



ugr

Universidad
de **Granada**

TRABAJO FIN DE GRADO
INGENIERÍA EN INFORMÁTICA.

Diseño de modelos de comportamiento de consumidor basados en agentes y redes sociales

Autor

Juan Francisco Robles Fuentes

Directores

Óscar Cordón García



Escuela Técnica Superior de Ingenierías Informática y
Telecomunicación

—
Granada, 5 de Julio de 2015

Diseños de Modelos de Comportamiento de Consumidor Basados en Agentes y Redes Sociales

Juan Francisco Robles Fuentes

Palabras clave: Algoritmos evolutivos, Algoritmos genéticos, Programación basada en agentes, Sistemas Inteligentes, Inteligencia artificial, Marketing viral, Modelo de consumo, Influentials¹, Difusión, Consumismo.

Resumen

Durante nuestra vida, como individuos sociales e inteligentes, tenemos que hacer frente a una gran cantidad de decisiones de diverso tipo que tienen una influencia directa en elementos tan importantes como nuestro bienestar o nuestra calidad de vida y que nos hacen evolucionar como especie.

Esta toma de decisiones no suele ser sencilla y muy rara vez depende únicamente de la percepción del individuo sobre aquello que desea adquirir (no existe un “me gusta” o un “no me gusta” fijo). Es más común que los procesos de toma de decisiones se vean afectados por muchos otros factores internos o externos al propio individuo como el éxito o fracaso de la campaña de comercialización y venta de un producto, la acogida de dicho producto en la sociedad, la opinión que tengan de él los contactos de un determinado consumidor tras adquirirlo, que esté patrocinado por alguna persona relevante para la sociedad, que tenga un éxito notable en las redes sociales o en internet, etc.

El hecho de que existan tantos factores que afectan al comportamiento de los consumidores, sumado al aumento en potencia y rendimiento de la tecnología, ha motivado la aparición de la simulación social basada en modelado con agentes que trata de estudiar y dar respuesta a los fenómenos que integran estos procesos y que reúne conceptos de diversas ramas de la ciencia como la psicología, la ciencia de redes o los procesos de marketing para tal propósito. También ha sido relevante para el avance de este método el éxito de diversos estudios y su aplicación al mundo real así como la creciente acogida que está experimentando en el ámbito comercial.

Así, en el siguiente trabajo de fin de grado, se hará uso del modelado basado en agentes con el objetivo de simular procesos de compra en entornos compuesto por productos para comprender cómo influyen sobre estos procesos diversos factores como la capacidad de comunicación de los consumidores, el valor de la utilidad y de la incertidumbre durante los procesos de compra o la topología de red usada en cada simulación. También se demostrará la importancia de la existencia de determinados sujetos tanto en las decisiones finales en el modelo como en éxito final de los productos ofertados.

En primer lugar se diseñará e implementará un modelo en el que los consumidores se encuentran conectados por distintas topologías de red y poseen un conocimiento completo del entorno en el que se encuentran.

En la siguiente fase del proyecto se comenzará a introducir incertidumbre en el modelo para hacerlo más cercano al mundo real. De esta forma, los individuos no poseerán información completa del modelo sino que, por medio del boca a boca y de sus contactos

¹ Abreviatura para los agentes con una influencia notable en la red social de la que son parte. Ver (Watts & Dodds, 2007) para una mayor comprensión del concepto.

en la red la irán adquiriendo de forma progresiva. También se incluirán distintos porcentajes de individuos influyentes en las distintas redes y se analizará su impacto sobre los procesos de difusión y compra.

Por último, se hará uso de algoritmos evolutivos para generar estrategias automáticas de marketing viral basadas en el uso de distintas métricas de análisis de redes sociales. Con este estudio se podrá comparar la mejora en el alcance de la difusión de opiniones y la compra de productos de las estrategias combinadas² con respecto al uso de técnicas simples y también se podrá analizar el impacto de las mismas en función de las distintas topologías de red consideradas y el mayor o menor número de individuos influyentes en la red.

Todas estas simulaciones se realizarán en un entorno gráfico amigable que permitirá simular distintos escenarios y obtener resultados representados de forma gráfica.

² Aquellas que utilizan medidas de la ciencia de redes sociales para definir estrategias de marketing.

Consumer Behavior Design Based on Agents and Social Networks

Juan Francisco Robles Fuentes

Keywords: Evolutionary algorithms, Genetic algorithms, Agent-based programming, Intelligent Systems, Artificial Intelligence, Viral Marketing, Consumer models, Influentials, Diffusion, Consumerism.

Abstract

Throughout our lives, as intelligent individuals, we have to deal with a lot of different kinds of decisions that directly affect such important elements as our comfort, the improving of our quality of life or that cover our basic needs.

This decision making is usually not easy and rarely depends on the individual's perception about his intended purchase (there is no "like" or "don't like fixed). Is much more common that the processes of decision making of consumers were affected by many other internal or external factors as the success or failure of the marketing and sale of a product, the reception of the product in the society, the view that the contacts of a certain consumer have after making the purchase, which is sponsored by someone relevant to society, having remarkable success in social networks or the Internet, etc.

The fact that there are so many factors that affect consumer behavior combined with the increase in power and performance of technology has led to the emergence of social simulation based on modeling agents which try to study and respond to the phenomena that make up these processes and brings together concepts from other sciences such as the science of networks, psychology or marketing processes for this purpose. There have also been relevant for the advancement of this method the success of various studies and their application to the real world as well as the growing acceptance that is experiencing in the commercial field.

Thus, in this work, we will make use of agent-based modeling with the aim of simulating agent purchase processes in environments composed by products, understand how they affect various factors such as the various network models or the importance of certain subjects to the final decisions in the model and the ultimate success of the products offered.

First, it will design and implement a model in which consumers are connected by different network topologies and have a thorough knowledge of the environment in which they find themselves.

In the next phase of the project it will begin to introduce uncertainty in the model to make it closer to the real world. In this way, individuals do not have full information of the model but they will gradually acquiring it through word of mouth and their contacts in the network. Different percentages of influential individuals will be covered under the various networks and their impact on the processes of diffusion and purchase will be analyze.

Finally, in the final stage of the project evolutionary algorithms will be used to generate automatic viral marketing strategies based on the use of different metrics of social network analysis. With this study we can compare the improvement in the scope of the combined strategies regarding the use of simple techniques and may also analyze the impact of the same in terms of the different types of network considered and the greater or lesser number of influential individuals in the network.

These simulations were conducted in a friendly graphical environment that allows simulating different scenarios and get results represented graphically.

Yo, **Juan Francisco Robles Fuentes**, alumno de la titulación Grado en Ingeniería Informática de la **Escuela Técnica Superior de Ingenierías Informática y de Telecomunicación de la Universidad de Granada**, con DNI 20078423K, autorizo la ubicación de la siguiente copia de mi Trabajo Fin de Grado en la biblioteca del centro para que pueda ser consultada por las personas que lo deseen.

Fdo: Juan Francisco Robles Fuentes

Granada a 5 de Julio de 2015.

D. **Óscar Cordón García**, Profesor del Departamento Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial de la Universidad de Granada.

Informan:

Que el presente trabajo, titulado ***Diseño de Modelos de Comportamientos de Consumo basados en Agentes y Redes Sociales***, ha sido realizado bajo su supervisión por **Juan Francisco Robles Fuentes**, y autorizamos la defensa de dicho trabajo ante el tribunal que corresponda.

Y para que conste, expiden y firman el presente informe en Granada a 5 de Julio de 2015.

Los directores:

Óscar Cordón García

Agradecimientos

A mi familia por darme todo lo necesario para llegar donde estoy hoy. A mi pareja por ayudarme a seguir adelante cuando no podía avanzar más. A las personas que he conocido durante la carrera y a mis amigos por acompañarme en este duro camino. Y, sobre todo, a aquellos que se han ido antes de que llegase este momento. Va por vosotros

Índice de contenidos.

1. Modelado basado en Agentes.....	13
a. Introducción al modelado basado en agentes.....	13
b. Fundamentos del modelado basado en agentes.....	13
c. Metodología del modelado basado en agentes.....	15
d. Aplicaciones del modelado basado en agentes.....	16
2. Modelado basado en Agentes en Marketing.....	19
a. Consumidores.....	20
b. Acciones y reacciones.....	20
c. Decisiones.....	21
d. Resultados.....	22
3. Sistemas Complejos y Redes Sociales.....	23
a. Influencia de las redes sociales en el modelado basado en agentes.....	23
b. Redes aleatorias.....	25
c. Redes libres de escala.....	26
d. Redes de mundos pequeños.....	26
e. Medidas en la teoría de redes.....	27
4. El Modelo de Janssen.....	29
a. Experimentos sobre el modelo.....	32
b. Influencia de otras redes en las simulaciones.....	49
5. Incluyendo Comunicación en el modelo.....	78
a. Efectos del “Word of Mouth” en las simulaciones basadas en agentes.....	79
b. Experimentos sobre el modelo.....	81
c. Influencia del conocimiento en las distintas tipologías de red.....	100
d. Diferencias con respecto al modelo simple.....	130
6. Optimización de Campañas de Marketing.....	132
a. Algoritmos genéticos.....	132
b. Experimentos sobre distintos tipos de redes sociales.....	138
7. Conclusiones y Valoración personal.....	147
8. Software.....	151
a. Sobre la implementación de la aplicación.....	151
b. Diagramas UML.....	152
9. Manual de Usuario.....	165
10. Bibliografía y Referencias.....	177

1. Modelado basado en Agentes.

a. Introducción al modelado basado en agentes.

La simulación social basada en modelado con agentes (Agent-based Modeling o ABM³) es una técnica que permite la simulación de acciones e interacciones entre individuos autónomos dentro de un entorno y que permite estudiar y determinar qué efectos producen en el conjunto del sistema. Como técnica, combina propiedades de la teoría de juegos, sistemas complejos, sociología computacional, sistemas multi-agente y programación evolutiva. (Pavón Mestras, López Paredes , & Galán Ordax, 2012).

Esta técnica, junto a la dinámica de sistemas, tiene el potencial de complementar modelos no formales de sistemas complejos y modelos matemáticos abstractos que dependen de múltiples variables. Muy a menudo, la representación de sistemas complejos carece del rigor formal necesario para valorar su coherencia lógica e impide el poder generalizar a partir de ellos mientras que los modelos matemáticos suelen ser poco realistas debido a las fuertes restricciones que son necesarias para poder resolverlos e interpretarlos. El uso de técnicas de modelado computacional como la simulación basada en agentes nos aporta el potencial necesario para construir modelos capaces de combinar la parte descriptiva de los modelos verbales con el rigor formal de los modelos matemáticos más abstractos.

b. Fundamentos del modelado basado en agentes.

A muy alto nivel, los modelos desarrollados por medio de esta técnica simulan la interacción de entidades múltiples (agentes) en un intento de recrear y predecir las acciones por las que se producen fenómenos complejos. Para un mayor entendimiento, su funcionamiento podría resumirse en el desarrollo de procesos de emergencia desde el nivel más elemental (micro efectos⁴) hacia un nivel más global (macro efectos⁵).

La construcción de modelos del mundo real puede seguir varios propósitos como el verificar y probar las propiedades de un determinado producto antes de su comercialización. Se podría afirmar que todos construimos modelos, más o menos sencillos, de la realidad que nos rodea con el objetivo de tomar decisiones, modelos que intentamos validar continuamente para asegurar su fiabilidad y aplicabilidad para nuestro beneficio. El modelado es, en definitiva, un proceso de abstracción de la realidad que nos permite entender los principios que la regulan y los fenómenos observados.

La característica principal del modelado basado en agentes es la construcción de modelos a partir de la identificación de las entidades que participan en el sistema,

³ Tipo de metodología de programación que permite la simulación de acciones e interacciones de individuos autónomos dentro de un entorno para determinar qué efectos producen en el conjunto del sistema. Ver (García-Valdecasas, 2011).

⁴ Aquellos efectos que tienen lugar a nivel de agente.

⁵ Aquellos que surgen tras los cambios producidos por la acumulación de micro efectos y que tienen un alcance global perceptible en el sistema.

los agentes, y las interacciones que tienen lugar entre ellas. Por tanto, para la correcta implementación del modelo es necesario observar con detalle el sistema de estudio, evitar simplificaciones tales como la agrupación de entidades o considerar sólo una serie de individuos representativos. También se debe ser muy cuidadoso con las interacciones entre las partes del modelo y se debe evitar a toda costa reducir la simplicidad de las mismas. Estas reglas diferencian a esta técnica de otros modelos que también buscan estudiar sistemas complejos.

En un modelo basado en agentes se deben identificar claramente los tipos de agentes que representan las entidades significativas del sistema, sus relaciones e interacciones y el entorno en el que están inmersos.

Los agentes que forman y dan vida a los modelos actúan siguiendo percepciones o intereses como beneficios económicos, objetivos profesionales o alcanzar un determinado status social con un conocimiento limitado del medio. Este conocimiento y el hecho de que se encuentren en un medio limitado les proporcionan la capacidad de experimentar procesos de aprendizaje, adaptación al medio y reproducción en el mismo.

Sus características son muy diversas y dependen del tipo de sistema a modelar, aunque destacan las siguientes:

- Representan **entidades identificables con significado y funciones dentro del sistema**, con un conjunto de características y reglas que gobiernan tanto su comportamiento como su capacidad de toma de decisiones.
- Son **autónomos**. Los agentes deciden independientemente sus acciones teniendo en cuenta los objetivos que persiguen y en conocimiento del que disponen en cada momento. Normalmente, un agente no posee un conocimiento completo del sistema, lo que añade un grado de incertidumbre al mismo, además de que sus acciones pueden no surtir el efecto deseado por la acción concurrente del resto.
- Tienen la **capacidad de adaptar su comportamiento a las circunstancias** basándose en su conocimiento y su experiencia. Por tanto, deben estar dotados de una memoria.
- Tienen una serie de rasgos que les sirven para **reconocer y distinguir a otros agentes** (grado de importancia en la red social a la que pertenecen, tener distintos rangos dentro del modelo, etc.). Estas características diferenciadoras permiten que los agentes puedan interactuar de distinta forma con unos agentes u otros dependiendo de cómo los categorizan por sus rasgos o afinidades, lo que da lugar a diferentes comportamientos dentro del modelo.
- Están situados en un entorno en el que **pueden moverse e interactuar con otros agentes**.

El tipo y comportamiento de los agentes de un modelo depende del problema que se esté estudiando. Por ejemplo, algunos estudios que hacen uso de la metodología basada en agentes se han centrado en el estudio de la regulación del tráfico en determinadas zonas de un país o en ciudades con gran importancia industrial y económica. Para ello, han tenido que identificar los tipos de vehículos que circulan por las vías (coches, taxis, autobuses, vehículos dedicados al transporte de mercancías, al transporte escolar o sanitario), los elementos del entorno (semáforos,

zonas de ocio), el entorno en el que se moverán los vehículos (autovías, calles, carreteras, cruces, avenidas), las características que identifican a cada agente en el modelo (matrícula de cada vehículo), sus propiedades específicas (velocidad, dimensiones, origen, destino o las vías por las que les está permitido circular) y otras características adicionales al comportamiento de los conductores (como el tipo de conducción). Existirán, además, otros factores que afectan al comportamiento de los agentes como la jornada laboral, horarios de ida y vuelta al trabajo, etc.

Además, es necesario especificar la forma que tienen los agentes de interactuar, las reglas de conducción, los tiempos de control de tráfico de los semáforos y simular escenarios con distintas poblaciones de agentes. El resultado final de estos sistemas permite visualizar la circulación en varias situaciones para analizar la repercusión que tendría el aplicar mejoras sobre el sistema actual y medir su impacto. En definitiva, son una herramienta muy útil para predecir lo beneficioso que sería un cambio sobre un modelo antes de realizarlo.

Con respecto a otras técnicas, tal y como se comentó anteriormente, el MBA permite definir modelos sin necesidad de establecer teorías o mecanismos complejos. A groso modo, se representan las entidades más básicas del sistema de estudio y se observa su comportamiento cuando interactúan. Además de la sencillez conceptual de esta técnica, existen otras ventajas asociadas. Las entidades pueden comportarse de formas muy diversas, algo contrario a la homogeneidad a la que están restringidos los métodos analíticos clásicos. Otra característica importante es que los agentes pueden adaptarse y aprender, modificando su comportamiento algo que no es habitual en los métodos clásicos. La flexibilidad de estos modelos es, en definitiva, su principal baza ya que es un aspecto crucial para tratar sistemas sociales dinámicos como los que nos rodean cada día.

c. Metodología del modelado basado en agentes.

La complejidad de los modelos que se desarrollan en la actualidad requiere de la colaboración de amplios equipos interdisciplinarios que sean capaces de abordar el problema evitando restar realismo al modelo. De esta forma, se puede obtener un modelo bien fundado y sólido sobre el que poder inferir por medio de la simulación.

El proceso requiere, como mínimo, las siguientes etapas:

- **Abstracción del sistema de estudio para identificar el contexto y propósito del modelo.** Es una etapa fundamental ya que las posteriores abstracciones del modelo que se lleven a cabo estarán dirigidas por los objetivos del estudio que se quiera realizar (planes de negocio, comportamiento de seres vivos). Esta tarea sería una responsabilidad de los expertos del dominio.
- **Diseño y especificación del modelo basado en agentes.** En esta fase se da forma al modelo y completarlo. La especificación dada por los expertos suele contener ambigüedades o aspectos que no están definidos de forma clara). En esta fase, el diseñador del modelo se debe apoyar en el paradigma de agentes.
- **Transformación** del modelo abstracto en un modelo computacional que se adapte a las características de la simulación basada en agentes.
- **Programación** del modelo.

- **Inferencia u obtención de las conclusiones** obtenidas tras la simulación del modelo. Este proceso involucra la obtención de los resultados de las simulaciones del modelo.
- **Análisis de resultados** que permita verificar el comportamiento del modelo computacional.
- **Interpretación y validación** del modelo. Suele ser un proceso costoso, debido en gran parte a la difícil interpretación de los resultados del modelo.
- **Aplicación** al sistema de estudio.

d. Aplicaciones del modelado basado en agentes.

El número de aplicaciones del modelado basado en agentes va en aumento, especialmente durante la última década aunque el número de casos de estudio de problemas reales es aún reducido debido a la existencia de importantes limitaciones a la hora de construir modelos realistas (se necesitan grandes equipos de diversas disciplinas para construirlos y fuentes de información fidedignas para configurar las condiciones del entornos y aplicarlas al problema objeto de estudio). Aun así, un informe del Global Science Forum de la OCDE⁶ se hacía eco hace poco tiempo del amplio abanico de oportunidades que supone el uso de esta técnica de modelado en ámbitos de política económica, seguridad ciudadana, gestión de sistemas de salud y protección medioambiental.

A continuación se señalan algunos resultados de la aplicación de los MBA en distintos campos de estudio (Bonabeau, 2002):

- **Gestión de recursos naturales.**

Destacan los trabajos realizados en el área de Ecología. Estos avances son consecuencia del desarrollo de la Teoría de la Ecología de las Poblaciones en los años 70, en la que se aborda el estudio de muchos ecosistemas a partir de las interacciones entre los individuos que los habitan. De hecho, en este campo científico el modelado basado en agentes se conoce también como modelado basado en individuos.

Junto con los modelos de evolución natural de los ecosistemas, otra línea de investigación activa ha sido el análisis de las interacciones entorno-sociedad y su evolución como consecuencia de diferentes políticas.

Un caso destacado de aplicación del MBA en este campo es la gestión de los recursos hídricos. Modelos para estudiar políticas de oferta y demanda de la gestión del agua potable en áreas metropolitanas, para estudiar los efectos de posibles inundaciones, y la gestión de cuencas hidrológicas son algunos casos de estudio de gran impacto.

Otros modelos interesantes están más relacionados con el estudio de la gestión del suelo, las dinámicas urbanas y comerciales en un territorio, la

⁶ El Global Science Forum es un espacio para consultas entre altos funcionarios de política científica de los países miembros de la OCDE. Produce resultados y recomendaciones de acción en temas de política científica de alta prioridad que requieren cooperación internacional e identifica las oportunidades de colaboración en importantes empresas científicas.

integración de usos agrícolas en el medio urbano, la flora y fauna y los estudios de la influencia del hombre sobre el cambio climático.

- **Organización y gestión de sistemas socio-físicos.**

En este campo se encuentran todos aquellos desarrollos relacionados con los sistemas creados por el hombre y su interacción como la gestión del tráfico, la gestión de situaciones de riesgo y de respuesta rápida o estudios en cadenas de suministro.

Las cadenas de suministro, además, no representan sistemas aislados sino que muchos de los agentes que intervienen en una cadena lo hacen de forma simultánea en otras cadenas que se corresponden con diferentes sistemas de valor. Y no sólo los operadores logísticos, sino que muchas empresas aprovechan economías de gama para desarrollar múltiples productos que se corresponden con diferentes sistemas de valor. Por este motivo, las cadenas de suministros son sistemas interrelacionados (lo que pasa en uno se transmite y afecta a otros de manera que el comportamiento emergente del sistema combinado es desconocido).

Algunos modelos trabajan sobre el concepto de empresas virtuales y otros optan por trabajar con factorías inteligentes en las que los diferentes subsistemas de la organización (producción, logística y comercialización) pueden ser diseñados para optimizar el desempeño global de las tareas a partir de la simulación computacional.

En el ámbito de la gestión del tráfico, algunos sistemas se han diseñado para estudiar y diseñar infraestructuras más eficientes para el tráfico urbano aunque también existen otras aplicaciones para la gestión del tráfico aéreo, modelos de evacuación de edificios en casos de incendio y modelos de gestión de flotas de transporte.

- **Economía.**

La utilización de agentes software para el estudio de procesos económicos representa en la actualidad uno de los campos uno de los más atractivos de la denominada Economía Computacional. Por tanto, los modelos diseñados usando este paradigma abordan temas que van desde procesos de competición y cooperación en sistemas de mercado, costes de transacción, racionalidad limitada, información e incertidumbre o macroeconomía. A pesar de esto, el mayor número de los modelos basados en agentes en economía se ha desarrollado en el ámbito de los mercados financieros (como el Santa Fe Artificial Stock Market (LeBaron, 2002)), aunque no disponen de capacidad predictiva o es muy limitada hasta la fecha.

Una de las áreas más prometedoras en esta línea es el desarrollo institucional ya que se puede analizar la eficacia económica de las instituciones, revisar la regulación y validar el modelo propuesto antes de su puesta en funcionamiento.

- **Difusión de opiniones.**

En este campo, el MBA se aplica a casos en los que las personas de un determinado entorno se encuentran influenciadas por su contexto social, es decir, por aquellos que los rodean. Aunque se ha dedicado mucho esfuerzo y atención académica a este campo son pocas las aplicaciones que se han desarrollado, debido en gran medida a la naturaleza de las variables y la dificultad a la hora de medir los parámetros que las definen. La simulación social no ha tenido mucho éxito en los negocios porque los estudios realizados en este campo se han volcado más en usar el modelado basado en agentes como una herramienta predictiva antes de usarlo como una herramienta de aprendizaje. Por ejemplo, un especialista en marketing podría aprender y estudiar las características de los clientes que consumen productos de la empresa para la que trabaja y así comprender mejor la clase de personas que atrae su producto. Por el contrario, predecir y cuantificar los beneficios que se obtendrían a partir de algo intangible como el comportamiento del consumidor sería difícil y no podría asegurarse el aumento de los beneficios en las ventas mediante la simulación de su entorno. Aun así, siguen obteniéndose muchas ventajas usando MBA sobre contextos empresariales como, por ejemplo, el desarrollo de mundos sintéticos formados por agentes para intentar predecir cuándo y cómo se producen éxitos cinematográficos como *Titanic* o *Avatar* (Farrell, Twentieth Century Fox).

2. Modelado basado en Agentes en Marketing.

El marketing ha evolucionado mucho en los últimos años y siempre ha tenido un objetivo bien definido, convertir al cliente en el centro de la empresa y poder satisfacer sus necesidades.

