

Does Heterogeneity Operationalization Matter to Model the Diffusion Phenomena?

L. Cadavid, L. Díez-Echavarría, and A. Valencia-Arias

Abstract— Population heterogeneity is one of the basics of the diffusion models at the individual level; although its importance is well known, there is a lack of knowledge about the impact of the technique to operationalize this heterogeneity. This paper evaluates the impact of three techniques for operationalizing heterogeneity in modeling the diffusion of innovations at the individual level: (1) modeling one-to-one, (2) homogeneous group modeling, and (3) heterogeneous group modeling. An agent-based diffusion model was developed and the impact of each technique was evaluated on three variables: diffusion, adoption intention, and computational requirements. The input data for the model came from 230 people surveyed on the intention to adopt an innovation. As a conclusion, it was mainly observed that in homogeneous groups, the techniques present significant differences in the model results and marginal differences in the computational requirements. Therefore, the technique for representing agent heterogeneity in modeling diffusion phenomena at the individual level is not a trivial component in models, and its choice must be deliberate.

Index Terms— agent-based modeling, diffusion of innovations, heterogeneity.

I. INTRODUCCIÓN

Las técnicas de modelado individual se han reconocido como técnicas prometedoras para representar los fenómenos de difusión de innovaciones, con el potencial de resolver problemas que no han sido resueltos de forma sólida por otras técnicas de modelado [1]; por ejemplo, en los últimos años se ha implementado para ilustrar la heterogeneidad de la población en el contexto de la pandemia por el virus SARS-CoV-2 [2]–[4]. Esta técnica, cuya aplicación en el campo comienza en la década de los 90 con el trabajo de Chatterjee y Eliashberg [5], usa como elemento atómico la unidad de análisis (que usualmente es un individuo, un hogar o una organización), en lugar de modelar el sistema como un todo, como sucede con las técnicas agregadas. La heterogeneidad de los individuos, sus interacciones sociales y sus procesos de toma de decisiones pueden ser modelados explícitamente [6], [7].

L. Cadavid, Departamento de Ciencias Administrativas, Instituto Tecnológico Metropolitano, Medellín, Colombia. Departamento de Ciencias de la Computación y la Decisión, Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia. dianacadavid@itm.edu.co.

L. Díez-Echavarría, Departamento de Finanzas, Instituto Tecnológico Metropolitano, Medellín, Colombia. luisadiez@itm.edu.co.

A. Valencia, Facultad de Ingeniería, Corporación Universitaria Americana, Medellín, Colombia. Instituto de Investigación de la Universidad Católica los Ángeles de Chimbote, Perú. javalenciar@gmail.com.

De este modo, las dinámicas a nivel macro del sistema social emergen dinámicamente desde el comportamiento individual agregado y las interacciones entre los agentes [8]. Como resultado, estos modelos permiten una representación más realista del comportamiento estocástico de la población y, con ello, se amplía el entendimiento teórico a niveles donde los modelos agregados no pueden llegar.

El concepto de heterogeneidad ha estado presente en el entendimiento de los procesos de difusión desde sus orígenes [9] y aún en la actualidad [10], y es por ello que su impacto ha sido estudiado en varias investigaciones [11]. En particular, los modelos basados en agentes pueden capturar la heterogeneidad entre los individuos y sus interacciones, tanto en la difusión de enfermedades [12], [13], como en la de productos [14]–[16] y otros fenómenos sociales.

En términos amplios, la heterogeneidad de la población hace alusión a la variedad en las características individuales de las unidades de análisis, tanto en los atributos genéricos (como los sociodemográficos [17], [18]) como en los específicos para el fenómeno analizado (como el grado de innovación de los individuos, la paciencia, la sensibilidad al precio y las necesidades [19]–[22]). Estas diferencias permiten que la difusión tenga lugar entre la población, y la distribución de las mismas en un sistema social específico determina la forma del patrón de distribución [9], [10].

La forma de operacionalizar la heterogeneidad en los modelos también varía a lo largo de las investigaciones [25], [26]. Algunas usan una técnica uno a uno, en la cual cada agente modelado representa un individuo del mundo real de quien se midió el valor del atributo heterogéneo que se intenta representar. Esta técnica se constituye como una técnica prometedoras a la luz de los nuevos avances en campos como analítica y el procesamiento de grandes volúmenes de datos [27], [28]. Otras investigaciones usan una técnica grupal, a través de la cual el atributo heterogéneo se distribuye entre la población de agentes haciendo uso de alguna distribución estadística de probabilidad. En esas distribuciones intervienen algunos parámetros del atributo modelado, cuya calibración puede responder a la recolección de datos primarios o a supuestos [29]–[32]. Dependiendo del problema modelado, esta técnica puede incluir la conformación de grupos poblacionales heterogéneos entre ellos (es decir, que el atributo es distinto de grupo en grupo), dentro de los cuales el atributo puede ser también heterogéneo o no. Esta técnica es atractiva para modelos en los cuales no se cuenta con una recolección primaria de datos, o modelos en los que, por su tamaño, puede resultar muy costoso recolectar la información y asignarla de manera individual [33].

A pesar de la importancia, no existen investigaciones que evalúen el impacto de una u otra técnica, tanto en los resultados obtenidos en el modelo como en el tiempo de cómputo necesario

para la obtención de los resultados (los altos tiempos de cómputo son una de las principales dificultades del modelado a nivel individual [34]). El objetivo de esta investigación es medir el impacto de cada una de las técnicas de operacionalización de la heterogeneidad en el modelado del fenómeno de la difusión haciendo uso de técnicas individuales desde dos perspectivas: los resultados arrojados y el tiempo de cómputo necesario para su consecución. Para ello, se desarrolló un modelo de simulación basado en agentes que representa la adopción del software libre entre estudiantes universitarios, el cual fue calibrado con los datos actitudinales y demográficos de 230 estudiantes en Medellín, Colombia. Las características heterogéneas fueron distribuidas entre los estudiantes por semestre (a través de valores promedio fijos medios, y a través de valores aleatorios provenientes de distribuciones normales) o de manera individual (estudiante por estudiante), con el fin de representar en distintos experimentos diferentes técnicas de operacionalización de la heterogeneidad.

El resto de este artículo está organizado así. Inicialmente se revisa la forma como la heterogeneidad ha sido modelada en la literatura sobre difusión de innovaciones en los últimos años, con el fin de determinar las técnicas a evaluar; luego, se presenta la descripción de la metodología empleada para la evaluación de las técnicas de modelado de heterogeneidad, la cual se basa en la representación de tres técnicas; finalmente se discuten los resultados y se presentan las conclusiones.

