de <http://doi.wiley.com/10.1002/atr.5670320304> doi: 10.1002/atr.5670320304
- López-Morales, E. (2016, marzo). Gentrification in Santiago, Chile: a property-led process of dispossession and exclusion. **Urban Geography**, 0 (0), 1–23. Descargado 2016-07-28, de <http://dx.doi.org/10.1080/02723638.2016.1149311> doi: 10.1080/02723638.2016.1149311
- Luhrsen, K. F., y Taylor, B. D. (1997, agosto). The High Cost of Flat Fares: An Examination of Ridership Demographics and Fare Policy at the Los Angeles MTA. **University of California Transportation Center**. Descargado 2015-12-09, de <http://escholarship.org/uc/item/2rw9015m>
- McElreath, R. (2016). **Statistical rethinking: a Bayesian course with examples in R and Stan** (n.º 122). Boca Raton: CRC Press/Taylor & Francis Group. (Chapter 5)
- Mills, E. S. (1967). An aggregative model of resource allocation in a metropolitan area. **The American Economic Review**, 57 (2), 197–210. Descargado 2017-01-27, de <http://www.jstor.org/stable/1821621>
- Muth, R. F. (1969). CITIES AND HOUSING; THE SPATIAL PATTERN OF URBAN RESIDENTIAL LAND USE. Descargado 2017-01-27, de <https://trid.trb.org/view.aspx?id=545388>
- Sandow, E., y Westin, K. (2010, julio). The persevering commuter - Duration of long-distance commuting. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, 44 (6), 433–445. Descargado 2015-12-10, de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096585641000056X> doi: 10.1016/j.tra.2010.03.017
- Song Lee, B., y McDonald, J. (2003, junio). Determinants of commuting time and distance for Seoul residents: the impact of family status on the commuting of women. **Urban Studies**, 40 (7), 1283–1302. Descargado 2015-12-10, de <http://usj.sagepub.com/cgi/doi/10.1080/0042098032000084604> doi: 10.1080/0042098032000084604
- Subsecretaría de Transporte. (2015). **Encuesta Origen-Destino de Viajes Santiago 2012** (Inf. Téc.). Santiago: Subsecretaría de Transporte. Descargado 2015-08-29, de <http://datos.gob.cl/datasets/ver/31616>