La clave para poder cumplir este objetivo es saber cómo se va a comportar el cliente frente al lanzamiento de productos, cuál va a ser el planteamiento y las estrategias a llevar a cabo en las campañas de marketing, adaptarse a las nuevas tendencias sociales, etc. Para poder explorar y comprender este comportamiento de consumidor se han desarrollado diversas técnicas, unas más antiguas (como los modelos analíticos usados normalmente en economía para establecer una relación entre la demanda de los clientes potenciales con los precios, la publicidad y otras variables asociadas al marketing) y otras más actuales como la simulación de mercados haciendo uso del modelado basado en agentes.

Metodologías como el MBA se nutren de la información que se obtiene de los clientes mediante métodos tradicionales como cuestionarios o encuestas a través de los cuales encuentran una vía para manejar un conocimiento real de las preferencias de los clientes, o de las grandes cantidades de datos que se obtienen de diversas fuentes de impacto en la sociedad actual tales como la web, las redes sociales, los teléfonos inteligentes, la localización vía satélite, etc. Estos últimos modos de recabar información nos aportan también la posibilidad de encontrar patrones de conducta y relaciones entre las variables muy útiles para realizar futuras predicciones. Por ejemplo, plataformas de comercio electrónico como [Amazon](#), [Aliexpress](#) o [Ebay](#) personalizan sus ofertas a los usuarios gracias a los datos que almacenan de ellos (últimas compras, productos más visitados, webs visitadas, tipos de productos consultados, etc.). Este control y explotación de la información adquirida mediante el uso de Big Data Mining⁷ y analítica predictiva parecen ser las grandes tendencias para las empresas e instituciones en el futuro así como para grandes oportunidades de empleo.

Sin embargo, tal y como se comentó en el apartado anterior, todas estas técnicas parten de un enfoque que se centra en lo global para estudiar la base (la parte simple de los sistemas) que cojea a la hora de modelar el comportamiento de agentes individuales, observar cómo interactúan entre ellos y estudiar los fenómenos globales que emergen del conjunto de individuos que es justamente lo que se consigue haciendo uso de la simulación de modelos basados en agentes.

Trasladado el concepto de MBA a marketing se pueden simular a las empresas o a los clientes mediante agentes con atributos y comportamientos definidos. Se puede estudiar la adopción de una nueva serie televisiva en una red de agentes influenciados por el número de conocidos de su entorno que la siguen. De esta forma se consiguen simulaciones que nos permiten ver la evolución de los espectadores de la serie en función del comportamiento simultáneo de miles de agentes.

Al final, los procesos económicos y empresariales no son más que la suma de millones de individuos tomando decisiones, comunicándose e interactuando y el MBA es la técnica que nos permite acercarnos a esa realidad, entenderla y simularla sin tener en cuenta su complejidad.

⁷ Campo de las ciencias de la computación referido al proceso que intenta descubrir patrones en grandes volúmenes de conjuntos de datos. Ver <http://www.uoc.edu/web/esp/art/uoc/molina1102/molina1102.html>

a. Consumidores.

Para comenzar a entender lo que hace la gente es necesario comprender la forma en la que piensan (Macy & Willer, 2002). Nuestro pensamiento es la parte primordial en el estudio del comportamiento consumista aunque luego aparecen partes que lo complementan como el entorno que nos rodea y los medios de comunicación que nos transmiten información.

Algo que hay que tener muy claro a la hora de desarrollar modelos de simulación basados en agentes para marketing es que no sabemos cuándo una persona, anuncio, mensaje o experiencia provocan una respuesta emocional pero sí que somos capaces de dar una primera aproximación del proceso que produce estas reacciones.

El papel de los agentes en los MBA orientados a marketing es muy variado y, como se comentó en ejemplos anteriores, depende del caso de estudio, aunque existen cinco características comunes a cada uno de ellos:

- **Disponen de un entorno.**
- **Tienen una memoria limitada.**
- **Disponen de personalidad.**
- **Manejan sus propias opiniones.**
- **Tienen conocimiento de su entorno y de lo que hay en él.**

Todas las personas reunimos estas características aunque varían entre unas personas y otras (algunas personas tienen una personalidad más abierta y hacen un mayor uso de su entorno para tomar decisiones, otras tienen un don para usar su conocimiento del entorno para tomar mejores decisiones, etc.).

Todas las decisiones que tomamos están influenciadas de una forma u otra por el lugar en el que estamos, al que vamos y del que venimos, lo que sabemos, lo que sentimos y la forma en la que se manifiestan dichos sentimientos.

Esto no implica que nos comportemos de forma predecible y racional. Nuestros cerebros son máquinas que trabajan con cantidades ingentes de información la cual procesan en paralelo, dependemos mucho del tiempo y no somos capaces de calcular todas las posibles situaciones, contras o beneficios de cada una de nuestras elecciones. En la gran mayoría de los casos, las diferencias entre las elecciones no son claras, dependen de muchos factores, la frontera entre ellas es difusa y no somos capaces de encontrar una vía óptima para calcular el producto que más nos beneficiaría.

b. Acciones y reacciones.

Como agentes consumidores, nos activamos a partir de eventos (causas externas como terremotos o por sistemas sociales como anuncios de radio o recuerdos de experiencias agradables del pasado). La reacción y el comportamiento de los agentes ante estos eventos dependen de las cinco características principales de los agentes consumidores anteriormente mencionadas. Como resultado de sus reacciones, los agentes influyen sobre otros agentes y sobre las características de estos (a las que modifican, por ejemplo, mediante comentarios negativos).



Ilustración 1: consumidores.
Obtenida de <http://www.environment.ucla.edu/ccep/>



Ilustración 2:
acciones/reacciones

Así, en un sistema social, tenemos unas reacciones ante unos estímulos dados que dependen completamente de nuestras características y que resultan en acciones que influyen de una manera u otra en el entorno (ya sea a alto nivel como, por ejemplo, aconsejar no comprar un producto a alguien que muestra un alto grado de confianza hacia ti como un familiar o amigo o como parte de un bajo nivel, que derivará en un macro efecto en el futuro como cambiar de marca de zapatillas deportivas o de portátil). Las acciones y reacciones que se mencionan en este apartado son un elemento esencial en el modelo que queremos construir ya que serán el motor de los cambios que en él se producen.

c. Decisiones.

El paso definitivo que tiene que dar una persona como consumidor o los agentes como modelos de dichos consumidores está muy claro; tienen que decidir.

Nuestro mecanismo de toma de decisiones se ha adaptado al mundo del consumo y del marketing en forma de tres bloques bien diferenciados que relacionan nuestra memoria y nuestras opiniones con nuestro comportamiento. Estos son:

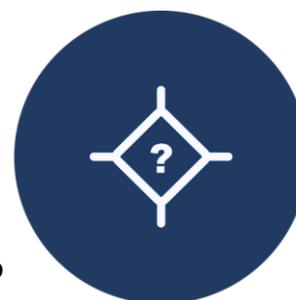


Ilustración 3: decisiones

- **Preferencias: aquello que queremos.**

Siempre buscamos algo que cubra alguna de nuestras necesidades en nuestras vidas, ya sean personas, productos o servicios. Cuando evaluamos alternativas como personas, solemos dar más valor a unas características o atributos de aquello que buscamos frente a otras. Así, podemos dar más peso para nuestra decisión final a la apariencia de un coche antes que a la fiabilidad, su consumo o su seguridad.

Esta característica es muy importante para el modelo final ya que es la causante de que un producto final triunfe, que se extienda entre los consumidores y cree un efecto viral ya que dependerá de que se haya convertido en preferencia de muchas personas.

- **Percepciones: nuestras ideas y opiniones sobre aquello que es mejor.**

Todos tendemos a pensar que nuestras percepciones son las correctas pero en realidad son resultado de la mezcla de nuestra historia personal, la información de la que disponemos y de las modas.

Aunque nuestras percepciones no sean acertadas, son lo único que tenemos y, por este motivo, son importantes para poder guiar nuestras decisiones. La existencia de percepciones inexactas y las realidades que aportan a nuestro comportamiento suponen un gran reto para los expertos en marketing. Son, por así decirlo, la puerta de entrada y el comienzo de nuestros gustos.

- **Conocimiento: todo aquello que conocemos acerca de los productos, marcas o personas que pueden satisfacer aquello que buscamos.**

Tener percepciones y preferencias es bueno, pero si los consumidores no son conscientes de los productos que existen no podemos avanzar.

Los grandes objetivos para el marketing son obtener vías de entrada a la consciencia de las personas, captar mejor su atención y conseguir que propaguen el mensaje de su marca.

Los mecanismos, medidas y procesos por los que los humanos acumulamos, retenemos y perdemos conocimiento han sido el foco de muchos estudios en comportamiento económico, neurociencia, psicología y ciencias cognitivas y los resultados obtenidos han hecho posible que podamos comprender la forma que tenemos de aprender, recordar y recopilar información. Dos conclusiones han sido de mucha ayuda para adaptar el comportamiento de los individuos al modelado basado en agentes; nuestra atención es finita debido en gran medida a la gran variedad de tareas que tenemos que realizar de forma simultánea y tenemos una clara tendencia a olvidar.

d. Resultados.

Desde la perspectiva de los mercados, es necesario saber qué partes de la información tienen efecto en el comportamiento humano, la manera en la que afectan a su memoria y cómo terminan siendo finalmente comportamientos de consumo.

Combinando nuestro creciente conocimiento sobre cómo se organiza y responde la mente a la realidad con los principios del MBA, las redes y sistemas complejos, productos y comportamiento competitivo estamos preparados para conectar la forma en la que trabajamos con las acciones que realizamos.

Podemos transformar los tres grandes aspectos de la mente (preferencias, percepciones y conocimiento) en decisiones de compra y medir no sólo las ventas obtenidas de un determinado producto o el resultado de un plan comercial sino las acciones derivadas del comportamiento de los consumidores como la difusión de sus opiniones o sus reacciones.

Aunque sea algo obvio, es muy importante tener en cuenta que las personas no pensamos como ordenadores. Nosotros vemos, experimentamos, escuchamos, sentimos y creemos por lo que debemos ser conscientes de lo difuso que resulta nuestro nivel de racionalidad.



Ilustración 4: resultados

3. Sistemas Complejos y Redes Sociales.

Las redes sociales son la base del modelado basado en agentes ya que representan las conexiones entre los agentes que forman los sistemas a estudiar y tienen un gran peso en la influencia de estos. No sólo son la base sino que también son muy útiles para estudiar comportamientos emergentes en los sistemas que creamos, utilizarlas para comprobar cómo cambia el comportamiento del modelo en función de la estructura de la red o medir el impacto que tiene ésta en los resultados obtenidos.

a. Influencia de las redes sociales en el modelado basado en agentes.

En los sistemas simulados mediante el modelado basado en agentes no basta con la única incorporación de los agentes para la toma de decisiones; la estructura de las redes donde se lleva a cabo la difusión de las opiniones y el diálogo entre los agentes influye poderosamente en el funcionamiento del sistema. Así, la simulación basada en agentes y el análisis de redes sociales se unen para explicar la aparición de distintos fenómenos biológicos, culturales, sociales o históricos como, por ejemplo, cómo ha sido posible que las ideas del cristianismo (frente a otras religiones) se propagasen por todo el Imperio romano hasta llegar a convertirse en una de las religiones más importantes de la historia. Igualmente, estos tipos de modelos pueden ayudar a explicar la bipolaridad del mundo durante el período de la guerra fría o por qué razón la implantación de tecnologías de generación de energía renovable es más rápida en ciertas zonas de Europa que en otras.

Refiriéndose a las relaciones entre personas o agentes, que es lo que se necesita en el sistema que se quiere modelar en este trabajo de fin de grado, se pueden encontrar distintas aplicaciones del MBA junto a las redes sociales. Por ejemplo, se pueden encontrar aplicaciones centradas en el estudio de las redes de relaciones románticas y de contactos sexuales entre jóvenes para evitar, por ejemplo, el contagio y la propagación del sida. De este modo, se han propuesto diferentes mecanismos teóricos sobre el comportamiento de los jóvenes para explicar cómo surgen y cómo se mantienen las redes románticas y sexuales.

Gracias a la unión de la simulación basada en agentes y las redes complejas y sociales se han podido crear modelos para tratar de explicar acertadamente los macro-resultados que se producen en ellos. Otros autores, por citar otros ejemplos, han desarrollado modelos abstractos basados en agentes que ponen de manifiesto la importancia de la estructura de las redes sociales en la difusión de distintas opiniones a través de dichas redes (Janssen & Jager, *Simulating Market Dynamics: Interactions between Consumer Psychology and Social Networks*, 2003).

Por ejemplo, dada la ausencia de datos empíricos completos sobre redes sociales complejas en las que pueden estar implicados millones de agentes, se puede utilizar la simulación para estudiar el impacto de la estructura de dichas redes sobre los procesos dinámicos que tienen lugar dentro de ellas.

La colaboración entre dichos métodos de investigación permite, a su vez, el análisis de las relaciones entre la acción y la estructura desde nuevos puntos de vista. Muchos experimentos de laboratorio no tienen en cuenta, desde un punto de vista sociológico, el potencial efecto de los agentes en las estructuras sociales, es decir, consideran a los agentes como elementos aislados que únicamente se relacionan con el resto de los

agentes por encuentros casuales. Así pues, dichos experimentos no tienen en cuenta la estructura de interacción entre los agentes. Por el contrario, otros modelos basados en agentes analizan el impacto de las estructuras de las redes sociales en las que los agentes están inmersos sobre multitud de variables de interés sociológico (confianza, cooperación, difusión de creencias, reputación, normas sociales, capital social, etc.), pero sin verificar empíricamente los resultados sobre el comportamiento de los agentes. Uniendo ambas perspectivas, algunas investigaciones tratan de encontrar un camino entre la sociología experimental y la sociología computacional. Para ello construyen modelos empíricos basados en agentes donde los agentes computacionales se comportan de manera significativamente similar a como lo hacen los agentes reales en los experimentos realizados en laboratorio. Posteriormente, dichos modelos exploran estructuras complejas de interacción entre los agentes que difícilmente pueden llevar a cabo en los estudios de campo. De esta manera, dichos modelos pueden analizar los efectos de tales estructuras sobre diferentes variables sociales. El problema de estos modelos es que utilizan estructuras de interacción poco plausibles.

Por tanto, es necesario el uso de estructuras complejas de redes (Zaidi, Sallaberry, & Melançon, *Generating Artificial Social Networks with Small World and Scale Free Properties*, 2012) para infundir más realismo a los modelos empíricos basados en agentes. Hay muy pocos estudios en los que se haga referencia al análisis tradicional de redes focalizado en redes sociales simples y pequeñas de decenas o centenares de nodos, sino al análisis actual centrado en redes complejas y enormes con miles o millones de nodos. Se podrían mencionar algunas razones por las cuales el análisis de redes y la simulación social no han tenido mucho contacto entre ellas hasta hace muy pocos años. Los sociólogos, por un lado, han utilizado generalmente la simulación social como una herramienta teórica para desarrollar experimentos mentales muy abstractos para explorar los posibles mecanismos subyacentes a los cambios sociales; y, por otro lado, han empleado a menudo el análisis de redes como mero instrumento de análisis empírico. Sin embargo, se trata ahora de conectar dichas herramientas para tratar de aportar más realismo a los modelos basados en agentes a partir de los datos cuantitativos de las redes sociales complejas. Así, con la unión de MBA y redes se obtienen estudios con resultados tanto en experimentos de laboratorio como en el análisis de redes. Dichos modelos son un terreno muy apropiado para el estudio de la evolución de las acciones de los agentes consumidores y las dinámicas de las estructuras de las redes sociales, pudiendo extender los resultados de los experimentos y del análisis de redes más allá de los límites del laboratorio. De esta forma, tales modelos pueden investigar cómo ciertos comportamientos de los agentes afectan a la dinámica de redes y, a su vez, cómo dicha dinámica de redes influye en tales comportamientos. Por ejemplo, se podría analizar la importancia del grado de libertad de los agentes en la elección de pareja, amigos, compañeros o vecinos, es decir, la capacidad de los agentes para romper y crear vínculos en la evolución de la estructura de las redes sociales, así como la evolución de las elecciones. De esta manera, sería posible realizar un análisis del vínculo entre las preferencias del consumidor y el comportamiento de las empresas en mercados competitivos o en monopolios, o sobre las relaciones entre la reputación de los agentes y la selección de pareja en diversos contextos culturales mediados por distintas normas sociales. Además, este vínculo entre simulación, experimentación y análisis de redes no está limitado a la creación de modelos basados en agentes, también sería posible verificar en el laboratorio o mediante el análisis de redes los resultados extraídos de tales modelos.

En resumen, son muchas las ventajas de combinar el análisis de redes y modelos basados en agentes para diseñar modelos empíricos de la realidad: los experimentos de laboratorio proporcionan datos sobre el comportamiento de los agentes y el análisis de

redes suministra información acerca de la estructura de interacción entre los agentes sobre los que construir dichos modelos. Tales modelos (una vez construidos) pueden explorar situaciones sociales más complejas que las llevadas a cabo en el laboratorio o por el análisis de redes y pueden ser usados en futuros experimentos reales. Por último, merece la pena mencionar que estos modelos que aquí se mencionan abren la puerta del análisis de las relaciones entre las acciones de los individuos y las dinámicas de las redes donde se encuentran inmersos desde nuevas perspectivas.

b. Redes aleatorias.

Las redes aleatorias se conocen en teoría de grafos como modelo **Erdős–Rényi** por aparecer en un estudio realizado por los matemáticos **Paul Erdős** y **Alfréd Rényi** y representan uno de los métodos empleados en la generación de grafos aleatorios. Este modelo de redes se basa en que un nuevo nodo se enlaza con igual probabilidad con el resto de la red y, por consiguiente, posee una independencia estadística con el resto de nodos de la red. En la actualidad representa una base teórica en la generación de otras redes.

Para comprender conceptualmente el modelo diseñado por **Erdős–Rényi**⁸ podríamos consideramos N nodos distribuidos de forma aleatoria en una red sin enlaces. Dicha red comenzaría a unirse enlazando dos nodos cualesquiera y, en pasos posteriores, se irían enlazando aleatoriamente otras parejas de nodos (descartando aquellos nodos que ya se encuentren enlazados). Repitiendo el proceso un número M de veces, habremos establecido como máximo M enlaces entre las parejas de nodos. Así, si M es un valor pequeño con respecto al valor total de nodos muchos de los nodos se encontrarán aislados (desconectados del resto) y otros estarán formando pequeñas islas.

Por el contrario, si M es grande en comparación con el número total de nodos, es muy probable que casi todos los nodos se encuentren conectados entre sí formando una única componente gigante. Cuando se da esta forma de enlace entre los nodos, aparecen propiedades específicas en la distribución de grado P(k) como, por ejemplo, que sigue la forma de una **distribución de Poisson**⁹. Durante muchas décadas a partir de los años 1950 se pensó que las redes con esta característica eran las más adecuadas para describir ciertas redes complejas y pronto se vio que no era del todo cierto.

Medidas básicas.

- Número de enlaces: $N_p = \binom{n}{2} = \frac{N(N-1)}{2}$
- Probabilidad de conexión: $p_c = \frac{M}{N_p} = \frac{2M}{N(N-1)}$

⁸ Ver en [https://es.wikipedia.org/wiki/Modelo_Erdős–Rényi](https://es.wikipedia.org/wiki/Modelo_Erd%C3%B6s%E2%80%93R%C3%A9nyi)

⁹ Ver en [https://es.wikipedia.org/wiki/Distribución de Poisson](https://es.wikipedia.org/wiki/Distribuci%C3%B3n_de_Poisson)

c. Redes libres de escala.

Las redes libres de escala son un tipo específico de red compleja en las que se pueden apreciar una minoría de nodos con un gran número de enlaces a otros nodos mientras que en el resto de los nodos que forman la red el grado de conexión es bastante bajo.

Este modelo de red compleja surgió durante un estudio encabezado por **Lászlo Barabási**¹⁰ y sus colaboradores de la Universidad de Notre Dame en el que implementaron un mapa de la Web. Durante el estudio observaron que la web no presentaba una distribución del grado de conectividad usual sino que existían unos pocos nodos, a los que llamaron "Hubs"¹¹, que estaban mucho más conectados que el resto.

En general, encontraron que la probabilidad $P(k)$ de que un nodo de la red estuviera conectado con k nodos era proporcional a $k^{-\gamma}$, es decir, a la ley de la potencia en el que el exponente γ depende del tipo específico de red. Para la mayor parte de los sistemas se encontró que dicho parámetro se encontraba comprendido en el rango $2 < \gamma \leq 3$. Cuando $\gamma \leq 2$, la varianza de la distribución del número de enlaces por nodo es infinita.

d. Redes de mundos pequeños.

Una red de mundo pequeño es un tipo de grafo para el que la mayoría de los nodos no son vecinos entre sí y en el que, sin embargo, la mayoría de los nodos pueden ser alcanzados desde cualquier nodo origen a través de un número corto de saltos entre ellos. En el caso de una red social, donde los nodos representan personas y los enlaces son las relaciones entre estas personas, se puede decir que captura muchos de los fenómenos de las redes de mundo pequeño. En el mundo real, las redes de mundo pequeño son muy frecuentes como por ejemplo la topología de Internet. Este hecho ha hecho posible la aplicación de este tipo de redes en diferentes áreas de la ciencia como el modelado de redes sociales, biología, epidemiología, etc.

Este tipo de red nació en los años 1960 cuando el psicólogo **Stanley Milgram** empezó un experimento conocido como "experimento del Mundo Pequeño"¹² en la Universidad de Harvard, llegando a la conclusión de que se podía conectar a dos personas en Estados Unidos con tan solo seis saltos de media, fenómeno que se denominó: seis grados de separación. En este experimento se empezó la investigación de una cierta categoría de redes de mundo pequeño.

Años más tarde, en 1998, los matemáticos **Duncan Watts** y **Steven Strogatz** llevaron a cabo un estudio centrado en el análisis de redes concentrándose en cierto tipo de grafos aleatorios que mostraba propiedades de conectividad peculiares. En su estudio, Watts y Strogatz mostraron que las redes se podían clasificar en función de dos parámetros: el coeficiente de agrupamiento (o coeficiente de clustering¹³) y la distancia media de la red. Watts y Strogatz propusieron un modelo de redes de mundo pequeño a partir del modelo de red aleatoria propuesto por Erdős-Rényi que se caracteriza por:

- Un valor pequeño para el camino mínimo entre nodos.
- Un valor alto para el coeficiente de clustering.

¹⁰ Más información sobre su obra en <http://www.barabasi.com/index.php>

¹¹ Nodos con una gran cantidad de enlaces dentro de una red.

¹² Información ampliada en <http://bluechip.ignaciogavilan.com/2011/10/un-poco-de-teoria-sobre-mundos-pequenos.html#.VZFfXvntIBc>

¹³ Medida de la tendencia al agrupamiento de los nodos de un grafo.

La primera descripción del modelo de Watts y Strogatz puso en evidencia que había una gradación entre lo que se puede denominar un “mundo grande” (un retículo) y un grafo aleatorio (totalmente desordenadas), entre estos dos extremos estaban las redes de mundo pequeño. En el año 1999, se empezaron a describir muchas propiedades de las redes de mundo pequeño tras los estudios de Barthelemy y Amaral.

La generación de redes de mundos pequeños se centra en dos propiedades:

- El fenómeno del mundo pequeño: cualesquiera dos nodos de la red se comunican por un camino de nodos intermedios relativamente pequeño. Comprobando que la distancia máxima entre dos nodos crece logarítmicamente con el número de nodos en la red.
- Poseen valores altos de coeficiente de agrupamiento: si dos nodos no están conectados directamente entre sí existe una gran probabilidad de que conecten mediante la intervención de otros nodos.

El efecto de los mundos pequeños es sencillo de medir en cualquier red, simplemente se debe buscar las distancias entre cada par de nodos en la red y calcular su distancia media.