II. MODELADO INDIVIDUAL DE LA DIFUSIÓN

La Tabla I presenta una revisión de algunas investigaciones realizadas en el período 2013-2020 en el campo del modelado de difusión de innovaciones a nivel individual, resaltando diferentes elementos asociados con la representación de la heterogeneidad. Las investigaciones señaladas fueron elegidas entre los 53 resultados que arrojó una búsqueda realizada en la base de datos *Scopus* [35], y que responde a la siguiente ecuación:

TITLE-ABS-KEY ((abm OR (agent-based AND model*)) OR (individual-based AND model*)) AND (diffusion or spread) AND heterogen*)).

Los resultados se limitaron a publicaciones del año 2013 en adelante, circunscritas a las áreas negocios, computación, ciencias sociales, ingeniería, energía, economía, y decisiones. Para el análisis se eligieron aquellas investigaciones que dan detalle sobre el proceso de modelado. Los trabajos son estandarizados según la forma de modelado de atributos, la distribución estadística que sigue el modelado de la heterogeneidad y el tipo de fuente de recolección de datos para el modelado de la heterogeneidad.

Se observa que la mayoría de las investigaciones revisadas (18 de 20) operacionalizan los atributos heterogéneos de manera agregada (grupos homogéneos o heterogéneos), asignando el valor del atributo a los agentes a través de funciones de distribución de probabilidad (generalmente la distribución normal). Por ejemplo, Rebaudo y Dangles [36] analizaron el efecto de la heterogeneidad de los agricultores en la difusión de prácticas de manejo de plagas; los autores modelaron un único grupo poblacional heterogéneo, cuyo factor de receptividad a la innovación se distribuye entre los individuos siguiendo una distribución de probabilidad normal.

Sin embargo, otros autores modelan más de un grupo poblacional, los cuales pueden ser homogéneos o heterogéneos internamente al respecto del atributo de interés. Esta definición de grupos puede hacerse, por ejemplo, según proporciones observadas en el sistema real [37], [38], o a través de algún método para la segmentación de mercados [39]–[41].

Dos investigaciones operacionalizan la heterogeneidad de manera individual. Karsai [27] usa la red de Skype de Suiza para representar a cada uno de los usuarios del servicio, y analiza la dinámica de dispersión de información y adopción de la tecnología. Kangur [28] recolecta información a través de encuestas para parametrizar un conjunto de agentes reales que usan el modelo CONSUMAT [42] para decidir sobre la adopción de vehículos eléctricos. Como sugieren los autores de los trabajos, la operacionalización de la heterogeneidad de manera individual se ha visto limitada por el costo que implica la recolección y tratamiento de la información, así como por el esfuerzo computacional que supone.

III. METODOLOGÍA EMPLEADA

Aunque la evaluación de la calidad y velocidad de los algoritmos es común en las ciencias computacionales [43] y en investigación de operaciones [44]–[46], la evaluación del impacto de distintas técnicas de representación en los modelos de simulación no es tan frecuente. Algunos trabajos evalúan el impacto de la regla de decisión en los resultados [47], [48], para lo cual se selecciona un conjunto de reglas de decisión de interés y se construye un modelo capaz de representarlas; los resultados se comparan en términos de las decisiones tomadas con cada regla de decisión, sin profundizar en el tiempo de cómputo requerido por la regla.

Con el fin de evaluar el impacto de la técnica para operacionalizar la heterogeneidad en los modelos de difusión a nivel individual, se desarrolló un modelo de simulación que representa la adopción del software libre entre estudiantes universitarios. Si bien el objeto de estudio no es relevante en esta investigación, es de aclarar que su elección se debe a que los países en desarrollo evidencian un retraso significativo en la adopción de este tipo de tecnología [49], de manera que el entendimiento del fenómeno puede tener implicaciones prácticas favorables.

Los datos que alimentan el modelo provienen de una encuesta realizada a 519 estudiantes universitarios en la ciudad de Medellín, Colombia. El instrumento se diseñó atendiendo a los lineamientos dados por los modelos de adopción tecnológica [50], [51] y a los hallazgos propios en el campo del software libre [52]–[57]; constó de 28 preguntas (25 para medir los factores que inciden en la decisión de adopción y 3 para medir la intención de adopción). En total se obtuvieron 230 encuestas completas y válidas. El modelo fue desarrollado en el lenguaje NetLogo [58].

En el modelo se simula un conjunto de estudiantes universitarios que interactúan durante un semestre académico y forman progresivamente su intención propia de adoptar el software libre. El modelo avanza en pasos semanales durante 20 pasos que componen un semestre académico en Colombia.

La intención de adopción se ve reflejada en el número de asignaturas en las que los individuos deciden hacer uso del software libre, de un total de 4 asignaturas por semestre. Esta

intención depende de 4 factores que fueron descubiertos durante el procesamiento de los datos recolectados: (1) actitud hacia el software libre, (2) percepción de control en el uso, (3) utilidad percibida y (4) costo. En cada paso de simulación los agentes actualizan el valor de sus factores y deciden si adoptar o no el software libre. La actualización del valor de los factores se establece con base en la experiencia propia acumulada con el software libre (que incrementa el factor de control), y la experiencia con el uso del software de los agentes con los cuales cada individuo está conectado (que incrementa la actitud positiva hacia el producto).

El modelado de las relaciones entre los agentes refleja el hecho de que los estudiantes establecen relaciones cercanas con otros estudiantes que pertenecen a su mismo semestre, y relaciones esporádicas con estudiantes de otros semestres (cuanto mayor es la distancia entre los semestres de dos estudiantes menor será la probabilidad de establecer un lazo entre ellos). Esta configuración de red sigue las pautas de una red del tipo mundo pequeño [59], [60], y en su modelado se siguieron los lineamientos dados en el trabajo de Wilensky y Rand [61].

