

# CAMBIOS EN MOVILIDAD DURANTE EL INICIO DE LA PANDEMIA COVID-19 EN SANTIAGO, CHILE

Sebastian Astroza, Universidad de Concepción e Instituto Sistemas Complejos de Ingeniería (ISCI) [sastroza@udec.cl](mailto:sastroza@udec.cl)

Alejandro Tirachini, Universidad de Chile e ISCI [alejandro.tirachini@ing.uchile.cl](mailto:alejandro.tirachini@ing.uchile.cl)

Angelo Guevara, Universidad de Chile e ISCI [erguevar@ing.uchile.cl](mailto:erguevar@ing.uchile.cl)

Juan Antonio Carrasco, Universidad de Concepción e ISCI [j.carrasco@udec.cl](mailto:j.carrasco@udec.cl)

Ricardo Hurtubia, Pontificia Universidad Católica de Chile e ISCI [rhg@ing.puc.cl](mailto:rhg@ing.puc.cl)

Marcela Munizaga, Universidad de Chile e ISCI [mamuniza@ing.uchile.cl](mailto:mamuniza@ing.uchile.cl)

Valentina Torres, Universidad de Concepción [valentitorres@udec.cl](mailto:valentitorres@udec.cl)

## RESUMEN

Este artículo intenta entender la generación de viajes por modo y propósito durante el comienzo de la pandemia COVID-19 en Santiago, Chile. Usamos una muestra de 1,914 trabajadores que reportaron el número de viajes realizados del 9 al 15 de Marzo, 2020 (considerado normal) y del 16 al 22 de Marzo, 2020 (primera reacción nacional a la pandemia COVID-19). Usando un modelo discreto-continuo múltiple con efectos de interacción, aislamos el “efecto puro” de la pandemia. Los resultados muestran que la decisión de viajar en transporte público es determinada por género, estructura del hogar, ingreso, tipo de trabajo y posesión de automóvil. Además, el uso de modos activos está influenciado por la distancia al trabajo. Finalmente, existe un efecto del ingreso en el número de viajes realizados en transporte privado.

*Palabras claves: movilidad, COVID-19, modelos discreto-continuo múltiples*

## ABSTRACT

This article aims to understand the generation of trips by mode and purpose during the start of the COVID-19 pandemic in Santiago, Chile. We use a sample of 1,914 workers who reported the number of trips made from March 9-15, 2020 (considered normal) and from March 16-22, 2020 (the first week of a nationwide response to the COVID-19 pandemic). Using a multiple discrete-continuous model with interaction effects, we can isolate the pandemic's "pure effect." Results show that the decision to travel by public transport is determined by factors such as gender, household structure, income, work type, and car ownership. In addition, the use of active modes is influenced by distance to work. Finally, there is an effect of income on the number of trips in private transportation.

*Keywords: mobility, COVID-19, multiple discrete-continuous models*

## 1. INTRODUCCIÓN

La pandemia ha generado, ya sea por la percepción de riesgo de las personas como por restricciones de confinamiento, grandes y fulminantes cambios en los niveles de movilidad de las personas en Chile y en todo el mundo (Vannoni *et al.*, 2020). Al comenzar la pandemia el año 2020, trabajos, escuelas y universidades tomaron medidas preventivas optando por teletrabajo y telestudio, con el fin de evitar aglomeraciones y de esta forma evitar contagios. Por esta razón es que los viajes han cambiado en cuanto a frecuencia, modo de transporte y propósito. Además, las personas que poseen vehículo privado optan por usar este medio y algunas organizaciones han contratado furgones y buses exclusivos para sus empleados. Se ha establecido también una sensación de riesgo en el transporte público debido a los esfuerzos que deberían realizarse para garantizar el distanciamiento físico recomendado por la autoridad sanitaria (Basso *et al.*, 2020). Es muy probable que la pandemia tenga un impacto a largo plazo, cambiando tanto la forma de trabajar, estudiar, como la forma de viajar.

Chile no ha sido la excepción a la regla. Para julio del 2021 ya se han registrado 1.600.883 casos de COVID-19 y 34.539 muertes en el país.<sup>1</sup> Al inicio de la pandemia se vieron bajas importantes de movilidad en varias comunas del país, incluidas las del Gran Santiago, las cuales se prolongaron por un tiempo debido a medidas severas de confinamiento, como las cuarentenas o cordones sanitarios. Sin embargo, ha existido una clara diferencia en la efectividad de estas medidas para los distintos grupos socioeconómicos de la ciudad (Carranza *et al.*, 2020). Es que es importante mencionar que al igual que en otros países de Latinoamérica, en Chile la pandemia ha sido un shock sanitario con un importante impacto económico (Miller *et al.*, 2020).

En este artículo se propone utilizar un modelo discreto-continuo múltiple para describir los viajes por modo y propósito durante el inicio de la pandemia en Santiago, Chile. La muestra con la que se estima el modelo proviene de una encuesta en línea realizada la semana del 23 de marzo, 2020. En aquella encuesta se preguntaron la cantidad de viajes por modo y propósito en las dos semanas previas: la primera de ella es considerada “normal” (aún los casos de COVID-19 eran trazables en Chile) y la segunda es la primera respuesta a nivel nacional contra la pandemia. Se busca capturar un efecto puro de la pandemia en las diferentes decisiones de movilidad de las personas, poniendo énfasis en la supresión de viajes, modo de transporte y propósito.

El resto del artículo se estructura de la siguiente manera: la sección “Datos” describe la encuesta y la muestra de la estimación. En la sección “Metodología” se plantea el modelo econométrico a estimar, junto a la interpretación de los parámetros. La sección “Resultados” muestra los principales resultados y se interpretan, en el contexto de la movilidad durante el inicio de la pandemia, los parámetros estimados. Por último, en la sección “Conclusión” se discuten y sintetizan los principales resultados y se establecen líneas de investigación futuras.

