

## MaaS4All: simulando la adopción de MaaS desde un enfoque basado en multi-agentes e integrado en SIG

Aitor Salas-Peña<sup>1</sup>, Ana Condeço Melhorado<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Transporte, Infraestructura y Territorio (tGIS), Departamento de Geografía, Universidad Complutense de Madrid (UCM), Profesor Aranguren S/N, 28040 Madrid, España

[aisalas@ucm.es](mailto:aisalas@ucm.es), <https://orcid.org/0000-0001-7468-0393>

[acondeco@ucm.es](mailto:acondeco@ucm.es), <https://orcid.org/0000-0002-7260-3260>

**RESUMEN:** En esta comunicación se presenta el modelo basado en multi-agentes MaaS4All, que permite simular el proceso de elección de planes MaaS entre diferentes opciones de movilidad a partir de la interacción entre usuarios/as, operadores de movilidad, tanto públicos como privados, y entorno espacial. El modelo se acopla con SIG con el fin de analizar un entorno densamente provisto de servicios de transporte, como es el Área Metropolitana de Madrid. El objetivo final del modelo es evaluar el impacto de la adopción de MaaS en el sistema de transportes desde una perspectiva social y espacial. En un primer paso, las variables de los agentes reciben valores gracias a la información recogida en una encuesta. A continuación, se definen los procesos que posibilitan la interacción entre agentes. El proceso principal es la toma de decisiones, donde los usuarios/as valoran su plan actual de movilidad siguiendo un proceso de decisión de Markov de acuerdo con diferentes criterios de valoración, recompensando o penalizando el servicio ofrecido por los operadores. Por último, al finalizar su viaje cada agente actualiza sus preferencias en función su valoración y, tras un periodo variable, vuelve a acceder a la red. La iteración de simulaciones permite observar la evolución en la adopción de MaaS en función del lugar de residencia de los usuarios/as y de sus condiciones sociales, y monitorizar su rendimiento bajo diversos escenarios.

**Palabras-clave:** transporte, MaaS, modelos basados en multi-agentes, SIG, aprendizaje reforzado.

### 1. INTRODUCCIÓN

Los objetivos de sostenibilidad, eficiencia y asequibilidad de la movilidad urbana promovidos por la Comisión Europea son hoy en día importantes retos para las grandes ciudades. En este sentido, la digitalización y la multimodalidad son elementos indispensables en el diseño de nuevas soluciones integradas e innovadoras que permitan a los operadores ampliar su mercado complementando su oferta de servicios y que faciliten a los usuarios/as una movilidad más flexible y sostenible. La movilidad como servicio (en adelante MaaS) reúne diversos servicios de movilidad que permite la planificación, reserva y pago a través de una aplicación digital (Smith, 2022). Más allá de sus potenciales ventajas en favor de la descongestión y la sostenibilidad, MaaS proporciona la posibilidad de integrar información digital relevante para los usuarios/as de estos servicios (Smith, 2022). Sin embargo, hoy en día no hay evidencia del potencial real de MaaS (Cisterna et al., 2022), por lo que sigue siendo un reto para la mayoría de las grandes ciudades, en cuyas manos está la posibilidad de modelar e incentivar el comportamiento de los usuarios/as mediante la reglamentación de la actividad de los operadores (Sochor et al, 2018).

Uno de los aspectos clave para promover políticas de movilidad eficientes consiste en determinar el impacto de MaaS en las coronas metropolitanas, donde el coche privado sigue siendo la opción predominante (CTM, 2018), debido principalmente a la mayor facilidad de circulación y estacionamiento y al relajamiento de las restricciones medioambientales. Además, la menor oferta de servicios de movilidad respecto al centro de la ciudad supone un importante obstáculo en el cambio de actitud en un grupo de usuarios/as con preferencia por el uso de medios privados, compuesto mayoritariamente por jóvenes de entre 18 y 50 años con familia, ingresos medios-altos y buenas competencias tecnológicas como para aceptar nuevas experiencias de movilidad (Alonso-González et al., 2020). En este sentido, algunos estudios han desarrollado