TABLA I
TÉCNICAS DE MODELADO DE LA HETEROGENEIDAD

Referencia	Producto	Atributo heterogéneo	Modelado heterogeneidad				Distribución estadística				Fuente de datos			
			uno a uno	grupos	grupos heter.*	no específica	normal	uniforme	otra	no específica	primaria	secundaria	no específica	
Bale, McCullen, Foxon, Rucklidge, y Gale, 2013 [62]	Tecnologías energéticas	Arquetipos de personalidad	1									x		
Rebaudo y Dangles, 2013 [36]	Programas de manejo de plagas	Factor de receptividad			1	x								x
McCoy y Lyons, 2014 [63]	Vehículos eléctricos	Utilidad de los ingresos y utilidad ambiental			1			x				x		
Karsai, Iñiguez, Kaski, y Kertész, 2014 [27]	Skype	-	x									x		
Zaffar, Kumar, y Zhao, 2014 [64]	Software empresarial	Costos de soporte			1	x								x
D'Alessandro y Winzar, 2014 [65]	i-phone	Probabilidad de actualización			1					x				x
Rai y Robinson, 2015 [66]	Sistema fotovoltaico	Control percibido, actitudes e incertidumbre			1					x		x		
Palmer, Sorda, y Madlener, 2015 [39]	Sistema fotovoltaico	Preferencias de los adoptadores			+					x				
Stummer, Kiesling, Günther, y Vetschera, 2015 [67]	Biocombustible	Preferencias de consumo			1					x		x		
Jiang, Tadikamalla, Shang, y Zhao, 2016 [37]	Marcas virtuales	Peso del valor percibido y "word of mouth" electrónico			+	x						x	x	
Nejad, Amini, y Sherrell, 2016 [68]	NA	Probabilidad de influencia, de adopción y ganancias			+	x								x
Krebs, 2017 [40]	Electricidad verde	Personalidad			+					x		x		
Kangur, Jager, Verbrugge, y Bockarjova, 2017 [28]	Vehículos eléctricos	Demografía, estilo de conducción, preferencias, otros.	x										x	
Beretta, Fontana, Guerzoni, y Jordan, 2018 [38]	Fertilizantes	Pertenencia a minoría o mayoría			+								x	
Moglia, Podkalicka, y McGregor, 2018 [29]	Productos eficientes energéticamente	Personalidad, vulnerabilidad financiera, preferencias			1	x						x		
Prause y Günther, 2019 [30]	Tecnología - Industria 4.0	Atributos de las empresas			1	x						x		
Ning, Guo, Liu y Pan, 2019 [31]	Vehículos eléctricos	Umbral de compra, pesos de coeficientes, influencia de perturbación			1	x							x	
Yu, Fan, Zhu y Eichhammer, 2020 [69]	Tecnologías bajas en carbono	Atributos y comportamientos de las empresas			+					x				x

* 1: un único grupo. +: varios grupos.

Operacionalización:

La decisión de adopción en un agente en cada paso se da de manera independiente para cada una de las 4 asignaturas y sigue un proceso de umbrales, en el cual la probabilidad de decidir adoptar es mayor cuanto mayor es la intención de adopción [20]. La intención de adopción se forma como una combinación lineal del valor de los 4 factores para cada agente, ponderados con un peso por factor que es idéntico para todos los agentes y

que responde al hallazgo del procesamiento estadístico de las encuestas, como se presenta en la Ecuación 1.

$$I_{it} = A_{it} * w_a + C_{it} * w_c + U_i * w_u + M_i * w_m \quad (1)$$

Donde:

I_{it} : intención de adopción del individuo i en el momento t.

A_{it} : factor actitud del individuo i en el momento t hacia el uso del software libre.

C_{it} : factor percepción de control sobre el uso del software libre del individuo i en el momento t .

U_i : factor utilidad que encuentra el individuo i en el uso del software libre.

M_i : factor percepción del costo del software libre por el individuo i .

w_a : peso del factor actitud.

w_c : peso del factor control.

w_u : peso del factor utilidad.

w_m : peso del factor costo.

Nótese que $w_a + w_c + w_u + w_m = 1$

Los factores fueron operacionalizados siguiendo un proceso de anclaje [70]. La actitud parte de un valor inicial dado por la medición de la actitud para cada individuo, e incrementa cuando incrementa la experiencia que la red cercana de amigos del individuo tiene sobre el software libre, siguiendo la Ecuación 2.

$$A_{it} = A_{it} + A_{it} * ExA_{it} \quad (2)$$

Donde:

ExA_{it} : experiencia con el software libre que tienen los amigos del individuo i en el momento t . Este valor oscila entre 0 y 1, siendo 0 si sus amigos no tienen experiencia con el software libre y 1 si todos sus amigos han usado software libre en todas las asignaturas vistas.

Asimismo, la percepción de control en el uso parte de un valor inicial dado por la medición de la percepción para cada individuo, e incrementa cuando incrementa la experiencia propia que tiene el individuo con el uso del software libre, siguiendo la Ecuación 3.

$$C_{it} = C_{it} + C_{it} * Exp_{it} \quad (3)$$

Donde:

Exp_{it} : experiencia propia que tiene el individuo con el software libre. Este valor oscila entre 0 y 1, siendo 0 cuando el individuo no tiene experiencia con el software libre y 1 cuando el individuo ha usado software libre en todas las asignaturas vistas.

La utilidad percibida responde a la utilidad que cada individuo encuentra en el uso del software libre. Esta utilidad depende de los desarrollos del software libre y no de las interacciones sociales de los individuos. Aunque es posible que haya una curva de aprendizaje que el individuo deba recorrer para sacar el mayor provecho de un software, se supuso que la utilidad percibida permanece constante durante todo el período de simulación, asumiendo que los estudiantes universitarios dominan las herramientas homólogas en software comercial y que, por tanto, ya han recorrido la curva de aprendizaje.

Del mismo modo, la percepción del costo está determinada por los desarrollos del software y las características sociodemográficas del individuo y su capacidad adquisitiva, las cuales se asumen constantes durante la simulación.

La configuración inicial del modelo asigna a cada individuo un semestre de matrícula, y determina el valor que tiene cada factor en cada agente al inicio de la simulación y sus pesos (es decir, determina los valores A_{i0} , C_{i0} , U_i , M_i , w_a , w_c , w_u , w_m). Estos valores son el resultado del procesamiento de los datos de las 230 encuestas válidas que se recogieron entre estudiantes universitarios en la ciudad de Medellín, Colombia. En esta encuesta, la actitud, el control, la utilidad y la percepción de costo fueron medidos para cada individuo a través de diferentes preguntas para cada factor. En términos agregados, $A_{i0} = 0.24$,

$C_{i0}=0.12$, $U_i = 0.32$ y $M_i=0.58$. Los pesos de estos factores en la intención de adopción se calcularon a partir de una regresión lineal con todos los datos de las encuestas, en la que se encontró que $w_a = 0.15$, $w_c = 0.10$, $w_u = 0.19$ y $w_m = 0.56$. La encuesta puede ser suministrada bajo solicitud al autor de correspondencia.

Experimentación:

Con el fin de evaluar el impacto de la técnica de operacionalización de la heterogeneidad, la parametrización del modelo se hizo bajo tres técnicas diferentes: (1) modelado uno a uno, (2) modelado en grupos homogéneos y (3) modelado en grupos heterogéneos. Estas técnicas se explican a continuación:

1. Modelado uno a uno: en esta técnica se representan uno por uno los 230 estudiantes encuestados, los cuales conservan los atributos de los estudiantes reales en lo relativo al valor de los factores y el semestre de matrícula, generando 230 agentes en el modelo. Nótese que los 230 estudiantes encuestados configuran semestres cuya cantidad de estudiantes difiere entre ellos, es decir, las muestras por semestre no fueron equilibradas.