## 2. DATOS

El análisis se basa en una muestra de trabajadores residentes en el Gran Santiago cuya información proviene de una encuesta en línea (Astroza *et al.*, 2020). La encuesta fue distribuida en redes

---

<sup>1</sup> <https://www.worldometers.info/coronavirus/> acceso el 19 de julio de 2021

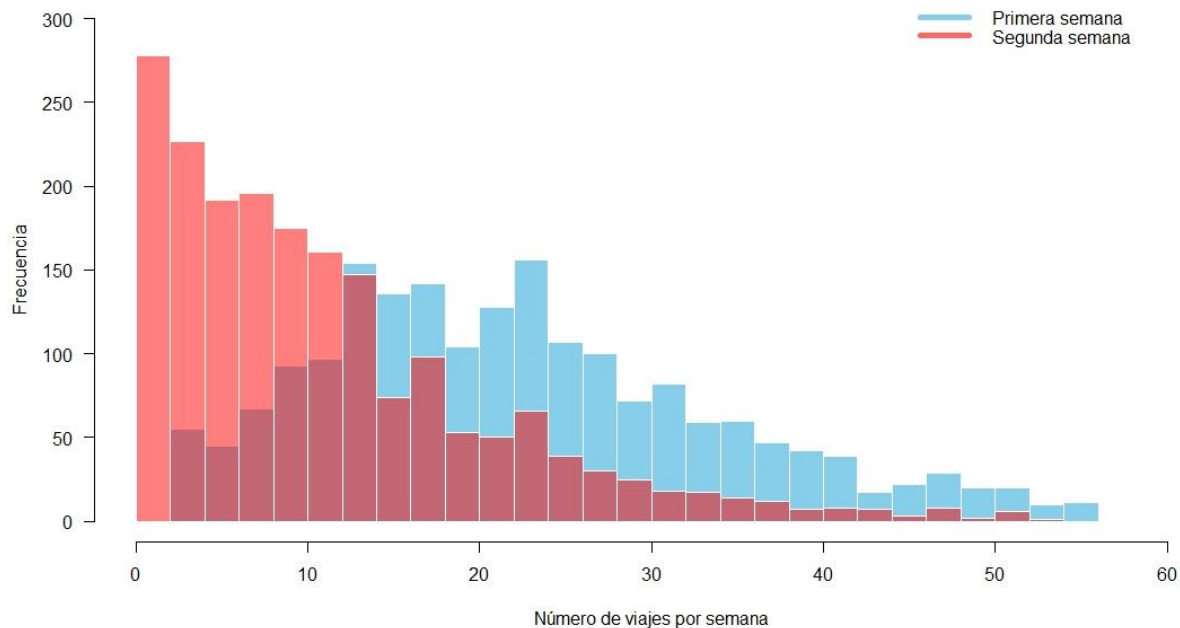
sociales, correo electrónico, aplicaciones de mensajería y *TransApp*. En la encuesta se preguntó por el número de viajes realizados por modo y propósito durante dos semanas consecutivas: del 9 al 15 de marzo de 2020 (semana 1) y del 16 al 22 de marzo de 2020 (semana 2). Debido a que el 15 de marzo es cuando el gobierno declara la suspensión de clases presenciales en todos los niveles y empieza a estimular el teletrabajo en diferentes sectores (Álvarez *et al.*, 2020), la *semana 1* es considerada “normal” y la *semana 2* la primera semana de una respuesta a nivel nacional a la pandemia COVID-19.

En el cuestionario mismo, además de diversas preguntas sobre información socioeconómica, preocupaciones sobre la pandemia y opiniones sobre el futuro, se preguntó directamente la cantidad de viajes para cada modo y propósito (trabajo y no trabajo) usando una escala de *likert* para las respuestas con los siguientes niveles:

- No lo utilicé.
- 1-3 viajes.
- 4-6 viajes.
- 7-10 viajes.
- Más de 10 viajes.

Se le especificó a quienes respondían la encuesta que viajes de ida y vuelta (ejemplo, de la casa al trabajo y luego de vuelta a la casa) son 2 viajes y si realizaban un viaje combinando 2 modos (ejemplo, bus y metro), debían marcar los 2 modos. Para simplificar el análisis y calcular un *proxy* del número de viajes por modo y propósito se han contabilizado como 0 viajes a quienes han respondido “No lo utilicé”, 2,5 viajes a quienes han respondido “1-3 viajes”, 5 viajes a quienes han respondido “4-6 viajes”, 8,5 viajes a quienes han respondido “7-10 viajes” y 12 viajes por “Más de 10 viajes”. Como la metodología presentada en este artículo busca estudiar la cantidad de viajes suprimidos por la pandemia, sólo se seleccionan a quienes han disminuido (o en su defecto, mantenido constante) el número de viajes totales de la *semana 1* a la *semana 2*. De la muestra original de 2.125 trabajadores del Gran Santiago se han descartado 211 por esta razón, terminando con una muestra final de 1.914 trabajadores. Un mayor análisis de qué determina que una persona aumente o disminuya sus viajes de una semana a otra han sido reportados ya en Astroza *et al.* (2020).

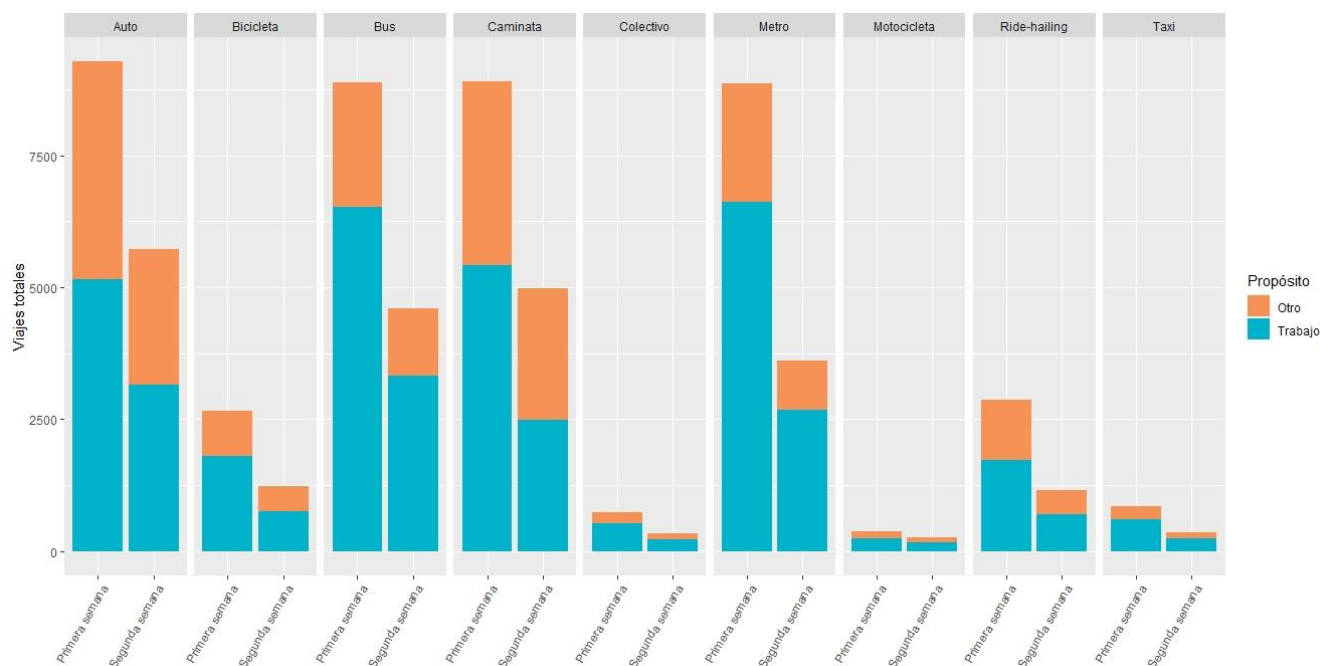
La distribución del número de viajes por semana se muestra en la **Figura 1**. El promedio de viajes en la *semana 1* y *semana 2* son 22.7 y 11.6 respectivamente, revelando una tendencia clara de disminución. Más aún, mientras el 75% de la muestra hizo más de 14 viajes durante la primera semana, 72% completó 14 o menos viajes durante la segunda. De hecho, 15% de la muestra hizo dos o menos viajes durante la segunda semana. Esto muestra que los trabajadores del Gran Santiago suprimieron viajes significativamente durante el comienzo de la pandemia.



