

EMPLEO DE HERRAMIENTAS DE MICRO SIMULACIÓN PARA LA VALIDACIÓN DE LOS MODELOS TEÓRICOS SOBRE ESTIMACIÓN DE DEMANDAS PEATONALES

Elena Díaz Burgos, Universidad de Castilla - La Mancha, elena.dburgos@uclm.es
Santos Sánchez - Cambroner, Universidad de Castilla – La Mancha, santos.sanchez@uclm.es
Ana Rivas Álvarez, Universidad de Castilla – La Mancha, ana.rivas@uclm.es

Palabras claves: estaciones ferroviarias periféricas, reparto modal, re-identificación peatonal

RESUMEN

En la actualidad, muchas ciudades están trabajando en el desarrollo de políticas de movilidad para mejorar la accesibilidad de las infraestructuras de transporte y lograr una intermodalidad más eficiente en los desplazamientos diarios de los ciudadanos. Uno de los objetivos principales de estas políticas es lograr un reparto modal más sostenible en el acceso y egreso de las estaciones de cercanías. Para lograr esto, es fundamental conocer el reparto modal actual y utilizar esta información para desarrollar políticas de transporte efectivas.

En esta ponencia, proponemos utilizar una metodología que nos permita obtener datos realistas sobre el reparto modal actual de los peatones. Para validar los modelos teóricos, muchos autores suelen utilizar datos reales procedentes de sensores. Sin embargo, estos sensores de re-identificación suelen ser costosos, no están desarrollados o no están instalados en ninguna estación. Por ello, proponemos utilizar el software PTV Vissim para obtener datos de re-identificación de peatones y validar nuestros modelos teóricos.

Para nuestro caso de estudio, utilizaremos una estación donde se pueda explicar con claridad el reparto modal de acceso y egreso de pasajeros, que modelizaremos en Vissim. Esta herramienta nos permitirá generar escenarios realistas que se dan a diario en las estaciones de tren. De esta forma, podremos ubicar virtualmente los sensores de reconocimiento de peatones y obtener datos precisos sobre el reparto modal actual. Con este modelo se puede observar el comportamiento de los peatones al realizar algún tipo de variación en los recorridos, por lo que podemos efectuar diferentes pruebas para ver los cambios que se producen en los flujos.

El objetivo principal de esta investigación es sentar las bases para formular un modelo dinámico de estimación del reparto modal, utilizando datos reales y precisos obtenidos a través de esta metodología. Al obtener datos realistas para validar nuestros modelos teóricos, podemos desarrollar políticas de transporte efectivas que mejoren la accesibilidad y la intermodalidad en las estaciones de cercanías, mientras esperamos el desarrollo de tecnologías más avanzadas.

1. INTRODUCCIÓN

Muchas ciudades están enfocadas en implementar políticas de movilidad que buscan promover un reparto modal más sustentable. Es destacable el trabajo que se está llevando a cabo para reducir la congestión en las vías de acceso a las grandes ciudades desde la periferia dispersa. Este es un desafío complicado de resolver, donde el tren de cercanías desempeñará un papel fundamental en su transformación, debido a su capacidad y velocidad (Nared, 2019; Papa y Bertolini, 2015). En España, los ferrocarriles metropolitanos han experimentado mejoras significativas en las últimas décadas, como la integración en el Consorcio de gestión, la adaptación de los intercambiadores a las necesidades actuales, la implementación de un sistema tarifario integrado y la innovación en los sistemas de información al usuario, entre otros aspectos. A pesar de que muchos de estos avances han llegado a las estaciones de la periferia, es evidente que aún hay un amplio margen de mejora en este aspecto.

Por tanto, será necesario definir estrategias orientadas a integrar las estaciones de tren de la periferia metropolitana de manera que faciliten pautas de movilidad urbana sostenible, poniendo énfasis en la modelización del acceso y salida de la estación. Para lograrlo, es crucial abordar la modelización de la demanda de las estaciones como un primer paso hacia un reparto modal más sostenible.

En este estudio, hemos utilizado el software PTV Vissim para crear un modelo operativo de una estación de cercanías, del cual obtendremos datos realistas sobre el comportamiento de los peatones. Sin embargo, no solo lo usaremos como una herramienta de microsimulación, que es su uso habitual. Utilizaremos los datos obtenidos en esta red para validar nuestro modelo de estimación del reparto modal utilizando datos de reidentificación de peatones como alternativa a los datos reales que se podrían obtener de sensores. Esta investigación surge debido a la constatación de que los sensores de reidentificación son costosos, no están desarrollados o no están instalados en ninguna estación. La reidentificación de peatones implica detectar a las personas en varios puntos de su recorrido con el fin de reconstruir la ruta que han seguido y estimar los flujos peatonales, y con ellos, el reparto modal de acceso y salida de la estación.