modelos basados en agentes (en adelante ABM) que aportan alternativas al coche privado sustituyéndolo por medios compartidos, como el acoplamiento entre trenes y vehículos automáticos (Scheltes y de Almeida Correia, 2017) o la sustitución de coches privados por taxis autónomos (Bischoff y Maciejewski, 2016). Inturri et al. (2019) utilizan un ABM para simular diferentes configuraciones de un sistema de servicios compartidos de transporte en función de la demanda, que abarcan desde el coche compartido (car sharing) hasta viajes compartidos (ride sharing). En simulaciones más globales, como muestran Cisterna et al. (2022), los usuarios/as deciden entre servicios de movilidad compartida no integrados en MaaS y una aplicación MaaS, cambiando de alternativa en función del incremento de costes de la experiencia anterior. De modo similar, Becker et al. (2020) elaboran un modelo donde evalúan modos de movilidad compartida simulando la elección de modos de transporte de acuerdo con una función de utilidad orientada hacia la búsqueda del menor coste.

A pesar de la proliferación de estudios y modelos que simulan la implantación de servicios MaaS en diferentes niveles de integración y operatividad, la cuestión adolece esencialmente de una falta de perspectiva social y empresarial (Sochor et al., 2018). En efecto, no sólo es importante el quién y para quién dentro del ecosistema de actores que interactúa en MaaS (Arias-Molinero y García-Palomares, 2020) sino también el cómo y el por qué, es decir, cómo plantean los operadores privados de movilidad compartida la colaboración para complementar el transporte público y por qué algunos usuarios/as perciben barreras que dificultan la implantación de MaaS (Sochor et al., 2018). Teniendo en cuenta ambas perspectivas, este trabajo preliminar plantea un enfoque basado en multi-agentes para analizar el acceso hacia planes MaaS, donde la toma de decisiones de los usuarios/as se realiza mediante un proceso estocástico que evoluciona en el tiempo y donde su dinámica se determina por una función de transición de probabilidad entre planes de movilidad, modos de transporte y acciones. El resto del artículo se organiza como sigue: en la sección 2 se explican los componentes principales del modelo y en la sección 3 se ofrecen las conclusiones.

## **2. MAAS4ALL: EXPLICACIÓN DEL MODELO**

MaaS4All es un modelo basado en agentes integrado en SIG que pretende simular la toma de decisiones de movilidad de los usuarios/as en función de las características y preferencias de cada usuario y de un conjunto de alternativas de movilidad, que van desde el uso de medios propios hasta la adopción de MaaS.

### **2.1. Propuesta**

El objetivo del modelo es predecir la adopción de una aplicación MaaS válida para diferentes tipos de usuarios/as del área metropolitana de Madrid (AMM) y evaluar su impacto tanto en el sistema de transportes como en los ámbitos socioeconómico y medioambiental. Como método de evaluación del modelo, su ajuste a la realidad se fundamenta en la reproducción de al menos tres patrones observables en los hábitos generales de movilidad de los usuarios/as, obtenidos a partir de la encuesta de movilidad de la Comunidad de Madrid (CTM, 2018) y de la encuesta MaaS4All realizada en 2024 en el marco de esta investigación. De tal modo, se asume lo siguiente:

- Preferencia por la ruta más corta y de menor coste, reproducida mediante el algoritmo A-star.
- Preferencia por el uso de coche propio creciente de centro a periferia.
- Preferencia por el uso del metro frente a otros modos de transporte público.

Para ello se plantea el desarrollo e implementación del modelo en cuatro fases. En la primera fase se introducen los elementos espaciales. En la segunda fase se diseñan los agentes que tomarán parte en el modelo, sus variables y comportamientos y capacidad de interacción entre ellos. Una vez completado el modelo, en la tercera fase se diseña el experimento. Por último, se analizan los resultados y se valida el modelo.