**FIGURA 1: Histograma del número de viajes por semana (N=1.914)**

La **Figura 2** representa el número total de viajes por modo y propósito para cada una de las dos semanas. Los viajes por trabajo decrecieron un 52.1% (de 28.638 a 13.723 viajes/semana) mientras que los viajes por otro propósito decrecieron sólo un 42.4% (de 14.808 a 8.537 viajes/semana). Durante la primera semana, los modos de transporte más utilizados por propósito trabajo son metro, bus, caminata y auto, representando un 23,1%, 22,8%, 18,9% y 18,0% de los viajes por trabajo totales. El número de viajes al trabajo en cada modo disminuye en la segunda semana, pero auto (22,9%) sobrepasa a metro (19,5%) y caminata (18,2%) en la partición, mientras que bus se transforma en el modo de transporte más común (24,3%). Por otro lado, los modos más usados por otros propósitos durante la primera semana son sin duda auto y caminata (27,8% y 23,5% del total de viajes por otros propósitos respectivamente), seguidos por bus y metro (16,0% y 15,2% del total de viajes por otros propósitos respectivamente). Todos los modos muestran una disminución del número de viajes por otros propósitos durante la segunda semana, con auto y caminata siendo aun los más usados (30,1% y 29,2% de los viajes totales por otros propósitos respectivamente). En general (por ambos propósitos), los viajes en auto disminuyeron en un 38,4% de la *semana 1* a la *semana 2*, mientras que los viajes en bus y metro disminuyeron un 48,3% y 59,3% respectivamente. Como validación externa, se puede mencionar que el Ministerio de Transporte de Chile reportó que las *transacciones bip* (tarjeta inteligente de transporte público) disminuyeron 37% y 53% en metro y bus, respectivamente, durante la *semana 2*.<sup>2</sup>

<sup>2</sup> <https://www.latercera.com/nacional/noticia/santiago-y-regiones-sufren-fuerte-baja-en-los-viajes-traslados-en-metro-merval-y-biotren-se-reducen-a-la-mitad/SUL6KV476RD45E2N7K3FAIFZWY/>, visitado 13 de Julio 2021



**FIGURA 2: Número total de viajes por propósito y modo (N=1.914)**

Si bien la muestra es de conveniencia y por ende no representativa, la mayoría de los estratos socioeconómicos, demográficos y modales están cubiertos en ella. En la **Tabla 1** se presentan los estadísticos descriptivos más importantes. Cerca de la mitad de la muestra (45.6%) tiene un ingreso del hogar menor a \$1.500.000 mensual, lo que contrasta con el ingreso medio reportado por el INE (cerca a los \$570.000 según INE, 2018). Esto último sugiere una subrepresentación de hogares de bajo ingreso en la muestra. Además, las mujeres se ven sobrerrepresentadas, dado que el 58.8% de la muestra es mujer, siendo que sólo representan el 48.9% de la población total. En la **Tabla 2** se muestra el detalle del número de viajes por modo y propósito, incluyendo la participación (porcentaje del total de personas en la muestra que realizan viajes en cada modo) y la media (y desviación estándar) entre aquellos que realizan viajes en el determinado modo para las diferentes semanas y propósitos. Resulta interesante notar que los porcentajes de participación suman mucho más que 100% para todas las semanas y propósitos, lo cual es coherente con la idea de que una misma persona puede usar más de un modo de transporte durante la semana y justifica el uso de un modelo discreto-continuo múltiple (como se discutirá en la próxima sección). Se evidencia también que además de bajar el número de personas que usa cada modo durante la pandemia, también disminuyen los promedios de viajes semanales entre aquellos que usan cada uno de ellos.

### 3. MODELACIÓN

La metodología utilizada corresponde a un modelo discreto-continuo múltiple (Bhat, 2008). Se considera que el número total de viajes realizados durante la *semana 1* se reparte (como un presupuesto) en los diferentes modos de transporte (auto, bus, metro, taxi, colectivo, bicicleta, caminata, ride-hailing y motocicleta) y propósitos (trabajo y no trabajo) durante la *semana 2* para cada individuo, permitiendo que algunos viajes puedan ser suprimidos en aquella semana. A su vez, al utilizar un indicador que interactúa con cada variable, es posible determinar qué parte de

los efectos asociados a cada factor son intrínsecos y qué parte corresponden a un “*efecto puro*” de la pandemia. De esta manera no sólo se identifican los factores que determinan la supresión de viajes (la decisión de quedarse en casa) al inicio de la pandemia, sino que también los que dictan la elección de modo para cada propósito.