El grupo de investigación que presenta esta ponencia cuenta con una amplia experiencia en el reconocimiento e identificación automática de matrículas para el seguimiento de vehículos y la estimación dinámica del flujo de rutas en redes de carreteras (Álvarez-Bazo et al., 2020; Sánchez-Cambronero et al., 2021). Para demostrar las ventajas de esta nueva metodología, trabajaremos con una pequeña estación ficticia que simula la estructura de una estación de cercanías. El objetivo final es adaptar estos modelos consolidados a los flujos peatonales en las estaciones, por lo que consideramos que el primer paso es ubicar los sensores dentro del modelo creado en Vissim. Con esta metodología, seremos capaces de obtener datos realistas para validar nuestros modelos teóricos de estimación de la demanda peatonal y reparto modal.

2. ESTADO DEL ARTE DE LA ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA DE PEATONES

Se ha investigado ampliamente en la literatura el tema de la estimación de la demanda peatonal. En esta sección, se llevará a cabo una revisión exhaustiva del conocimiento existente, examinando las variables utilizadas, los datos empleados y la escala de análisis. La información recopilada se presenta en la Tabla 1, que proporciona una comparación detallada de los estudios realizados en este campo.

Autor	Caso de estudio	Metodología	Escala área de estudio	Variables
(Pulugurtha & Repaka, 2013)	Carolina del Norte	Categorizar zonas según el nivel de actividad	Áreas circulares R = 400 m	Socioeconómicas Usos del suelo Características de la red Número de paradas
(Hashimoto et al., 2015)	Japón	Reconocimiento de peatones con cámaras	Cruces e intersecciones	Fases semáforo Velocidad del peatón Posición del peatón
(Van Den Heuvel, 2014)	Países Bajos	Supervisión mediante datos de cobro de billetes	Estaciones ferroviarias	Tiempo Número de pasajeros
(Clifton et al., 2016)	Portland	Regresión lineal para estimar los viajes que se generan en cada zona	Áreas cuadradas L = 80 m	Socioeconómicas Características físicas Ambientales
(Olszewski, 2005)	Singapur	Modelo probabilístico para la elección de rutas	200 rutas peatonales	Características físicas Accesibilidad Distancia de trayecto Tráfico de vehículos Seguridad
(Hänseler et al., 2016)	Suiza	Conteo de peatones con sensores	Estaciones ferroviarias	Densidad de población Velocidad del peatón Flujos peatonales
(Dhanani et al., 2017)	Londres	Método de análisis de la sintaxis espacial	Áreas hexagonales A = 25 m ²	Ambientales Socioeconómicas Accesibilidad Usos del suelo
(Azad et al., 2021)	Knoxville	Estudio de la probabilidad de ir a pie con ayuda de GIS	Áreas circulares R = 600 m	Socioeconómicas Densidad de población Usos del suelo Distancia de trayecto
(Yang et al., 2013)	-	Modelo Logit	Estaciones ferroviarias	Accesibilidad Distancia y tiempo Características físicas Frecuencias de transporte
(Pfiester et al., 2021)	Melbourne	Modelo de regresión para predecir la demanda en intersecciones	50 intersecciones	Usos del suelo Socioeconómicas Conectividad Distancia de trayecto

Tabla 1 – Resumen literatura sobre la estimación de la demanda en modelos peatonales

La mayoría de ellos utilizan un modelo probabilístico de predicción de la demanda, como Olzweski, 2005; Azad, 2021; Yang, 2013; Hashimoto, 2015; Pfiester, 2021. Los autores Hashimoto, 2015; Pfiester, 2021 y Hanseler, 2016 obtienen los datos del flujo de peatones a partir de sensores colocados en lugares estratégicos de la red. Dhanani, 2017; Olzweski, 2005; Yang, 2013 incorporan la accesibilidad de la zona como un factor importante que afecta a la elección de los peatones a la hora de escoger una ruta. Los autores como Dhanani, 2017; Olzweski, 2005; Yang, 2013 o J. Clifton, 2016, añaden al modelo las características físicas de cada persona como puede ser la edad o la capacidad física. Otras variables muy estudiadas para este tipo de estimaciones son las socioeconómicas, puesto que la movilidad en las ciudades es muy diferente según la renta, la densidad de población, la tasa de empleo o los usos del suelo de cada zona (Pulugurtha, 2011; Dhanani, 2017; Azad, 2021; Clifton, 2016; Pfiester, 2021). Otros autores como Pulugurtha, 2011; Azad, 2021; Clifton, 2016 acotan las áreas de estudio como TAZ (Transportation Analysis Zones) y, al estar enfocado a peatones, las denominan PAZ (Pedestrian Analysis Zones). Además, este tipo de modelos también permiten tener en cuenta el número de paradas de autobuses existentes, así como la distancia entre ellas.