En un grafo aleatorio el grado medio es $\langle k \rangle$ y coincide con el valor medio de vecinos, el de segundos vecinos es de $\langle k \rangle^2$ y el de terceros $\langle k \rangle^3$, etc. El modelo que genera este tipo de redes se denomina Watts y Strogatz y comienza con una red formada por N nodos en forma de anillo. En esta red cada nodo está conectado a sus primeros k vecinos (k/2 por cada lado) y cada vez que se añade un nodo se enlaza con el resto empleando una probabilidad p para cualquier nodo de la red.

Una de las características exploradas por Watts y Strogatz es que la distribución de grado de las redes de mundo pequeño debía corresponderse con una distribución de Poisson, pero pronto se vio que las redes de mundo pequeño pueden tener distribuciones de grado que siguen una distribución exponencial (como las redes libres de escala).

e. Medidas en la teoría de redes.

Existen varias medidas asociadas a la teoría de redes que pueden dividirse en distintas secciones teniendo en cuenta su papel en la red:

- **Medidas básicas.**
 - **Grado medio:** Es la característica más simple de la red. Indica el número medio de conexiones que tiene cada nodo a los demás nodos de la red (grado de un nodo o k) y, globalmente, la media de los grados de cada nodo (grado medio de la red o k'). Es una medida importante ya que permite identificar nodos importantes de la red en base a su número de contactos en la misma que podrían representar posibles focos de contagio en sistemas infecciosos o difusores de innovación potenciales en entornos de mercados.
 - **Densidad:** La densidad es la proporción de lazos existentes comparada con los lazos posibles en la red. En las redes desigualmente conectadas, la densidad hace posible medir las áreas más o menos ligadas o enlazadas de la red y detectar el vecindario de un nodo dado, los cuales son reconocidos por su cohesión de acuerdo con la proporción de relaciones entre los nodos.

Esta medida puede ayudar a estudiar zonas en las que la difusión de opiniones es mayor debido a la densidad de los contactos de los individuos que habitan en ellas.

- Coeficiente de clustering: El coeficiente de agrupación o de clustering es una medida de la tendencia a agruparse que tienen los nodos de una red. En la mayoría de redes del mundo real, y en particular las redes sociales, los nodos tienden a crear grupos muy unidos que se caracterizan por una densidad relativamente alta que tiende a ser mayor que la probabilidad media de un enlace aleatorio entre dos nodos. Existen dos versiones de esta medida: la global y la local. La versión global proporciona una vista general de la agrupación en la red, mientras que la versión local, indica la tendencia a agruparse de los nodos individualmente. Es una medida importante ya que permite distinguir entre distintos tipos de redes en base a la tendencia a agruparse de los nodos que las componen por medio del coeficiente de agrupamiento medio \bar{C} . Por ejemplo, un grafo es considerado un mundo pequeño, si el coeficiente de agrupamiento medio \bar{C} es significativamente más alto que un grafo aleatorio construido con el mismo conjunto de vértices y si el grafo tiene una distancia media similar a la del grafo aleatorio correspondiente.

4. El Modelo de Janssen.

Para comenzar a aplicar toda la teoría comentada en apartados anteriores necesitaremos crear un modelo que reúna las condiciones del modelado basado en agentes y que se apoye sobre redes complejas. Para esto, en este proyecto, se hará uso de un modelo de comportamiento de consumidor que representará una base sólida sobre la que desarrollar posteriores puntos del trabajo. El modelo del que se hace mención fue desarrollado por **Marco A. Janssen** en su artículo "Simulating Market Dynamics: Interactions between Consumer Psychology and Social Networks" (Janssen & Jager, Simulating Market Dynamics: Interactions between Consumer Psychology and Social Networks, 2003). Se trata de un modelo de simulación compuesto por N agentes y M productos en el que los agentes tienen un conocimiento completo de las opiniones, compras y decisiones que se dan durante la ejecución del modelo. En este modelo actúan como compradores un número de agentes dependiente de una probabilidad de compra p.

Para dotar de un comportamiento de consumidor a los agentes del modelo, Janssen define una serie de medidas que se desarrollan a continuación:

La utilidad de los productos.

La utilidad¹⁴ de adquirir un determinado producto está formada por una componente individual y un efecto social. La parte individual expresa la diferencia entre las preferencias personales de los consumidores para cada producto del modelo y las propiedades de dicho modelo (que pueden estar expresadas como un conjunto de características o resumidas en una única característica que lo diferencia del resto). La preferencia para cada producto se expresa con un valor en el rango [0-1]. Así, la utilidad de un producto, basada sólo en la preferencia personal, es igual a 1 menos la diferencia en valor absoluto entre la preferencia personal de un agente hacia un producto **pi** y la dimensión de dicho producto **di**.

El efecto social conlleva un incremento de la utilidad de un producto conforme aumenta el número de vecinos que consumen el mismo producto. Respecto a otros estudios, Janssen añade un factor nuevo que es que la utilidad de los productos cambia dinámicamente en el modelo en relación al número de agentes que adoptan cada producto.

Finalmente, la utilidad social de un producto estará representada por la variable **Uij** que dependerá de **xj**; la fracción de vecinos del agente **i** que compran el producto **j**. De esta forma, la utilidad esperada de consumir un producto será:

$$E[U_{ij}] = B_i \cdot (1 - |d_j - p_i|) + (1 - B_i) \cdot x_j.$$

En esta ecuación, la parte individual y social vienen ponderados por B_i y $1 - B_i$. Un valor alto de B_i significa que se valora más la preferencia personal del agente a la hora de tomar decisiones (consumidores seguros de sí mismos) mientras que un valor bajo de B_i significa una mayor ponderación de las necesidades sociales del agente (como ocurre en aquellos consumidores que no están convencidos de sus decisiones). De esta forma se relacionan dos medidas con el producto, la parte social que relaciona las preferencias de los agentes con respecto a los productos y la segunda de ellas que relaciona la necesidad personal de un agente con la necesidad social del mismo.

¹⁴ Grado de importancia que da un consumidor a un producto según sus compradores y la información que tenga sobre el mismo.

❑ Incertidumbre en los agentes.

Para decidir qué producto escoger, los agentes pueden emplear diferentes procesos cognitivos. El tipo de proceso que los agentes adoptan dependerá de la necesidad que tengan para satisfacerse y de la incertidumbre que estén experimentando en ese momento. El nivel de satisfacción de un agente, como se comentó en el párrafo anterior, se expresa como $E[U_{ij}]$ y refleja la utilidad total esperada (individual y social) de un agente i cuando consume un producto j .

En este momento entra en juego otra medida, $E[Unc_{ij}]$ o la incertidumbre esperada de un agente al consumir un producto, que refleja cómo de convencido está un agente de haber realizado la mejor decisión al escoger un producto. Cuantos más amigos del agente hayan consumido otros productos distintos al suyo menos convencido estará este de haber tomado la decisión correcta. Por tanto, B_i también determina cómo de sensible es un agente a las decisiones que toman en su entorno. Cuanto más importancia se da a la componente social (valor bajo de B_i) más incertidumbre tendrá el agente con cada compra de sus vecinos. Así se llega a la siguiente ecuación:

$$E[Unc_{ij}] = (1-B_i)(1-x_j),$$

donde $1-x_j$ representa a la fracción de vecinos del agente i que adquieren un producto distinto al que consume el agente.

❑ Procesos cognitivos y toma de decisiones.

Es esencial para el modelo que los agentes sean capaces de adquirir la capacidad de entrar en algún tipo de proceso social cuando su incertidumbre excede un determinado umbral. Por este motivo, los agentes pueden tomar distintas vías para tomar decisiones dependiendo de su nivel de satisfacción y su grado de incertidumbre. Así, los agentes poco satisfechos y que tienen un alto grado de incertidumbre tienden a compararse socialmente, lo que implica comparar el comportamiento previo del agente con el de los agentes que más casan con él y escoger aquella decisión que maximice el nivel de satisfacción del agente. Cuando los agentes muestran un alto nivel de satisfacción a la par de un alto grado de incertidumbre, su acción será imitar el comportamiento y las decisiones adoptadas por otros consumidores. Los agentes que tienen un nivel bajo de satisfacción y un nivel bajo de incertidumbre tenderán a deliberar, lo que implica determinar las consecuencias de todas las posibles decisiones que se puedan tomar para maximizar el nivel de satisfacción del agente. Por último, aquellos agentes que tengan un alto grado de satisfacción y poca incertidumbre en sus decisiones tenderán a repetir sus elecciones anteriores.

Los umbrales que activan estos comportamientos serán **U_{min}**, el nivel mínimo de satisfacción, y **Unct**, el nivel de tolerancia para la incertidumbre, que serán estáticos para cada agente. Dados los valores para de la utilidad mínima requerida para un agente y de su umbral mínimo de incertidumbre ya podemos definir el su proceso cognitivo.

Cuando se toma una decisión y se consume un producto, y todo el entorno ha tomado sus decisiones y consumido sus productos, podemos calcular la utilidad y el nivel de incertidumbre actuales. Es muy importante distinguir entre las utilidades e incertidumbres esperadas y las experimentadas. Las primeras hacen referencia a lo que los agentes pueden experimentar al consumir un producto mientras se está consumiendo a su alrededor (esas expectativas varían mientras el vecindario toma decisiones) mientras que las segundas son fijas ya que todos los agentes del modelo han dejado de tomar decisiones.

❑ Las características de los productos.

Los productos del modelo se caracterizan por su potencial para satisfacer a los agentes y hacerse importantes en el sistema. Para variar la capacidad de satisfacción de los productos, la ecuación $E[U_{ij}] = B_i(1-|d_j-p_i|)+(1-B_i)x_j$ se pondera con un parámetro

alpha que representa la variable por la que un producto podrá satisfacer finalmente a un agente o no quedando la expresión como sigue:

$$E [U_{ij}] = \alpha \cdot (B_i \cdot (1 - |d_j - p_i|) + (1 - B) \cdot x_j)$$

La capacidad por la que un producto es visible se representa como sigue; un agente está conectado a un determinado número de agentes en el modelo. Para productos medianamente vistosos un agente consultará a sus vecinos para determinar su utilidad social. Para productos poco visibles el agente únicamente hará caso de aquellos agentes que casan con sus preferencias (a sus íntimos amigos). Por otro lado, los productos más visibles producen conexiones entre agentes que no se conocen (los amigos de nuestros amigos).

Así, suponiendo productos de menor a mayor visibilidad en el sistema se usarán distintas variaciones de las características y tipos de las redes sociales para medir el intercambio de información y los efectos en la salida del modelo.

Se contemplan los siguientes cuatro tipos de procesos cognitivos:

- **Repetición (agente satisfecho y convencido de sus elecciones [$U_i \geq U_{min}$ | $U_{nci} < U_{nct}$]):** El agente continúa consumiendo el producto que consumió la última vez.
- **Deliberación (agente no satisfecho pero convencido de sus elecciones [$U_i < U_{min}$ | $U_{nci} \leq U_{nct}$]):** El agente evaluará la utilidad esperada para cada producto y usará una función logística para escoger un nuevo producto. Una función logística es un modelo matemático empleado de forma habitual para tratar problemas discretos en los que se deben tomar decisiones entre diferentes opciones que dependen de diversas variables. En el modelo, las opciones serán los diferentes productos y la variable es la utilidad esperada. En la función logística los productos toman una probabilidad t_j de ser escogidos, probabilidad que depende de la utilidad esperada relativa. En el modelo, como se comentó al inicio de este punto, los agentes tienen información completa de los productos y de sus características por lo que utilizan esta información para saber qué productos son consumidos por su entorno y calcular cómo afecta esto a su utilidad esperada para cada producto. A la ecuación se añade un parámetro para ponderar la sensibilidad de los agentes ante las elecciones que toman, b_1 .
- **Imitación (agente satisfecho pero poco convencido de sus elecciones [U_i**

$$\Gamma_{ij} = \frac{e^{b_1 E[U_{ij}]}}{\sum_j e^{b_1 E[U_{ij}]}}$$

$\geq U_{min}$ | $U_{nci} > U_{nct}$]: Los agentes evalúan los productos que son consumidos por su entorno. El producto consumido por más vecinos tienen una mayor probabilidad de ser escogido por el agente en su próxima decisión. En este caso también se hará uso de una función logística para describir la elección pero en este caso la variable será el porcentaje de vecinos que consume cada producto. También se hace uso de un parámetro que pondera la sensibilidad a la toma de decisiones del agente, que en este caso se llama b_2 .

$$\Gamma_{ij} = \frac{e^{b_2 x_j}}{\sum_j e^{b_2 x_j}}$$

- **Comparación social (agente insatisfecho y poco convencido de sus elecciones [$U_i < U_{min}$ | $U_{nci} > U_{nct}$]):** Los agentes también evalúan los

productos que se consumen en su entorno pero, en este caso, descartan aquellos productos que no se consumen por lo que el conjunto de decisión disminuye con respecto a deliberación, de quién toma la función logística.

a. Experimentos sobre el modelo.

Una vez definido el modelo experimentamos sobre él para simular la dinámica de mercados. Para ello definimos el siguiente conjunto de parámetros y características para la simulación:

- Se trata de un modelo con 100 agentes.
- En el modelo existen 10 productos.
- Cada producto está definido por una única característica.
- Hay un conocimiento completo del modelo, es decir, los agentes conocen las opiniones, decisiones y productos consumidos de su entorno.
- Cada agente sólo podrá comprar un único producto.
- La probabilidad de que un agente compre en un paso del modelo es de 0.1. Una media de 100 agentes actuarán como compradores.
- Las reglas de decisión serán las comentadas en el párrafo superior.
- Cada simulación será de 365 pasos (días en un hipotético mercado) y se harán 15 simulaciones para probar el modelo.
- En los experimentos se medirá la dispersión del modelo haciendo uso del coeficiente de Gini:

$$g = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M |y_i - y_j|}{2M \sum_{i=1}^M y_i}$$

Partiendo de esta configuración inicial, se comenzará a testear el modelo sobre una red aleatoria con probabilidad de enlace de 0.01 que da a la red un grado medio final de 10 conexiones por agente.

El experimento tendrá como variables:

- La **utilidad mínima**, que será igual para cada agente y se moverá en el rango [0.2-1] aumentando su valor en 0,2.
- El **umbral de incertidumbre** que también se moverá en el rango [0.2-1] y será igual para cada uno de los agentes.
- El **grado de importancia** que da el agente a sus decisiones o a las de su entorno, B, que alternará valores entre [0-1] aumentando 0,25 su valor.

A continuación se muestran los valores anteriormente explicados y su relación con las heurísticas para la toma de decisiones del modelo.

Valores para las pruebas					
Modelo de difusión completa					
Umin	0.2	0.4	0.6	0.8	1
Unct	0.2	0.4	0.6	0.8	1
Beta	0	0.25	0.5	0.75	1
Modelo con conocimiento limitado					
Difusión	0.25	0.5		0.75	
Awareness Decay	0.05	0.2	0.5	0.7	1

Tabla 1: Valores para las pruebas del modelo simple.

Merece la pena comentar que, en el caso de los parámetros del modelo que incorpora conocimiento en los agentes, se ha acotado el rango de valores para incluir valores bajos tanto de “difusión” como de “awareness decay¹⁵” ya que valores altos de estos parámetros aproximan el modelo de conocimiento limitado al de conocimiento completo como se demostrará posteriormente.

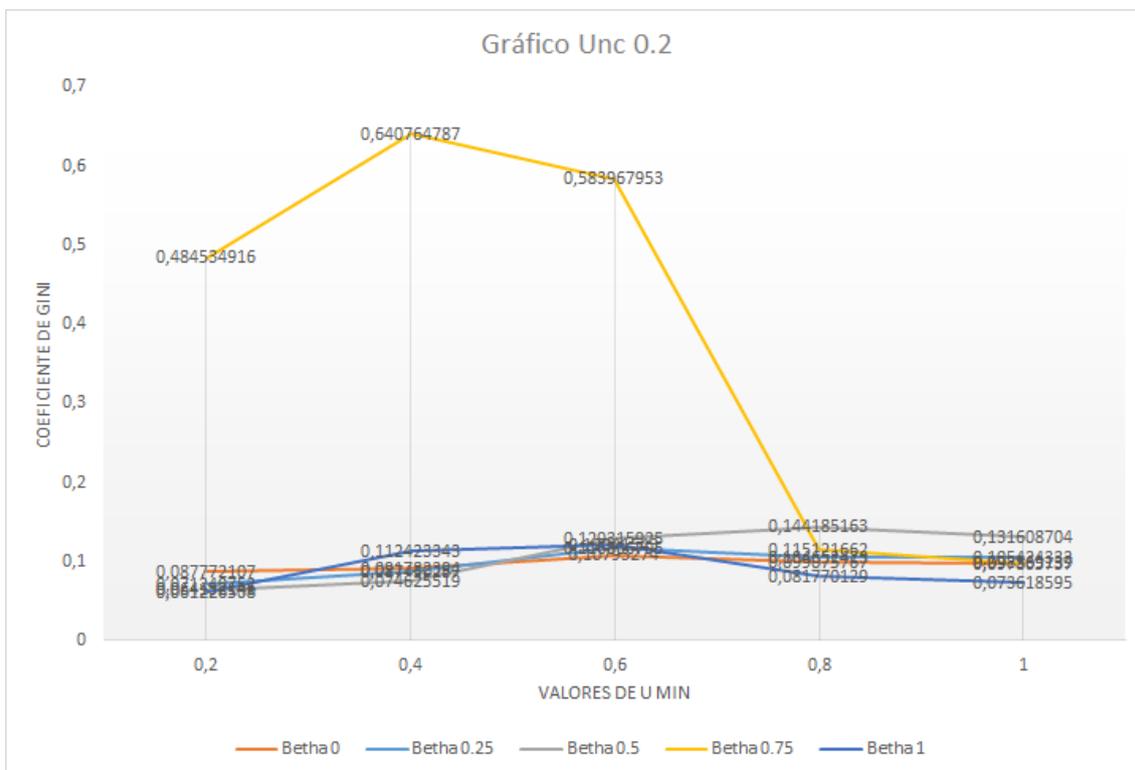
Heurística \ Valores	Utilidad	Incertidumbre
Repetición	$U_i > U_{min}$	$Unc_i < Unc_t$
Deliberación	$U_i < U_{min}$	$Unc_i \leq Unc_t$
Imitación	$U_i \geq U_{min}$	$Unc_i > Unc_t$
Comparación Social	$U_i < U_{min}$	$Unc_i > Unc_t$
Significado de los parámetros		
U_i	Utilidad del producto i para un agente.	
Unc_i	Incertidumbre que provoca la compra del producto i para un agente.	
U_{min}	Umbral mínimo de incertidumbre (satisfacción de los agentes).	
Unc_t	Umbral de incertidumbre (seguridad en la compra de productos para los agentes).	

Tabla 2: Descripción de heurísticas y significado de los parámetros.

¹⁵ Probabilidad asociada al olvido de información de un consumidor.

Los valores reflejados en la anterior tabla son esenciales para poder explicar el comportamiento del modelo y la aparición de comportamientos emergentes en el mismo en las gráficas que se mostrarán a continuación. También será de gran ayuda para comentar diferencias en el comportamiento del modelo en diferentes redes y para explicar los cambios en el comportamiento de los agentes con distintas combinaciones de parámetros. Como se ha comentado varias veces en este proyecto, la validación y captación de comportamientos en los modelos constituye un arduo trabajo para el investigador por lo que siempre es recomendable ayudarse de cualquier estructura que facilite la descripción del sistema y su comprensión.

Resultados sobre una red aleatoria



Gráfica 1: Coeficientes de Gini con Unct 0.2 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria

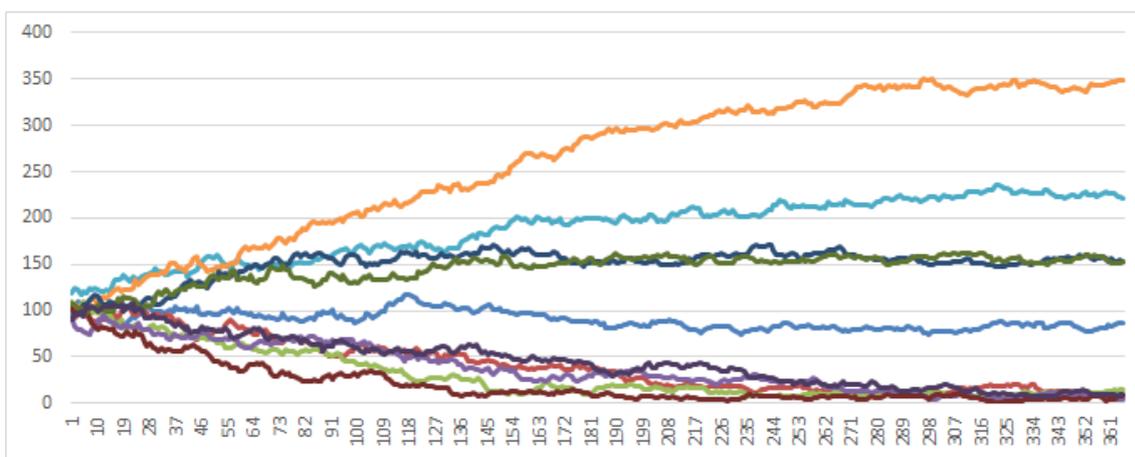
Como puede observarse en el gráfico, en una red aleatoria en la que los agentes tienen un umbral de incertidumbre bajo (0.2), para los distintos valores de Beta (0.0, 0.25, 0.5, 0.75 y 1) y del umbral de satisfacción los agentes se comportan de forma similar para valores de Beta de 0.0, 0.25, 0.5 y 1 y actúan de forma distinta para un Beta de 0.75 en el que existen productos que lideran el mercado en detrimento de otros. En el modelo, los agentes tienden a cambiar su elección con facilidad (usando heurísticas como deliberación o comparación social) por lo que el grado de dispersión de los productos en el modelo es muy bajo salvo en el caso en el que Beta es 0.75 en el que, dado que los agentes comienzan a valorar menos las elecciones de sus vecinos, los agentes satisfacen antes sus necesidades y tienden a repetir el producto que escogieron al comienzo de la simulación. Este fenómeno ocurre en todas las simulaciones ya que los agentes pasan de usar heurísticas de decisión semi-aleatoria como deliberación o comparación social y baja la probabilidad de que sus vecinos puedan influir en sus decisiones. Para explicar esto se mostrarán a continuación las gráficas de la toma de

decisiones y compra de productos por día para explicar el cambio de comportamiento que se produce en el modelo. Los casos contemplados para este primer ejemplo serán:

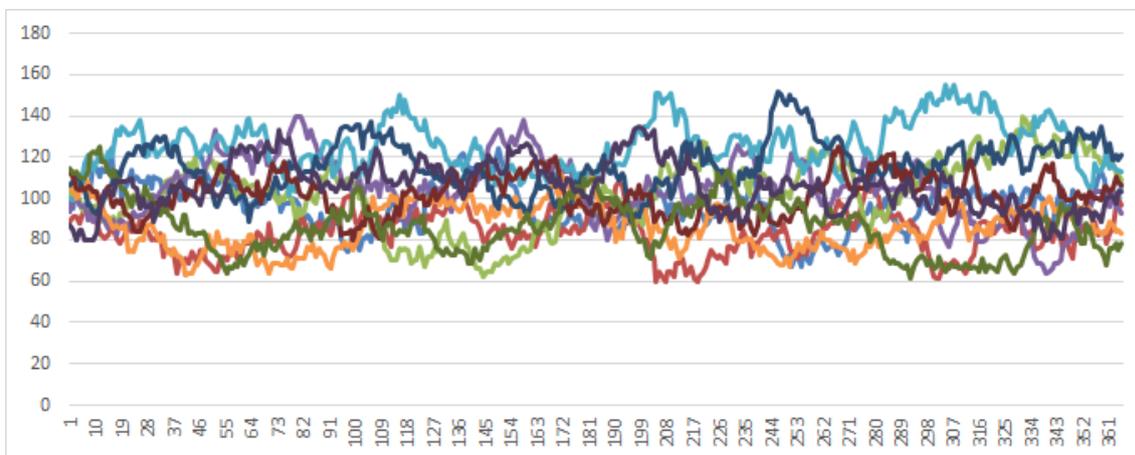
Valores	Beta	Umin	Unct
Caso 1	0.75	0.6	0.2
Caso 2	0.75	0.8	0.2

Tabla 3: Casos de prueba para el modelo simple en red aleatoria [1].