Los modelos discreto-continuo múltiples (DCM) se utilizan para entender decisiones en que el individuo debe elegir una o varias alternativas de un conjunto y además determinar la cantidad a consumir de cada alternativa. A diferencia de modelos de elección discreta tradicionales (como el multinomial logit) los modelos DCM permiten que el individuo pueda seleccionar más de una alternativa simultáneamente. Los modelos DCM no sólo han sido aplicados para entender la elección de productos del consumidor y la cantidad a adquirir, también se han usado en otros contextos como participación en actividades y asignación de tiempo, elección de destino y número de viajes, uso de suelo e intensidad, selección de stock de portafolios de inversiones, etc. En este estudio, se propone usar la formulación más común dentro de los modelos DCM en los últimos años, propuesta por Bhat (2008). En este caso, el modelo es representado de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \text{Max } U(\mathbf{t}) &= \sum_{k=1}^{19} \gamma_k \psi_k \ln \left( \frac{t_k}{\gamma_k} + 1 \right) & (1) \\ \text{s.t. } \sum_{k=1}^{19} t_k &= T \end{aligned}$$

donde la función de utilidad  $U(\mathbf{t})$  es cuasi-cóncava, creciente y diferenciable continua,  $\mathbf{t}$  es el vector de viajes por modo y propósito de dimensión  $19 \times 1$  con elementos  $t_k$  ( $t_k \geq 0$ ) correspondiente a la combinación de los 9 modos, 2 propósitos y una alternativa de “*no viajar*” (que permite capturar la posible supresión de viajes durante la *semana 2*),  $\gamma_k$  es el parámetro de saciedad de la alternativa  $k$ ,  $\psi_k$  es la utilidad base asociada a la alternativa  $k$  y  $T$  representa el presupuesto de viajes (igual al número de viajes realizados durante la *semana 1*). Cabe destacar que en el modelo se consideran dos observaciones por individuo: una correspondiente a cada una de las dos semanas.

Una manera de explicar la función de cada parámetro en el modelo es considerando la lógica en la que se inspira la formulación de un modelo DCM (ver Ecuación 1). Los parámetros de utilidad base,  $\psi_k$ , determinan la dimensión discreta de la decisión por la alternativa  $k$ . En particular, en el punto de consumo cero de cualquiera de las alternativas, la alternativa con el mayor valor de utilidad base es la que se le asignará la primera unidad del presupuesto disponible para viajes. Al ir aumentando la cantidad de viajes asignada a esa alternativa, la utilidad marginal base va disminuyendo gracias al efecto de saciedad que controlan los parámetros  $\gamma_k$ . En cierto punto, la utilidad base de otra alternativa será mayor y la próxima unidad de presupuesto se asignará a esa alternativa. Este proceso de asignación marginal de viajes a la alternativa de mayor utilidad base se realiza hasta que el individuo agote su presupuesto. En ese sentido, son estos parámetros de saciedad los que determinan la dimensión continua de la decisión, *i.e.*, cuántos viajes se realizarán en cada una de las alternativas que el individuo decide asignar presupuesto.

Se introduce en el modelo heterogeneidad entre individuos y estocasticidad a través del parámetro de utilidad base:

$$\psi_k = \exp \left( (\boldsymbol{\beta}'_k + s \cdot \boldsymbol{\beta}'_{sk}) \mathbf{x} + \varepsilon_k \right) \quad (2)$$

donde  $\mathbf{x}$  es un vector con los atributos que caracterizan al individuo (incluyendo una constante para cada alternativa excepto una, para capturar preferencias intrínsecas de cada alternativa relativo a la alternativa base);  $\beta_k$  es un vector de coeficientes a estimar correspondiente a cada alternativa;  $s$  es un indicador que toma el valor 1 si corresponde a una observación de la *semana 2*, cero en caso contrario;  $\beta_{sk}$  es el vector de coeficientes a estimar correspondiente a cada alternativa que captura los efectos atribuibles específicamente a la pandemia; y  $\varepsilon_k$  es el término de error de distribución valor extremo tipo 1 que captura efectos no observados en la utilidad base de cada alternativa. Mientras mayor sea el valor de la utilidad base,  $\psi_k$ , mayor es la probabilidad que el individuo asigne parte de su presupuesto de viajes a la alternativa  $k$ . Por ejemplo, si el parámetro asociado a género (valor 1 si es mujer, 0 si es hombre), digamos  $\beta_{km}$ , es significativo y positivo, entonces las mujeres tienden a realizar mayor a elegir la alternativa  $k$  con mayor probabilidad que los hombres. Por otro lado, si el parámetro asociado a género en el vector de interacción con el indicador *semana 2*,  $\beta_{skm}$ , es significativo y positivo, entonces la pandemia hizo que la alternativa de viaje  $k$  fuera aún más atractiva para las mujeres por sobre los hombres.

Por otro lado, los parámetros de saciedad también se parametrizan en función de las variables que caracterizan a cada individuo:

$$\gamma_k = \exp ((\delta'_k + s \cdot \delta'_{sk})\mathbf{z}) \quad (3)$$

donde  $\mathbf{z}$  es un vector con los atributos que caracterizan al individuo (incluyendo una constante para cada alternativa);  $\delta_k$  es un vector de coeficientes a estimar correspondiente a cada alternativa;  $s$  es un indicador que toma el valor 1 si corresponde a una observación de la *semana 2*, cero en caso contrario; y  $\delta_{sk}$  es el vector de coeficientes a estimar correspondiente a cada alternativa que captura los efectos atribuibles específicamente a la pandemia. Mientras mayor es el valor del parámetro  $\gamma_k$ , menor (o más lenta) es la saciedad, lo que se traduce en valores mayores del número de viajes para esa alternativa. Por ejemplo, si el parámetro asociado a género (valor 1 si es mujer, 0 si es hombre), digamos  $\delta_{km}$ , es significativo y positivo, entonces las mujeres tienden a realizar mayor cantidad de viajes en la alternativa  $k$  que los hombres. Por otro lado, si el parámetro asociado a género en el vector de interacción con el indicador *semana 2*,  $\delta_{skm}$ , es significativo y positivo, entonces entre quienes realizan viajes del tipo  $k$ , la pandemia hizo que las mujeres realizaran más viajes aún que los hombres.