3. MODELO PROPUESTO

3.1 Metodología

En esta presentación, se utilizará el software PTV Vissim para establecer un entorno donde se puedan generar datos realistas, los cuales se utilizarán en etapas posteriores para validar nuevos modelos teóricos de estimación de la demanda peatonal. La elección de Vissim se debe a que es una herramienta que nos permite recrear de manera precisa un espacio real, en este caso una estación de cercanías, así como simular los flujos de peatones y las frecuencias del transporte público. Además, Vissim tiene la capacidad de coordinar todos los servicios de transporte, la entrada y salida de peatones, y tiene facilidades para seleccionar las rutas que seguirán los peatones y la probabilidad de elección entre diferentes opciones. En resumen, esta herramienta nos brinda la posibilidad de generar un escenario altamente realista que refleje lo que ocurre en la vida real en este tipo de espacios.

Una vez que el modelo esté creado, se ubicarán áreas de paso dentro de él que simularán los sensores de re-identificación de peatones. Estas áreas permitirán capturar el tiempo en el que cada peatón atraviesa cada sensor. Luego, mediante un proceso posterior programado en Matlab, podremos obtener información sobre las rutas que siguen los peatones.

3.2 Caso de estudio

3.2.1 Descripción de la estación

Para iniciar la implementación de esta metodología, se ha creado un modelo en Vissim de una estación ficticia a escala reducida, sobre la cual se han llevado a cabo diversos experimentos. Esta estación cuenta con una línea de autobús y otra de tren de cercanías, dos entradas peatonales que conectan con la ciudad, pasillos de diferentes anchuras y un punto de control de acceso donde los

pasajeros validan sus boletos. En la Ilustración 1 y se presentan dos vistas del modelo tridimensional de la estación simulada.



Ilustración 1 – Vistas de la pequeña estación ficticia en Vissim

Una vez que tenemos el modelo construido, creamos su grafo homólogo, $\{\mathcal{N}, \mathcal{A}\}$, donde \mathcal{N} es el conjunto de 7 nodos y \mathcal{A} es el conjunto de 20 arcos de la red (ver Ilustración 2). En la tabla que se presenta enumeramos el conjunto \mathcal{R} con las 10 rutas que los peatones pueden usar. Los arcos se corresponden con los pasillos de la estación y dentro del conjunto de nodos el 1, 2, 3 y 4 son origen y destino, mientras que el resto son conexiones.

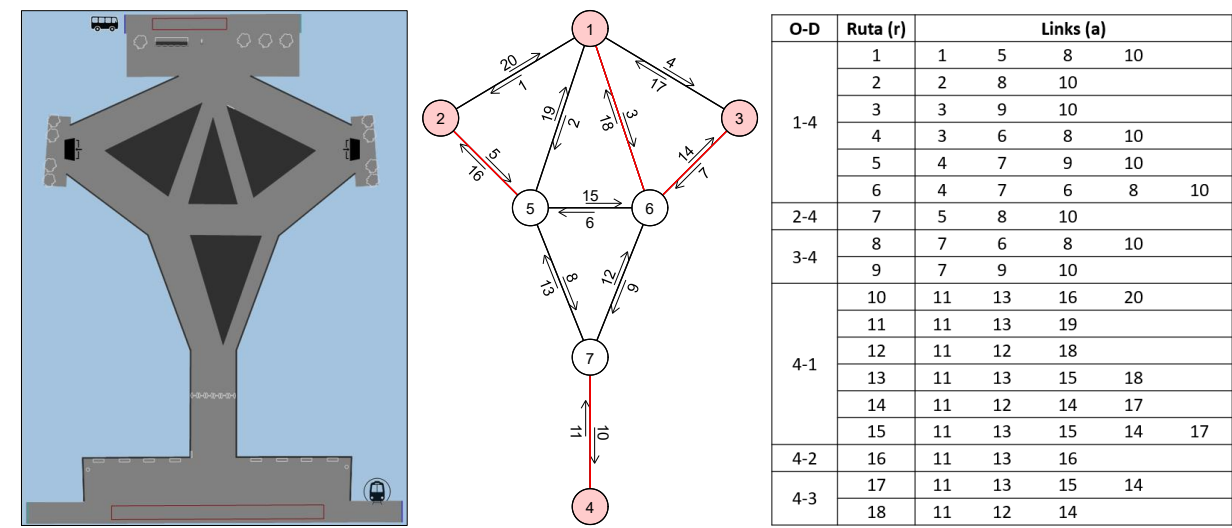


Ilustración 2 – Planta, grafo homólogo y tabla de rutas de la pequeña estación ficticia

