

HACIA LA CONVENCIONALIZACIÓN DE DATOS DE GÉNERO EN EL ESTUDIO DEL TRANSPORTE: UNA SEGMENTACIÓN DEL USO DE TIEMPO Y MOVILIDAD EN EL GRAN CONCEPCIÓN

Sebastián Henríquez, Universidad de Concepción, sebashenriquez@udec.cl

Juan Antonio Carrasco, Universidad de Concepción, j.carrasco@udec.cl

Sebastián Astroza, Universidad de Concepción, sastroza@udec.cl

RESUMEN

La sociedad ha construido diversas oportunidades y limitaciones asociadas al género, lo cual se ha visto reflejado en los roles de género, lo cual tiene repercusiones en diversos ámbitos de la vida de cada individuo, como, por ejemplo, las estrategias de movilidad y uso de tiempo. El objetivo de este estudio consiste en estudiar la hipótesis de diferencias entre hombres y mujeres en sus estrategias de movilidad, observando el efecto de incorporar diversos esquemas de análisis y variables. Los datos de esta investigación provienen de una realizada en seis barrios de diferentes niveles de ingresos de Concepción. Los datos contienen información asociada a uso de tiempo, movilidad, gasto monetario, componentes espaciales, redes sociales y actividades de cuidado, la cual no está presente usualmente en encuestas similares. Los perfiles de comportamiento se construyeron utilizando la metodología de mapas autoorganizados, en donde se analizaron los patrones de viaje y uso de tiempo a través de diversas variables de clasificación. Los esquemas se analizaron en base a sus perfiles resultantes y quiénes los componían. Si bien los distintos ejercicios mostraron clasificaciones significativamente diferentes entre sí, existían diferencias importantes entre los esquemas respecto a las conclusiones posibles de obtener respecto a patrones de movilidad de hombres y mujeres. Lo anterior permite visibilizar la relevancia del tratamiento de los datos y el análisis posterior en el análisis de estrategias de movilidad de hombres y mujeres.

Palabras claves: género y transporte, perfiles de movilidad, demanda, datos.

ABSTRACT

Society has built various opportunities and limitations associated with gender, reflected in gender roles, which have repercussions in multiple areas of each individual's life, such as, for example, mobility strategies and the use of weather. This study aims to study the hypothesis of differences between men and women in their mobility strategies, observing the effect of incorporating various analysis schemes and variables. The data for this research comes from one carried out in six neighborhoods of different income levels in Concepción. The data contains information associated with time use, mobility, monetary expenditure, spatial components, social networks, and care activities, which is not usually present in similar surveys. Behavioral profiles were constructed using the self-organizing map methodology, where travel and time use patterns were analyzed through various classification variables. The schemes were studied based on their resulting profiles and who made them up. Although the different exercises showed significantly different classifications among themselves, there were essential differences between the schemes regarding the possible conclusions to be obtained regarding the mobility patterns of men and women. These results make it possible to make visible the relevance of data processing and subsequent analysis in the analysis of mobility strategies for men and women.

Keywords: transport and gender, mobility profiles, demand, data.

INTRODUCCIÓN

Desde tiempos remotos, la sociedad ha ido construyendo diversas oportunidades y limitaciones asociadas al género, lo cual se ha visto reflejado en los roles de género, por lo que esto trae repercusiones en diversos ámbitos de la vida de cada individuo, como, por ejemplo, las estrategias de movilidad y uso de tiempo. Las encuestas de viaje y uso de tiempo, las cuales son indispensables para gran parte de las investigaciones que se hacen en el mundo del transporte o para apoyar la toma de decisión en políticas públicas, no están exentas de este fenómeno.

Un reflejo de lo anterior es el enfoque basado en los viajes productivos y de traslado diario que ha tenido la investigación y las políticas de transporte desde la década del 60, omitiendo otros factores relevantes asociados a las relaciones sociales (Carrasco y Miller, 2006), recreación (Bhat y Gossen, 2004) y, especialmente, a la movilidad de cuidado (Sánchez de Madariaga, 2013b). Por consiguiente, este enfoque se evidencia en muchas encuestas de viaje y de uso de tiempo, en las cuales suelen hacer preguntas que se alejan bastante de la perspectiva de cuidado logrando que se omitan categorías que están protagonizadas mayormente por mujeres (Zucchini, 2016). Además, el análisis de estos aspectos tiende a invisibilizar estas características distintivas de las mujeres en relación con los hombres (Criado Perez, 2019) debido al tratamiento de datos y sus análisis. Por lo tanto, si se desea entender o explicar los patrones de movilidad de las personas, es de suma importancia incorporar estas dimensiones.

También, existe una gran cantidad de investigaciones que dan cuenta de la importancia de estas dimensiones. Por un lado, diversos trabajos muestran que las mujeres tienden a comportarse de distinta manera en sus viajes y actividades, particularmente en relación con actividades relacionadas al cuidado de otras personas y a labores domésticas (Boarnet y Hsu, 2015; Jirón Martínez y Gómez León, 2018). Estas diferencias se observan en seis aspectos importantes: número de viajes, tiempo de viaje, modo de transporte, tenencia de automóvil y tipo de viajes (Loukaitou-Sideris, 2016).