- **Productos comprados por día.**



Gráfica 2: Productos comprados por día en red aleatoria con Unct 0.2 (Caso 1)



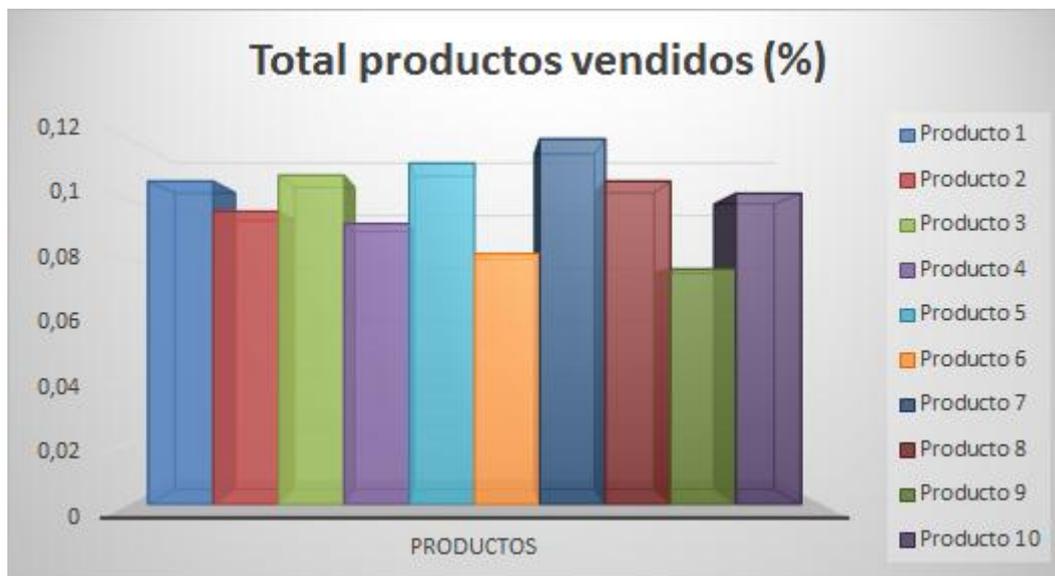
Gráfica 3: Productos comprados por día en red aleatoria con Unct 0.2 (Caso 2)

Como puede verse en los gráficos superiores, en el caso 1 los productos comienzan teniendo la misma cuota de mercado pero poco a poco empiezan a desmarcarse dos (el producto 6 más notablemente y el producto 5 con posterioridad), dos conservan una cuota de mercado aceptable (productos 7 y 9) y los demás pierden sus ventas hasta que los compra una minoría de los agente o simplemente desaparecen del mercado. Por el contrario, en el caso 2, los productos mantienen una cuota de mercado similar, produciéndose poca diferenciación en el mercado salvo en casos excepcionales (producto 9).

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 4: Total de productos comprados en red aleatoria con Unct 0.2 (Caso 1)

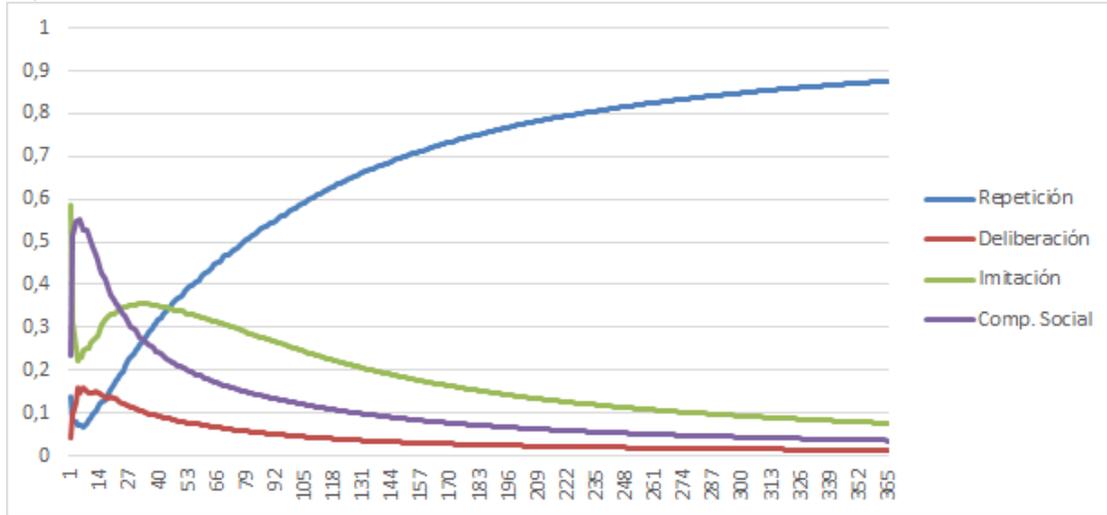


Gráfica 5: Total de productos comprados en red aleatoria con Unct 0.2 (Caso 2)

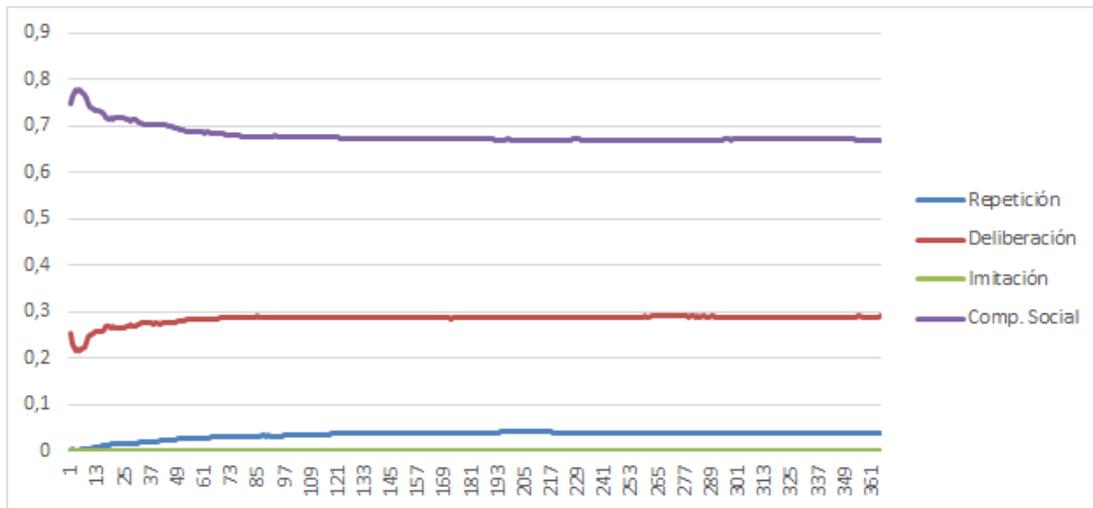
¿Por qué razón se da este cambio en el comportamiento del consumidor en el mercado? Para responder a esta pregunta tendremos que atender al cambio de comportamiento de los consumidores y a la forma en la que adoptan las heurísticas de decisión con la variación de los parámetros principales del modelo.

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**

A continuación se muestra el porcentaje de heurísticas de decisión tomadas por los agentes compradores en el modelo durante 365 días reflejado en una gráfica con la que podremos comenzar a explicar los cambios de comportamiento en el modelo de conocimiento completo y que será extensible a los demás modelos estudiados en este proyecto.



Gráfica 6: Porcentaje de uso de heurísticas de decisión con Unct 0.2 (Caso 1)



Gráfica 7: Porcentaje de uso de heurísticas de decisión con Unct 0.2 (Caso 2)

Como puede verse en las gráficas, con una utilidad de 0.6, un umbral de incertidumbre global de 0.2 y un valor global para la preferencia personal de los agentes de 0.75 (caso 1) los agentes comienzan estando poco seguros e insatisfechos con los productos o seguros aunque insatisfechos debido al valor medio-alto de la utilidad mínima y el bajo valor del umbral de incertidumbre por lo que comienzan utilizando heurísticas de **deliberación** y **comparación social**. Llegados a un punto en el que los agentes han comenzado a comprar productos que los satisfacen, cambian su comportamiento y comienzan a utilizar de forma leve la **imitación** y de una forma más notable la **repetición**. Los agentes comienzan a estar satisfechos con sus productos pero el bajo valor del umbral de incertidumbre hace que imiten a sus vecinos (el valor de Beta es alto pero no extremo) hasta que encuentran una serie de productos que los satisfacen y con los que están seguros de la elección, momento en el que la heurística de **repetición** comienza a repetirse entre la mayoría de los agentes.

En el caso 2 el comportamiento cambia, el valor más alto del umbral de satisfacción del agente hace que le cueste mucho más salir de la fase en la que utilizan **deliberación** o **comparación social** para encontrar un producto que los satisfaga y con el que estén seguros de la compra. En este caso, la combinación de valores hace que pocos agentes lleguen a encontrar un producto que case con sus preferencias (y en los casos que lo hace está muy relacionado con la preferencia que muestra el agente para el producto) lo que provoca que los agentes cambien sus compras sin decidirse por un producto final en el modelo.

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**

De esta forma se obtienen los siguientes porcentajes de decisión finales para los dos casos comentados:

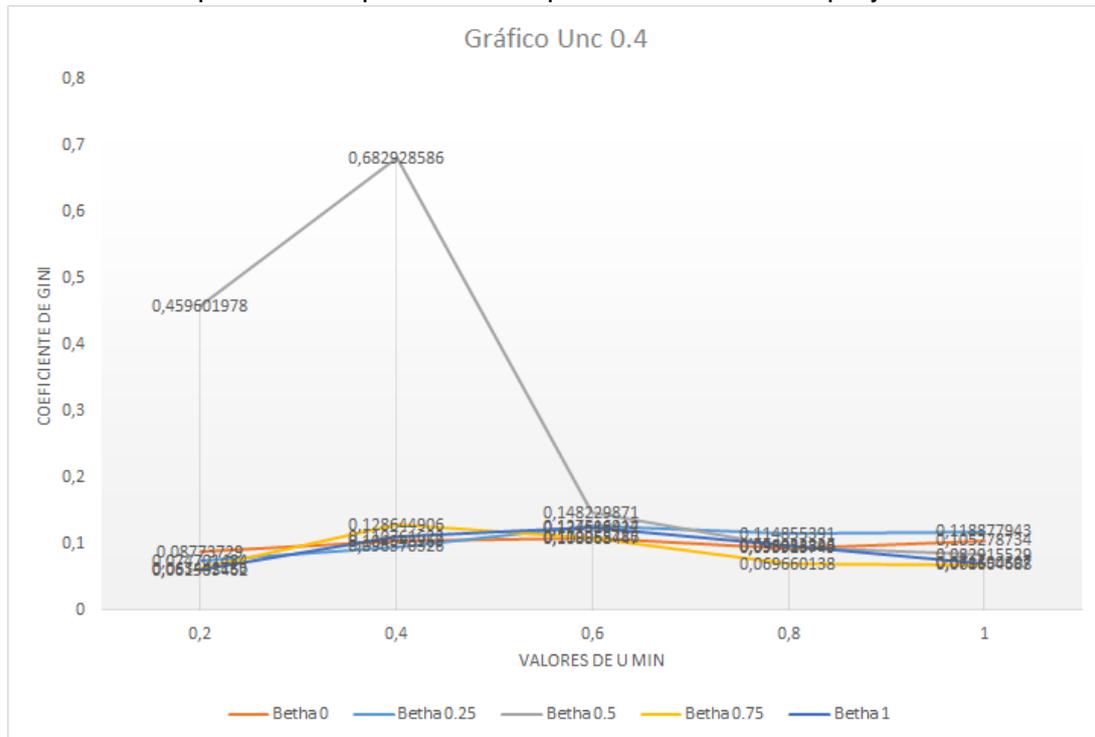


Gráfica 8: Porcentaje total de uso de heurísticas de decisión con Unct 0.2 (Caso 1)

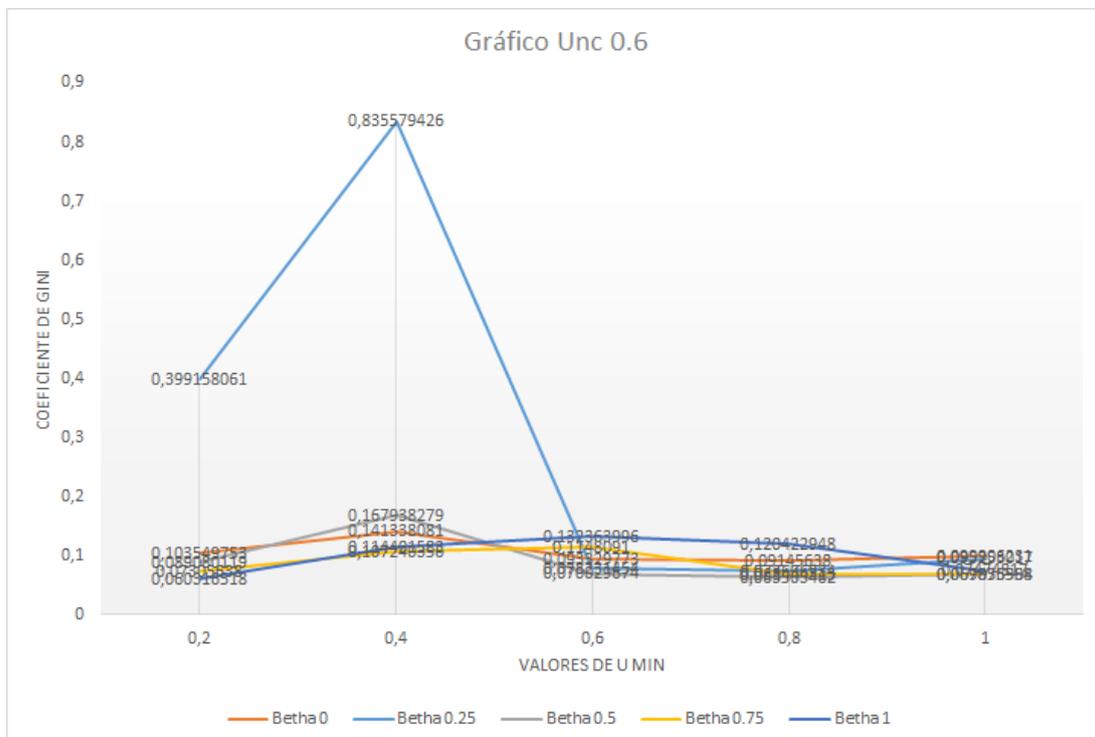


Gráfica 9: Porcentaje total de uso de heurísticas de decisión con Unct 0.2 (Caso 2)

Una vez comentado este caso, se mostrarán las gráficas correspondientes a Unct 0.4, 0.6, 0.8 y 1 de las que se volverán a comentar los casos en los que se produzcan cambios de comportamiento para clarificar posteriores fases del proyecto.



Gráfica 10: Coeficientes de Gini con Unct 0.4 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria



Gráfica 11: Coeficientes de Gini con Unct 0.6 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria

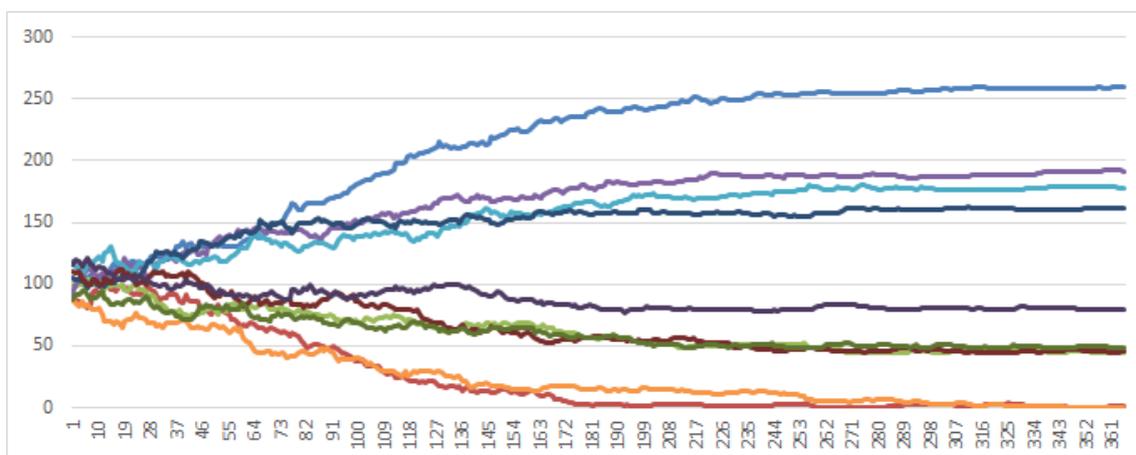
Cuando la incertidumbre aumenta, se produce un comportamiento similar al visto en el primer experimento en el que el umbral de incertidumbre era muy bajo (0.2). Ahora se producen cambios de comportamiento en el modelo para valores de **Beta** de 0.5 y 0.25 respectivamente con umbrales de satisfacción relativamente bajos (0.2 y 0.4).

A partir de estas gráficas podemos ver un patrón claro, conforme ha aumentado la incertidumbre se ha reducido el valor de **Beta** para el que varía el comportamiento en el modelo. Las combinaciones de valores hacen que para que los agentes diversifiquen la búsqueda de productos se necesite un umbral de satisfacción relativamente bajo y un valor de preferencia personal medio-bajo para contrarrestar el umbral de incertidumbre de los agentes. En el caso en el que la incertidumbre tiene un valor de 0.6 puede verse que con **Beta** 0.25 y **Umin** 0.4 hay dos o tres productos que lideran el mercado en detrimento de otros. En este caso se estudiará el cambio de comportamiento que se dan con un umbral de incertidumbre de 0.6 para un **Beta** de 0.25 y unos umbrales de utilidad mínima de 0.2 y 0.4 (valores altos del coeficiente de Gini) y de 0.6 (valores bajos del coeficiente de Gini). Así también se explicarán los vistos en las gráficas de **Unct** 0.4, que muestran un comportamiento muy similar.

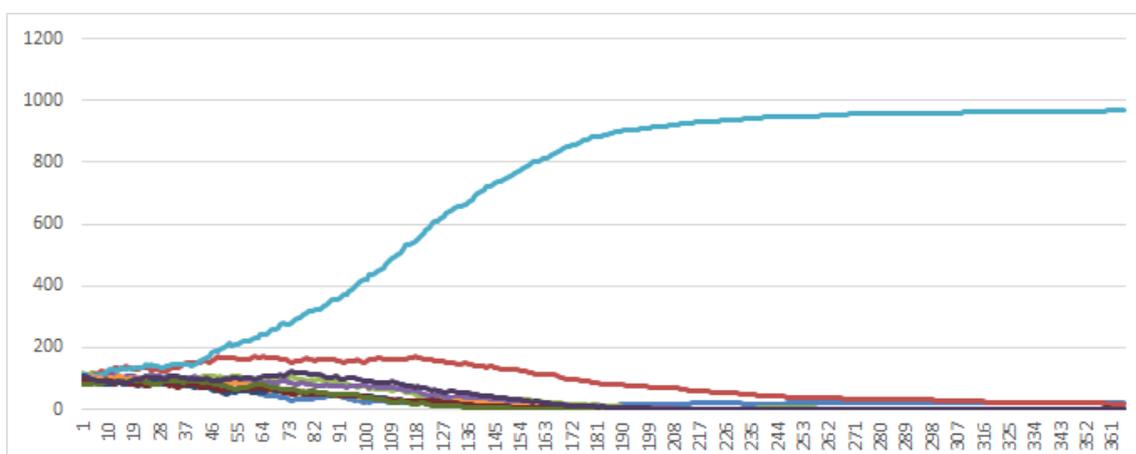
Valores	Beta	Umin	Unct
Caso 1	0.25	0.2	0.6
Caso 2	0.25	0.4	0.6
Caso 3	0.25	0.6	0.6

Tabla 4: Casos de prueba para el modelo simple en red aleatoria [2].

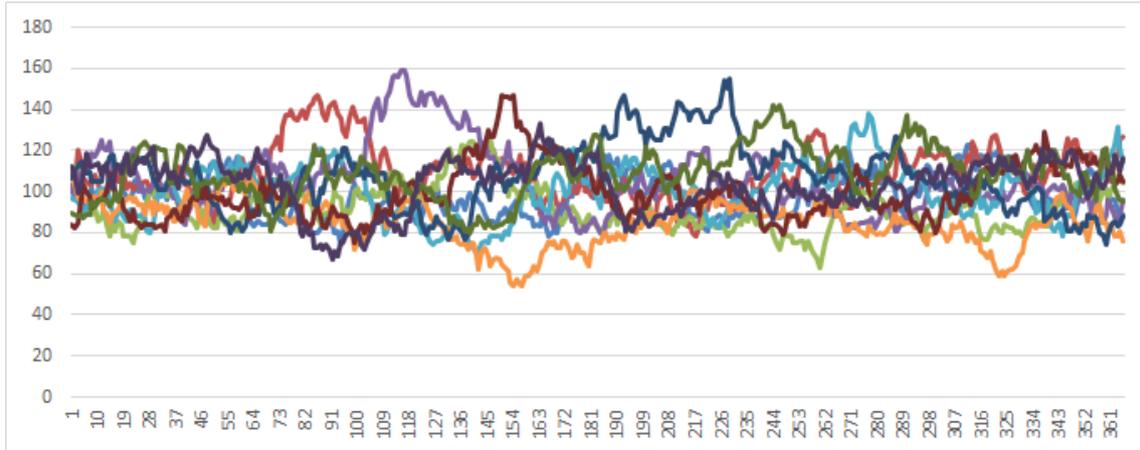
- **Productos comprados por día.**



Gráfica 12: Productos comprados por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 1)



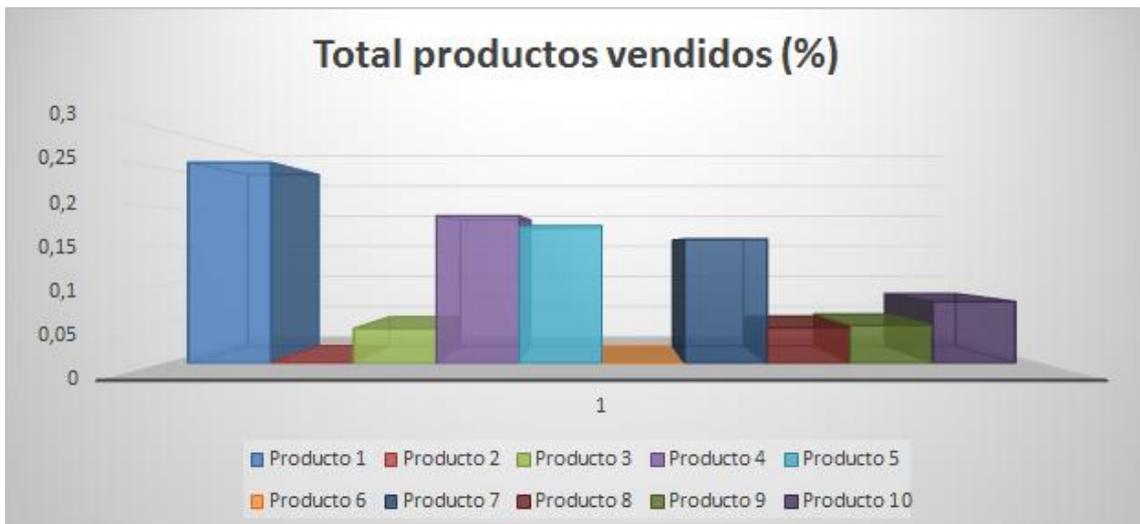
Gráfica 13: Productos comprados por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 2)



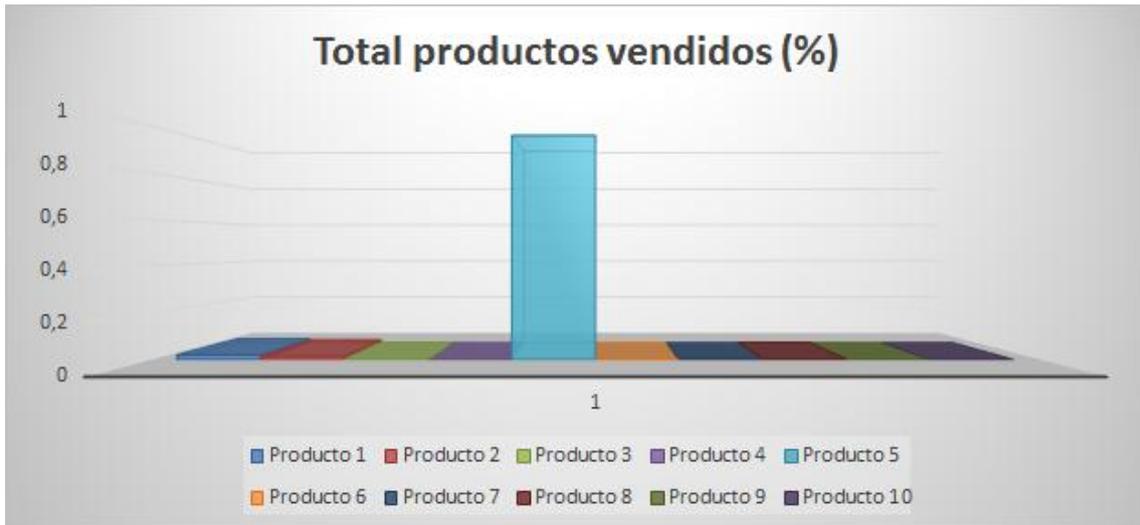
Gráfica 14: Productos comprados por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 3)

En este caso, en las gráficas se aprecia cómo los agentes varían su comportamiento pasando de repartir las compras entre varios productos (un conjunto pequeño de ellos tienen la mayor cuota, otros tienen una cuota media de mercado y la mayoría tiene una cuota baja) a comprar un solo producto del mercado (como ocurre en la segunda gráfica) y, finalmente, a volver a repartirse entre los distintos productos sin que haya uno especialmente importante entre ellos (gráfica 3).