### **2.2. Componentes y ajustes del modelo**

#### *2.2.1. Los agentes*

A diferencia de otros modelos, ABM permite tanto la modelización de la heterogeneidad de los agentes como la observación del modo en que estos se autoorganizan (Macal y North, 2010). Teniendo en cuenta lo anterior, en nuestro modelo consideramos la participación de los siguientes agentes:

- Los *usuarios/as* son los agentes principales del modelo. Representan a individuos que toman decisiones de movilidad y reaccionan ante cualquier evento ocurrido en el sistema que pueda influir en su modo de proceder.

- Los *operadores* se representan por medio de las instalaciones, accesos o estacionamientos de dispositivos de movilidad existentes en la red de transportes del AMM, tanto públicos como privados.
- Las celdas constituyen el *entorno espacial*. Cada celda representa una porción de terreno del AMM con una extensión de 150x150 metros, donde tienen lugar las interacciones entre agentes.
- El *entorno global* controla las variables globales del modelo.

### 2.2.2. Variables de usuario

Los usuarios/as forman un grupo de agentes heterogéneo. Cada usuario es autónomo y persigue metas y objetivos de movilidad propios. Sin embargo, estos agentes pueden interactuar entre sí, con los operadores y con el espacio en el que se desenvuelven. Además, pueden evolucionar y adaptarse a nuevas condiciones y objetivos (Izquierdo et al., 2008). En la tabla 1 se muestran estas variables de modo resumido. Exceptuando a las variables conductuales, el resto presentan valores y proporciones con una base empírica, a pesar de lo cual su distribución entre los usuarios/as presenta cierta aleatoriedad.

**Tabla 1.** Variables de usuarios/as en MaaS4All

<i>Tipo</i>	<i>Variables</i>
Socioeconómicas	Sexo, edad, ocupación, nivel de renta, número de miembros en la unidad convivencial
Operativas	Posesión de vehículo propio, habilidad en el manejo de dispositivos de micromovilidad, código postal de origen, código postal de destino, motivo del viaje, ruta almacenada
Preferencias reveladas	Valoración de los modos de transporte
Preferencias declaradas	Valoración de modos poco o nada utilizados, valoración de MaaS
Evaluadoras	Grado de satisfacción con el plan de movilidad utilizado, expectativa de satisfacción futura respecto al plan utilizado, estimación de la intención de cambio a un plan MaaS

La posibilidad de que un modelo muestre propiedades emergentes dependerá que las variables que lo conforman se comporten de forma no lineal más allá de un umbral determinado. En el caso de nuestro modelo, las variables evaluadoras pueden provocar ese tipo de efecto, dado que son variables dependientes de cierto comportamiento aleatorio en la toma de decisiones. De acuerdo con Batty y Torrens (2001), los modelos más robustos son aquellos en los que distintos procesos determinan los resultados o las predicciones a partir de varias variables independientes.

### 2.2.3. Escalas espacial y temporal

El modelo integra a través de la extensión GIS varias capas de tipo vectorial y ráster. La extensión del área de simulación se corresponde con los municipios que integran el AMM, proyectado en el sistema de coordenadas 1989 UTM Zone 30N. Cada celda o patch del modelo cubre un área de 150x150m, en una malla de 433x395 celdas. El área total representada es 3848 km<sup>2</sup>, si bien la simulación solo se realiza dentro de los límites del AMM.

Respecto a la escala temporal, debido a la agilidad que requiere la simulación de tránsitos y cambios de modo en un espacio reducido de tiempo, cada tick o unidad de ejecución del modelo equivale a 15 segundos. Así, una simulación finaliza cuando se completa una jornada en horario de servicios activo, entre las 6 AM y las 11 PM. Pueden encadenarse  $n$  simulaciones conservando los resultados de la simulación  $n-1$ .