En este contexto, el objetivo de este estudio consiste en estudiar la hipótesis de diferencias entre hombres y mujeres en sus estrategias de movilidad, observando el efecto de incorporar diversos esquemas de análisis y variables. Para lograr el objetivo, se obtendrán las variables e indicadores más relevantes de la literatura, las cuales se utilizarán para obtener perfiles de comportamiento a través del uso de diferentes variables y, así, analizar el impacto que tiene cada una de estas en los perfiles de comportamiento finales.

DATOS

La base de datos utilizada proviene de encuestas de uso de tiempo aplicadas a personas de seis barrios de Concepción, las cuales fueron realizadas entre octubre de 2015 y abril de 2016 en el marco del proyecto FONDECYT 114012 (*Understanding mobility strategies to perform daily activity-travel in two Chilean cities*). Enfatizando en las características de los viajes y actividades de los encuestados, en donde destacan dimensiones espaciotemporales, económicas y de redes sociales durante siete días seguidos, las cuales usualmente no se encuentran en encuestas tradicionales.

Esta encuesta se realizó en seis barrios del noreste de la comuna de Concepción. Estos barrios están dentro de dos sectores: Camino a Penco y Valle Nonguén. Estos tienen la particularidad de encontrarse a una distancia similar al centro de actividades de la ciudad, tal como se muestra en la Figura 1. Así, la dimensión geográfica afectaría de forma similar en la explicación del fenómeno, logrando que se simplifique la comprensión de este. Por otro lado, los barrios tienen distintas características socioeconómicas entre sí. Vilumanque y Valle Noble principalmente posee hogares de ingresos altos, los hogares de Collao y Villa Universitaria son primordialmente de ingresos medios, mientras que los del Palomares y La Greda de ingresos bajos.



Figura 1. Área de estudio

La base de datos de la encuesta está compuesta por 165 personas, las cuales 60% son mujeres y 40% hombres. Todos los encuestados eran mayores de 18 años, sin embargo, los adultos mayores fueron los que tuvieron una menor participación en la encuesta con respecto al resto. Si bien, la cantidad de encuestados no es muy grande en comparación a otros tipos de

investigaciones, cabe destacar, que la riqueza de esta encuesta no yace en la cantidad de observaciones, sino en la cantidad de información que se obtiene de cada encuestado. Además, el alcance de esta investigación es analizar lo que ocurre en estos barrios mediante la clasificación que realiza el algoritmo, por lo que la representatividad de la ciudad de Concepción en esta encuesta no es un problema.

Teniendo como base las investigaciones de Loukaitou-Sideris (2016) y Boarnet y Hsu (2015), para construir los perfiles de comportamiento se utilizaron las variables que se muestran en la Tabla 1. Es importante destacar que estas variables se agregaron de manera gradual y acumulativa para obtener diversos perfiles de comportamiento, y así observar cómo fueron evolucionando estos a medida que se van agregando nuevas dimensiones.

Tabla 1. Resumen de variables

Categoría	Variable	Abreviatura	Descripción	Media	Máximo
Uso de tiempo	Actividad laboral remunerada o estudio fuera del hogar	MAND_OH	Minutos diarios promedio dedicado a actividades laborales o de estudio en un día laboral, fuera del hogar	277,2	802
	Actividad de cuidado fuera del hogar	MAINT_OH	Minutos diarios promedio dedicado a actividades de cuidado en un día laboral, fuera del hogar	48,9	290
	Actividad de ocio fuera del hogar	LEIS_OH	Minutos diarios promedio dedicado a actividades de ocio en un día laboral, fuera del hogar	77,0	508
	Actividad laboral remunerada o estudio dentro del hogar	MAND_IH	Minutos diarios promedio dedicado a actividades laborales o de estudio en un día laboral, dentro del hogar	110,0	494
	Actividad de cuidado dentro del hogar	MAINT_IH	Minutos diarios promedio dedicado a actividades de cuidado en un día laboral, dentro del hogar	148,0	662
	Actividad de ocio dentro del hogar	LEIS_IH	Minutos diarios promedio dedicado a actividades de ocio en un día laboral, dentro del hogar	153,9	789
	Tiempo de viaje	TV_TOT	Minutos diarios promedio dedicado a viajar en un día laboral	104,4	359
Frecuencia de modo	Viajes en caminata	WALK_LAB	Cantidad promedio de viajes realizados en caminata en un día laboral	1,24	7,2
	Viajes en bus	BUS_LAB	Cantidad promedio de viajes realizados en bus en un día laboral	1,12	4,6
	Viajes en automóvil	CAR_LAB	Cantidad promedio de viajes realizados en automóvil en un día laboral	1,97	9
Variables de género	Tiempo con hijos	T_HIJOS	Minutos diarios promedio dedicado a actividades con hijos en un día laboral	682,5	3389
	Actividades con dependientes	DEPEND	Cantidad de actividades promedio realizadas con personas dependientes en un día laboral	1,9	10,6

Luego, de la Tabla 2, se puede apreciar los coeficientes de correlación de Pearson, en los cuales no observan grandes correlaciones, salvo en los casos que se destacan en rojo. Las variables de uso de tiempo en actividades laborales remuneradas o de estudio tienen una correlación negativa con las actividades de cuidado, entendiéndose puede deberse a la incompatibilidad de tiempo en el día que existe entre estos dos tipos de actividades. Lo mismo se muestra entre la cantidad de viajes que se hacen en automóvil y bus, lo cual ocurre debido a que generalmente la gente que utilizaba el automóvil en sus viajes casi nunca utilizaba el bus y viceversa. Además, se observa una correlación positiva entre la cantidad de actividades que se hacen con personas dependientes y el tiempo con hijos, esta correlación se pudo haber dado por qué los hijos también son considerados personas dependientes.