Los parámetros a estimar corresponden a  $\beta'_k$ ,  $\beta'_{sk}$ ,  $\delta'_k$ , y  $\delta'_{sk}$ . La estimación de los parámetros del modelo se hace a través de máxima verosimilitud, siguiendo la formulación de Bhat (2008). La forma analítica de la función de verosimilitud es cerrada y se le conoce como MDCEV, por su sigla en inglés (Multiple Discrete-Continuous Extreme Value). La estimación fue realizada a través del software GAUSS, siguiendo los códigos proporcionados por el mismo Bhat en su página web.<sup>3</sup>

#### 4. RESULTADOS

En la **Tabla 3** se presentan los parámetros estimados para la utilidad marginal base de cada alternativa, a su vez que en la **Tabla 4** se presentan los parámetros estimados para los efectos de saciedad. Es importante notar que los resultados se han dividido en dos tablas simplemente por

<sup>3</sup> <https://www.cae.utexas.edu/prof/bhat/MDCEV.html>

espacio y que ambos conjuntos de parámetros se han estimado simultáneamente, como ha sido explicado en la sección anterior.

Según los resultados presentados en la primera mitad de la **Tabla 3**, podemos evidenciar que intrínsecamente los modos preferidos en la muestra son Bus, Metro y Auto, quienes tienen constantes no negativas (la del Auto está fija en cero, por ser la alternativa de referencia). Sólo para mostrar un ejemplo, el primer valor de la tercera fila numérica de la tabla, -0,414, se interpreta como que trabajadores con menores de edad en el hogar, en comparación con quienes no viven con menores, tienen una menor probabilidad de viajar en Bus que en Auto (alternativa de referencia). Al mirar la segunda mitad de la **Tabla 3** podemos analizar los efectos que pueden ser atribuidos directamente al comienzo de la pandemia. Por ejemplo, el primer valor de la décimo séptima fila numérica de la tabla, 0,195, indica que la pandemia hizo que los trabajadores con menores de edad en el hogar, en comparación a quienes no tienen menores en el hogar, aumentarían la probabilidad de elegir viajar en Bus frente al Auto. La tendencia sigue siendo negativa ( $-0,219 = -0,414 + 0,195$ ), pero es menor la diferencia durante la pandemia. Obviamente estos efectos de una variable sobre la probabilidad de elección de cada alternativa se hacen *ceteris paribus*, es decir, controlando por todas las otras variables explicativas. Si bien cada uno de los coeficientes de la tabla pueden ser interpretados siguiendo esta lógica, debido a límite de espacio del artículo destacaremos los más interesantes:

- La preferencia intrínseca por los modos no individuales (Bus, Metro, Taxi, Colectivo y Ride-hailing) disminuye con la pandemia, mientras que la de modos individuales (Bicicleta, Caminata y Auto) se mantiene.
- Si bien en general los modos de transporte público (Bus y Metro) ya tenían un efecto marcado del ingreso del hogar, donde personas de mayor ingreso eran menos propensas a usar esos modos, la pandemia aumenta esta diferencia significativamente. En adición a esos dos modos, Ride-hailing también muestra un patrón de que a ingresos mayores menos se prefiere durante la pandemia. Además, los niveles de ingreso más altos (mayor a \$1.500.000 mensual) eligen menos la caminata durante la pandemia.
- Pertenecer a un grupo de alto riesgo COVID-19 por condiciones de salud no tenía efecto alguno en general en la muestra, pero sí tiene un efecto significativo de aumentar la preferencia por el modo Taxi durante la pandemia.
- Si bien el hecho de no poseer automóvil tiene un impacto positivo (esperado) y significativo en cualquier alternativa que no sea auto en general, el efecto es aún mayor para el modo Taxi durante la pandemia. Además, personas sin automóvil disponible tienen una mayor probabilidad de quedarse en casa durante la semana en que comenzó la pandemia.
- Trabajadores esenciales tienen presentan una menor tendencia a quedarse en casa durante la segunda semana, lo cual es lógico debido a su tipo de trabajo. Por otro lado, tanto trabajadores de la salud como trabajadores esenciales de otros rubros tienen una mayor propensión (en comparación a trabajadores no esenciales) por los modos Bus y Metro durante el comienzo de la pandemia.
- Mientras mayor es la distancia al trabajo es menor la probabilidad de que la persona decida no viajar durante el comienzo de la pandemia. Esto último puede estar relacionado a otras variables de localización (a nivel de barrio incluso) que no hemos capturado explícitamente en la encuesta o al hecho de que se está considerando distancia luego de controlar por todo



el resto de las variables. Además, a mayor distancia al trabajo se prefiere más Metro y Ride-hailing y menos Bicicleta y Caminata durante la pandemia.

- Quienes cuidan en casa a un adulto mayor o persona discapacitada/enferma tienen menor probabilidad de quedarse en casa que quienes no tienen responsabilidades de cuidado. Esto se puede explicar con que quienes tienen personas a su cargo debieron salir durante el comienzo de la pandemia de manera de proveer a quienes no podían hacerlo o incluso cuidar sus trabajos debido a que tienen personas dependientes.
- Si bien en general en la muestra hay una mayor propensión a usar cada modo de transporte por trabajo que por otros motivos, durante la pandemia esa diferencia se ve reducida casi a la mitad. Además, esa diferencia es casi nula (es decir, se usa cada modo de igual manera, ya sea para trabajo y otro propósito) durante la pandemia para hogares con menores de edad. Esto se puede deber a una propensión a “abastecerse” durante el inicio de la pandemia. Si bien los viajes por trabajo disminuyen notoriamente, puede que los viajes por otros propósitos (supermercado, feria, mall, etc.) se hagan más frecuentes.

Los resultados de los parámetros de saciedad, provistos en la **Tabla 4**, permiten determinar cuánto usan el modo (número de viajes) aquellas personas que deciden ocuparlo. Mientras mayor sea el coeficiente, más lenta es la saciedad y por ende es mayor la cantidad de viajes. Por ejemplo, el primer coeficiente de la segunda fila numérica de la tabla, -0,414, indica que los trabajadores entre 18 y 25 años, en comparación con aquellos mayores a 25, realizan menos viajes en metro cuando deciden ocupar el modo. Por asuntos de espacio, a continuación, se destacan sólo los efectos de saciedad más interesantes:

- Quienes viven más lejos de su trabajo realizan en general menos viajes en bus y bicicleta y más viajes en caminata y auto. El hecho de que estas personas realicen más viajes en caminata se puede deber a que la caminata puede ser parte de un trayecto que combine modos u otros efectos que no se han capturado explícitamente en la encuesta. Cabe destacar que a mientras más lejos viva la persona del trabajo también se suprimen más viajes, lo que en conjunto con el efecto de distancia en la utilidad base, podemos decir que si bien personas que viven lejos del trabajo no tienen una mayor tendencia a decidir quedarse en casa, sí suprimen una mayor cantidad de viajes cuando han decidido que quedarse en casa es una opción. Por otro lado, durante la pandemia se ve un efecto importante de la distancia en los viajes en bicicleta: mientras más lejos está el trabajo, se realizan más viajes en bicicleta entre quienes deciden usar ese modo durante pandemia. Por otro lado, los automovilistas que viven lejos de su trabajo realizaron menos viajes en auto durante la pandemia.
- Los trabajadores esenciales realizan más viajes al trabajo durante la pandemia que antes. Además, los trabajadores de la salud suprimen menos viajes que otros trabajadores durante la segunda semana, por ambos propósitos.
- Las mujeres parecen suprimir más viajes que los hombres al inicio de la pandemia. A su vez, quienes tienen uno o más menores de edad en el hogar suprimen más viajes durante el comienzo de la pandemia que quienes no tienen menores en casa. Sin embargo, este efecto se anula en el caso de ser mujer: las personas de sexo femenino que tienen menores en el hogar suprimen tantos viajes como aquellas personas sin menores. Esto puede reflejar la necesidad de abastecer a la familia que parece recaer en las mujeres de nuestra muestra.
- Quienes pertenecen a un grupo de alto riesgo COVID debido a motivos de salud han suprimido una mayor cantidad de viajes durante el comienzo de la pandemia. Esto es un

resultado esperado pues al principio de marzo, 2020 existía alta incertidumbre respecto a los métodos de transmisión del virus y severidad de la enfermedad asociada.

- A mayor ingreso del hogar se suprimen una mayor cantidad de viajes. Esto ha sido destacado en otro estudio realizado con la misma encuesta (Astroza *et al.*, 2020) y evidenciado una diferencia importante en cuanto a la manera en que hogares de diferentes estratos sociales han podido sobrellevar la pandemia no sólo en Santiago, sino que en la mayor parte de Chile.

Al pie de la **Tabla 4** se han incluido los indicadores de bondad de ajuste. Cabe destacar que la bondad de ajuste del modelo corresponde a un 0,2679 y 0,1391 para los  $\rho^2$  ajustados con respecto al modelo nulo y solo constantes, respectivamente. Si bien no representan bondades de ajuste destacables, el objetivo del modelo es determinar los factores significativos en el uso de cada modo y el número de viajes, sin todavía pensar en un posible poder predictivo de la metodología.

## 5. CONCLUSIONES

En este artículo se busca entender el *shock* que provocó en términos de movilidad la pandemia de COVID-19 en el Gran Santiago. Para ellos se utiliza información proveniente de una encuesta en línea, donde 1,914 trabajadores del Gran Santiago reportan, entre otras informaciones, la cantidad de viajes por modo de transporte y propósito que realizaron durante las semanas del 9 al 15 de marzo, 2020 y del 16 al 22 de marzo, 2020. Esta última semana es la que se considera como la primera semana de reacción importante antes la pandemia a nivel nacional. Usando un modelo discreto-continuo múltiple con variables de interacción se busca entender la decisión de suprimir viajes durante el inicio de la pandemia y, en caso de viajar ya se por trabajo u otros propósitos, la preferencia por los diversos modos.

Los resultados muestran que la decisión de viajar en transporte público durante el inicio de la pandemia está determinada por factores tales como género, estructura familiar, nivel de ingreso familiar, condición de trabajo (full-time, part-time, formal, informal, etc.), tipo de trabajo (esencial, personal de salud, etc.) y posesión de automóvil. Además, el uso de modos activos de transporte se ve directamente influenciado por la distancia al trabajo. Por último, existe un claro efecto del ingreso familiar en la cantidad de viajes en transporte privado para ambos propósitos.

La metodología utilizada, si bien se basa en un modelo ya existente (MDCEV de Bhat, 2008), es novedosa en el sentido de que se aplica a cantidades de viajes por modo y propósito, aprovechando la idea de que durante pandemia las personas han decidido mayoritariamente suprimir algunos viajes. La formulación además permite capturar el efecto puro de la pandemia y distinguirlo de efectos intrínsecos de cada factor. Como investigación futura se espera agregar otras variables explicativas, poniendo quizás énfasis en el entorno construido, tanto del hogar como del lugar de trabajo, y actitudes (o variables de estilo de vida) de las personas, las cuales fueron parte de otras secciones de la encuesta que no se analizaron en profundidad en esta oportunidad. Por último, se espera incluir en la modelación la información de la segunda y tercera ola de la encuesta, las cuales se realizaron en otros momentos del 2020 y que pueden dar pistas del comportamiento de viajes de los trabajadores del Gran Santiago en otras etapas de la pandemia. Por ejemplo, la segunda ola

se realizó durante un momento en que la totalidad de las comunas del Gran Santiago se encontraban en cuarentena.

## AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen el apoyo del Instituto Sistemas Complejos de Ingeniería (ISCI), ANID PIA/BASAL AFB180003.

## REFERENCIAS

Astroza, S., Tirachini, A., Hurtubia, R., Carrasco, J.A., Guevara, A., Munizaga, M., Figueroa, M., y Torres, V. (2020). Mobility Changes, Teleworking, and Remote Communication during the COVID-19 Pandemic in Chile. **Findings**, July. <https://doi.org/10.32866/001c.13489>.

Basso, L. J., Sepúlveda, F. y Silva, H. (2020). Public Transport Policies after COVID-19 Confinement. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3693098> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3693098>

Bhat, C. R. (2008). The multiple discrete-continuous extreme value (MDCEV) model: role of utility function parameters, identification considerations, and model extensions. **Transportation Research Part B: Methodological**, 42(3), 274-303.

Carranza, A., Goic, M., Lara, E., Olivares, M., Weintraub, G. Y., Covarrubia, J., Escobedo, C., Jara, N. y Basso, L. J. (2020). The social divide of social distancing: Lockdowns in Santiago during the COVID-19 pandemic. Available at SSRN 3691373.