## 2.3. Secuenciación de procesos

En cada simulación se inicia y finaliza un número  $n$  de viajes con origen y destino en el AMM. A partir tanto de sus expectativas de funcionamiento del servicio, como de su nivel de satisfacción y su disponibilidad al cambio de política de movilidad, cada usuario/a tomará aquellas decisiones que le permitan alcanzar sus objetivos de movilidad.

Los procesos asociados con los usuarios/as son (A1) planificación del viaje, (A2) desplazamiento a través de la red, (A3) valoración de la política utilizada y (A4) permanencia fuera de la red (hibernación). Los

operadores actualizan sus ofertas de servicio (B1) y reaccionan ante incidencias en sus dispositivos o instalaciones (B2). Por su parte, el agente “entorno espacial” identifica zonas de interacción positiva entre usuarios/as de MaaS (C1). Finalmente, el agente “entorno global” activa el proceso que controla el número de usuarios/as que participa en el modelo (D1). Los procesos que estructuran MaaS4All pueden verse en la Figura 1.

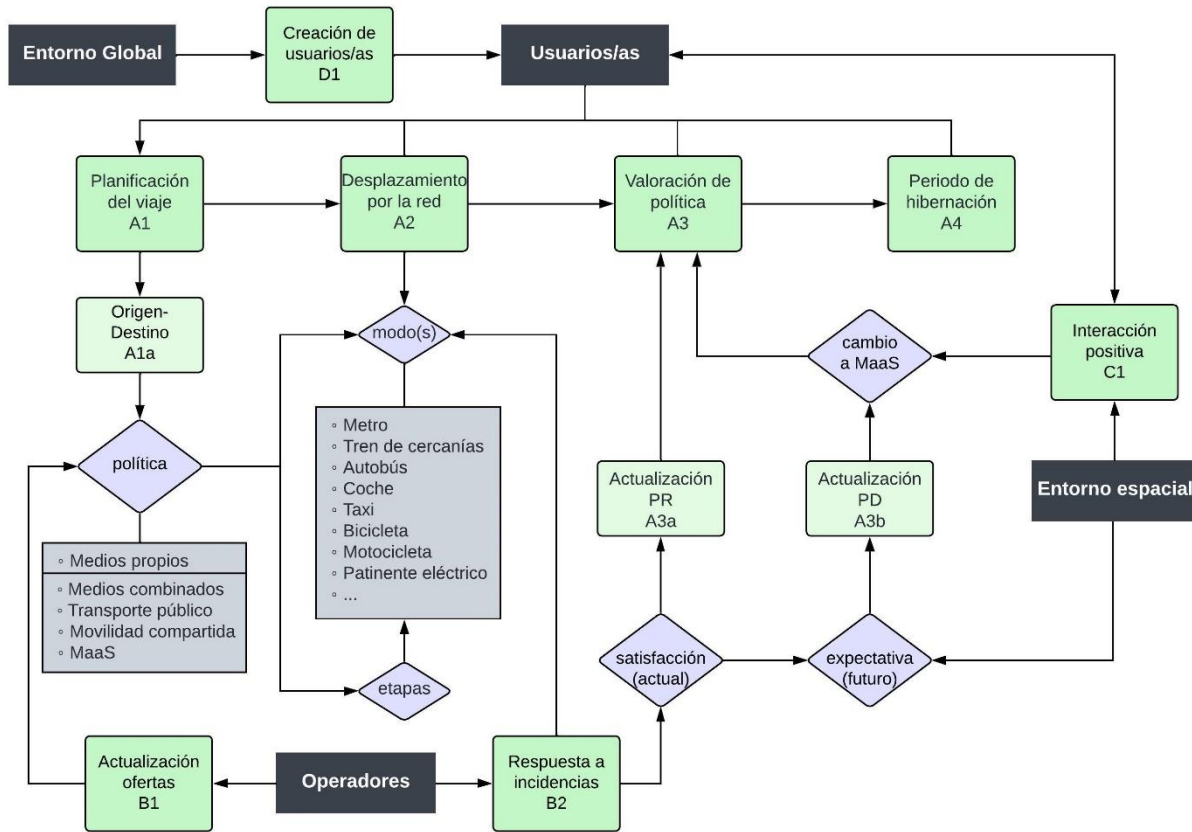


Figura 1. Diagrama de procesos del modelo MaaS4All.