Tabla 2. Coeficientes de correlación de Pearson de las variables utilizadas

	MAND_OH	MAINT_OH	LEIS_OH	MAND_IH	MAINT_IH	LEIS_IH	TV_TOT	WALK_LAB	BUS_LAB	CAR_LAB	DEPEND	T_HIJOS
MAND_OH	1											
MAINT_OH	-0,48	1										
LEIS_OH	-0,24	0,01	1									
MAND_IH	-0,29	0,04	-0,06	1								
MAINT_IH	-0,60	0,26	-0,22	0,00	1							
LEIS_IH	-0,44	0,02	-0,02	-0,10	0,10	1						
TV_TOT	0,24	-0,01	-0,02	-0,06	-0,24	-0,32	1					
WALK_LAB	-0,25	0,09	0,13	0,06	0,14	-0,01	-0,07	1				
BUS_LAB	-0,03	0,17	0,06	-0,11	-0,08	-0,11	0,14	0,10	1			
CAR_LAB	0,21	-0,02	-0,19	0,06	0,00	-0,12	0,32	-0,34	-0,59	1		
DEPEND	-0,25	0,16	-0,18	0,15	0,41	0,02	-0,13	0,23	-0,12	0,04	1	
T_HIJOS	-0,22	0,21	-0,19	0,09	0,41	0,07	-0,13	0,07	-0,14	0,19	0,66	1

METODOLOGÍA

Los perfiles de comportamiento se construyeron utilizando la metodología de mapas autoorganizados (Kohonen, 1982) y dado que el objetivo es estudiar el impacto que tendrán cada una de estas variables anteriormente mencionadas en los perfiles de comportamiento, se elaboró un mapa autoorganizado cada vez que se incorporaban nuevas dimensiones al análisis. Así, se logró analizar la evolución de los mapas a medida que se iba agregando cada variable.

Para la construcción de estos modelos se utilizó el paquete *SOMbrero* versión 1.3-1 (Vialaneix *et al.*, 2020) aplicado en R versión 4.0.3 (R Core Team, 2020) mediante el entorno de desarrollo RStudio versión 1.3.1093 (RStudio Team, 2020).

Un mapa autoorganizado o SOM (*Self-Organizing Map*) es un método basado en redes neuronales que busca mostrar, a partir de datos con una gran cantidad de dimensiones, patrones similares de forma contigua en un mapa, usualmente bidimensional, y así facilitar la visualización de la información.

El modelo se compone de dos capas de neuronas: la capa de entrada, la cual posee n neuronas, una por cada variable y es la encargada de recibir la información proveniente de la base de datos; y la capa de salida, compuesta por m neuronas, cuya cantidad depende del tamaño del mapa que se desee obtener y es la encargada de procesar la información y formar el mapa final. Además, cada neurona de la capa de salida existe un vector de pesos de la forma $w_m = (w_{m1}, w_{m2}, w_{m3}, \dots, w_{mn})$, los cuales representan la similitud que cada neurona de la capa de salida tiene con las variables de la capa de entrada.

El algoritmo consta de tres etapas principales. La primera es en la cual las neuronas compiten para ser más parecidas a las observaciones mediante la medición de la distancia euclidiana, tal como muestra la Ecuación 1, en donde la neurona más parecida pasaría a ser la neurona ganadora. La segunda etapa consta de la definición del vecindario de neuronas donde la neurona ganadora tiene influencia, tal como lo muestra la Ecuación 2. Luego, la última etapa es la actualización del vector de pesos en siguiendo la Ecuación 3, en donde el vecindario anterior cambia el peso de sus respectivas neuronas para parecerse más a las observaciones.

$$d_k = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{m,i})^2} \quad (1)$$

$$h_{ij}(d_{ij}) = \exp\left(\frac{-d_{ij}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n) * h_{ij} * (x - w_j(n)) \quad (3)$$

Donde d_k es la distancia de la observación k con la neurona m , x_i es la dimensión i de la observación k , $w_{m,i}$ es el peso de la neurona m asociado a la dimensión i , h_{ij} representa que tanto colabora la neurona ganadora a su vecindario, d_{ij} es la distancia entre la neurona i y la neurona j , σ es la desviación estándar de la campana, $w_j(n)$ y $w_j(n+1)$ son el peso de la neurona j en la iteración n y $n+1$ respectivamente y $\eta(n)$ es la rapidez de aprendizaje de la iteración n .

Una vez formado el mapa, se debe determinar la cantidad de grupos que se desea formar. Para ello se utilizó la metodología de *clustering* jerárquico (Defays, 1977) la cual ayuda a formar un dendograma que muestra las similitudes de entre cada grupo de neuronas a través de las líneas verticales del árbol, las cuales representan la similitud entre ellos. También, para este mismo objetivo se utilizaron las matrices U de cada mapa autoorganizado, el cual entrega la similitud que hay entre cada neurona con sus neuronas, es decir, cuyos pesos son similares entre sí, aquello se representa formando un mapa de calor donde los colores morados representan mayor distancia entre neuronas, mientras que los colores verdes representan mayor cercanía entre sí.