2. Modelado en grupos homogéneos: en esta técnica se representan diferentes grupos poblacionales, dentro de los cuales las características sociodemográficas son homogéneas. De esta manera se configuraron 10 grupos (uno por semestre académico), cada uno de los cuales tiene 23 agentes con el fin de conservar el mismo número de agentes de la técnica uno a uno, para un total de 230 agentes en el modelo de simulación. Los atributos heterogéneos tienen un valor promedio para cada agente dentro de cada grupo; este valor cambia de grupo en grupo.

3. Modelado en grupos heterogéneos: similar a la anterior, bajo esta técnica se generan 10 grupos de 23 agentes. Sin embargo, dentro de cada grupo los atributos sociodemográficos varían de agente en agente siguiendo una distribución normal con una media y desviación estándar que responde a los valores observados para cada subgrupo en la muestra recolectada.

Es así como las técnicas grupales (2 y 3) generan artificialmente los agentes del modelo partiendo de los estadísticos encontrados para cada factor en cada semestre, mientras que la técnica *uno a uno* genera los agentes como una copia de los estudiantes encuestados, con sus atributos particulares. Nótese que la técnica de *grupos homogéneos* es heterogénea a nivel intergrupar (los grupos son diferentes entre ellos) y homogénea a nivel intragrupal.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados fueron analizados atendiendo a dos indicadores de simulación: (1) difusión (medida como el porcentaje de estudiantes cuya intención de adopción superó el valor 0.5) y (2) intención promedio (promedio de la intención de adopción de software libre de los estudiantes). Los indicadores tienen un valor de medición en cada paso de simulación. Además de los indicadores de simulación, se midió también el tiempo de cómputo para cada técnica. Los análisis se hicieron respecto a los resultados de la técnica *grupos heterogéneos*, al ser la técnica más usada en la literatura.

Nótese que algunos elementos de la simulación se configuran de manera aleatoria (además de los *grupos heterogéneos*, las conexiones entre estudiantes responden a mecanismos

aleatorios en todas las técnicas analizadas). Por esta razón, es necesario ejecutar varias simulaciones de cada técnica antes de analizar los resultados, a fin de eliminar del análisis las distorsiones por la aleatoriedad natural presente en el modelado. Atendiendo al método de estabilización de la varianza en el valor observado [71], se determinó un total de 5000 simulaciones necesarias para cada técnica de modelado de la heterogeneidad, pues es el valor a partir del cual se estabiliza la varianza en el tiempo promedio de ejecución por simulación para la técnica *grupos homogéneos*, como se presenta en la Figura 1. La estabilización de la varianza en el tiempo promedio de ejecución por simulación para las demás técnicas de modelado de heterogeneidad, así como la varianza de las métricas de difusión utilizadas, ocurre antes de las 5000 simulaciones.

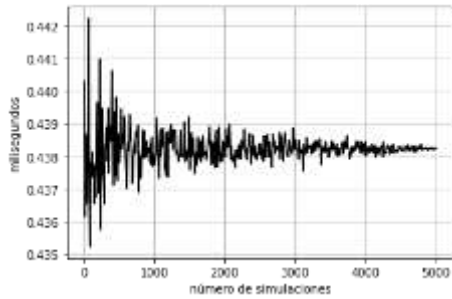


Fig. 1. Número de simulaciones necesarias.

La Fig. 2 presenta las curvas de difusión promedio en cada una de las técnicas implementadas. En el eje y se puede observar el nivel de difusión (1 equivale a una difusión completa, es decir, una en el que el 100% de los estudiantes adopta el software libre en cada una de las 4 materias del semestre), y en el eje x está el paso (semestre) de la simulación.

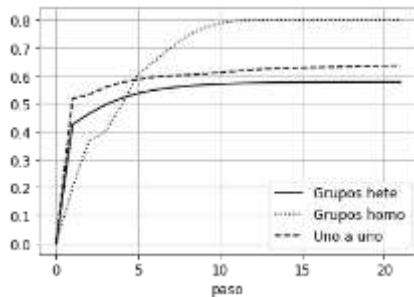


Fig. 2. Difusión.

Los comportamientos de las curvas de difusión fueron similares para los *grupos heterogéneos* y *uno a uno*, mientras que la técnica *grupos homogéneos* presentó un comportamiento diferente. Esos comportamientos son similares a los que revela [36], en el sentido de que las configuraciones de agentes más homogéneos revelan mayores niveles de difusión.

Con el fin de cuantificar las diferencias de las curvas presentadas en la Fig. 2, en la Tabla 2 se reportan 3 indicadores usados en la medición de las curvas de difusión [12]: F (cantidad máxima de adoptadores finales), T (máxima pendiente de la curva) y T_time (momento en el que se alcanza la máxima pendiente de la curva).

TABLA II
INDICADORES DE DIFUSIÓN

TÉCNICA	F	T	T-time
Grupos hete	0.58	0.43	1
Grupos homo	0.80	0.20	1
Uno a uno	0.64	0.52	1

Las tres técnicas reportaron valores diferentes en el indicador F, que da cuenta del alcance total del proceso de difusión. La técnica *uno a uno* reportó un valor F que fue 9.7% superior al de la técnica *grupos heterogéneos*, mientras que este valor fue 38.0% superior para la técnica *grupos homogéneos*. Asimismo, se registraron diferencias en el indicador T, que da cuenta de la precipitación del proceso de difusión; la técnica *uno a uno* reportó un valor T que es 21.4% superior al valor reportado por la técnica de *grupos heterogéneos*, mientras que este valor fue 53.1% inferior para la técnica *grupos homogéneos*. El indicador T-time, que da cuenta de la velocidad del proceso de difusión, fue idéntico para las tres técnicas.

La difusión responde a la intención de adopción, la cual se presenta en la Fig. 3. La intención promedio de adopción evolucionó de manera similar para las técnicas *grupos heterogéneos* y *uno a uno*, mientras que la técnica *grupos homogéneos* presentó un comportamiento diferente durante los primeros pasos de la simulación. La intención final fue 5.0% superior para la técnica *uno a uno* respecto a la técnica *grupos heterogéneos*, y 13.3% superior para la técnica *grupos homogéneos*. Estas diferencias en la intención de adopción provienen de las diferencias en la formación de los factores, especialmente de los factores actitud y percepción de control, que cambian endógenamente en función de las interacciones de los agentes.

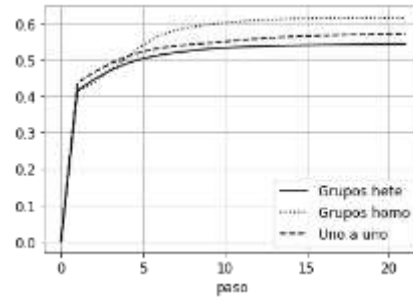


Fig. 3. Intención de adopción.