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 15: Total de productos comprados en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 1)



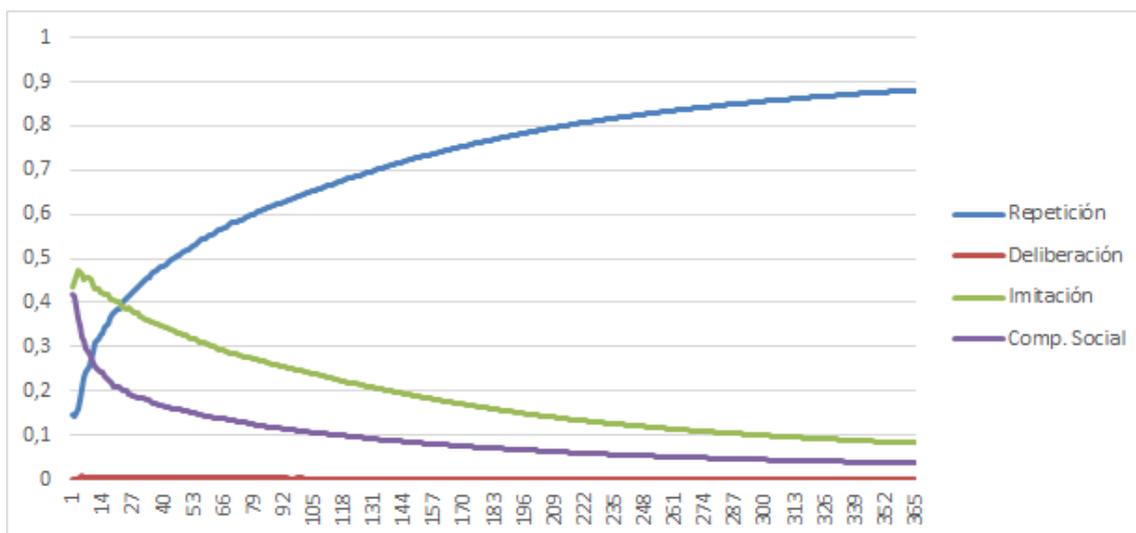
Gráfica 16: Total de productos comprados en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 2)



Gráfica 17: Total de productos comprados en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 3)

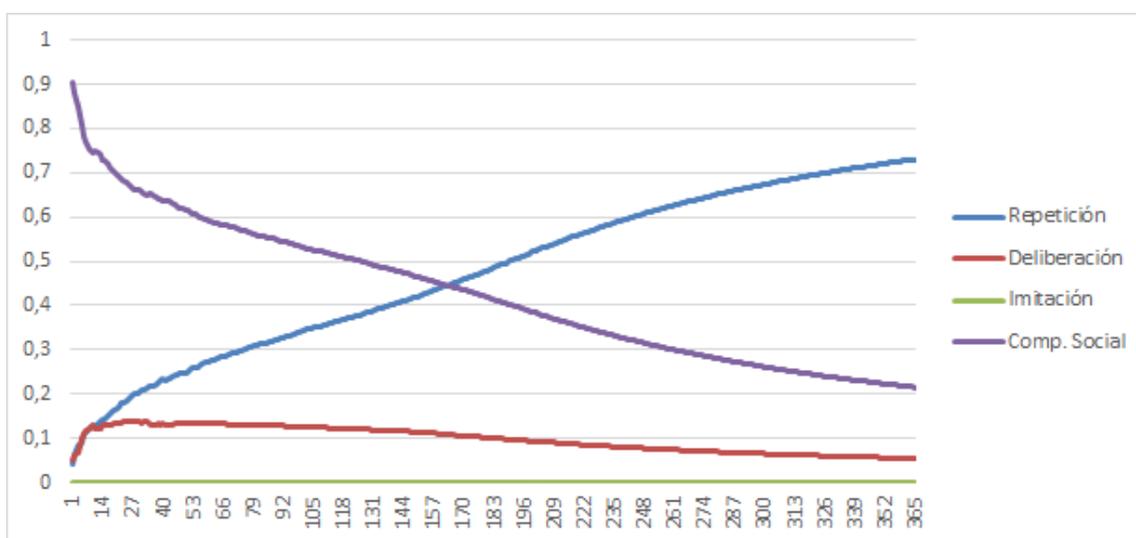
- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**

Como se hizo al comienzo de este apartado, se utilizarán los tipos de heurísticas usadas por los agentes durante las compras para explicar los cambios de comportamiento del modelo teniendo también en cuenta su dependencia con las variables **beta**, **Umin** y **Unct** del mismo.



Gráfica 18: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 1)

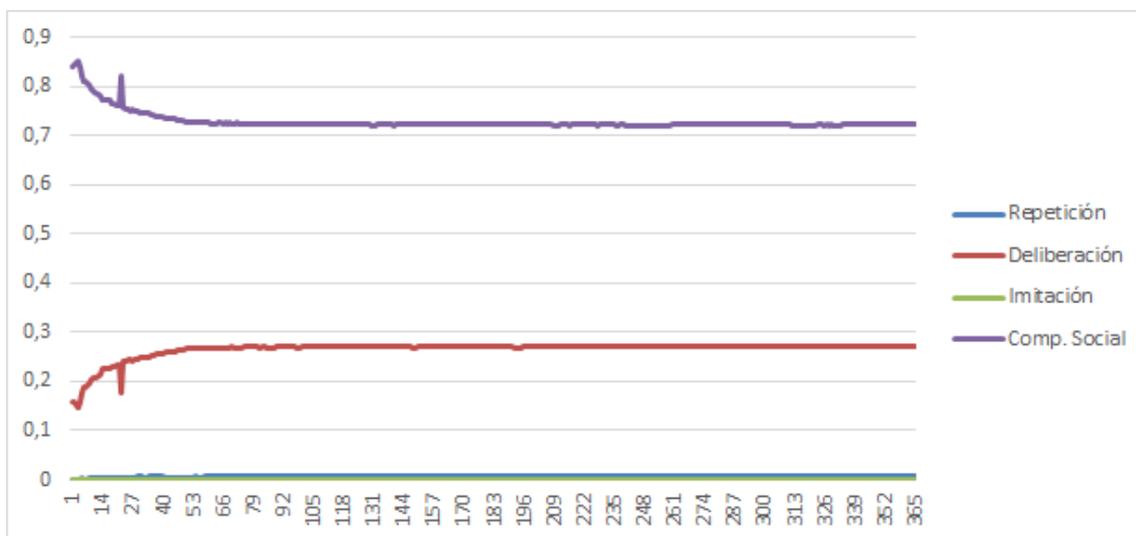
Como puede observarse, al comienzo de la ejecución los agentes comienzan a emplear **imitación** y **comparación social** dado que en ambos casos los agentes se encuentran inseguros con su compra. Los agentes satisfechos pero inseguros emplean **imitación** mientras que los inseguros e insatisfechos usan **comparación social**. De esta manera los agentes buscan los productos que cumplan con sus intereses y, de esta forma, hacia el día 14 para el caso de **comparación social** y el día 30 para **imitación**, **repetición** supera a las dos heurísticas que se utilizaban hasta el momento, lo que indica que los agentes comienzan a conformarse con sus compras realizadas. En esta gráfica los agentes no utilizan **deliberación** ya que no se encuentran insatisfechos y seguros por el bajo valor de **Umin** y el alto valor de **Unct**.



Gráfica 19: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 2)

En esta gráfica se puede observar cómo **deliberación** sube e **imitación** ocupa el lugar que tenía esta última debido a que **Umin** es más alta y a los agentes les cuesta más satisfacer sus necesidades al comienzo de la ejecución. Para una parte minoritaria de los agentes se usa **deliberación** como heurística pero debemos centrar nuestra atención en **comparación social** y **repetición**. Viendo el comportamiento de las curvas, al comienzo de la ejecución y hasta el día 170 (mitad de la ejecución aproximadamente), la mayoría de los agentes usa **comparación social** para buscar un producto que logre

satisfacerlos y que minimice su duda a la hora de adquirirlos. Una vez que los agentes encuentran productos que casan con sus preferencias, **repetición** comienza a usarse con mayor frecuencia hasta darse en el 70-75% de los agentes.

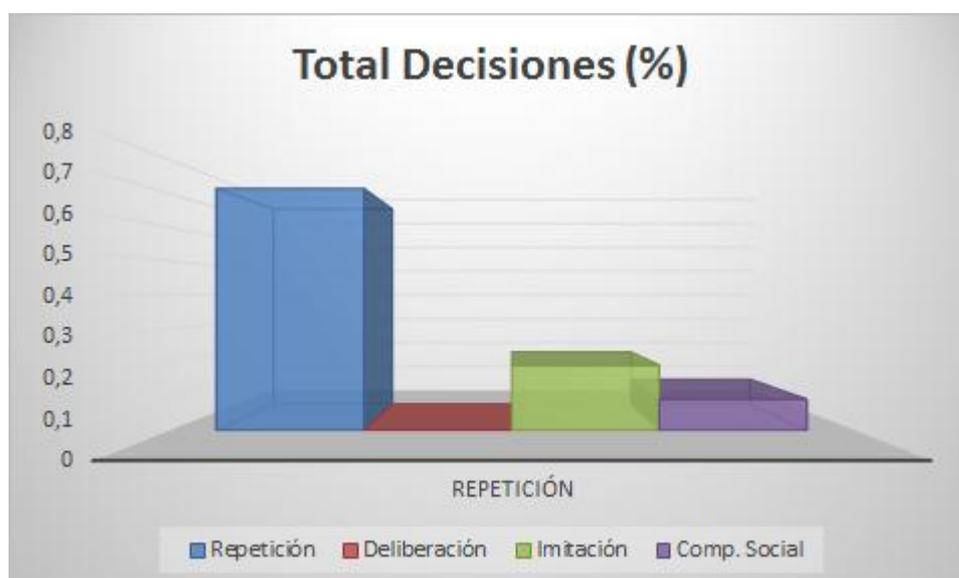


Gráfica 20: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 3)

Cuando los valores para las variables **Umin** y **Unct** son altos, las heurísticas de **comparación social** y **deliberación** abarcan todo el gráfico. Esto es debido a que, dado que **beta** es muy pequeño, los agentes no son capaces de encontrar productos que satisfagan completamente sus necesidades y cambian muy rápido de compra, lo que provoca inseguridad en el entorno de mercados y hace que los agentes escojan nuevos productos con mucha frecuencia.

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**

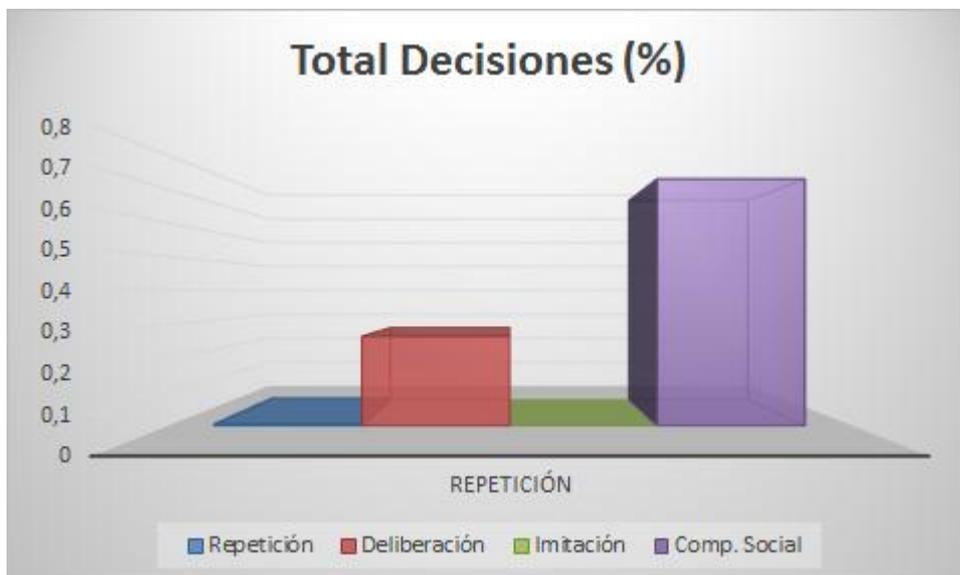
En los siguientes gráficos puede verse claramente cómo se produce un cambio gradual en la adopción de **repetición** hacia **comparación social** debido al cambio de valores en las variables globales del modelo.



Gráfica 21: Porcentaje total de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 1)

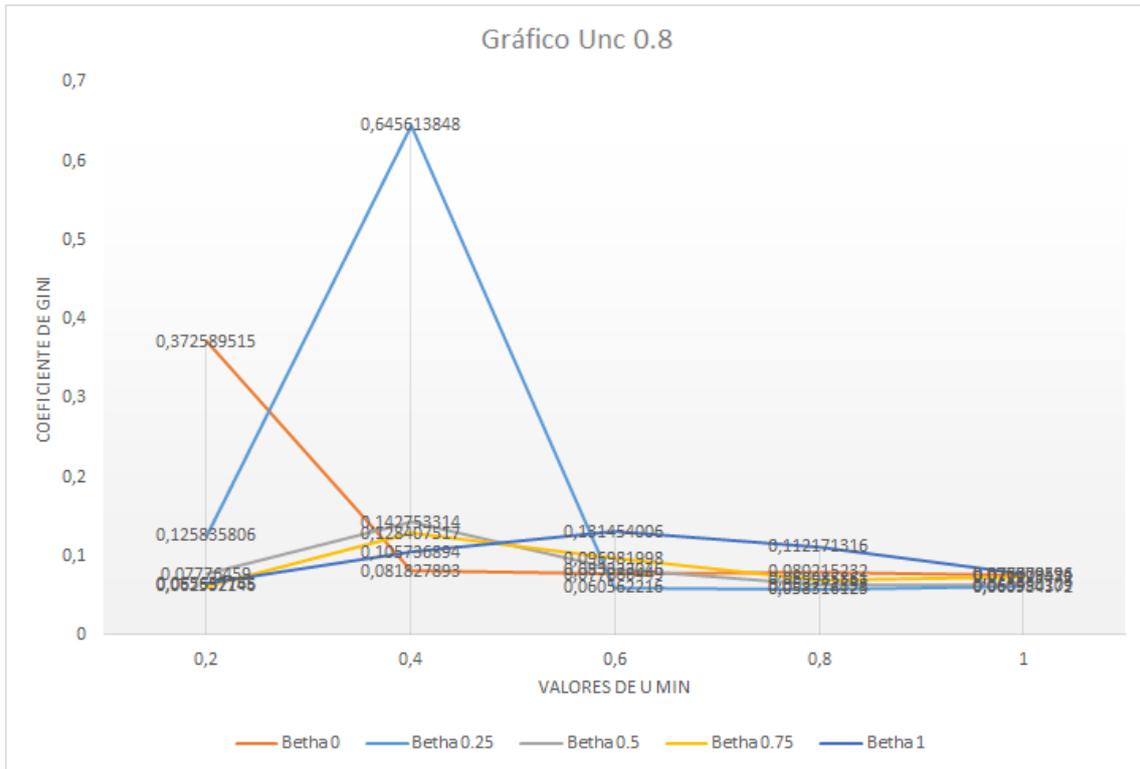


Gráfica 22: Porcentaje total de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 2)



Gráfica 23: Porcentaje total de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 3)

Cuando el umbral de incertidumbre sobrepasa el valor 0.75, se produce un efecto similar al contemplado con **Unct** 0.6 en el caso de **Beta** 0.25 ya que es fácil satisfacer a los agentes (con valores de **Umin** bajos de 0.2 y 0.4) y no están muy inseguros. Llegado el momento, son capaces de encontrar productos que los satisfacen y repiten su compra hasta el final. Un punto importante es que no se produce una dispersión tan grande como la que se producía en la gráfica anterior para **Umin** 0.6 en la que todos los agentes compraban un mismo producto que saturaba el mercado sino que se reparten algo más. Otro efecto importante es la aparición de una leve dispersión en **Beta** 0.0 para valores de **Umin** de 0.25, debido al valor extremo de **Beta** que hace que los agentes usen heurísticas como **comparación social** o **deliberación**.

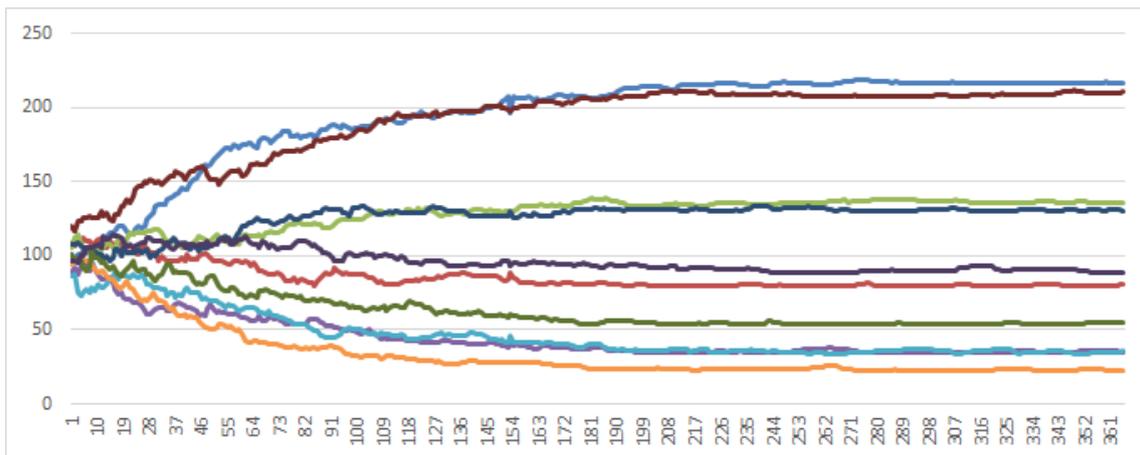


Gráfica 24: Coeficientes de Gini con Unct 0.8 y Umin y Beta variables en el intervalo en una red aleatoria [0-1]

Valores	Beta	Umin	Unct
Caso 1	0.0	0.2	0.8

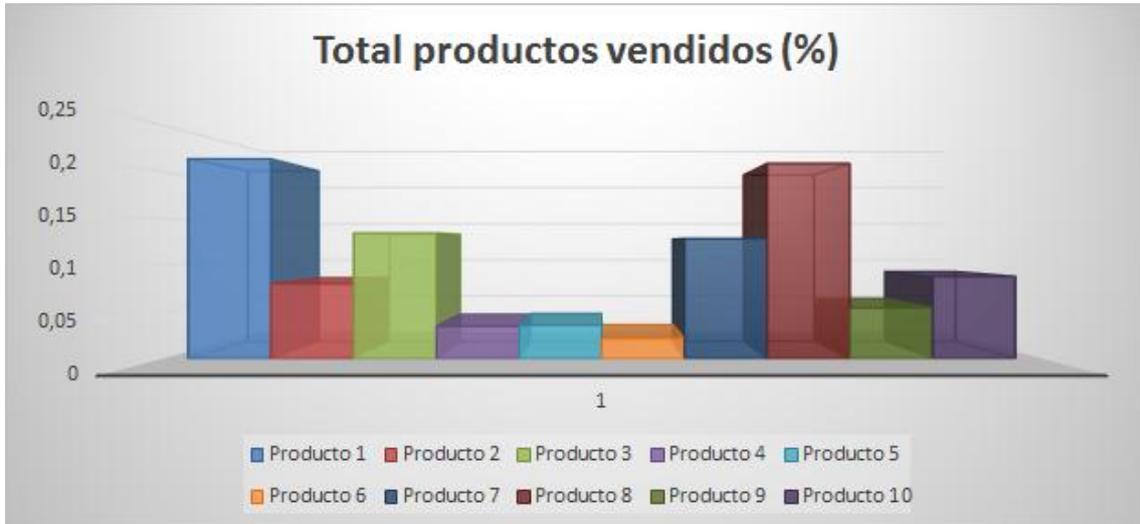
Tabla 5: Casos de prueba para el modelo simple en red aleatoria [3].