Finalmente, sabiendo la cantidad de grupos, se pueden formar grupos de neuronas o *superclusters* los cuales representan los perfiles de comportamiento finales. Para ello, se utilizó la metodología de K-medios (Macqueen, 1967), cuya finalidad es agrupar datos en función de la distancia que estas tengan entre sí.

RESULTADOS

El primer mapa autoorganizado fue construido a partir de variables de uso de tiempo solamente, en los cuales se observaron cuatro grupos relevantes a través de su respectivo dendograma y matriz U mostrados en la Figura 2.

En el dendograma se observan las 25 neuronas en las hojas del árbol las cuales se van uniendo en función de la similitud que tienen entre sí. Esta similitud se representa mediante las líneas verticales que las unen, es decir, entre más similitudes haya entre los *clusters* más pequeñas son las líneas verticales que las unen.

Por otro lado, la matriz U también muestra la cercanía que tienen las neuronas entre sí, pero las muestra en el mapa bidimensional. En el color verde se muestran los sectores del mapa en donde se encuentran las observaciones que son más similares entre sí, mientras que en morado las que son más diferentes, por lo que se puede apreciar en la Figura 2 que las observaciones que están en los vértices del mapa son muy parecidas entre sí.

Debido a que no existe una metodología que otorgue el número exacto de grupos que se deben formar, queda a criterio del modelador estimar esta cantidad. Por lo que, en base a estos dos gráficos, se estima que lo más conveniente es formar cuatro grupos dada la gran cercanía que tienen las neuronas en las esquinas del mapa y a las cortas distancias verticales que se observan al hacer cuatro grupos en el dendograma.

Cabe destacar que, en todos los mapas autoorganizados formados con las diferentes variables, se obtuvo la misma cantidad de grupos. Esto es algo positivo debido a que facilita el análisis de la evolución de estos.

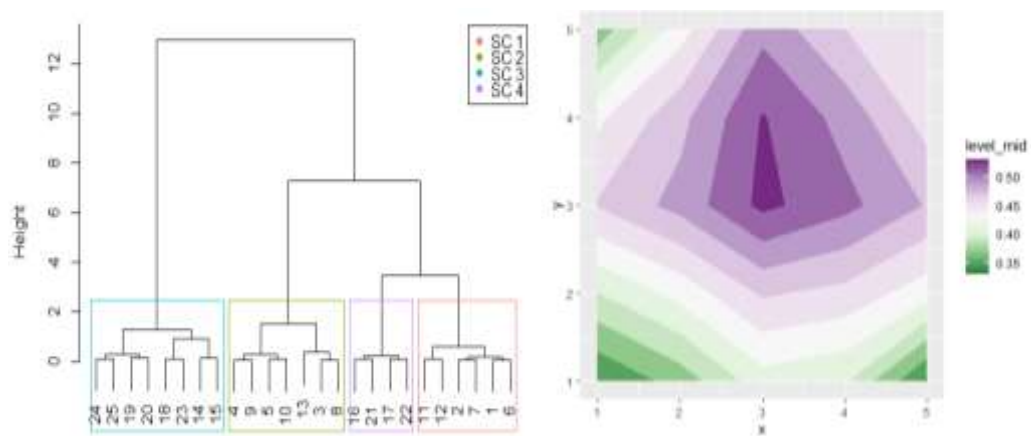


Figura 2. Dendograma (izquierda) y matriz U suavizada (derecha)

Luego, se obtuvieron los mapas de calor de cada variable, es decir, los mapas que muestran la concentración de tiempo destinado a cada categoría, en donde los colores más claros muestran mayor concentración y en colores más oscuros muestra donde hay menos tiempo destinado a cada actividad, los cuales se muestran en la Figura 3. Esto, en conjunto de la información socioeconómica disponible de cada individuo, los cuales se resumen en la Figura 4 y considerando que se utilizará la palabra ‘empleado’ o ‘empleada’ haciendo referencia a personas que trabajan para otra o para una institución y obtienen una remuneración por ello. Sabiendo esto, se pueden caracterizar cuatro perfiles de comportamiento principales:

- Mujeres cuidadoras: Un perfil compuesto mayoritariamente por mujeres que no tienen empleo remunerado ni están estudiando, cuyo tiempo está destinado principalmente a actividades de cuidado y de ocio. Además, tienen tiempos de viaje muy bajos.
- Hombres empleados: Un perfil compuesto mayoritariamente de hombres que dedican su tiempo a actividades laborales remuneradas o de estudio y poseen grandes tiempos de viaje.
- Empleadas y cuidadoras: Este perfil está compuesto por mujeres en su mayoría, cuyo tiempo está destinado tanto a actividades de cuidado como a actividades laborales remuneradas o de estudio.
- Personas que hacen actividades fuera del hogar: Este perfil está caracterizado por hombres y mujeres cuyo tiempo lo utilizan mayoritariamente para hacer todo tipo de actividades fuera del hogar, por lo tanto, poseen altos tiempos de viaje.