La Fig. 4 presenta el comportamiento del factor actitud promedio para los individuos durante la simulación. El factor actitud evolucionó de manera similar para las técnicas *grupos heterogéneos* y *uno a uno*, mientras que la técnica *grupos homogéneos* presentó un comportamiento diferente durante los primeros pasos de la simulación. La actitud promedio final fue 3.2% superior para la técnica *uno a uno* respecto a la técnica *grupos heterogéneos*, y 34.8% superior para la técnica *grupos homogéneos* (en esta técnica la actitud llegó a ser máxima).

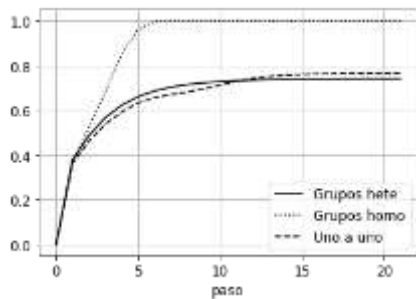


Fig. 4. Factor actitud.

La Fig. 5 presenta el comportamiento del factor percepción del control promedio para los individuos durante la simulación. El factor percepción de control evolucionó de manera similar para las técnicas *grupos heterogéneos* y *uno a uno*, mientras que la técnica *grupos homogéneos* presentó un comportamiento diferente. La percepción de control promedio final fue 3.7% superior para la técnica *uno a uno* respecto a la técnica *grupos heterogéneos*, y 50.8% superior para la técnica *grupos homogéneos* (en esta técnica la actitud llega a ser máxima).

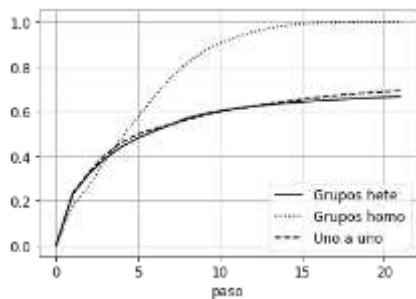


Fig. 5. Factor percepción de control.

Los tiempos de ejecución fueron medidos por agente. El tiempo de ejecución de la simulación por agente fue de 1.99, 1.91 y 1.95 milisegundos para las técnicas *grupos heterogéneos*, *grupos homogéneos* y *uno a uno*, respectivamente. Es decir, que la técnica de *grupos homogéneos* reduce en un 4.2% el tiempo de ejecución, y que la técnica *uno a uno* lo reduce un 2.1%, respecto a la técnica *grupos heterogéneos*. Este resultado es coherente con [62], donde indican que los agentes homogéneos permiten un tratamiento matemático más sencillo que los heterogéneos.

Respecto a la técnica *grupos heterogéneos*, la técnica *uno a uno* presentó un comportamiento similar en la forma de las curvas. La magnitud de los valores, sin embargo, fue siempre superior para la técnica *uno a uno*. La intención de adopción y los factores que la explican no superaron diferencias del 4%; sin embargo, debido a las no linealidades del fenómeno de la difusión, esta técnica pronosticó adopciones casi un 10% superiores a la técnica *grupos heterogéneos*, con una precipitación superior en más del 20%, empleando un 4.2% menos de tiempo de cómputo.

Asimismo, la técnica *grupos homogéneos* pronosticó curvas de difusión diferentes a las pronosticadas por la técnica *grupos heterogéneos* (menos pronunciada y de mayor altura). La magnitud de los valores fue también siempre superior con esta técnica: la intención de adopción fue 13.3% superior, y los factores que la explican exhibieron diferencias de más del 50%.

Como resultado, la técnica *grupos homogéneos* pronosticó difusiones 38% superiores a la técnica *grupos heterogéneos*, con una precipitación 53.1% inferior. Esta técnica disminuyó los tiempos de cómputo en un 2.1%.

V. CONCLUSIONES

En este artículo se midió el impacto de tres técnicas distintas para operacionalizar la heterogeneidad de los agentes en un modelo de difusión de innovaciones: (1) modelado en grupos homogéneos, (2) modelado en grupos heterogéneos y (3) modelado uno a uno.

Los resultados indican que la técnica usada para operacionalizar la heterogeneidad en el modelado de la difusión a nivel individual puede alterar la forma y magnitud de los resultados obtenidos, y que su elección debe ser tan deliberada como la misma calibración de los modelos. Esa conclusión es similar a la obtenida en los estudios [12], [16], a pesar de que en ellos no se evalúan diferentes técnicas de operacionalización de la heterogeneidad, sino que se comparan los resultados de la simulación de poblaciones totalmente homogéneas con heterogéneas.

La técnica de *grupos homogéneos* generó curvas de difusión con comportamientos distintos a las curvas producidas por las técnicas *grupos heterogéneos* y *uno a uno* (más altas y menos pronunciadas), mientras que estas dos últimas presentaron resultados similares en comportamiento. Es decir que, la supresión de la heterogeneidad a nivel intragrupal tuvo efectos profundos en el modelo, alterando la forma de los resultados obtenidos en el fenómeno de la difusión.

Por lo tanto, para el caso de estudio no solamente fue importante mantener la heterogeneidad entre los grupos, sino dentro de los grupos mismos, como permitieron hacerlo las técnicas *grupos heterogéneos* y *uno a uno*. Asimismo, el esfuerzo hecho en la supresión de la heterogeneidad intragrupal no se compensó con una disminución en los tiempos de ejecución, pues el tiempo de ejecución disminuyó poco.

La técnica *uno a uno* reportó resultados similares a los reportados por la técnica *grupos heterogéneos* respecto al comportamiento de las curvas; sin embargo, la magnitud de los resultados fue superior para la técnica *uno a uno*. Esta técnica pronosticó adopciones superiores con una precipitación muy superior, empleando un tiempo de cómputo casi idéntico.

El alcance de esta investigación no permite afirmar cuál de las técnicas es la idónea para operacionalizar la heterogeneidad, sino que permite establecer la escala en la cual podrían diferir los resultados obtenidos de acuerdo con la técnica elegida, así como el esfuerzo en tiempo de cómputo que tendría que asumirse por el uso de una u otra técnica. Los hallazgos invitan a los investigadores a llevar a cabo un proceso deliberado en la elección de la técnica con la cual representarán la heterogeneidad de los agentes en los modelos de difusión a nivel individual, atendiendo no solamente a la información disponible (único factor tradicionalmente considerado en esta elección), sino al impacto que la técnica tendrá en los resultados del modelo y a las exigencias en tiempo de cómputo. Se recomienda que la deliberación incluya un análisis de sensibilidad que permita identificar los parámetros con mayor requerimiento de información. En ese sentido, es posible pensar en métodos

mixtos donde la técnica *uno a uno* se aplique a los parámetros con mayor afectación en los resultados.