• **Productos comprados por día.**



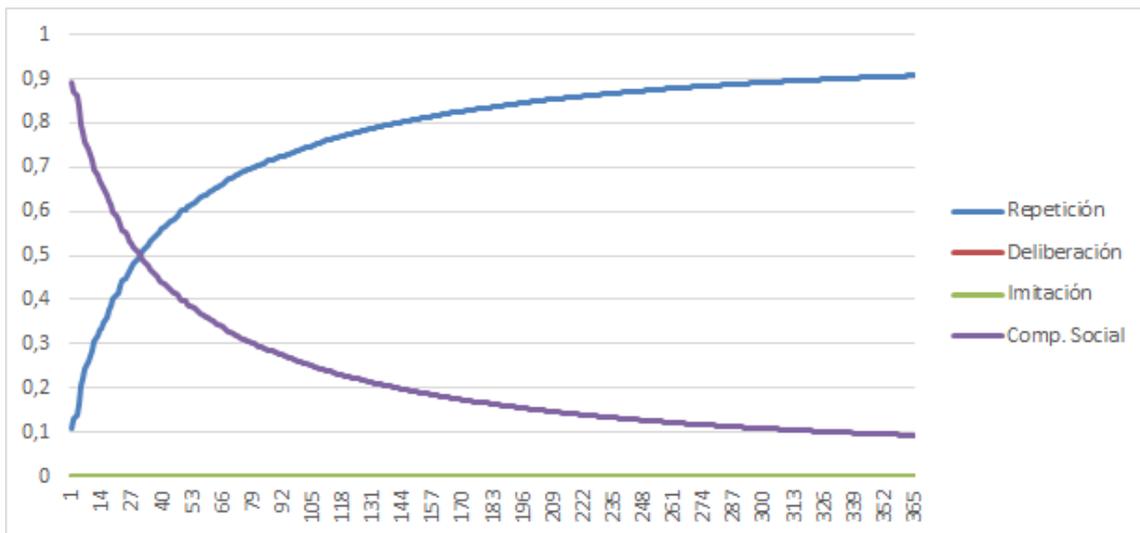
Gráfica 25: Productos comprados por día en una red aleatoria con Unct 0.8 (Caso 1)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 26: Total de productos comprados en una red aleatoria con Unct 0.8 (Caso 1)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



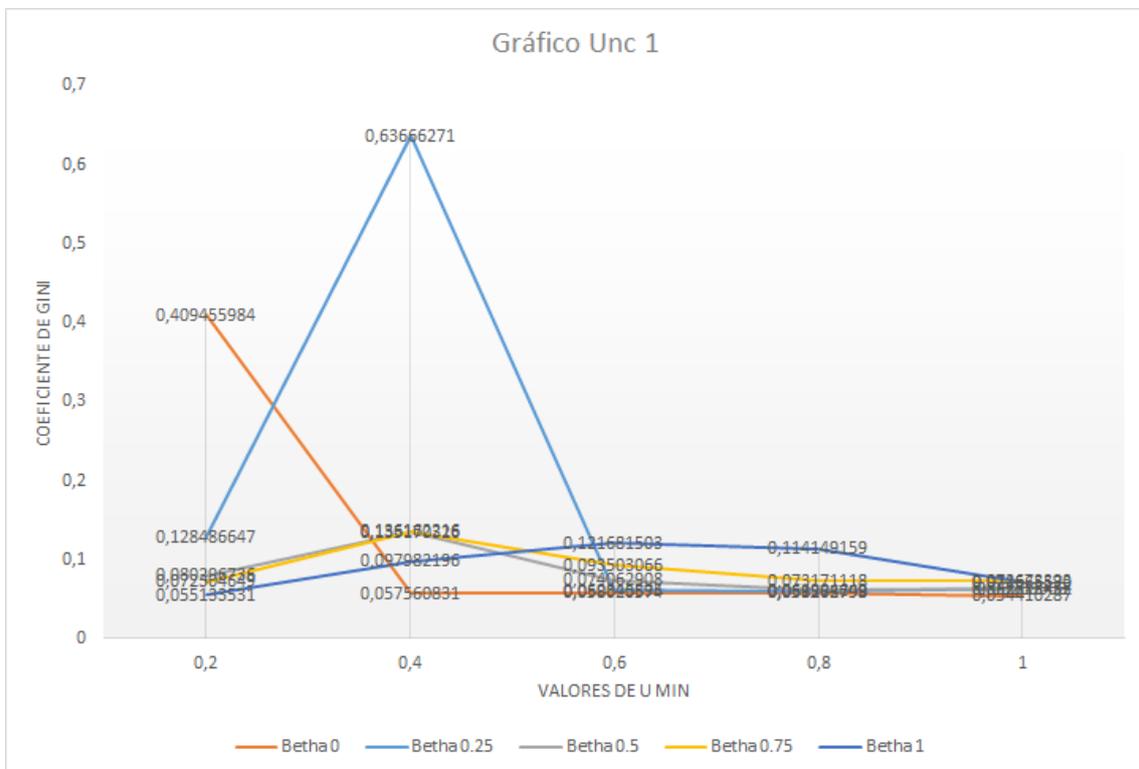
Gráfica 27: Heurísticas usadas por día en una red aleatoria con Unct 0.8 (Caso 1)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



Gráfica 28: Total de heurísticas usadas en una red aleatoria con Uct 0.8 (Caso 1)

Como puede observarse, se produce un cambio paulatino en la adopción de heurísticas entre **repetición** y **comparación social** lo que hace que unos pocos productos lideren el mercado aunque sin una diferencia abrumadora sobre sus competidores más cercanos.



Gráfica 29: Coeficientes de Gini con Uct 1 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria

En conclusión, el aumento del umbral de incertidumbre en la población y la variación de valores para la satisfacción de los agentes y de **Beta** para los mismos hacen que los agentes adopten distintos tipos de heurísticas para tomar decisiones y cambiar sus elecciones hasta el momento. En los casos en los que se adoptan heurísticas como

comparación social o **deliberación** al comienzo del modelo, los agentes sondean el mercado para encontrar productos que satisfagan sus necesidades y con cuya elección se encuentren seguros. Una vez se ha producido este fenómeno, los agentes tienden a repetir sus compras, momento en el cual aparecen productos claramente diferenciados de sus competidores que producen una gran dispersión en el modelo. En otros casos, no todos los agentes son capaces de satisfacerse (aunque hay algunos que sí lo hacen) y cambian en determinadas ocasiones su elección. La combinación de valores para estas pruebas hace que unos pocos productos tengan la mayor cuota de mercado y que existan otros dos o tres niveles (productos con cuota medio-alta, productos con cuota medio-baja y productos con cuota baja). En estos casos el coeficiente de Gini que mide la dispersión del mercado tiene un valor de entre 0.30 y 0.50 y se alternan las heurísticas de **imitación**, **repetición** y en algunos casos **deliberación**.

Por último, cuando los parámetros son o bien muy bajos, por lo que los agentes se satisfacen fácilmente con cualquier producto, o muy altos, con los que el agente no se satisface ni hace uso de las opiniones de los vecinos que lo rodean en el modelo, se produce una dispersión mínima en el modelo. En estos casos el uso de heurísticas suele decantarse por **deliberación**, en una mayor cantidad, **comparación social** para el caso en el que los agentes tienen muchas dificultades para estar convencidos de sus elecciones o para satisfacerse y **repetición** en el caso en el que los agentes son extremadamente exigentes.

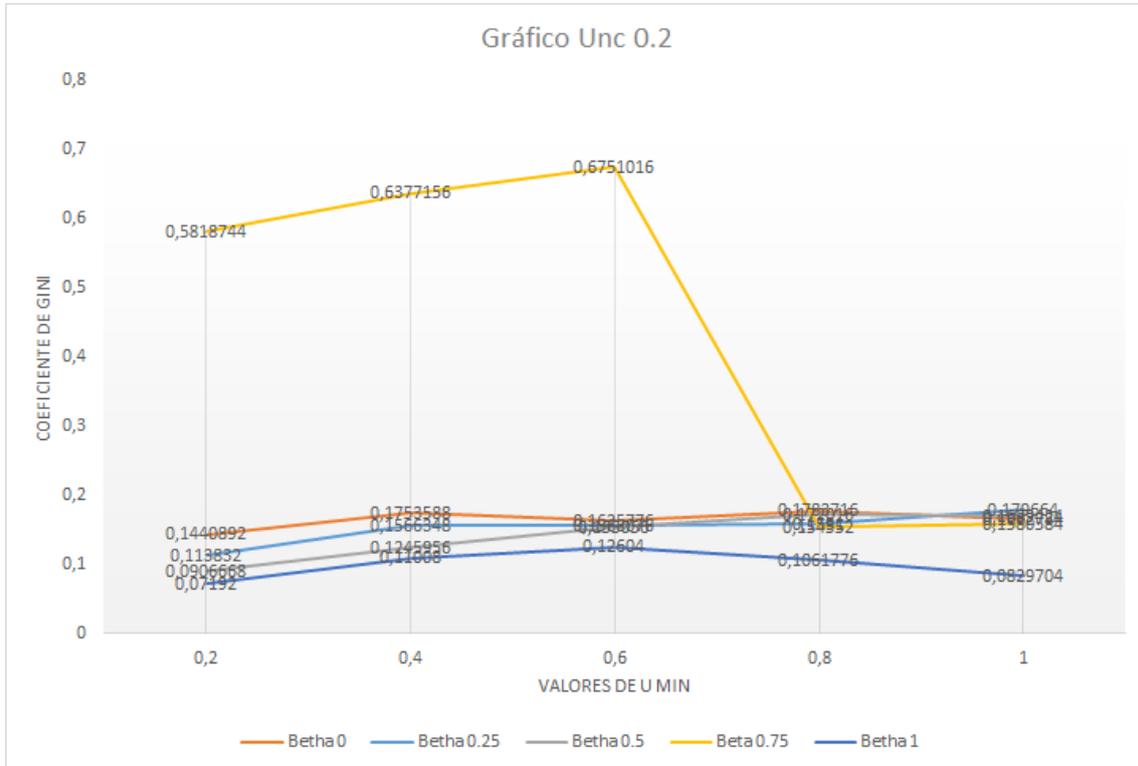
A continuación se observará el comportamiento de los agentes en distintas topologías de red más próximas a las que se encuentran en el mundo real y que nos servirán como base para obtener un modelo realista de comportamiento de consumidor lo más cercano posible al del mundo real.

b. Influencia de otras redes en las simulaciones.

La influencia de otras redes sobre el **modelo de mercado** a estudiar depende principalmente de la topología de dichas redes y de las propiedades que las definen. Comenzaremos a experimentar con las redes libres de escala para comprobar cómo influye la existencia de "**hubs**" o agentes de gran influencia en el modelo sobre la adopción de productos en el mismo.

A diferencia de los experimentos realizados sobre la red aleatoria, en este caso se mostrarán todas las gráficas de dispersión pero sólo nos centraremos sobre determinados efectos dentro de ellas ya que el comportamiento básico quedó explicado en la sección anterior. Aquí se hará hincapié en cómo afecta la topología de la red a la toma de decisiones y en explicar cómo cambia el comportamiento de los agentes desde la **red aleatoria** a la red **libre de escala**, **de mundos pequeños** y **aleatoria con distancia media fija**.

Resultados sobre la red libre de escala



Gráfica 30: Coeficientes de Gini con Unct 0.2 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red libre de escala

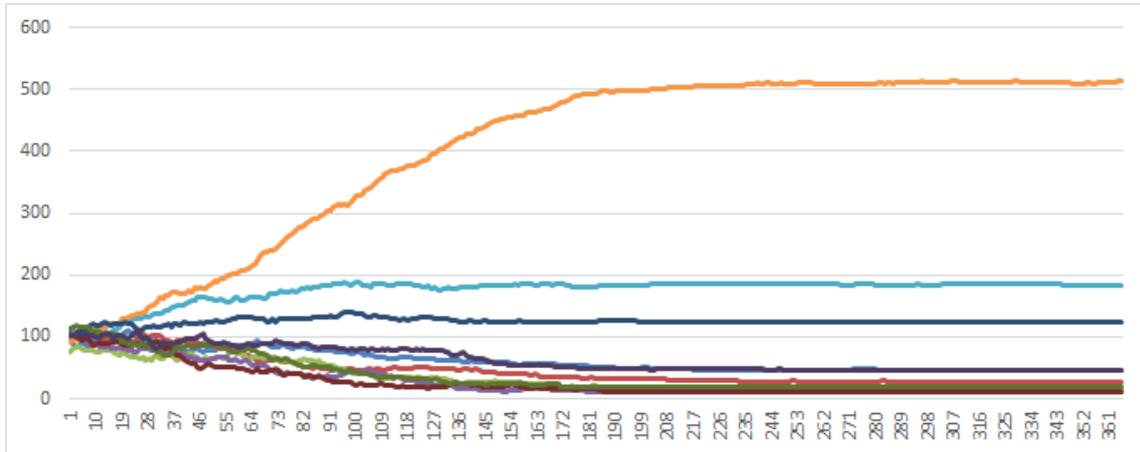
Como puede apreciarse en el gráfico, el resultado obtenido es muy similar al del modelo de red aleatoria aunque merece la pena destacar que los valores para la dispersión son más altos que en dicha red. ¿Cuál es el motivo? Los detonantes de esta conducta son los “hubs”. La aparición de agentes con un alto número de conexiones en el modelo hace que la difusión de opiniones se propague con mucha más rapidez y los agentes adopten un nuevo producto (que llega a saturar el mercado) con más facilidad.

Otra diferencia con la red aleatoria se encuentra en que no se produce una bajada entre los valores de Gini para **Beta** 0.75 y **Umin** 0.4 y 0.6 sino una subida, lo que se traduce en los siguientes comportamientos: los agentes tienden a comprar un único producto que acaba liderando el mercado (efecto que se produce en los 100 primeros días de simulación) y se utilizan heurísticas como imitación o comparación social al comienzo de la simulación hasta que repetición las supera y se mantiene hasta el final .

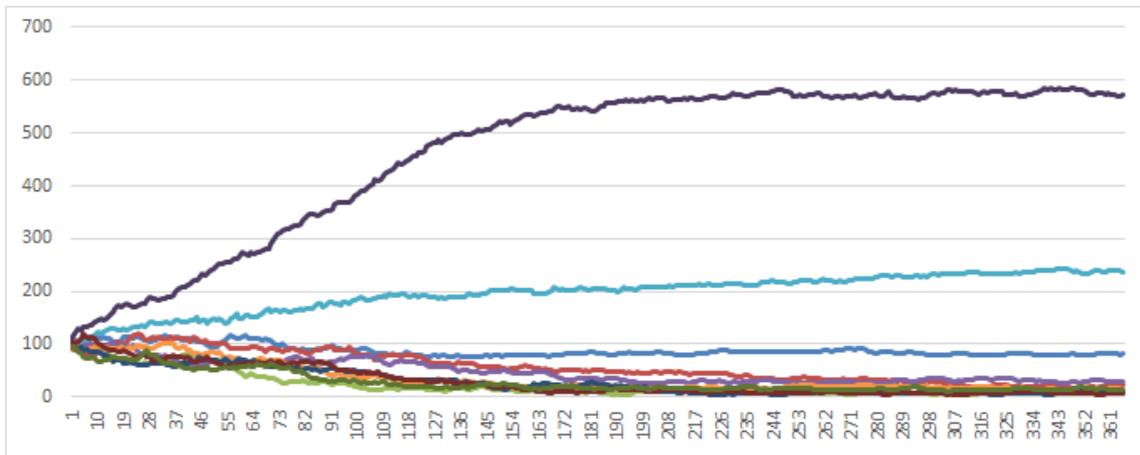
Valores	Beta	Umin	Unct
Caso 1	0.75	0.4	0.2
Caso 2	0.75	0.6	0.2

Tabla 6: Casos de prueba para el modelo simple en red libre de escala [1].

- **Productos comprados por día.**

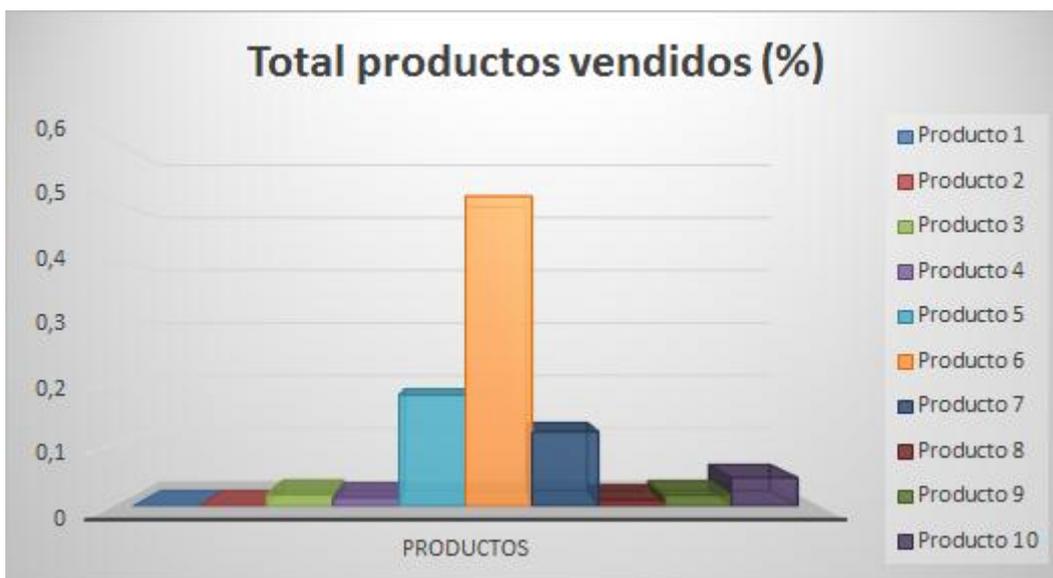


Gráfica 31: Productos comprados por día en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 1)

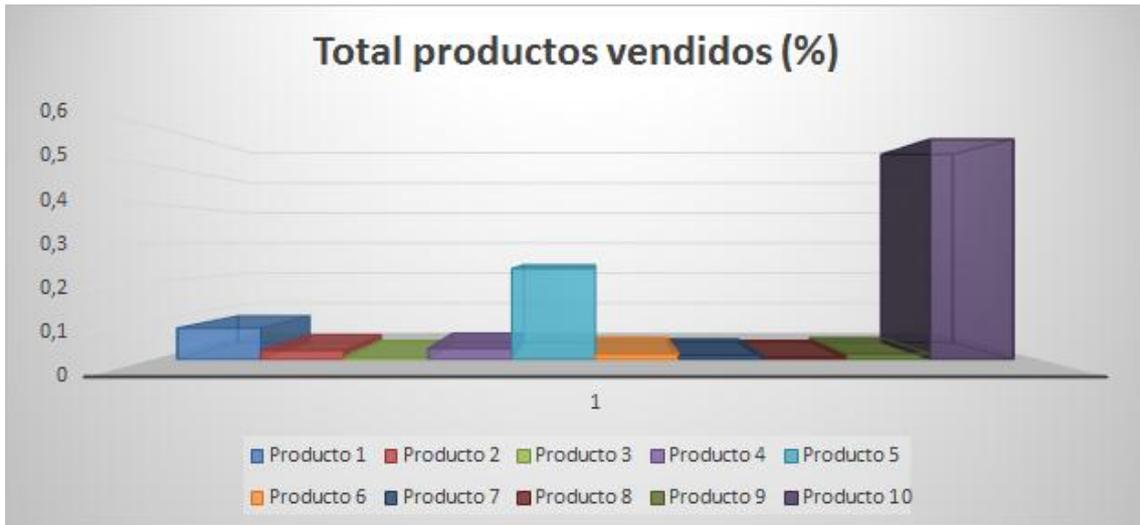


Gráfica 32: Productos comprados por día en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 2)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**

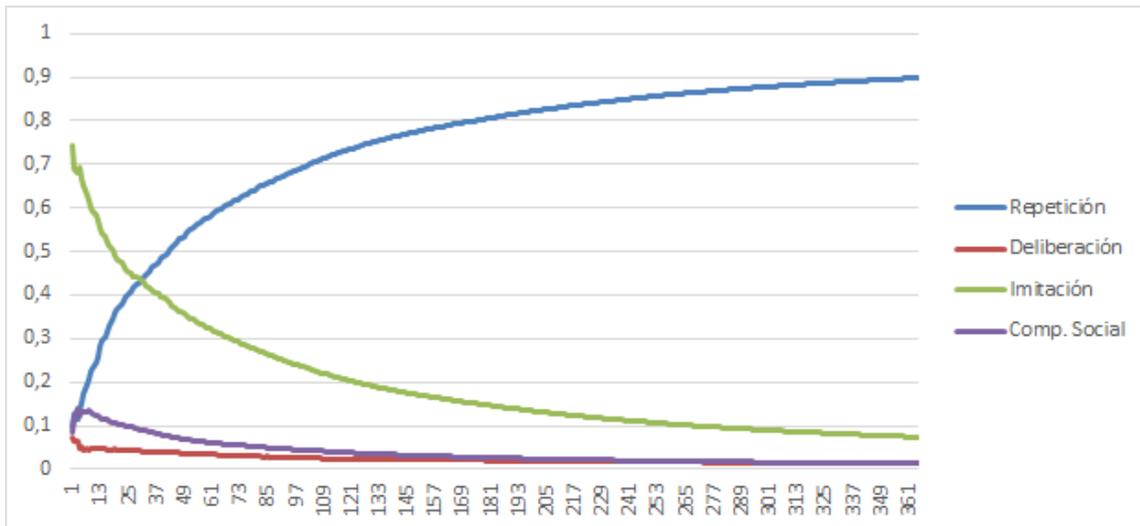


Gráfica 33: Total de productos comprados en una red libre de escala con Unt 0.2 (Caso 1)

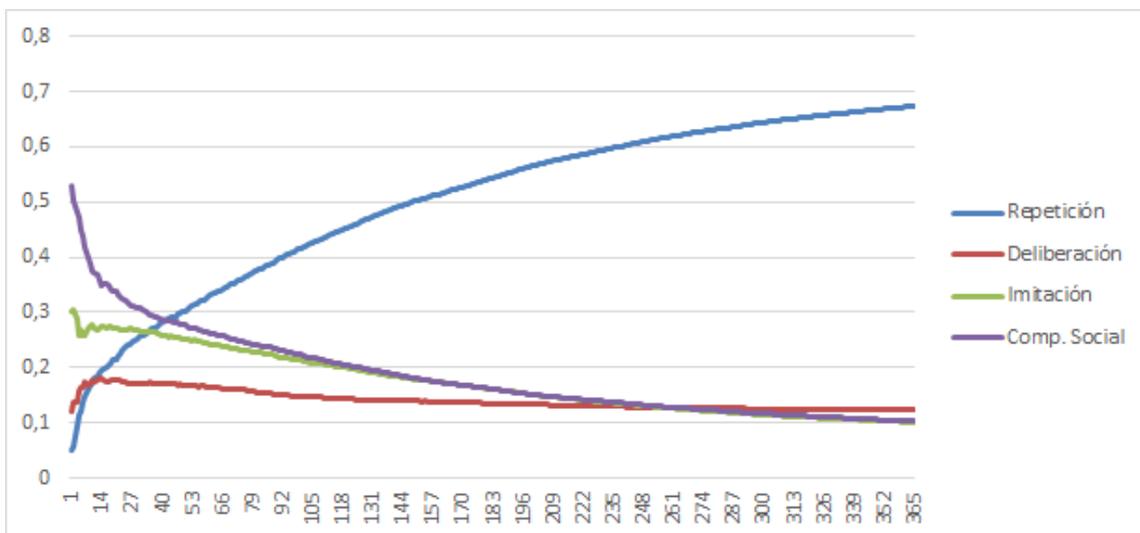


Gráfica 34: Total de productos comprados en una red libre de escala con Unt 0.2 (Caso 2)

• **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**

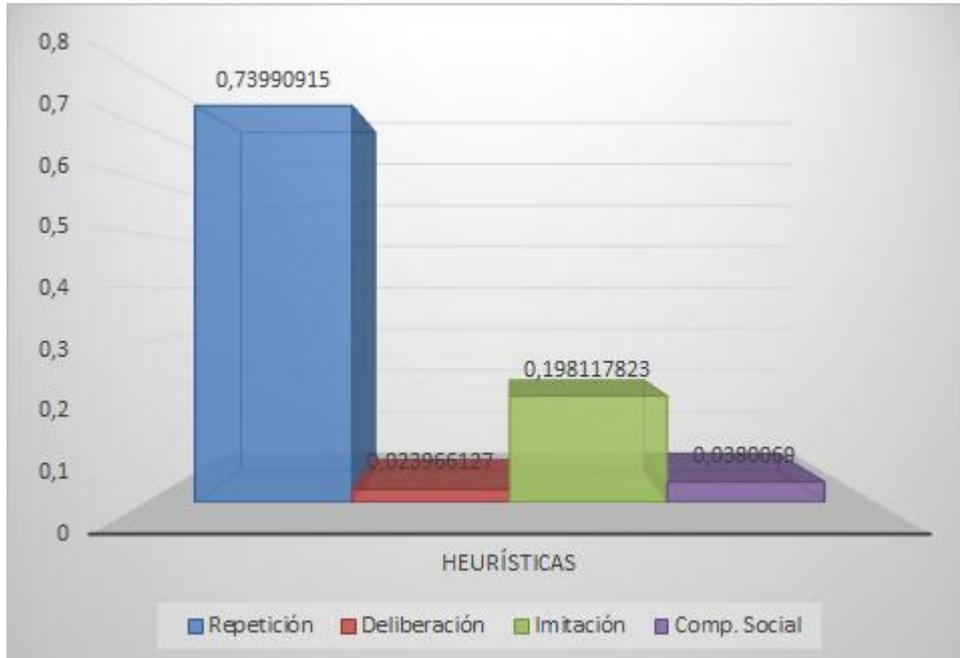


Gráfica 35: Porcentaje de heurísticas usadas por día en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 1)