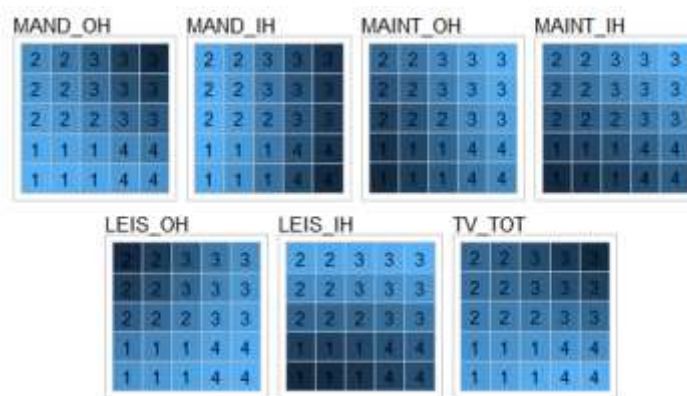


Figura 3. Mapas de calor de cada variable de uso de tiempo

Posteriormente, se incorporaron al algoritmo variables de frecuencia de modo, cantidad de actividades con personas dependientes y tiempo con hijos de manera gradual y acumulativa para apreciar el efecto de cada una de estas en la caracterización de los perfiles. La evolución de estos cuatro perfiles se muestra en la Figura 4.

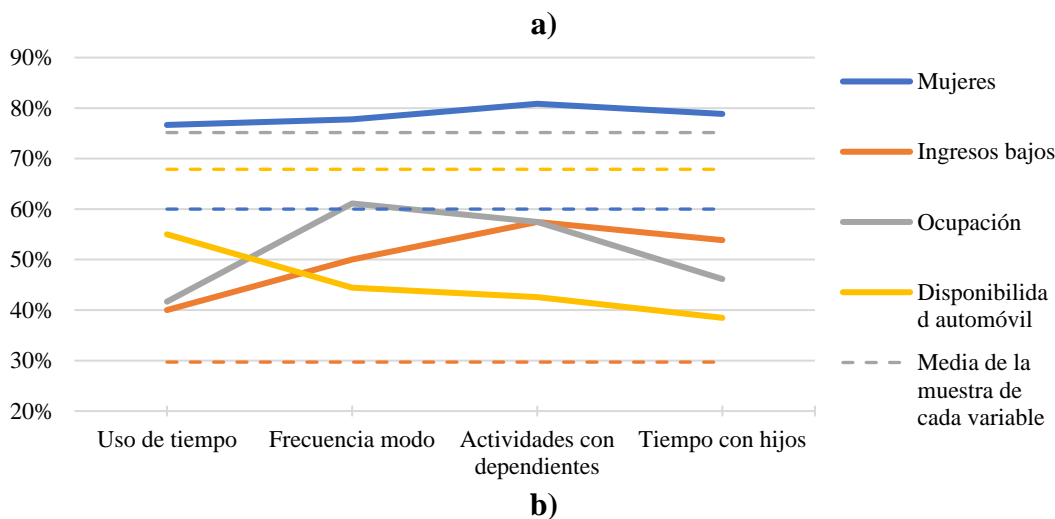
Para analizar los perfiles de comportamiento se utilizaron cuatro variables de caracterización: porcentaje de mujeres que tiene el perfil, porcentaje de personas que pertenecen a la categoría de ingresos bajos, porcentaje de personas que tienen alguna ocupación laboral o de estudio, porcentaje de personas que tienen al menos un automóvil en su hogar.

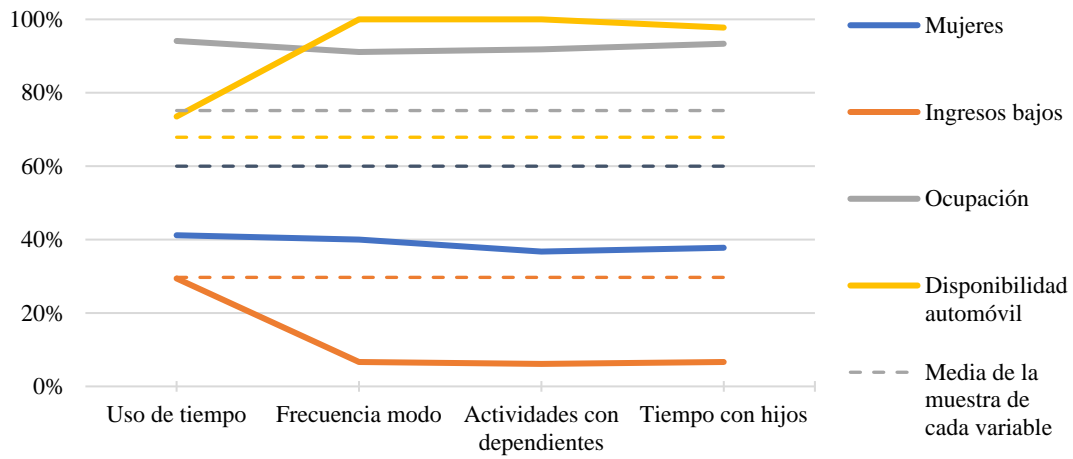
De la Figura 4 se aprecia que en el gráfico de mujeres cuidadoras, al agregar más variables de cuidado aumenta levemente la cantidad de mujeres y disminuye la disponibilidad de automóvil. Sin embargo, las actividades con personas dependientes hicieron que en este grupo aumentara de manera drástica la cantidad de personas de ingresos bajos. Ocurre algo similar con la cantidad de personas con ocupación, esta disminuye drásticamente al incorporar la variable de tiempo con hijos.