Antes de comenzar una simulación el modelo carga la información espacial (tanto ráster como vectorial) relativa al áreas de estudio y a su red de transporte (metro, tren de cercanías, autobús y parkings de micromovilidad compartida). La simulación comienza generando un número  $n$  de usuarios/as iniciales establecido previamente (D1), que se actualizará teniendo en cuenta las horas de máxima afluencia a la red (8:00, 14:00 y 18:00) de acuerdo con una distribución normal con función de densidad  $f(x) = (\mu, \sigma)$ . Dentro del proceso A1, el origen y destino del viaje se establece mediante un subproceso pseudoaleatorio (A1a) que emplea distribuciones de frecuencia recogidas en matrices origen-destino del AMM (CTM, 2018). A partir de este momento el usuario/a se decide por una de las políticas de movilidad de acuerdo con la oferta existente (B1) y con los valores iniciales de sus Preferencias Reveladas (A3a). La elección de una política da paso a la elección de modo(s) y número de etapas necesarias y al desplazamiento a través de la red (A2).

El proceso de valoración de la política utilizada (A3) es determinante en la toma de decisiones de la política a adoptar en futuros viajes. Esta depende de los valores acumulados de tres variables dependientes. En primer lugar, la *satisfacción* se refiere a la valoración del servicio en función del coste generalizado (Yue et al., 2022). Además, esta se verá influenciada por la capacidad de respuesta de los operadores a la generación de incidencias (B2). Los valores actualizan las Preferencias Reveladas (A3a) del usuario/a referidas a la política utilizada, esto es, las elecciones reales u observadas (Ortúzar y Willumsen, 2011). En segundo lugar, la probabilidad de uso futuro de dicha política se estima en la variable *expectativa*, la cual depende en gran modo del grado de satisfacción actual del usuario. Este valor actualiza a su vez las Preferencias Declaradas (A3b) del usuario/a, es decir, la elección de opciones en situaciones hipotéticas (Ortúzar y Willumsen, 2011) basadas en la experiencia anterior. Además, el entorno espacial puede llegar a interactuar con los usuarios/as (C1) modulando sus respuestas en cuanto a su disposición de *cambio* de hábitos de movilidad hacia una plataforma integrada MaaS. Tras su llegada a destino los usuarios/as permanecen fuera de la red durante un intervalo, denominado periodo de hibernación (D1), cuya duración estimada depende de la naturaleza del

viaje. Por último, los usuarios/as regresan a la red con sus preferencias de políticas de movilidad actualizadas. Finalmente, el modelo asume las siguientes reglas de funcionamiento:

- Los usuarios/as realizan un mínimo de dos viajes y un máximo de 10 en cada simulación.
- El modelo asume los tránsitos a pie entre el origen/destino y el primer/último modo utilizado, si bien no se computa su tiempo de desplazamiento.
- La velocidad de desplazamiento para cada modo de transporte es invariable, a excepción de los desplazamientos en coche.
- Los tiempos de desplazamiento en coche se estiman a partir de la combinación de varias capas ráster relativas tanto a la velocidad media de tránsito como a la densidad de tráfico en el AMM.