Además, el alcance de este trabajo está limitado por el caso de aplicación sobre el cual se recolectó la información actitudinal, relacionado con la adopción del software libre entre estudiantes universitarios en Medellín, Colombia. Otros casos de aplicación podrían variar -o no- los resultados obtenidos. Por ello, la experimentación con diferentes técnicas para representar la heterogeneidad de los agentes en otros modelos de difusión (parametrizados y calibrados para otras aplicaciones) reales enriquecería el conocimiento sobre el impacto de estas técnicas en los resultados obtenidos en el modelo.

REFERENCIAS

- [1] C. M. Macal, "Everything you need to know about agent-based modelling and simulation | SpringerLink," *J. Simul. Vol.*, vol. 10, 2016, Accessed: Apr. 07, 2021. [Online]. Available: <https://link.springer.com/article/10.1057/jos.2016.7>
- [2] S. Chen, P. Gong, J. Zhang, Y. Shan, X. Han, and L. Zhang, "Use of qPCR for the analysis of population heterogeneity and dynamics during *Lactobacillus delbrueckii* spp. *bulgaricus* batch culture," *Artif. Cells Nanomedicine Biotechnol.*, vol. 49, no. 1, pp. 1–10, Dec. 2021, DOI: 10.1080/21691401.2020.1860074.
- [3] A. A. Rampini, "Sequential Lifting of COVID-19 Interventions with Population Heterogeneity," National Bureau of Economic Research, Working Paper 27063, Apr. 2020. DOI: 10.3386/w27063.
- [4] T. Britton, F. Ball, and P. Trapman, "A mathematical model reveals the influence of population heterogeneity on herd immunity to SARS-CoV-2," *Science*, vol. 369, no. 6505, pp. 846–849, Aug. 2020, DOI: 10.1126/science.abc6810.
- [5] R. Chatterjee and J. Eliashberg, "The innovation diffusion process in a heterogeneous population: A micromodeling approach," *Manag. Sci.*, pp. 1057–1079, 1990.
- [6] S. M. M. Manson, "Bounded rationality in agent-based models: experiments with evolutionary programs," *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, vol. 20, no. 9, pp. 991–1012, 2006.
- [7] J. Y. Park, M. M. Wall, I. Moustaki, and A. H. Grossman, "A Joint Modeling Approach for Longitudinal Outcomes and Non-ignorable Dropout under Population Heterogeneity in Mental Health Studies," *J. Appl. Stat.*, vol. 0, no. 0, pp. 1–16, Jun. 2021, DOI: 10.1080/02664763.2021.1945000.
- [8] T. C. Schelling, *Micromotives and Macrobehavior*. United States of America: W. W. Norton & Company, Inc, 1978.
- [9] E. M. Rogers, *Diffusion of Innovations*, Third Edit., vol. 11. London: Collier Macmillan Publishers, 1983.
- [10] M. Veera Krishna, "Mathematical modelling on diffusion and control of COVID-19," *Infect. Dis. Model.*, vol. 5, pp. 588–597, Aug. 2020, DOI: 10.1016/j.idm.2020.08.009.
- [11] C. M. Buchmann, K. Grossmann, and N. Schwarz, "How agent heterogeneity, model structure and input data determine the performance of an empirical ABM – A real-world case study on residential mobility," *Environ. Model. Softw.*, vol. 75, pp. 77–93, Jan. 2016, DOI: 10.1016/j.envsoft.2015.10.005.
- [12] H. Rahmandad and J. Sterman, "Heterogeneity and network structure in the dynamics of diffusion: Comparing agent-based and differential equation models," *Manag. Sci.*, vol. 54, no. 5, pp. 998–1014, 2008.
- [13] D. Tosi and A. Campi, "How Data Analytics and Big Data Can Help Scientists in Managing COVID-19 Diffusion: Modeling Study to Predict the COVID-19 Diffusion in Italy and the Lombardy Region," *J. Med. Internet Res.*, vol. 22, no. 10, p. e21081, Oct. 2020, DOI: 10.2196/21081.
- [14] J. D. Bohlmann, R. J. Calantone, and M. Zhao, "The Effects of Market Network Heterogeneity on Innovation Diffusion: An Agent-Based Modeling Approach," *J. Prod. Innov. Manag.*, vol. 27, no. 5, pp. 741–760, 2010, DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-5885.2010.00748.x>.
- [15] N. Fujii, T. Kaihara, and T. Eda, "Agent-Based Simulation of Product Diffusion with Network Externality in a Heterogeneous Consumer Network," *J. Adv. Comput. Intell. Inform.*, vol. 15, no. 2, pp. 173–179, Mar. 2011, DOI: 10.20965/jaciii.2011.p0173.
- [16] C. S. E. Bale, N. J. McCullen, T. J. Foxon, A. M. Rucklidge, and W. F. Gale, "Modeling diffusion of energy innovations on a heterogeneous social network and approaches to integration of real-world data," *Complexity*, vol. 19, no. 6, pp. 83–94, 2014, DOI: <https://doi.org/10.1002/cplx.21523>.
- [17] A. Diamantopoulos, B. B. Schlegelmilch, R. R. Sinkovics, and G. M. Bohlen, "Can socio-demographics still play a role in profiling green consumers? A review of the evidence and an empirical investigation," *J. Bus. Res.*, vol. 56, no. 6, pp. 465–480, 2003.
- [18] E. R. Dugundji and L. Gulyás, "Sociodynamic discrete choice on networks in space: impacts of agent heterogeneity on emergent outcomes," *Environ. Plan. B Plan. Des.*, vol. 35, no. 6, pp. 1028–1054, 2008.
- [19] K. Raya, C. G. Gaxiola, and M. Castanon, "Agent-Based Model for Self Management of Network Flows using Negotiation," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 16, no. 1, pp. 210–215, Jan. 2018, DOI: 10.1109/TLA.2018.8291475.
- [20] E. Kiesling, M. Günther, C. Stummer, and L. M. Wakolbinger, "Agent-based simulation of innovation diffusion: a review," *Cent. Eur. J. Oper. Res.*, May 2011, DOI: 10.1007/s10100-011-0210-y.
- [21] M. Duffin and J. Carlidge, "Agent-Based Model Exploration of Latency Arbitrage in Fragmented Financial Markets," in *2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, Nov. 2018, pp. 2312–2320. DOI: 10.1109/SSCI.2018.8628638.
- [22] L. F. Díez, A. Valencia, and J. Bermudez, "Agent-based Model for the Analysis of Technological Acceptance of Mobile Learning," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 15, no. 6, pp. 1121–1127, Jun. 2017, DOI: 10.1109/TLA.2017.7932700.
- [23] R. Kemp and M. Volpi, "The diffusion of clean technologies: a review with suggestions for future diffusion analysis," *J. Clean. Prod.*, vol. 16, no. 1, pp. S14–S21, 2008.
- [24] R. Peres, E. Muller, and V. Mahajan, "Innovation diffusion and new product growth models: A critical review and research directions," *Int. J. Res. Mark.*, Mar. 2010, DOI: 10.1016/j.ijresmar.2009.12.012.
- [25] H. Zhang *et al.*, "Modeling Heterogeneous Statistical Patterns in High-dimensional Data by Adversarial Distributions: An Unsupervised Generative Framework," Dec. 2020, DOI: 10.1145/3366423.3380213.
- [26] L. Grajciar *et al.*, "Towards operando computational modeling in heterogeneous catalysis," *Chem. Soc. Rev.*, vol. 47, no. 22, pp. 8307–8348, 2018, DOI: 10.1039/C8CS00398J.
- [27] M. Karsai, G. Ifiiguez, K. Kaski, and J. Kertész, "Complex contagion process in spreading of online innovation," *J. R. Soc. Interface*, vol. 11, no. 101, 2014, DOI: 10.1098/rsif.2014.0694.
- [28] A. Kangur, W. Jager, R. Verbrugge, and M. Bockarjova, "An agent-based model for diffusion of electric vehicles," *J. Environ. Psychol.*, 2017, DOI: 10.1016/j.jenvp.2017.01.002.
- [29] M. Moglia, A. Podkalicka, and J. Mcgregor, "An Agent-Based Model of Residential Energy Efficiency Adoption," *J. Artif. Soc. Soc. Simul.*, vol. 21, no. 3, p. 26, 2018, DOI: 10.18564/jasss.3729.
- [30] M. Prause and C. Günther, "Technology diffusion of Industry 4.0: An agent-based approach," *J. Comput. Econ. Econom.*, vol. 9, no. 1–2, pp. 29–48, 2019, DOI: 10.1504/IJCEE.2019.097793.
- [31] W. Ning, J. Guo, X. Liu, and H. Pan, "Incorporating individual preference and network influence on choice behavior of electric vehicle sharing using agent-based model," *Int. J. Sustain. Transp.*, pp. 1–15, 2019, DOI: 10.1080/15568318.2019.1656310.
- [32] E. Hunter, B. M. Namee, and J. Kelleher, "An open-data-driven agent-based model to simulate infectious disease outbreaks," *PLOS ONE*, vol. 13, no. 12, p. e0208775, Dec. 2018, DOI: 10.1371/journal.pone.0208775.
- [33] D. Helbing and S. Baliotti, "How to Do Agent-Based Simulations in the Future: From Modeling Social Mechanisms to Emergent Phenomena and Interactive Systems Design Why Develop and Use Agent-Based Models?," 2011.
- [34] M. Paolucci, "N. Gilbert and K. G. Troitzch, Simulation for the Social Scientist," *J. Manag. Gov.*, vol. 12, no. 2, pp. 225–231, May 2008, DOI: 10.1007/s10997-008-9052-y.
- [35] Elsevier, "Why choose Scopus - Scopus benefits," 2020. <https://www.elsevier.com/solutions/scopus/why-choose-scopus> (accessed Jul. 31, 2020).
- [36] F. Rebaudo and O. Dangles, "An agent-based modeling framework for integrated pest management dissemination programs," *Environ. Model. Softw.*, vol. 45, pp. 141–149, 2013, DOI: 10.1016/j.envsoft.2012.06.014.
- [37] G. Jiang, P. R. Tadikamalla, J. Shang, and L. Zhao, "Impacts of knowledge on online brand success: An agent-based model for online