La evolución del grupo de hombres empleados muestra que al añadir variables de frecuencia de modo disminuye de gran manera la cantidad de personas de bajos ingresos y aumenta drásticamente la disponibilidad de automóvil, mientras que en el resto de las dimensiones no se ven afectadas en gran medida por esta nueva variable. Además, al agregar otros tipos de variables relacionadas al género no ocurre ningún cambio relevante en su caracterización.

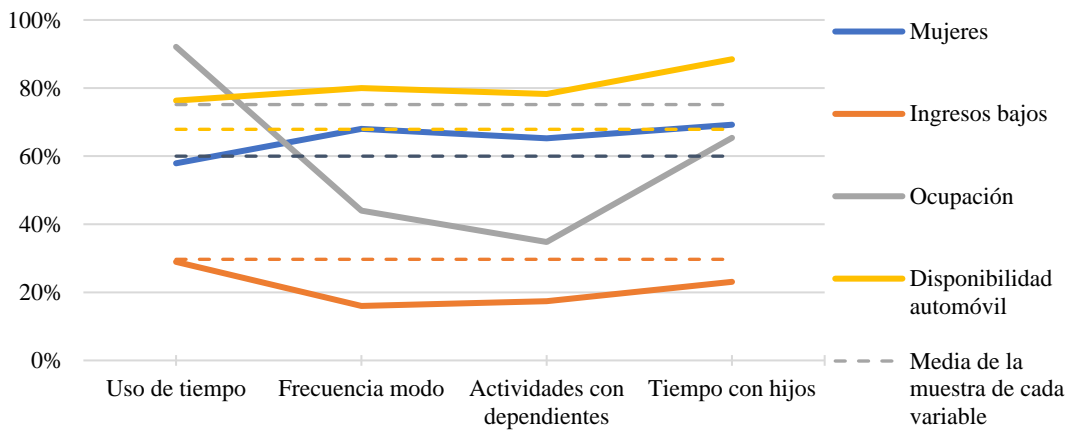
Por otro lado, en el grupo de empleadas y cuidadoras se aprecia que hay un leve incremento en la disponibilidad de automóvil y una leve disminución de los ingresos bajos al incorporar variables de cuidado. Sin embargo, la cantidad de mujeres se mantiene y la ocupación cambia drásticamente con las variables de cuidado.

El grupo de personas que hacen actividades fuera del hogar, al igual que el perfil de hombres empleados, solo se ve afectado por variables de frecuencia de modo, tanto en la disponibilidad de automóvil como en la cantidad de ingresos bajos, mientras que el resto de las dimensiones se ven inalteradas y las variables de cuidado no muestran grandes efectos en la caracterización del perfil.





c)



d)

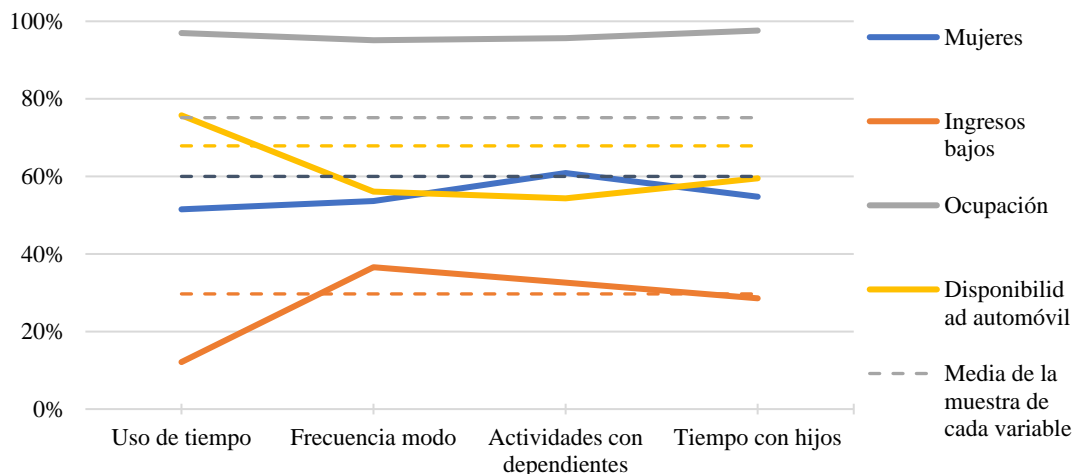


Figura 4. Evolución en la caracterización de los grupos (A: Mujeres cuidadoras; B: Hombres empleados; C: Empleadas y cuidadoras; D: Personas que hacen actividades fuera del hogar)

En resumen, la Figura 4 lo que trata de mostrar es observar como el porcentaje de mujeres, ingresos bajos, ocupación y disponibilidad de automóvil va variando en cada grupo a medida que se van incorporando estas nuevas variables. Por ejemplo, si se observa la disponibilidad de automóvil del grupo de mujeres cuidadoras, se logra apreciar que, si solo se utilizan variables de uso de tiempo, cerca de un 55% de las personas de este grupo tiene disponible un automóvil en su hogar. Sin embargo, al ir agregando las variables de frecuencia de modo, cantidad de actividades con personas dependientes y tiempo con hijos, este porcentaje va disminuyendo hasta llegar cerca de un 38%, lo cual es muy inferior a la media de todos los encuestados, lo que tiene sentido debido a que gran parte de las personas de este grupo pertenecen a la categoría de ingresos bajos.