Fernández, O. (2020, Marzo 18). Santiago y regiones sufren fuerte baja en los viajes: traslados en Metro, Merval y Biotren se reducen a la mitad. **La Tercera, Santiago, Chile**. <https://www.latercera.com/nacional/noticia/santiago-y-regiones-sufren-fuerte-baja-en-los-viajes-traslados-en-metro-merval-y-biotren-se-reducen-a-la-mitad/SUL6KV476RD45E2N7K3FAIFZWY/>

INE. 2018. “Encuesta Suplementaria de Ingresos 2017” Reporte. Chile: Instituto Nacional de Estadísticas.

Miller, M. J., J. R. Loaiza, A. Takyar y R. H. Gilman (2020). COVID-19 in Latin America: Novel transmission dynamics for a global pandemic? **PLOS Neglected Tropical Diseases** 14(5): e0008265.

Vannoni, M., McKee, M., Semenza, J. C., Bonell, C., y Stuckler, D. (2020). Using volunteered geographic information to assess mobility in the early phases of the COVID-19 pandemic: a cross-city time series analysis of 41 cities in 22 countries from March 2nd to 26th 2020. **Globalization and health**, 16(1), 1-9.

**TABLA 1: Descripción de la muestra (N=1,914)**

<b>Variable</b>	<b>Frecuencia</b>	<b>Porcentaje</b>
<i>Género</i>		
Masculino	789	41.2
Femenino	1,125	58.8
<i>Rango de edad</i>		
Entre 18 y 25 años	214	11.2
Entre 26 y 35 años	741	38.7
Entre 36 y 45 años	558	29.2
Entre 46 y 60 años	323	16.9
Mayor a 60 años	78	4.1
<i>Nivel educacional</i>		
Educación media o menor	595	31.1
Grado universitario o postgrado	1,319	68.9
<i>Estado de trabajo</i>		
Trabajador formal dependiente	1,563	81.7
Trabajador formal independiente	262	13.7
Trabajador informal	89	4.6
<i>Trabajador esencial</i>		
No es un trabajador esencial	1,516	79.2
Trabajador de la salud	128	6.7
Otro tipo de trabajador esencial	270	14.1
<i>Pertenecer a un grupo de alto riesgo COVID-19 debido a condiciones de salud</i>		
Sí	407	21.3
No	1,507	78.7
<i>Responsabilidades de cuidado</i>		
Cuidar en casa a un adulto mayor (mayor a 60 años) o persona discapacitada o enferma	452	23.6
Cuidar a un adulto mayor fuera de casa	420	21.9
<i>Ingreso del hogar [Miles de \$/mes]</i>		
Menos de 600	476	24.9
Entre 600 y 1.500	587	30.7
Entre 1.500 y 3.000	475	24.8
Más de 3.000	376	19.6
<i>Presencia de menores de edad en el hogar</i>		
Sin menores de edad	1,218	63.6
Uno o más menores de edad en el hogar	696	36.4
<i>Posesión de automóvil</i>		
Cero vehículos	666	34.8
Uno o más vehículos	1,248	65.2
<b>Variable</b>	<b>Media</b>	<b>Desv. Est.</b>
<i>Distancia al trabajo (km)</i>	10.3	8.9
<i>Número de viajes por trabajo</i>		
Primera semana (antes de la suspensión de clases)	15.0	8.5
Segunda semana (después de la suspensión de clases)	7.2	7.1
<i>Número de viajes por otros propósitos</i>		
Primera semana (antes de la suspensión de clases)	7.7	6.5
Segunda semana (después de la suspensión de clases)	4.5	4.8

**TABLA 2: Número de viajes por modo y propósito (N=1,914)**

Propósito	Modo	Semana 1 (antes de la suspensión de clases)			Semana 2 (después de la suspensión de clases)		
		Total (%) de individuos usando cada modo	Número de viajes entre aquellos que usan cada modo		Total (%) de individuos usando cada modo	Número de viajes entre aquellos que usan cada modo	
			Media	Desv. Est.		Media	Desv. Est.
Trabajo	Auto	866 (45.2)	6.0	3.9	727 (38.0)	4.3	3.2
	Bus	1,011 (52.8)	6.5	3.8	652 (34.1)	5.1	3.6
	Metro	1,103 (57.6)	6.0	3.7	588 (30.7)	4.5	3.4
	Taxi	230 (12.0)	2.6	1.5	102 (5.3)	2.4	1.5
	Colectivo	150 (7.8)	3.5	2.6	71 (3.7)	3.1	2.2
	Bicicleta	296 (15.5)	6.1	3.7	181 (9.5)	4.2	2.9
	Caminata	979 (51.1)	5.5	3.7	624 (32.6)	4.0	3.0
	Ride-hailing	570 (29.8)	3.0	2.2	220 (11.5)	3.1	2.3
	Motocicleta	46 (2.4)	5.3	3.9	34 (1.8)	4.8	3.5
Otro propósito	Auto	960 (50.2)	4.3	3.1	811 (42.4)	3.2	2.2
	Bus	610 (31.9)	3.9	2.9	375 (19.6)	3.4	2.7
	Metro	640 (33.4)	3.5	2.6	296 (15.5)	3.2	2.5
	Taxi	112 (5.9)	2.2	0.9	61 (3.2)	2.0	0.4
	Colectivo	76 (4.0)	2.7	2.1	47 (2.5)	2.5	1.7
	Bicicleta	220 (11.5)	4.0	2.9	148 (7.7)	3.2	2.4
	Caminata	839 (43.8)	4.2	2.9	728 (38.0)	3.4	2.4
	Ride-hailing	430 (22.5)	2.6	1.7	173 (9.0)	2.7	1.8
	Motocicleta	40 (2.1)	3.5	2.7	27 (1.4)	3.6	3.2