- market share enhancement,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 248, no. 3, pp. 1093–1103, 2016, DOI: 10.1016/j.ejor.2015.07.051.
- [38] E. Beretta, M. Fontana, M. Guerzoni, and A. Jordan, “Cultural dissimilarity: Boon or bane for technology diffusion?,” *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 133, no. September 2017, pp. 95–103, 2018, DOI: 10.1016/j.techfore.2018.03.008.
- [39] J. Palmer, G. Sorda, and R. Madlener, “Modeling the diffusion of residential photovoltaic systems in Italy: An agent-based simulation,” *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 99, pp. 106–131, 2015, DOI: 10.1016/j.techfore.2015.06.011.
- [40] F. Krebs, “An empirically grounded model of green electricity adoption in Germany: Calibration, validation and insights into patterns of diffusion,” *Jasss*, vol. 20, no. 2, 2017, DOI: 10.18564/jasss.3429.
- [41] Sinus Sociovision GmbH, “Die Sinus-Milieus® in Deutschland 2007,” 2007.
- [42] W. Jager and M. Janssen, “An updated conceptual framework for integrated modeling of human decision making: The Consumat II,” 2012.
- [43] G. Even and P.-M. Seidel, “A comparison of three rounding algorithms for IEEE floating-point multiplication,” *IEEE Trans. Comput.*, vol. 49, no. 7, pp. 638–650, Jul. 2000, DOI: 10.1109/12.863033.
- [44] A. H. Halim and I. Ismail, “Combinatorial Optimization: Comparison of Heuristic Algorithms in Travelling Salesman Problem,” *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 26, no. 2, pp. 367–380, Apr. 2019, DOI: 10.1007/s11831-017-9247-y.
- [45] J.-W. Cho and J.-H. Kim, “Performance Comparison of Heuristic Algorithms for UAV Deployment with Low Power Consumption,” in *2018 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, Oct. 2018, pp. 1067–1069, DOI: 10.1109/ICTC.2018.8539485.
- [46] J. J. Yi, S. V. Kodakara, R. Sendag, D. J. Lilja, and D. M. Hawkins, “Characterizing and comparing prevailing simulation techniques,” in *11th International Symposium on High-Performance Computer Architecture*, Feb. 2005, pp. 266–277, DOI: 10.1109/HPCA.2005.8.
- [47] L. Cadavid and C. J. F. Cardona, “Impacto de la regla de decisión en el modelado de la difusión de innovaciones,” *Production*, vol. 25, pp. 751–753, Nov. 2015, DOI: 10.1590/0103-6513.053212.
- [48] R. F. Bordley, “Systems simulation comparing different decision rules,” *Behav. Sci.*, vol. 30, no. 4, pp. 230–239, 1985, DOI: 10.1002/bs.3830300408.
- [49] J. W. Kamau and I. D. Sanders, “An Empirical Investigation into the Effect of Usability on Adoption of Desktop Open Source Software by University Students in Kenya,” *Comput. Inf. Sci.*, vol. 6, pp. 108–117, 2013, DOI: 10.5539/cis.v6n3p108.
- [50] M. Fishbein and I. Ajzen, *Belief, attitude, intention and behavior: An introduction to theory and research*. 1975.
- [51] F. D. Davis, R. P. Bagozzi, and P. R. Warshaw, “User Acceptance of Computer Technology: A Comparison of Two Theoretical Models,” *Manag. Sci.*, vol. 35, no. 8, pp. 982–1003, 1989.
- [52] K. Ven, J. Verelst, and H. Mannaert, “Should You Adopt Open Source Software?,” *IEEE Softw.*, vol. 25, no. 3, pp. 54–59, May 2008, DOI: 10.1109/MS.2008.73.
- [53] L. Morgan and P. Finnegan, “How perceptions of open source software influence adoption: an exploratory study,” 2007.
- [54] B. Rossi, B. Russo, and G. Succi, “Adoption of free/libre open source software in public organizations: factors of impact,” *Inf. Technol. People*, vol. 25, no. 2, pp. 156–187, Jun. 2012, DOI: 10.1108/09593841211232677.
- [55] C. Alexandre De Souza, E. Parada, V. Prado, L. L. Humes, and J. P. de Albuquerque, “Open Source Software Adoption: An Analysis Based on the Theory of Planned Behavior,” in *II Encontro de Administracao da Informacao*, 2009, pp. 1–12.
- [56] H. Baytiyeh and J. Pfaffman, “Open source software: A community of altruists,” *Comput. Hum. Behav.*, vol. 26, no. 6, pp. 1345–1354, 2010, DOI: 10.1016/j.chb.2010.04.008.
- [57] N. Choi and K. Yi, “Raising the general public’s awareness and adoption of open source software through social Q&A interactions,” *Online Inf. Rev.*, vol. 39, no. 1, pp. 119–139, Feb. 2015, DOI: 10.1108/OIR-06-2014-0139.
- [58] U. Willensky, “NetLogo,” Northwestern University, 2012.
- [59] M. E. Newman, “Models of the small world,” *J. Stat. Phys.*, vol. 101, no. 3–4, pp. 819–841, 2000.
- [60] A. L. Barabási, H. Jeong, Z. Nédá, E. Ravasz, A. Schubert, and T. Vicsek, “Evolution of the social network of scientific collaborations,” *Phys. Stat. Mech. Its Appl.*, vol. 311, no. 3–4, pp. 590–614, 2002.
- [61] U. Wilensky and W. Rand, “NetLogo Preferential Attachment Simple model.” Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern Institute on Complex Systems, Northwestern University, Evanston, IL., 2008.
- [62] C. S. E. Bale, N. J. McCullen, T. J. Foxon, A. M. Rucklidge, and W. F. Gale, “Harnessing social networks for promoting adoption of energy technologies in the domestic sector,” *Energy Policy*, vol. 63, pp. 833–844, 2013, DOI: 10.1016/j.enpol.2013.09.033.
- [63] D. McCoy and S. Lyons, “Consumer preferences and the influence of networks in electric vehicle diffusion: An agent-based microsimulation in Ireland,” *Energy Res. Soc. Sci.*, vol. 3, pp. 89–101, 2014, DOI: 10.1016/j.erss.2014.07.008.
- [64] M. A. Zaffar, R. L. Kumar, and K. X. Zhao, “Impact of Interorganizational Relationships on Technology Diffusion: An Agent-Based Simulation Modeling Approach,” *IEEE Trans. Eng. Manag.*, vol. 61, no. 1, pp. 68–79, 2014.
- [65] S. D’Alessandro and H. Winzar, “From i-phone 3G to i-phone 4G: A two-stage complex systems model of the two stage diffusion process,” *Australas. Mark. J.*, vol. 22, no. 1, pp. 69–72, 2014, DOI: 10.1016/j.ausmj.2013.12.011.
- [66] V. Rai and S. A. Robinson, “Agent-based modeling of energy technology adoption: Empirical integration of social, behavioral, economic, and environmental factors,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 70, pp. 163–177, Aug. 2015, DOI: 10.1016/j.envsoft.2015.04.014.
- [67] C. Stummer, E. Kiesling, M. Günther, and R. Vetschera, “Innovation diffusion of repeat purchase products in a competitive market: An agent-based simulation approach,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 245, no. 1, pp. 157–167, 2015, DOI: 10.1016/j.ejor.2015.03.008.
- [68] M. G. Nejad, M. Amini, and D. L. Sherrell, “The profit impact of revenue heterogeneity and assortativity in the presence of negative word-of-mouth,” *Int. J. Res. Mark.*, vol. 33, no. 3, pp. 656–673, 2016, DOI: 10.1016/j.ijresmar.2015.11.005.
- [69] S. min Yu, Y. Fan, L. Zhu, and W. Eichhammer, “Modeling the emission trading scheme from an agent-based perspective: System dynamics emerging from firms’ coordination among abatement options,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 286, no. 3, pp. 1113–1128, 2020, DOI: 10.1016/j.ejor.2020.03.080.
- [70] A. Tversky and D. Kahneman, “Judgment under uncertainty: Heuristics and biases,” *science*, vol. 185, no. 4157, pp. 1124–1131, 1974.
- [71] J.-S. Lee *et al.*, “The complexities of agent-based modeling output analysis,” *J. Artif. Soc. Soc. Simul.*, vol. 18, no. 4, 2015, DOI: 10.18564/jasss.2897.