Luego, al incluir todas las variables anteriores, las cuales se presentan en los mapas de calor de la Figura 5, los cuales se interpretan de la misma forma que en la Figura 3, el algoritmo logró mostrar mayor detalle en las caracterizaciones de cada perfil y hace una mejor distinción de las características principales de cada grupo. Estos nuevos perfiles son los que se muestran a continuación:

- **Mujeres cuidadoras:** Un perfil compuesto mayoritariamente por mujeres de escasos recursos que no tienen empleo ni están estudiando, cuyo tiempo está destinado principalmente a actividades de cuidado y de ocio. Además, tienen tiempos de viaje muy bajos y estos los realizan en caminata o bus.
- **Hombres empleados:** Un perfil compuesto mayoritariamente de hombres de ingresos altos que dedican su tiempo a actividades laborales remuneradas o de estudio. Además, poseen grandes tiempos de viaje y estos los realizan en automóvil. También, este grupo se caracteriza por tener muy bajas cantidades de actividades con personas dependientes.
- **Empleadas y cuidadoras:** Este perfil está compuesto por hombres y mujeres de ingresos altos en su mayoría, cuyo tiempo está destinado tanto a actividades de cuidado como a actividades laborales remuneradas o de estudio. Este grupo concentra

la mayor cantidad de actividades con personas dependientes y los mayores tiempos con hijos.

- **Empleados de ingresos bajos:** Este perfil, anteriormente llamado “personas que hacen actividades fuera del hogar”, está caracterizado por hombres y mujeres de ingresos bajos en su mayoría, cuyo tiempo lo utilizan mayoritariamente para hacer actividades laborales remuneradas o de estudio y de ocio fuera del hogar, por lo tanto, poseen altos tiempos de viaje y su modo principal es la caminata y el bus. Además, poseen muy pocas actividades con personas dependientes.

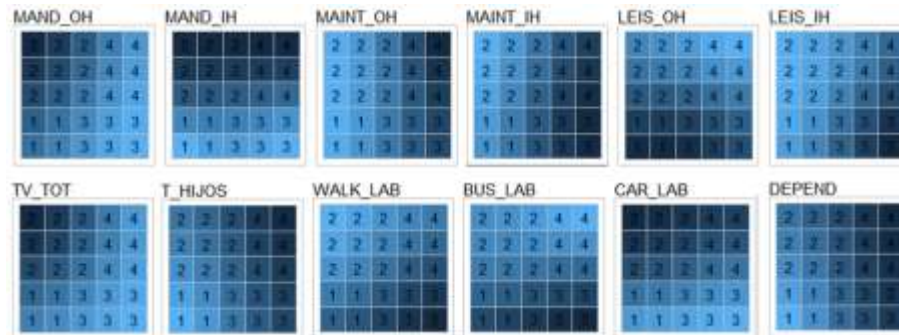


Figura 5. Mapas de calor de todas las variables al incluirlas juntas al algoritmo

Finalmente, se decidió comparar estos resultados obtenidos con los resultados del trabajo de Victoriano et al. (2020), en el cual se utilizó la misma base de datos que esta investigación, pero utilizando diferentes variables de clasificación. Esta investigación obtuvo siete grupos que representan las diferentes estrategias de movilidad de la muestra, los cuales se resumen en la Figura 6.

Pese a la diferente cantidad de grupos que hay en ambos resultados, se logra apreciar que las estrategias de movilidad obtenidas en la investigación de Victoriano podrían considerarse subconjuntos aproximados de los grupos obtenidos en este trabajo. En otras palabras, las estrategias de movilidad A y C son subconjuntos del perfil *mujeres cuidadoras*, la estrategia D y una parte de E le corresponde *hombres empleados*, la estrategia B y parte de E corresponde a *empleadas y cuidadoras*, mientras que las estrategias F y G les corresponde *empleados de ingresos bajos*. Por lo que los resultados de esta investigación son concordantes con los de Victoriano, salvo por las pequeñas diferencias que podría implicar el mayor uso de variables de cuidado en esta investigación.

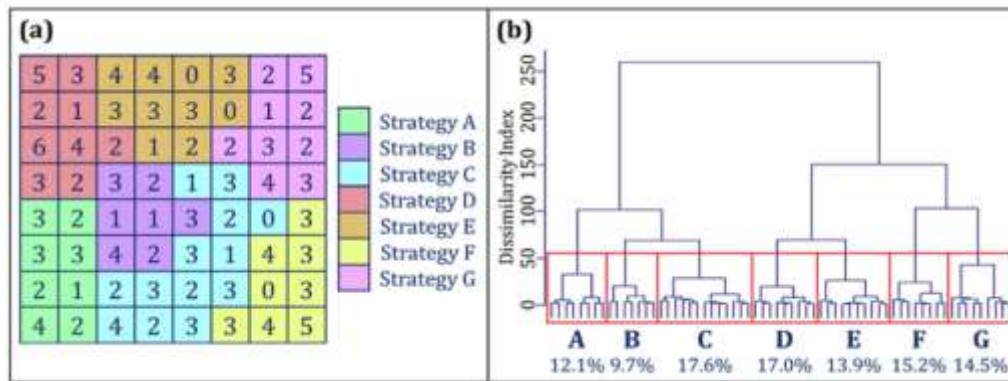


Figura 6. Estrategias de movilidad obtenidas (A: en casa por cuidado; B: usuarios de automóvil con alto ocio; C: usuarios de caminata con alto ocio; D: usuario de automóvil con bajo ocio y alta obligación; E: usuario de automóvil con alta obligación y alto ocio de fin de semana; F: usuario de bus con alta obligación; G: no hogareño con alta interacción social) (Victoriano et al., 2020)

CONCLUSIONES

En este trabajo se quiso mostrar el impacto que tienen las variables de cuidado o variables asociadas a género mediante la construcción de diversos mapas autoorganizados para así observar como este construye los diversos perfiles de comportamiento en cada iteración. Así, lograr apreciar la relevancia de la inclusión de este tipo de dimensiones en los datos de transporte y encuestas de viaje tradicionales.