Gráfica 36: Porcentaje de heurísticas usadas por día en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 2)

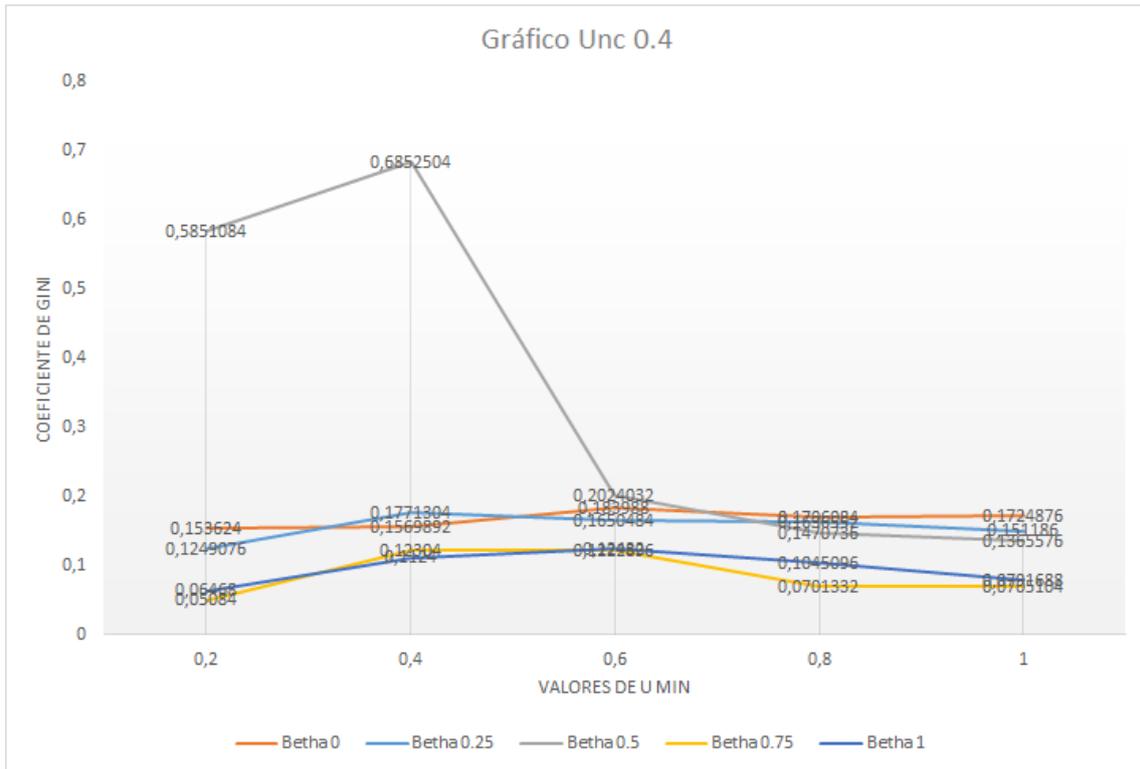
- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



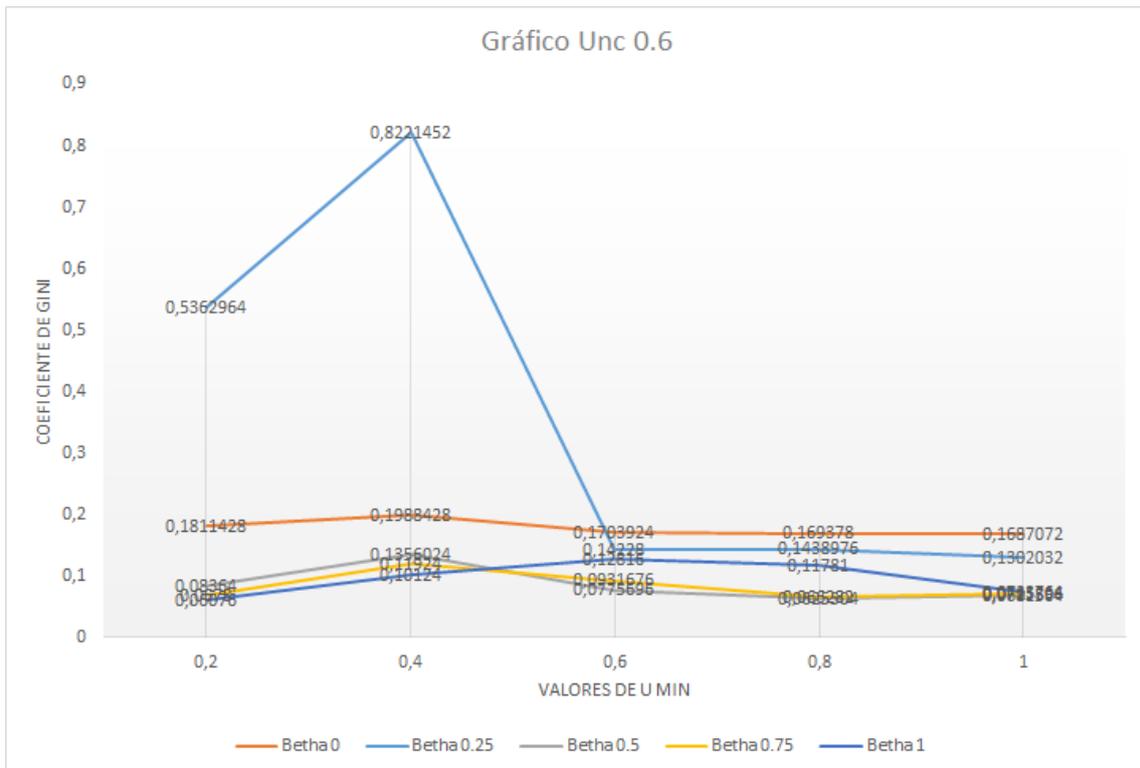
Gráfica 37: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 1)



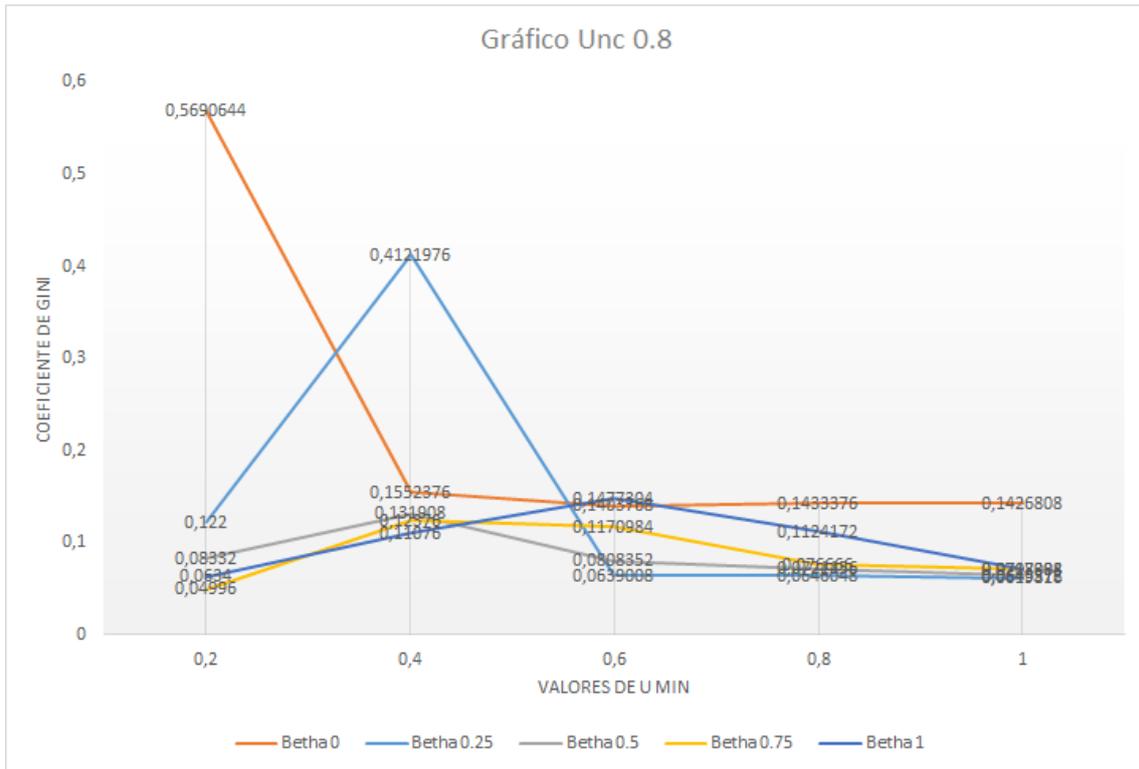
Gráfica 38: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 2)



Gráfica 39: Coeficientes de Gini con Unct 0.4 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red libre de escala



Gráfica 40: Coeficientes de Gini con Unct 0.6 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red libre de escala



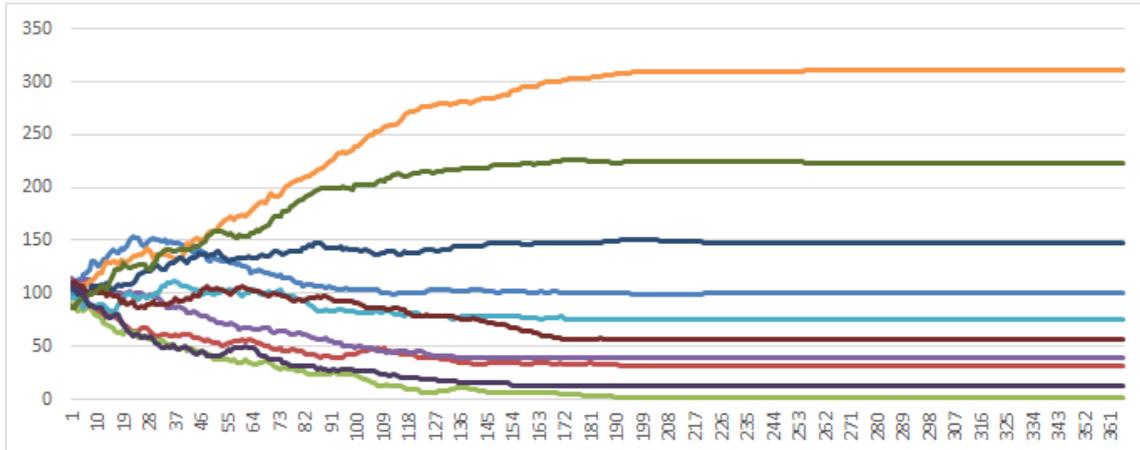
Gráfica 41: Coeficientes de Gini con Unct 0.8 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red libre de escala

En la gráfica superior aparece un comportamiento distinto al que se produjo en la gráfica de dispersión con **Unct** 0.8 para la red aleatoria. Ahora los valores de Gini para **Umin** 0.2 con **Beta** 0.0 y **Umin** 0.4 con **Beta** 0.25 se encuentran invertidos. En la red aleatoria el primer caso tenía un valor menor que el segundo, veamos qué ocurre.

Valores	Beta	Umin	Unct
Caso 1	0.0	0.2	0.8

Tabla 7: Casos de prueba para el modelo simple en red libre de escala [2].

- **Productos comprados por día.**



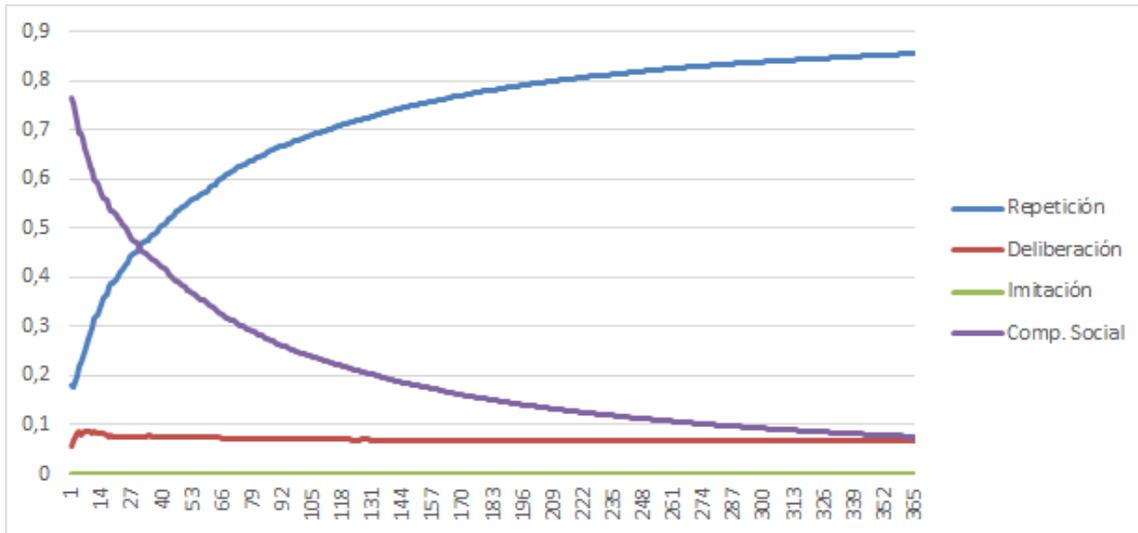
Gráfica 42: Productos comprados por día en una red libre de escala con Unct 0.8 (Caso 1)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 43: Total de productos comprados en una red libre de escala con Unct 0.8 (Caso 1)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



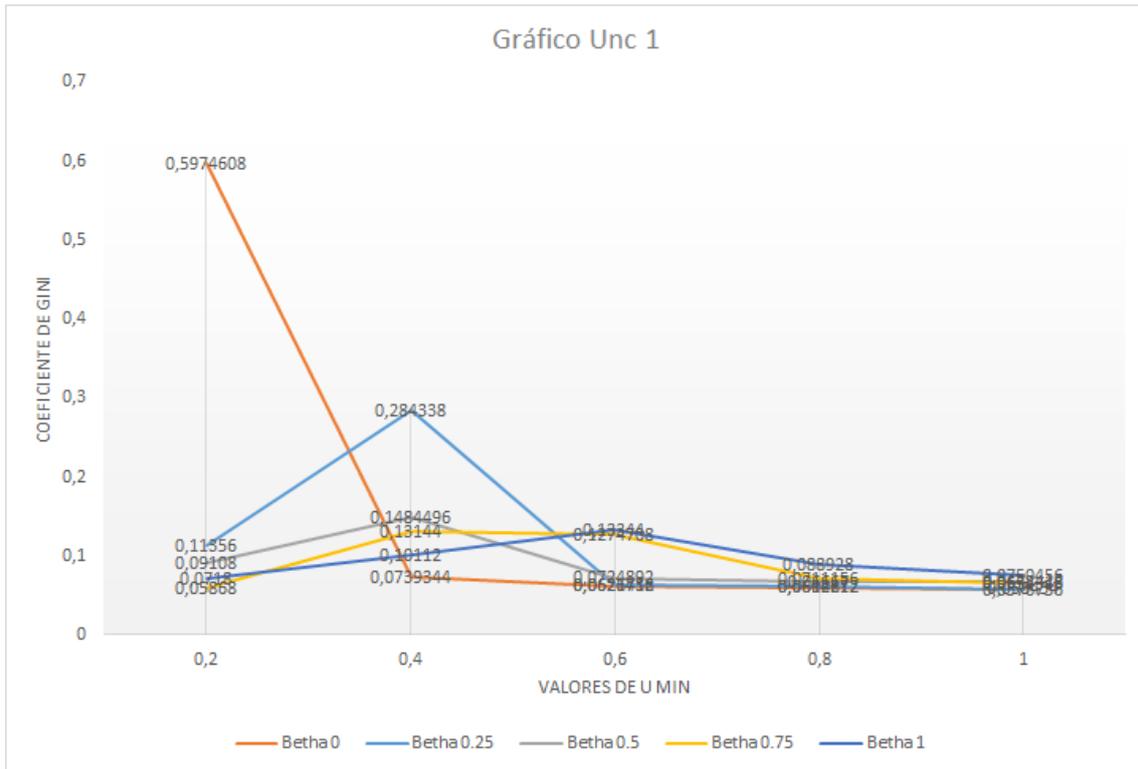
Gráfica 44: Heurísticas usadas por día en una red libre de escala con Unct 0.8 (Caso 1)

Como puede observarse, al comienzo los agentes hacen uso de **comparación social** y **deliberación** (heurística que no usaban en el modelo de red aleatoria) hasta que satisfacen sus necesidades y **repiten** la mayoría de ellos mientras una minoría sigue deliberando. Este efecto produce las ventas vistas en las dos primeras gráficas.

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



Gráfica 45: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red libre de escala con Unct 0.8 (Caso 1)

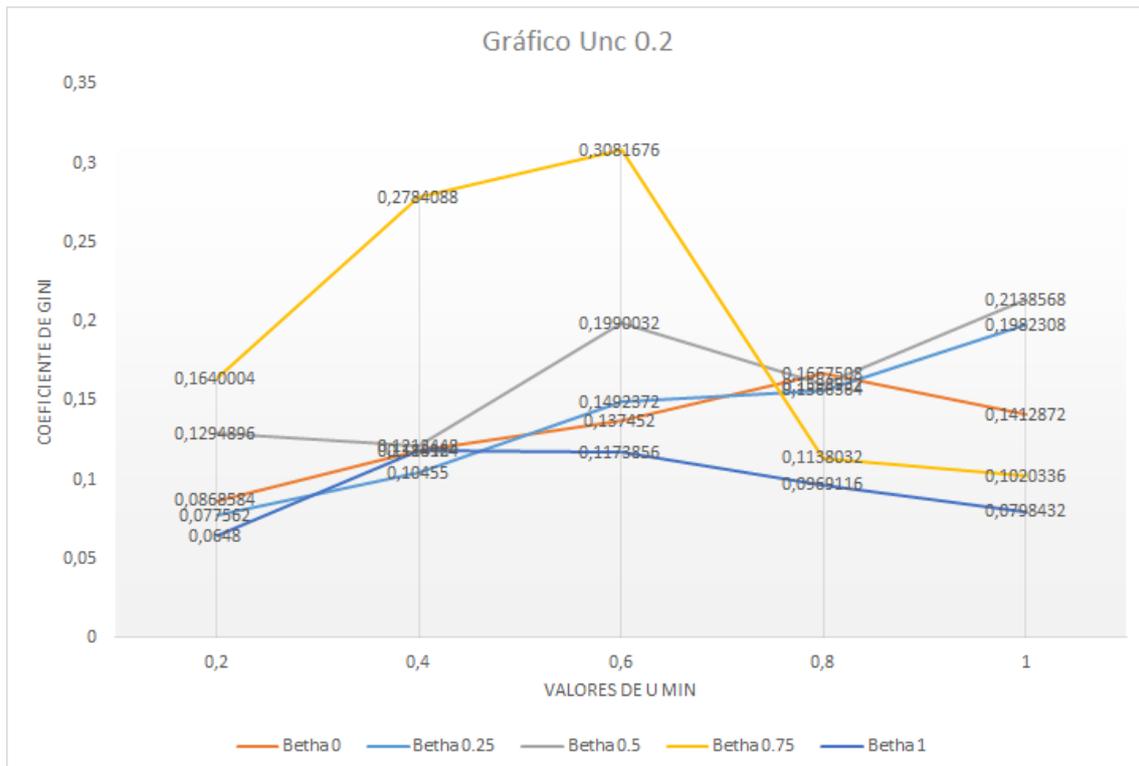


Gráfica 46: Coeficientes de Gini con Unct 1 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red libre de escala

En este caso se reproduce el mismo efecto que en la red aleatoria debido a que los agentes poseen información completa del modelo, lo que resta importancia a que haya una minoría de “hubs” o una mayoría de agentes con pocos enlaces. Las únicas variables con un efecto plausible en estas primeras redes son **Beta**, **Umin** y **Unct** que marcan el comportamiento de los agentes del modelo y los efectos que en este se producen.

Resultados sobre una red de mundos pequeños.

En el caso de las redes de mundos pequeños, se producen efectos distintos a los de las demás redes. Estos efectos están muy relacionados con las características de la red. El que los agentes estén muy próximos entre sí hace que el intercambio de opiniones sea más fluido y que los agentes tarden menos al tomar decisiones en base a las decisiones realizadas por sus vecinos.



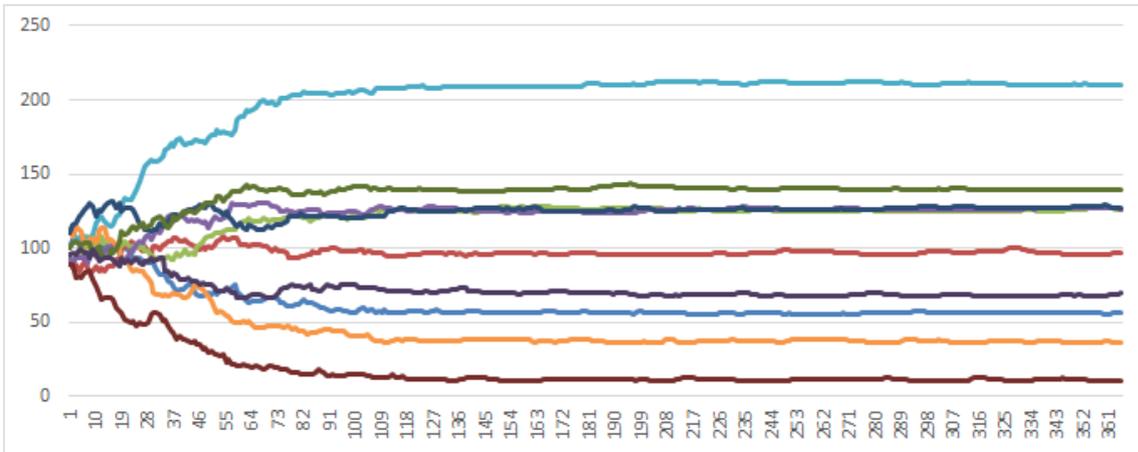
Gráfica 47: Coeficientes de Gini con Unct 0.2 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red de mundos pequeños

Como puede comprobarse en la gráfica, cuando **Beta** toma el valor 0.75 en la simulación se produce un efecto similar al que se pudo ver en el modelo de red aleatoria y libre de escala aunque los valores para la dispersión en el modelo son mucho más bajos. También pueden verse nuevos comportamientos para **Beta** 0.25 y 0.5 en los que, salvo casos extremos de **Umin**, se produce cierta dispersión en la compra de productos (**Umin** 0.4 hasta 1.0). El que los agentes estén más próximos en la red y formen grupos fomenta que los productos se repartan antes de alcanzar un valor alto en el mercado. Veamos qué ocurre, por ejemplo, para:

Valores	Beta	Umin	Unct
Caso 1	0.75	0.4	0.2

Tabla 8: Casos de prueba para el modelo simple en red libre de mundo pequeño [1].