Se ha llevado a cabo la modelización de la demanda en esta red mediante la simulación del funcionamiento de una estación de cercanías durante un intervalo de tiempo de 60 minutos. Se han considerado tres modos de transporte: tren, autobús y a pie, y se han coordinado de manera que los

tiempos de espera sean mínimos. Se ha programado un servicio de tren y otro de autobús con una frecuencia de 3 minutos cada uno. En cuanto al desembarque de pasajeros, del tren descenden entre 40 y 80 personas, mientras que del autobús lo hacen entre 20 y 60 personas. Los peatones se distribuyen de manera aleatoria por toda la estación al cambiar de modo de transporte, asegurando que se recorran todas las rutas indicadas en la tabla de la Ilustración 2. El acceso de los peatones a pie se mantiene constante a lo largo de toda la simulación, con un total de 200 personas accediendo a la estación.

3.2.2 Ubicación de los sensores

El siguiente paso consiste en posicionar los sensores dentro del modelo creado en Vissim. Para lograrlo, se establece un área específica en cada pasillo (arco) donde se ubicará cada sensor (identificados en color amarillo en la Ilustración 3). Para este propósito, utilizaremos la herramienta "Pedestrian Travel Time", que nos permitirá obtener datos relacionados con el tiempo de viaje de los peatones entre dos áreas específicas. De esta manera, podremos realizar la re-identificación de los peatones a medida que pasan por los sensores, lo que nos permitirá reconstruir la ruta que cada uno de ellos ha seguido.

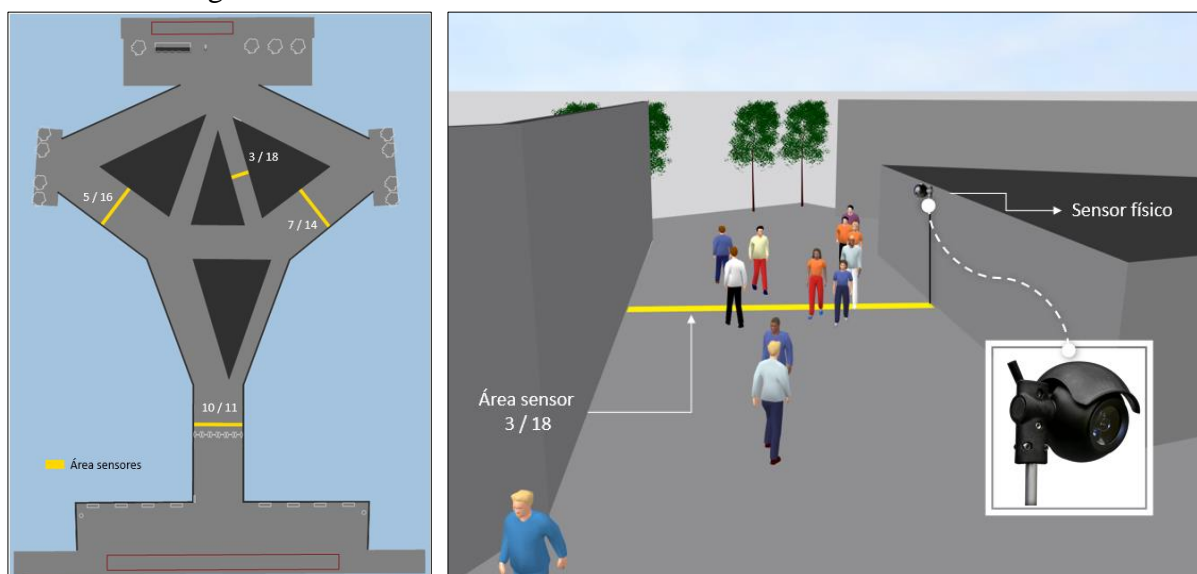


Ilustración 3 – Ubicación de los sensores

Al aplicar este método, Vissim genera un archivo *.rsrp que contiene los datos de cada peatón, divididos en varias columnas. En la Ilustración 4 se muestra un fragmento de estos datos que explica el significado de cada uno de los resultados. Específicamente, se destacan el número de peatón (PedNo) y el tiempo (t), los cuales permiten identificar a un individuo en diferentes sensores y en un momento específico. Utilizando esta información, es posible procesar los datos en Matlab para obtener las rutas seguidas por los pasajeros.