Lorena Cadavid es Doctora en Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Colombia – sede Medellín, Magíster en Ingeniería de Sistemas e Ingeniera Administradora. Actualmente es docente del Departamento de Ciencias Económicas y Administrativas Instituto Tecnológico Metropolitano (ITM), y del Departamento de Ciencias de la Computación y la Decisión de la Universidad Nacional de Colombia – sede Medellín. Sus áreas de investigación incluyen difusión de innovaciones, modelado y simulación basada en agentes y tecnologías limpias.



Luisa Díez-Echavarría es estudiante de Doctorado en Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Colombia – sede Medellín, Magíster en Ingeniería de Sistemas e Ingeniera administradora. Docente del Instituto Tecnológico Metropolitano (ITM), y sus áreas de investigación incluyen modelado basado en agentes y sistemas socioecológicos.



Alejandro Valencia-Arias es Doctor en Ingeniería – Industria y Organizaciones de la Universidad Nacional de Colombia – sede Medellín, Magíster en Ingeniería de Sistemas e Ingeniero administrador. Docente de la Corporación Universitaria Americana y mentor del Instituto de Investigación de la Universidad Católica los Ángeles de Chimbote. Sus áreas de investigación incluyen difusión de innovaciones, modelado y simulación basada en agentes y aceptación tecnológica.