De este ejercicio, se obtuvo que la caracterización de los dos perfiles donde había una cantidad importante de hombres, es decir, los hombres empleados y los empleados de ingresos bajos no se veía afectada por las variables de género, solo las variables de frecuencia de modo lograron hacer impactos significativos en las dimensiones de ingreso y de disponibilidad de automóvil. Por otro lado, los grupos donde había una gran cantidad de mujeres, es decir, en el grupo de mujeres cuidadoras con el de empleadas y cuidadoras la caracterización cambiaba al incorporar las variables de frecuencia de modo y variables de género, lo cual muestra que las caracterizaciones de los grupos con mayor cantidad de mujeres son más sensibles a estas variables.

Además, de los esquemas que se analizaron en base a los perfiles resultantes y quiénes los componían se logró obtener clasificaciones significativamente diferentes entre sí. Existieron diferencias importantes entre los esquemas, en relación con las conclusiones posibles de obtener respecto a patrones de movilidad de hombres y mujeres. Por ejemplo, los esquemas que utilizaban variables más complejas y con un explícito tratamiento del cuidado, permitían identificar de manera más clara no solo las diferencias entre hombres y mujeres, sino que también el efecto de ingreso, permitiendo relevar la interseccionalidad que implicaba el comportamiento de las mujeres de la muestra.

Si bien es difícil cuantificar si vale la pena o no incorporar estas variables en las encuestas de transporte, tomando en consideración que obtener estos datos tiene un costo importante asociado, esta investigación deja un precedente con respecto a lo que se podría encontrar si estas se incorporan, por lo que podría servir de apoyo ante futuras discusiones relacionadas a la toma de datos en el transporte, lo cual es relevante debido a que el tratamiento de datos

permite visibilizar muchos grupos que usualmente no son considerados en políticas de transporte, y a su vez, esta investigación podría ayudar a concientizar de que la movilidad conlleva un proceso mucho más complejo de lo que tradicionalmente se piensa.

REFERENCIAS

- Bhat, C. R., and R. Gossen (2004), "A Mixed Multinomial Logit Model Analysis of Weekend Recreational Episode Type Choice," *Transportation Research, B*, 767-87.
- Boarnet, M. G., y Hsu, H. P. (2015). The gender gap in non-work travel: The relative roles of income earning potential and land use. *Journal of Urban Economics*, 86, 111–127. <https://doi.org/10.1016/j.jue.2015.01.005>
- Carrasco, J.A., y E. J. Miller (2006), "Exploring the propensity to perform social activities: A social networks approach," *Transportation*, 33 (5), 463-80.
- Criado Perez, C. (2019). *Invisible Women: Data Bias in a World Designed for Men*. Harry N. Abrams, UK.
- Defays, D. (1977). An efficient algorithm for a complete link method. *The Computer Journal*, 20(4), 364–366. <https://doi.org/10.1093/comjnl/20.4.364>
- Jirón Martínez, P., y Gómez León, J. (2018). Interdependencia, cuidado y género desde las estrategias de movilidad en la ciudad de Santiago. *Tempo Social*, 55-72.
- Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43(1), 59–69. <https://doi.org/10.1007/BF00337288>
- Loukaitou-Sideris, A. (2016). A gendered view of mobility and transport: Next steps and future directions. *Town Planning Review*, 87(5), 547–565. <https://doi.org/10.3828/tpr.2016.38>
- Macqueen, J. (1967). *Some methods for classification and analysis of multivariate observations*. University of California Press
- R Core Team. (2020). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.r-project.org/>
- RStudio Team. (2020). *RStudio: Integrated Development Environment for R*. RStudio, PBC. <http://www.rstudio.com/>
- Sánchez de Madariaga, I. (2013b), "The mobility of care: Introducing new concepts in urban transportation," in *Fair shared cities: The impact of gender planning in Europe*, I. Sánchez de Madariaga and M. Roberts, eds. Aldershot: Ashgate.

- Vialaneix, N., Maigne, E., Mariette, J., Olteanu, M., Rossi, F., Bendhaiba, L., y Bolaert, J. (2020). SOMbrero: SOM Bound to Realize Euclidean and Relational Outputs (1.3-1).
- Victoriano, R., Paez, A., & Carrasco, J.-A. (2020). Time, space, money, and social interaction: Using machine learning to classify people's mobility strategies through four key dimensions. *Travel Behaviour and Society*, 20, 1–11.
- Zucchini, E. (2016). *Género y transporte: Análisis de la movilidad del cuidado como punto de partida para construir una base de conocimiento más amplia de los patrones de movilidad. El caso de Madrid*, Tesis de Doctorado en Arquitectura, UPM.