t;	No.;	PedNo;	PedType;	TravDist;	Journey time;	t: Hora de llegada del peatón al área destino [s]
61.2;	2;	35;	100;	42.6;	27.4;	No.: Número del sensor
64.6;	3;	17;	100;	45.9;	29.6;	PedNo: Número del peatón
64.6;	1;	21;	200;	41.6;	37.3;	PedType: Tipo de peatón
						TravDist: Distancia recorrida [m]
						Journey time: Tiempo de recorrido [s]

Ilustración 4 – Recorte del archivo de salida de Vissim

3.3 Resultados

3.3.1 Simulación 1: Información suficiente para conocer todas las rutas

Utilizando los datos mostrados en la Ilustración 4, es posible reconstruir los flujos y las rutas de cada uno de los peatones que circulan por la estación. La pequeña estación ficticia que se ha expuesto en apartados anteriores servirá para mostrar la información que se puede extraer de los sensores de re-identificación de peatones cuando estos son suficientes y están colocados de forma óptima.

Asúmase que el conjunto de arcos donde se van a ubicar cámaras es $\mathbf{SL} = \{1, 2, 3, 4, 7, 8, 13, 14, 17, 18, 19, 20\}$, que realmente son 6 cámaras y no 12 puesto que estos dispositivos son capaces de identificar personas caminando en ambos sentidos. Así si se hace la intersección de \mathcal{R} con \mathbf{SL} , se obtiene el conjunto de combinaciones de arcos escaneados (\mathbf{SCSL}) que es donde se va a obtener el flujo monitoreado. Para el caso particular de este ejemplo:

- $s_1 = \{1, 8\}$, donde se contabilizarán los peatones que se identifiquen en los arcos 1 y 8.
- $s_2 = \{2, 8\}$, donde se contabilizarán los peatones que se identifiquen en los arcos 2 y 8.
- $s_3 = \{3\}$, donde se contabilizarán los peatones que se identifiquen sólo en el arco 3.

El resto se pueden observar en la Tabla 2, esta información permite determinar la relación ente estos flujos observados y los flujos en rutas. Para ello utilizamos la matriz $\mathbf{\Lambda}$ donde $\lambda_r^s = 1$ si el flujo en la ruta r está contenido dentro del flujo observado en el conjunto S del \mathbf{SCSL} y cero en caso contrario. Es decir:

$$W_s^a(t) = \sum_r \lambda_r^s E_r^a(t), \quad (1)$$

donde $W_s^a(t)$ es el flujo acumulado observado en el conjunto s mediante el sensor colocado en el arco a hasta el tiempo t . Nótese que se puede obtener un $W_s^a(t)$ para cada arco de cada La Ilustración 5 muestra las gráficas de algunos flujos observados acumulados.

SCSL	Scanning map Links in SL												Components of Λ matrix Routes in R																		
	a_1	a_2	a_3	a_4	a_7	a_8	a_{13}	a_{14}	a_{17}	a_{18}	a_{19}	a_{20}	r_1	r_2	r_3	r_4	r_5	r_6	r_7	r_8	r_9	r_{10}	r_{11}	r_{12}	r_{13}	r_{14}	r_{15}	r_{16}	r_{17}	r_{18}	
S ₁	X					X							1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₂		X				X							0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₃			X										0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₄			X			X							0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₅				X	X								0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₆				X	X	X							0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₇						X							0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₈					X	X							0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₉					X								0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₁₀							X					X	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₁₁							X				X		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
S ₁₂										X			0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
S ₁₃							X			X			0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
S ₁₄								X	X				0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
S ₁₅							X	X	X				0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
S ₁₆							X						0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
S ₁₇							X	X					0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
S ₁₈								X					0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Tabla 2 –Arcos escaneados y componentes de la matriz Λ , simulación 1