## 2.4. Modelando la toma de decisiones

El proceso de valoración (A3) es clave en la búsqueda de la mejor opción. Dicho proceso se sostiene en la idea del *aprendizaje reforzado* (RL), de acuerdo con el cual los agentes interactúan con su entorno mediante ciclos consecutivos de percepción-acción (Mongillo et al., 2014), que se alimentan de la información acumulada y que al finalizar son recompensados (o penalizados) por cada agente. Así, los procesos de decisión de Markov (MDP) son dinámicas de RL que satisfacen la propiedad de Markov (Sutton y Barto, 2018). Estos procesos estocásticos en tiempo discreto o continuo se utilizan para modelar cambios de estado dentro de un sistema dinámico. Cada estado  $s$  se corresponde con un modo de transporte que pertenece a un conjunto finito ( $s \in S$ ) que cada usuario puede utilizar con una probabilidad  $p(s)$ , donde se cumple

$$1 > p_{ss'}^a > 0, \sum_{s \in S} p_{ss'}^a = 1 \quad (1)$$

De acuerdo con un conjunto de modos de transporte disponibles (estados) y de una serie de acciones posibles, el modelo MaaS4All considera un conjunto finito de planes o políticas en las que los usuarios/as toman decisiones de movilidad en tiempo continuo y posteriormente evalúan el servicio, lo que determinará sus elecciones futuras. De tal modo, de acuerdo con Sutton y Barto (2018), la probabilidad de transitar de un estado a otro viene dada por

$$\Pr\{S_{t+1} = s' \mid S_t = s, A_t = a\} = \sum_{r \in R} p(s', r \mid s, a) \quad (2)$$

donde  $r$  son las recompensas obtenidas. La tabla 2 muestra los elementos que toman parte en el proceso de decisión de los usuarios/as. Inicialmente, se asume como regla general que cada usuario busca optimizar sus recursos minimizando el coste generalizado de la ruta.

○ **Tabla 2.** Elementos del proceso de decisión en aprendizaje reforzado

PLANES ( $\pi$ )	ESTADOS ( $s$ )	ACCIONES ( $a$ )	RECOMPENSAS ( $r$ )
Medios propios, movilidad combinada, transporte público, movilidad compartida, MaaS	Metro, tren de cercanías, autobús, taxi, coche, moto, bicicleta, patinete eléctrico	Entrar*, permanecer, cambiar de modo, salir*  (* acciones asumidas por el algoritmo de planificación de ruta A-star)	Tiempo de viaje, tiempo de espera, tiempo de transbordo, estacionamiento, coste económico, comodidad, sostenibilidad

El desarrollo del MDP para cada usuario/a será resultado de la relación entre sus variables socioeconómicas y sus preferencias reveladas y declaradas, a partir de la cual tiene lugar el proceso de valoración y generación de recompensas o penalizaciones.

## 3. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En este artículo se ha ofrecido una breve descripción del modelo MaaS4All. La propuesta aborda el diseño de la interacción entre multi-agentes y el territorio en un entorno de modelado GIS-ABM, con el fin de simular las condiciones que podrían promover la transición desde hábitos de movilidad disociados y menos sostenibles hacia planes que integran servicios MaaS. El proceso central del modelo lo constituye la toma de decisiones de los usuarios/as, la cual se plantea como un proceso de decisión de aprendizaje reforzado, que combina argumentos determinísticos y estocásticos en una simulación en tiempo continuo a partir de

conjuntos finitos de políticas, estados y acciones. La siguiente fase de la investigación se centrará en incorporar al modelo información desagregada a nivel de tipos de usuario procedente de una encuesta realizada en el Área Metropolitana de Madrid. El modelo se alimentará con información relativa tanto a los hábitos actuales de movilidad como a las preferencias hipotéticas de los usuarios/as. Se espera que el empleo de grupos-tipo de usuarios/as en la simulación de la toma de decisiones facilite la estimación del impacto espacial de la adopción de planes MaaS en áreas metropolitanas.

#### AGRADECIMIENTOS

La publicación es parte de la actuación CNS2022-136002, financiada por MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y por la Unión Europea «Next Generation EU»/PRTR.