**TABLA 3: Parámetros estimados para la utilidad base**

Variables	Alternativas de modo para el viaje (alternativa de referencia es <i>Auto</i> )									Propósito (referencia es <i>Otro</i> )
	No viajar	Bus	Metro	Taxi	Colectivo	Bicicleta	Caminata	Ride-hailing	Moto	Trabajo
Constante		1.057*	0.149**	-2.646*	-3.490*	-1.626*	-0.026***	-1.025*	-3.388*	0.356*
Género (referencia es <i>Masculino</i> ) Femenino		-0.563*	-0.409*			-0.854*	-0.351*		-0.612*	-0.107*
Presencia de menores de edad (base es <i>Ninguno</i> ) Uno o más menores de edad en el hogar		-0.414*	-0.551*		-0.228**	-0.208**	-0.359*	-0.535*	-0.436**	
Interacción entre género y presencia de menores Mujer con menores de edad en el hogar			-0.092***			-0.462**				
Rango de edad (base es <i>entre 18 y 25 años</i> ) Entre 26 y 35 años Entre 36 y 45 años Entre 46 y 60 años Mayor que 60 años		-0.459*	0.335* 0.170*			-0.171* -0.485* -0.951* -0.951*	-0.204* -0.386* -0.386*			
Nivel de educación (base es <i>Educación media completa o menos</i> ) Título o postgrado universitario		-0.445*						-0.261*		
Ingreso del hogar [Miles de \$/mes] (base es <i>Menos de 600</i> ) Entre 600 and 1.000 Entre 1.000 y 1.500 Entre 1.500 y 3.000 Más de 3.000		-0.385* -0.828* -1.595* -2.270*	-0.201** -0.228** -0.824* -1.307*							-0.113** -0.129**
Estado laboral (base es <i>Trabajador dependiente formal</i> ) Trabajador independiente formal Trabajador informal		-0.587* -0.680*	-0.362* -0.570*							-0.058***
Trabajador esencial (base es <i>No es un trabajador esencial</i> ) Trabajador de la salud Otro tipo de trabajador esencial				0.308**	0.340**	-0.881* -0.220**	-0.212** -0.183**	-0.199**	0.443**	0.278* 0.117**
Posesión de automóvil (base es <i>Uno o más vehículos</i> ) Ningún vehículo		2.570*	2.596*	2.773*	2.527*	2.391*	2.558*	2.767*	1.888*	0.216*
Distancia al trabajo (km)		0.133*	0.165*	-0.222*	0.321*	-0.616*	-0.269*	-0.134**	-0.164**	0.073*
<b>Interacciones con dummy 'Semana 2'</b>										
Constante	0.908*	-0.863*	-0.737*	-1.041*	-0.489*			-0.524*		-0.167*
Presencia de menores de edad (base es <i>Ninguno</i> ) Uno o más menores de edad en el hogar		0.195**	0.204**			-0.336**				-0.148**
Rango de edad (base es <i>entre 18 y 25 años</i> ) Entre 26 y 35 años Entre 36 y 45 años Entre 46 y 60 años Mayor que 60 años	0.455* 0.161**	0.387*						-0.441**		
Nivel de educación (base es <i>Educación media completa o menos</i> ) Título o postgrado universitario	0.295*									
Ingreso del hogar [Miles de \$/mes] (base es <i>Menos de 600</i> ) Entre 600 and 1.000 Entre 1.000 y 1.500 Entre 1.500 y 3.000 Más de 3.000		-0.189** -0.189** -0.189** -0.189**	-0.278** -0.608* -0.612* -0.565**	0.223**			-0.282* -0.376*	-0.336** -0.336** -0.833* -1.062*		
Pertenecer a un grupo de alto riesgo COVID-19 debido a condiciones de salud (base es <i>No</i> ) Sí				0.493**						
Trabajador esencial (base es <i>No es un trabajador esencial</i> ) Trabajador de la salud Otro tipo de trabajador esencial	-0.349** -0.252**	0.299** 0.159**	0.189*** 0.191**					-0.519**		
Responsabilidades de cuidado Cuida en casa a un adulto mayor (mayor a 60 años) o persona discapacitada o enferma	-0.135**									
Posesión de automóvil (base es <i>Uno o más vehículos</i> ) Ningún vehículo	2.120*			0.466**						
Distancia al trabajo (km)	-0.095**		0.058***			-0.125**	-0.125**	0.069***		

\*: Significativa a un 99% nivel de confianza; \*\*: Significativa a un 95% nivel de confianza; \*\*\*: Significativa a un 90% nivel de confianza

TABLA 4: Parámetros de saciedad estimados

Variable	Alternativas de modo para el viaje										Propósito	
	No viajar	Bus	Metro	Taxi	Colectivo	Bicicleta	Caminata	Ride-hailing	Moto	Auto	Trabajo	Otro
Constante		-1.895*	-1.809*	-1.917*	-1.343*	-0.117****	-1.855*	-2.344*	-0.420**	-1.603*	0.717*	0.009****
Rango de edad (base es <i>Mayor que 25</i> ) Entre 18 y 25 años			-0.414**							-0.930**		
Ingreso del hogar [Miles de \$/mes] (base es <i>Menos de 600</i> ) Entre 600 and 1.000 Entre 1.000 y 1.500 Entre 1.500 y 3.000 Más de 3.000		-0.656* -1.050* -1.320*	-0.470*							0.302*** 0.621* 0.212***		
Distancia al trabajo (km)		-0.221*				-0.339**	0.237*			0.285*		
<b>Interacciones con dummy 'Semana 2'</b>												
Constante	-0.011****					-0.774*	-0.288**	0.714*				
Género (base es <i>Masculino</i> ) Femenino	-0.592*											
Presencia de menores de edad (base es <i>Ninguno</i> ) Uno o más menores de edad en el hogar	-1.027*											
Interacción entre género y presencia de menores Mujer con menores de edad en el hogar	0.999*											
Rango de edad (base es <i>Mayor que 25</i> ) Entre 18 y 25 años	0.659*											
Ingreso del hogar [Miles de \$/mes] (base es <i>Menos de 1.000</i> ) Entre 1.000 y 1.500 Entre 1.500 y 3.000 Más de 3.000		0.266** 0.333* 0.248**								-0.677**		
Pertenecer a un grupo de alto riesgo COVID-19 debido a condiciones de salud (base es <i>No</i> ) Sí	0.124**											
Trabajador esencial (base es <i>No es un trabajador esencial</i> ) Trabajador de la salud Otro tipo de trabajador esencial	-1.048**										0.265** 0.224**	
Distancia al trabajo (km)	0.148**					0.310***				-0.376*		

\*: Significativa a un 99% nivel de confianza; \*\*: Significativa a un 95% nivel de confianza; \*\*\*: Significativa a un 90% nivel de confianza; \*\*\*\*: No significativa ni a un 90% de nivel de confianza

Log-likelihood modelo nulo: -75,311.3 Log-likelihood modelo constantes: -64,014.6 Log-likelihood final: -55,086.0  $\rho^2$  ajustado c.r.a modelo nulo: 0.2679  $\rho^2$  ajustado c.r.a. modelo constantes: 0.1391