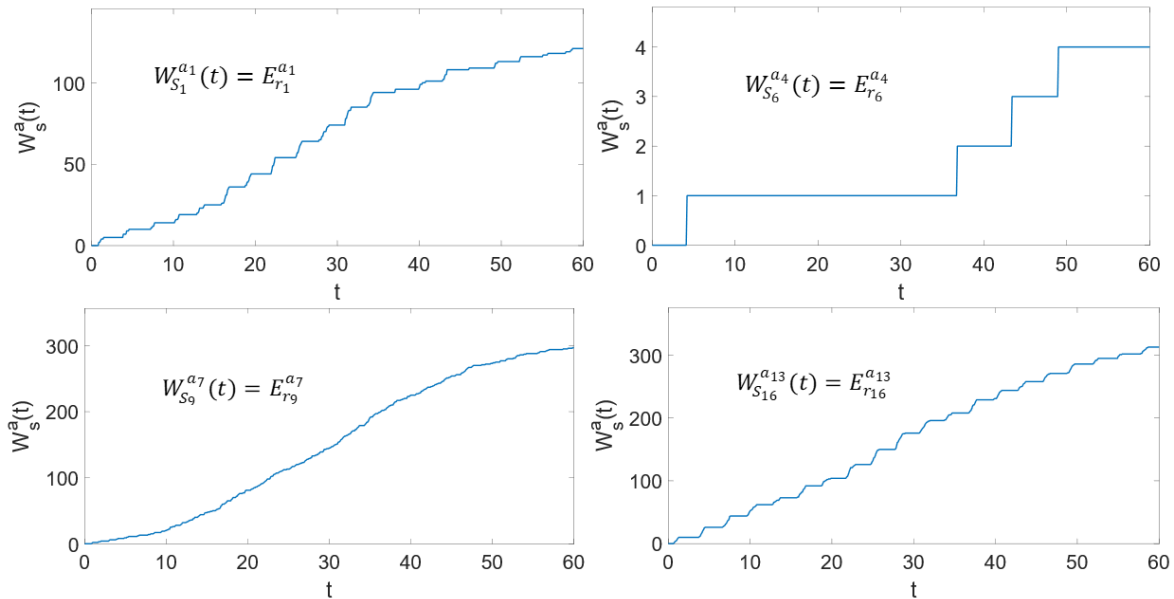


Ilustración 5 –Gráficas del flujo observado acumulado $W_s^a(t)$, simulación 1

En esta simulación, gracias a la cantidad y ubicación de los sensores, podemos utilizar la ecuación (1) para obtener el flujo de cada ruta de forma individual, como se muestra en la Ilustración 5. Podemos observar que los flujos de las rutas 1 y 16 se ven afectados por las frecuencias del transporte público, lo cual se refleja en pequeños escalones en sus gráficas correspondientes. Otro flujo interesante de analizar es el de la ruta 6, el cual es muy bajo y presenta intervalos largos sin tránsito peatonal. Esto se debe a que es una ruta larga que rodea prácticamente toda la estación, mientras que los peatones tienden a utilizar la ruta más directa para llegar a su destino. Por otro lado, la ruta 9 no muestra escalones ya que no se ve afectada por las frecuencias del transporte, ya que es una ruta de acceso a la estación. Dado que las frecuencias son bajas, la entrada de pasajeros se mantiene constante a lo largo de toda la simulación. Es importante destacar que, al conocer el flujo de todas las rutas, es posible determinar el reparto modal de acceso y egreso a la estación, es decir, distinguir entre el autobús, el tren y los peatones.

Además de proporcionar información valiosa sobre los flujos, este conjunto de sensores también permite obtener datos sobre el tiempo de viaje, lo que posibilita su utilización en la estimación dinámica del flujo.

3.3.2 Simulación 2: Información agregada de los flujos de peatones en rutas.

Al igual que en el caso anterior, se utilizarán los datos que proporciona Vissim para reconstruir los flujos y las rutas. Esta vez, el conjunto de arcos donde se van a ubicar cámaras es $\mathbf{SL} = \{3, 5, 7, 10, 11, 14, 16, 18\}$, que por las mismas razones que en el caso anterior realmente solo son 4 cámaras.

El conjunto resultante SCSL puede observarse en la Tabla 3, junto a la matriz \mathbf{A} donde, en este caso, solo se pueden observar el flujo en 8 conjuntos. La Ilustración 6 muestra una representación gráfica de algunos de los flujos observados. En este caso, los flujos que obtenemos son la suma de varios flujos en rutas. Por ejemplo, sea $W_{s_1}^{a_5}(t)$ el flujo acumulado observado en s_1 reordenado con el sensor instalado en el arco 5 que es la suma de los flujos acumulados en $E_{r_1}^{a_5}(t)$ y $E_{r_7}^{a_5}(t)$ de las rutas r_1 y r_7 respectivamente. Del mismo modo, $W_6^{a_{11}}(t)$ el flujo acumulado observado s_6 , será directamente el flujo acumulado $E_{r_{11}}^{a_{11}}(t)$ de la ruta r_{11} .

SCSL	Scanning map Links in SL								Components of A matrix Routes in R																	
	a_3	a_5	a_7	a_{10}	a_{11}	a_{14}	a_{16}	a_{18}	r_1	r_2	r_3	r_4	r_5	r_6	r_7	r_8	r_9	r_{10}	r_{11}	r_{12}	r_{13}	r_{14}	r_{15}	r_{16}	r_{17}	r_{18}
S_1		X		X					1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S_2				X					0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S_3	X			X					0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S_4			X	X					0	0	0	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S_5					X		X		0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
S_6					X				0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
S_7					X			X	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
S_8					X	X			0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1