#### 4. BIBLIOGRAFÍA

- Alonso-González, M. J., Hoogendoorn-Lanser, S., van Oort, N., Cats, O., Hoogendoorn, S. (2020). Drivers and barriers in adopting Mobility as a Service (MaaS) – A latent class cluster analysis of attitudes. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 132, 378-401. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2019.11.022>
- Arias-Molinares, D., García-Palomares, J. C. (2020). The Ws of MaaS: Understanding mobility as a service from literature review. *IATSS Research*, 44(3), 253-263. <https://doi.org/10.1016/j.iatssr.2020.02.001>
- Batty, M., Torrens, P. M. (2001). Modelling complexity: the limits to prediction. *Cybergeo: European Journal of Geography*. <https://doi.org/10.4000/cybergeo.1035>
- Becker, H., Balac, M., Ciari, F., Axhausen, K. W. (2020). Assessing the welfare impacts of Shared Mobility and Mobility as a Service (MaaS). *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 131, 228-243. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2019.09.027>
- Bischoff, J., Maciejewski, M. (2016). Simulation of City-wide Replacement of Private Cars with Autonomous Taxis in Berlin. *Procedia Computer Science*, 83, 237-244. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.04.121>
- Cisterna, C., Bigi, F., Tinessa, F., Viti, F. (2022). Analysis of MaaS membership attributes: An agent-based approach. *Transportation Research Procedia*, 62, 483-490. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2022.02.060>
- Consortio de Transportes de Madrid (2018). *Encuesta de movilidad de la ciudad de Madrid 2018. Documento síntesis*. Madrid, Consorcio Regional de Transportes de Madrid.
- Inturri, G., Le Pira, M., Giuffrida, N., Ignaccolo, M., Pluchino, A., Rapisarda, A., D'Angelo, R. (2019). Multi-agent simulation for planning and designing new shared mobility services. *Research in Transportation Economics*, 73, 34-44. <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2018.11.009>
- Izquierdo, L. R., Ordax, J. M. G., Santos, J. I., Martínez, R. D. O. (2008). Modelado de sistemas complejos mediante simulación basada en agentes y mediante dinámica de sistemas. *Empiria. Revista de metodología de ciencias sociales*, (16), 85-112.
- Macal, C. M., North, M. J. (2010). Tutorial on agent-based modelling and simulation. *Journal of simulation*, 4(3), 151-162.
- Mongillo, G., Shteingart, H., Loewenstein, Y. (2014). The misbehavior of reinforcement learning. *Proceedings of the IEEE*, 102(4), 528-541. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2014.2307022>
- Ortúzar, J. D., Willumsen, L. G. (2011). *Modelos de Transporte*. Santander, Universidad de Cantabria.
- Scheltes, A., de Almeida Correia, G. H. (2017). Exploring the use of automated vehicles as last mile connection of train trips through an agent-based simulation model: An application to Delft, Netherlands. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 6(1), 28-41. <https://doi.org/10.1016/j.ijtst.2017.05.004>
- Smith, G., Sochor, J., Karlsson, I. C. M. (2022). Adopting Mobility-as-a-Service: An empirical analysis of end-users' experiences. *Travel Behaviour and Society*, 28, 237-248. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2022.04.001>
- Sochor, J., Arby, H., Karlsson, I. C. M. A., Sarasini, S. (2018). A topological approach to Mobility as a Service: A proposed tool for understanding requirements and effects, and for aiding the integration of societal goals. *Research in Transportation Business & Management*, 27, 3-14. <https://doi.org/10.1016/J.RTBM.2018.12.003>
- Sutton, R. S., Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction. Second edition*. MIT press.

Yue, M., Ma, S.-H., Zhou, W., Chen, X.-F. (2022). Estimation Markov Decision Process of Multimodal Trip Chain between Integrated Transportation Hubs in Urban Agglomeration Based on Generalized Cost. *Journal of Advanced Transportation*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/5027133>