Tabla 3 – Arcos escaneados y componentes de la matriz Λ , simulación 2

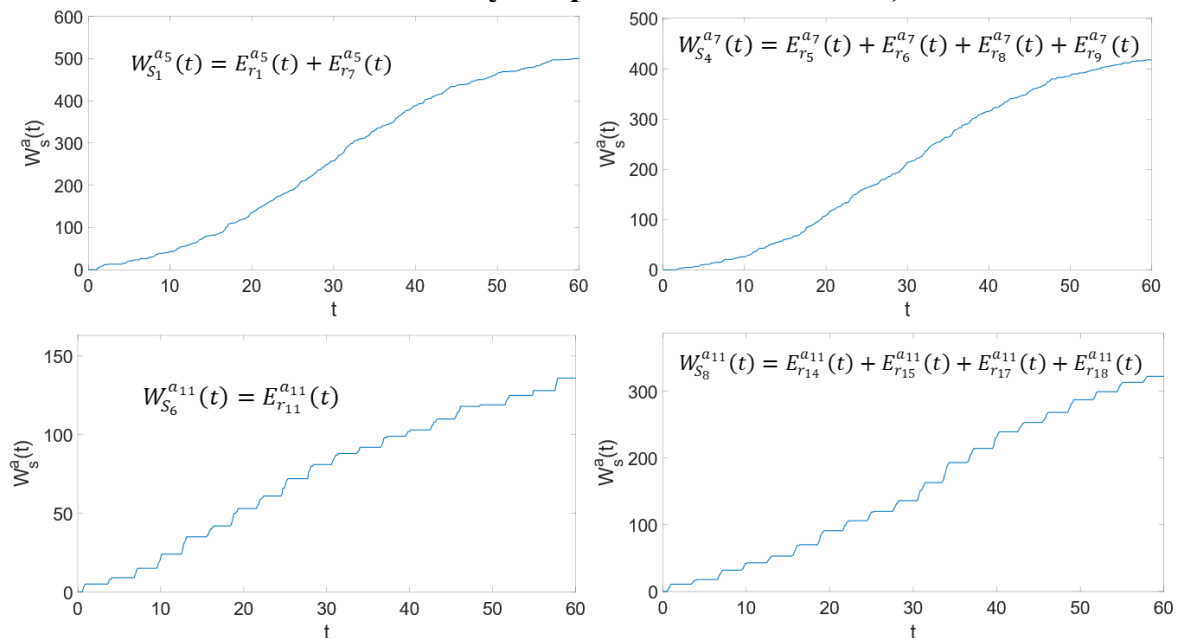


Ilustración 6 –Gráficas del flujo observado acumulado $W_s^a(t)$, simulación 2

En esta simulación, hemos optimizado el número de cámaras para obtener los flujos representados en las gráficas de la Ilustración 6. Estos flujos son el resultado de sumar las contribuciones de cada ruta en el mismo punto. Las gráficas correspondientes a los flujos 1 y 4 muestran una mayor constancia debido a que miden el paso de los viajeros en los arcos 5 y 7, es decir, cerca de los accesos de la estación. En consecuencia, el flujo se distribuye de manera uniforme a lo largo de los 60 minutos de la simulación. Por otro lado, en las gráficas de los flujos 6 y 8, medidos en el arco 11, se observan escalones provocados por la entrada de pasajeros desde el autobús y el tren hacia la estación.

4. CONCLUSIONES Y FUTUROS PASOS

Para concluir esta presentación, se extraerán conclusiones y se explicarán los pasos a seguir en futuras investigaciones.

Hemos desarrollado una metodología utilizando el software PTV Vissim que nos ha permitido obtener datos realistas de los peatones, los cuales hemos utilizado para validar nuestros modelos teóricos de estimación de la demanda peatonal. Con esto, hemos comprobado que Vissim es una herramienta efectiva para crear escenarios donde podemos medir los flujos de peatones que necesitamos.

Al ubicar un número adecuado de cámaras en el modelo, hemos logrado obtener directamente el flujo acumulado total de todas las rutas de la red, lo cual nos ha proporcionado valiosa información sobre el reparto modal de peatones en las estaciones de cercanías.

En resumen, con esta metodología podemos recopilar datos útiles para analizar el reparto modal de peatones en las estaciones de cercanías de manera más económica. Una vez que conocemos los flujos en las rutas, es sencillo derivar el reparto modal.

Con este modelo, podemos observar el comportamiento de los peatones al realizar variaciones en los recorridos, lo que nos permite realizar diferentes pruebas y analizar los cambios en los flujos.

A partir de aquí, el siguiente paso será formular un modelo de estimación de flujos que nos permita identificar la contribución de cada ruta a los distintos flujos, incluso cuando no dispongamos de cámaras para cubrir toda la estación. Esto nos permitirá obtener el reparto modal en cualquier estación que modelemos, independientemente del número de sensores. Por último, el objetivo será instalar sensores de re-identificación de peatones en estaciones físicas para recopilar datos y utilizarlos en el modelo de predicción de la demanda que hayamos creado. De esta manera, podremos proporcionar información útil que contribuya a que las estaciones ferroviarias periféricas funcionen de manera más sostenible en términos de movilidad urbana.

REFERENCIAS

- Álvarez-Bazo, F., Sánchez-Cambronero, S., Vallejo, D., Glez-Morcillo, C., Rivas, A., & Gallego, I. (2020). A low-cost automatic vehicle identification sensor for traffic networks analysis. *Sensors (Switzerland)*, 20(19), 1–27. <https://doi.org/10.3390/s20195589>
- Azad, M., Abdelqader, D., Taboada, L. M., & Cherry, C. R. (2021). Walk-to-transit demand estimation methods applied at the parcel level to improve pedestrian infrastructure investment. *Journal of Transport Geography*, 92. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2021.103019>
- Clifton, K. J., Singleton, P. A., Muhs, C. D., & Schneider, R. J. (2016). Representing pedestrian activity in travel demand models: Framework and application. *Journal of Transport Geography*, 52, 111–122. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2016.03.009>

- Dhanani, A., Tarkhanyan, L., & Vaughan, L. (2017). Estimating pedestrian demand for active transport evaluation and planning. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 103, 54–69.
- Álvarez-Bazo, F., Sánchez-Cambronero, S., Vallejo, D., Glez-Morcillo, C., Rivas, A., & Gallego, I. (2020). A low-cost automatic vehicle identification sensor for traffic networks analysis. *Sensors (Switzerland)*, 20(19), 1–27. <https://doi.org/10.3390/s20195589>
- Azad, M., Abdelqader, D., Taboada, L. M., & Cherry, C. R. (2021). Walk-to-transit demand estimation methods applied at the parcel level to improve pedestrian infrastructure investment. *Journal of Transport Geography*, 92. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2021.103019>
- Clifton, K. J., Singleton, P. A., Muhs, C. D., & Schneider, R. J. (2016). Representing pedestrian activity in travel demand models: Framework and application. *Journal of Transport Geography*, 52, 111–122. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2016.03.009>
- Dhanani, A., Tarkhanyan, L., & Vaughan, L. (2017). Estimating pedestrian demand for active transport evaluation and planning. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 103, 54–69. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2017.05.020>
- Hänseler, F. S., Bierlaire, M., & Scarinci, R. (2016). Assessing the usage and level-of-service of pedestrian facilities in train stations: A Swiss case study. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 89, 106–123. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.05.010>
- Hashimoto, Y., Yanlei, G., Hsu, L. T., & Shunsuke, K. (2015). A Probabilistic Model for the Estimation of Pedestrian Crossing Behavior at Signalized Intersections. *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, Proceedings, ITSC, 2015-October* 1520–1526.
- Nared, J., & Bole, D. (n.d.). *The Urban Book Series Participatory Research and Planning in Practice*. <http://www.springer.com/series/14773>
- Olszewski, P., & Sulaksono Wibowo, S. (2005). Using Equivalent Walking Distance to Assess Pedestrian Accessibility to Transit Stations in Singapore.
- Papa, E., & Bertolini, L. (2015). Accessibility and Transit-Oriented Development in European metropolitan areas. *Journal of Transport Geography*, 47, 70–83. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2015.07.003>
- Pfiester, L. M., Thompson, R. G., & Zhang, L. (2021). Spatiotemporal exploration of Melbourne pedestrian demand. *Journal of Transport Geography*, 95. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2021.103151>
- Pulugurtha, S. S., & Repaka, S. R. (2013). An assessment of models to estimate pedestrian demand based on the level of activity. *Journal of Advanced Transportation*, 47(2), 190–205. <https://doi.org/10.1002/atr.159>

Sánchez-cambronero, S., Álvarez-bazo, F., Rivas, A., & Gallego, I. (2021). Dynamic route flow estimation in road networks using data from automatic number of plate recognition sensors. *Sustainability (Switzerland)*, 13(8). <https://doi.org/10.3390/su13084430>

Van Den Heuvel, J. P. A., & Hoogenraad, J. H. (2014). Monitoring the performance of the pedestrian transfer function of train stations using automatic fare collection data. *Transportation Research Procedia*, 2, 642–650. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2014.09.107>

Yang, R., Yan, H., Xiong, W., & Liu, T. (2013). The Study of Pedestrian Accessibility to Rail Transit Stations based on KLP Model. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 96, 714–722. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.08.082>