- **Productos comprados por día.**



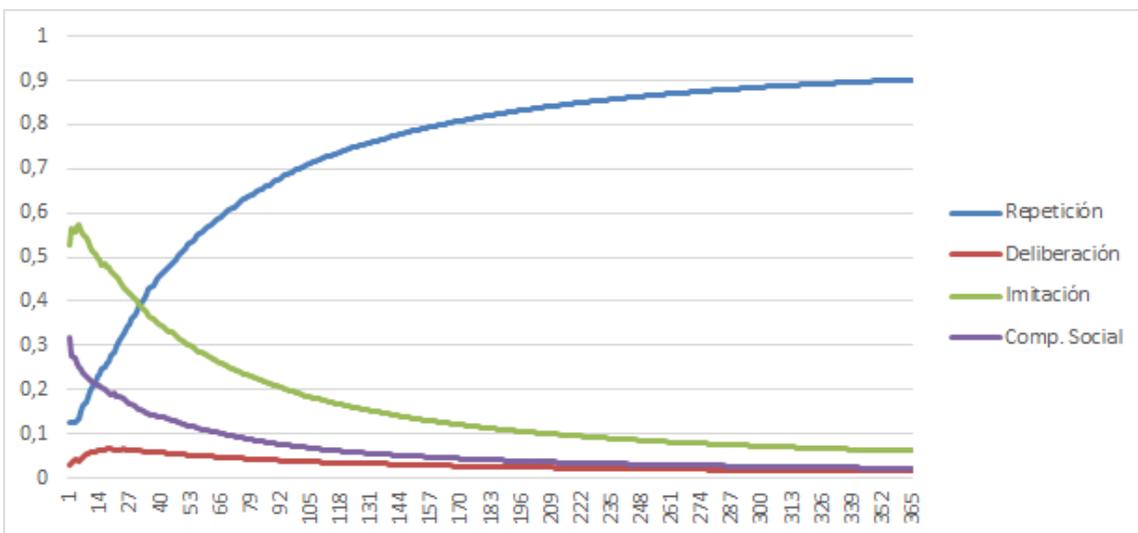
Gráfica 48: Productos comprado por día en una red libre de escala con Unc 0.2 (Caso 1)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 49: Total de productos comprados por día en una red libre de mundos pequeños con Unct 0.2 (Caso 1)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**

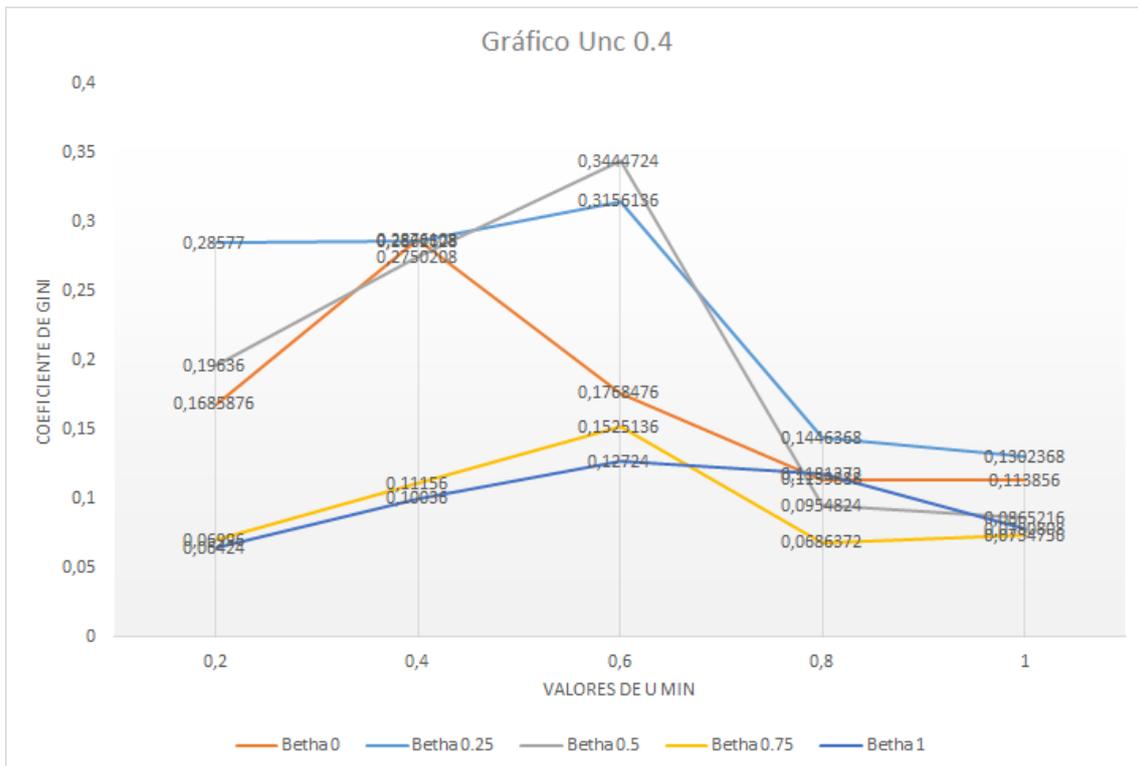


Gráfica 50: Porcentaje de heurísticas usadas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.2 (Caso 1)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



Gráfica 51: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños (Caso 1)



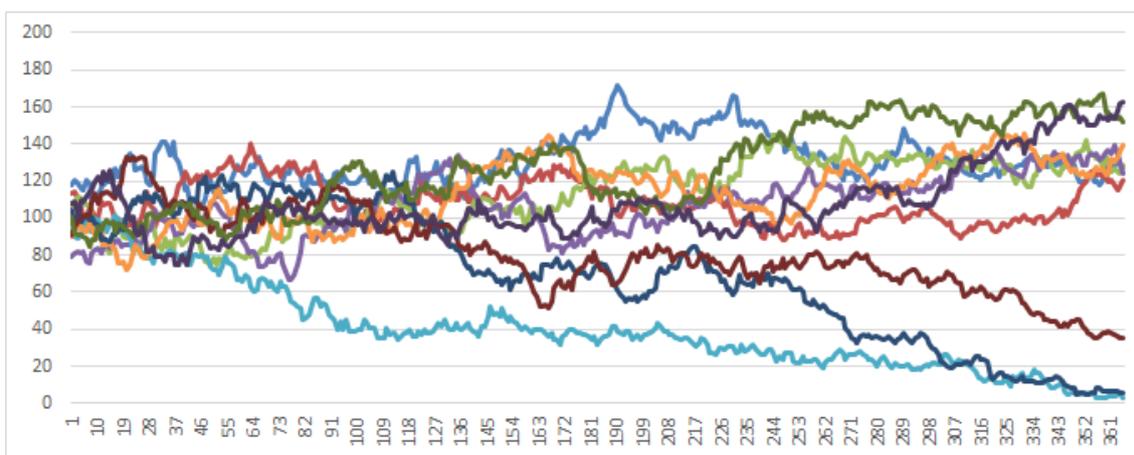
Gráfica 52: Coeficientes de Gini con Unct 0.4 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red de mundos pequeños

En este caso puede verse que se produce un comportamiento similar para los tres valores más bajos de **Beta** cuando **Umin** está en el rango [0.2-0.4], similitud que se pierde cuando **Umin** toma el valor 0.6 en el que las dos primeras siguen el mismo patrón de comportamiento y la tercera de ellas se separa.

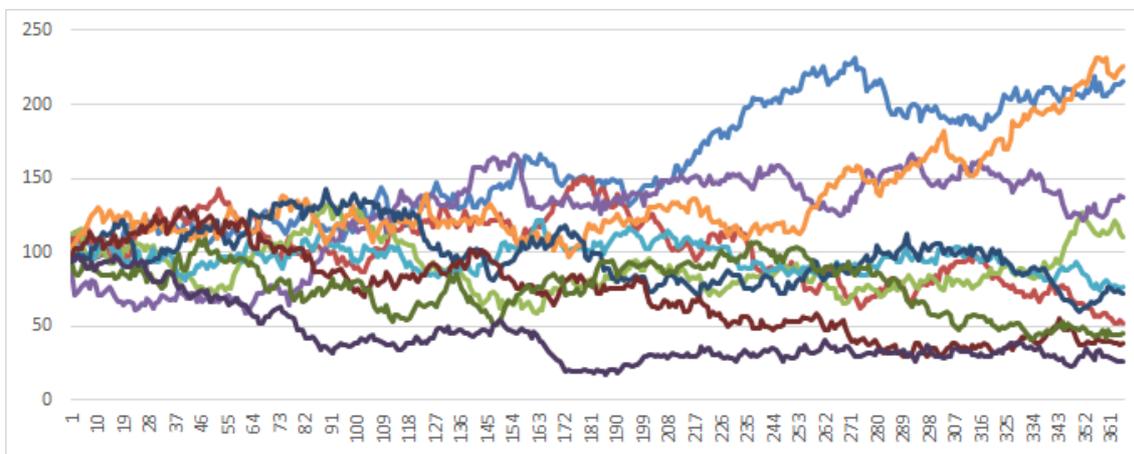
Valores	Beta	Umin	Unct
Caso 1	0.0	0.6	0.4
Caso 2	0.25	0.6	0.4
Caso 3	0.5	0.6	0.4

Tabla 9: Casos de prueba para el modelo simple en red libre de mundo pequeño [2].

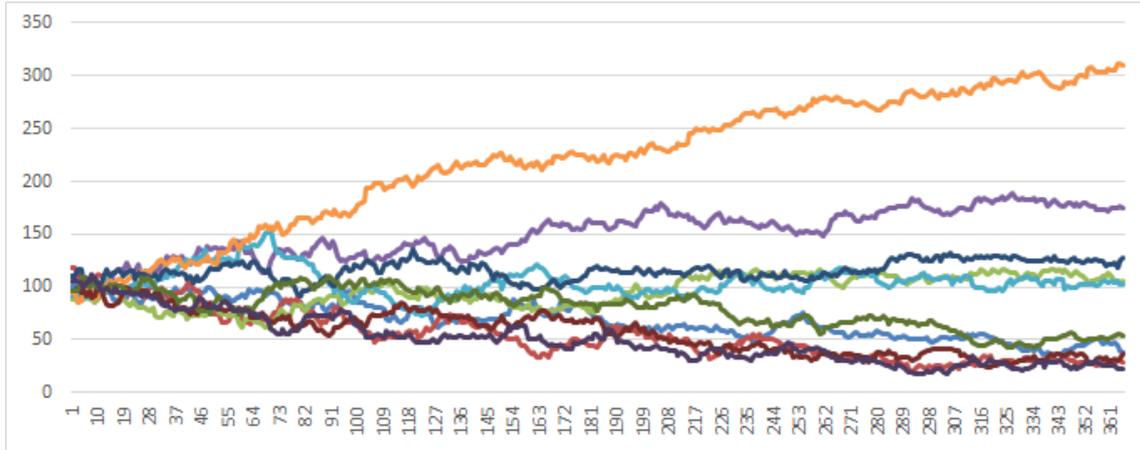
- **Productos comprados por día.**



Gráfica 53: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 1)

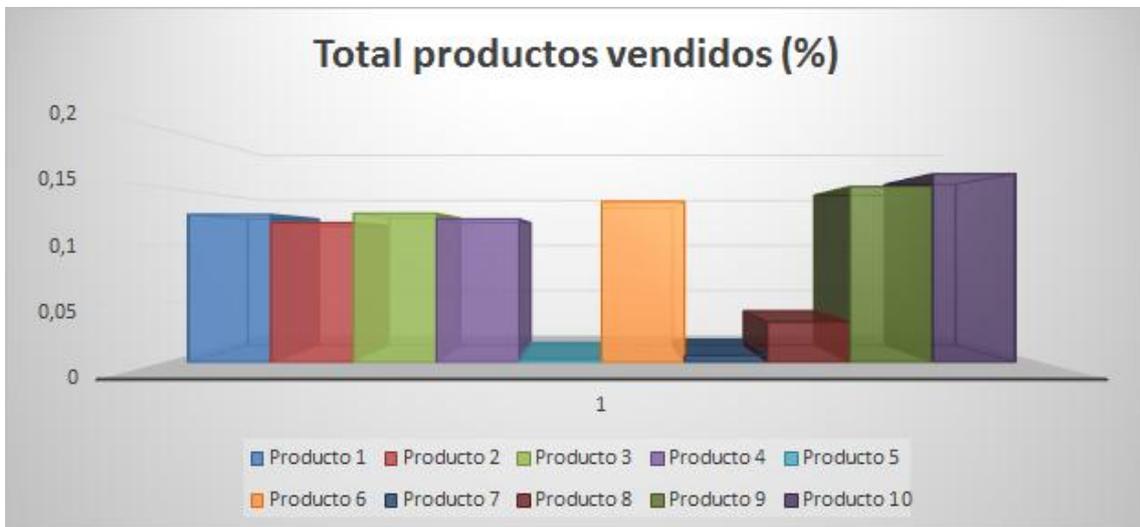


Gráfica 54: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 2)

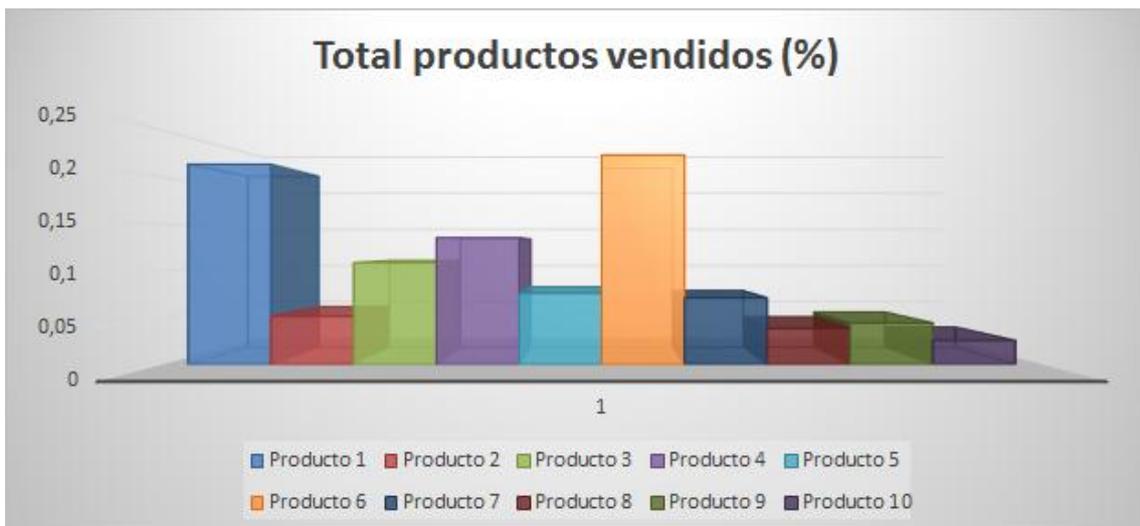


Gráfica 55: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 3)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 56: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 1)

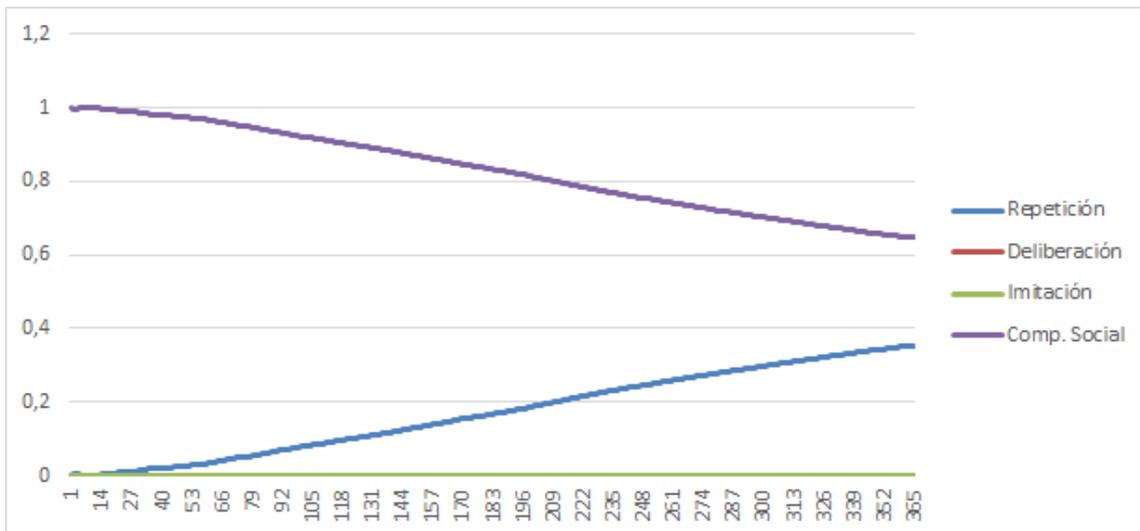


Gráfica 57: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 2)

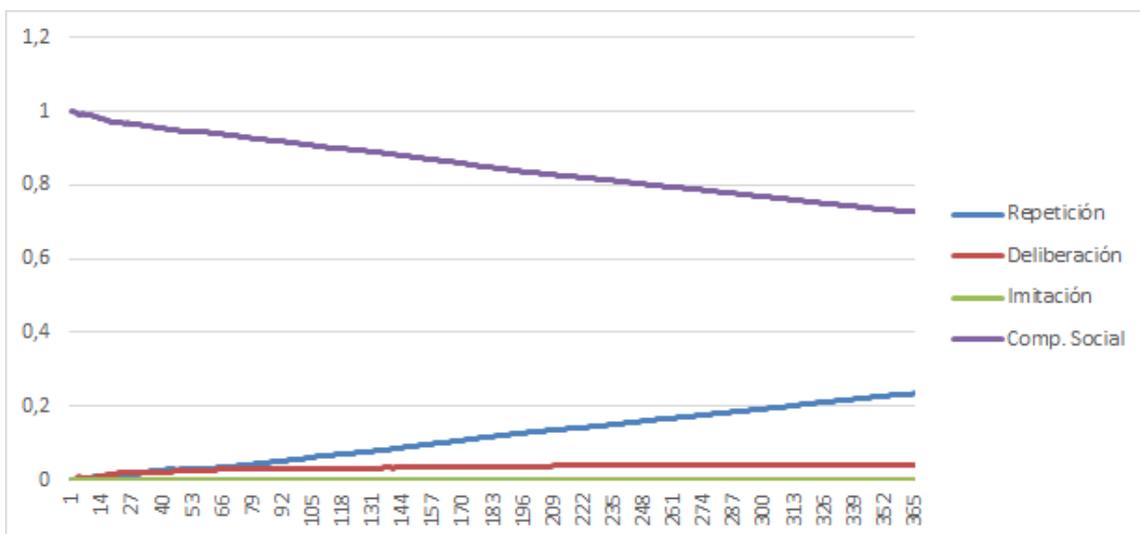


Gráfica 58: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 2)

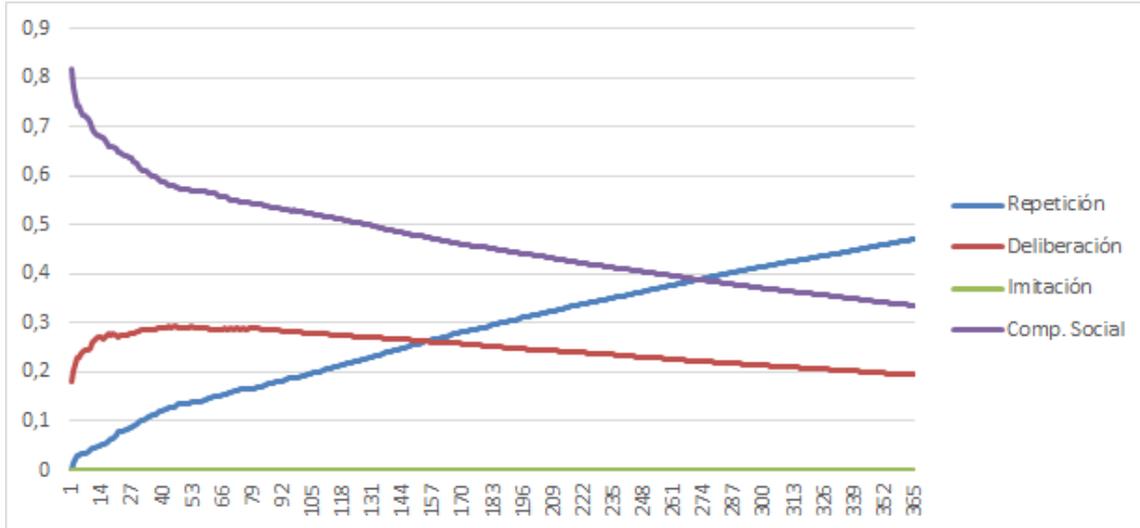
- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



Gráfica 59: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 1)

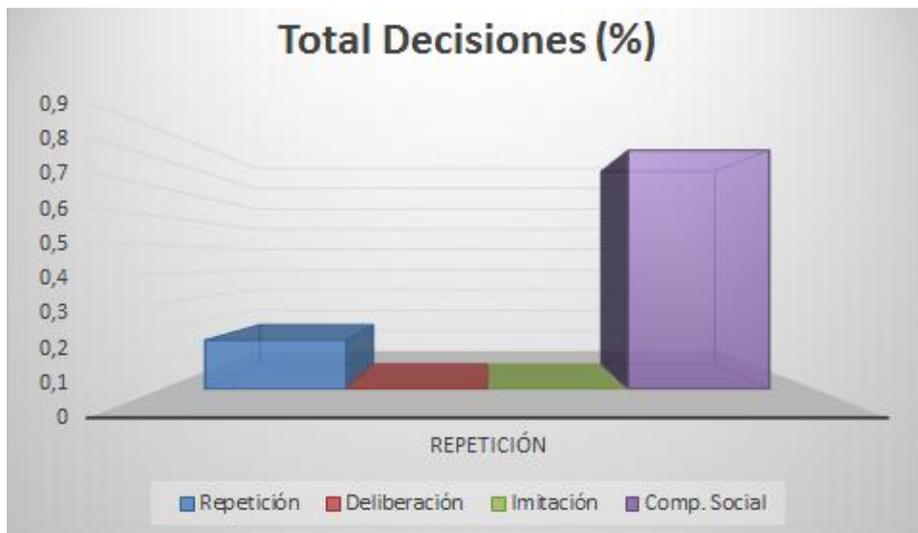


Gráfica 60: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 2)



Gráfica 61: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 3)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



Gráfica 62: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con nct 0.4 (Caso 1)

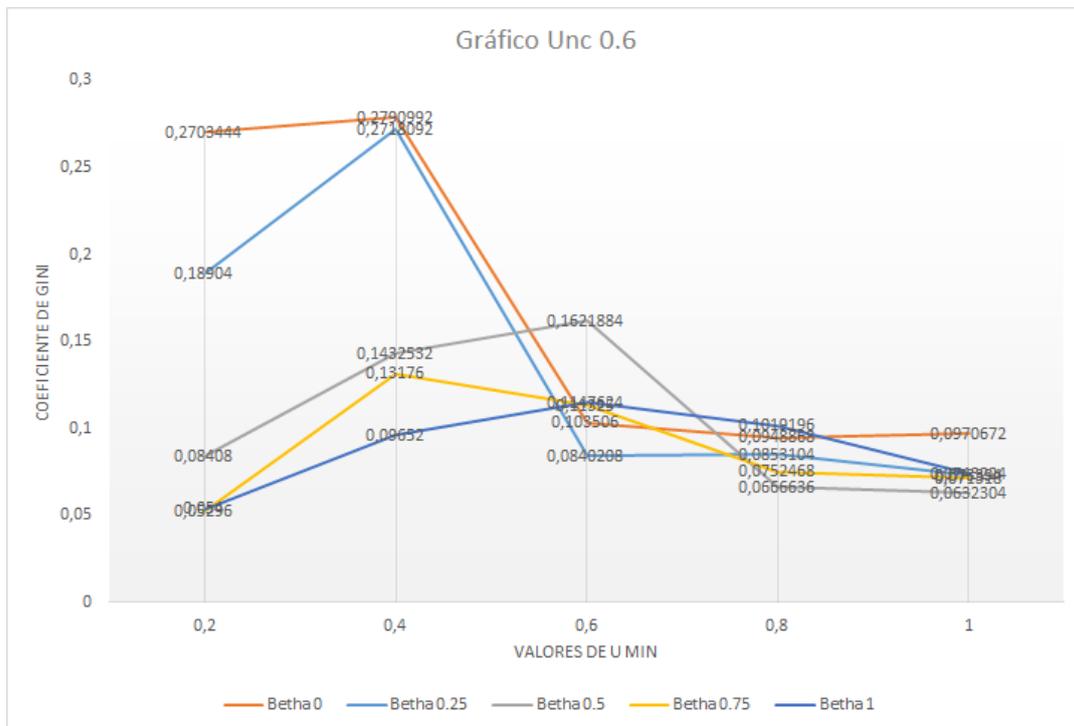


Gráfica 63: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con nct 0.4 (Caso 2)

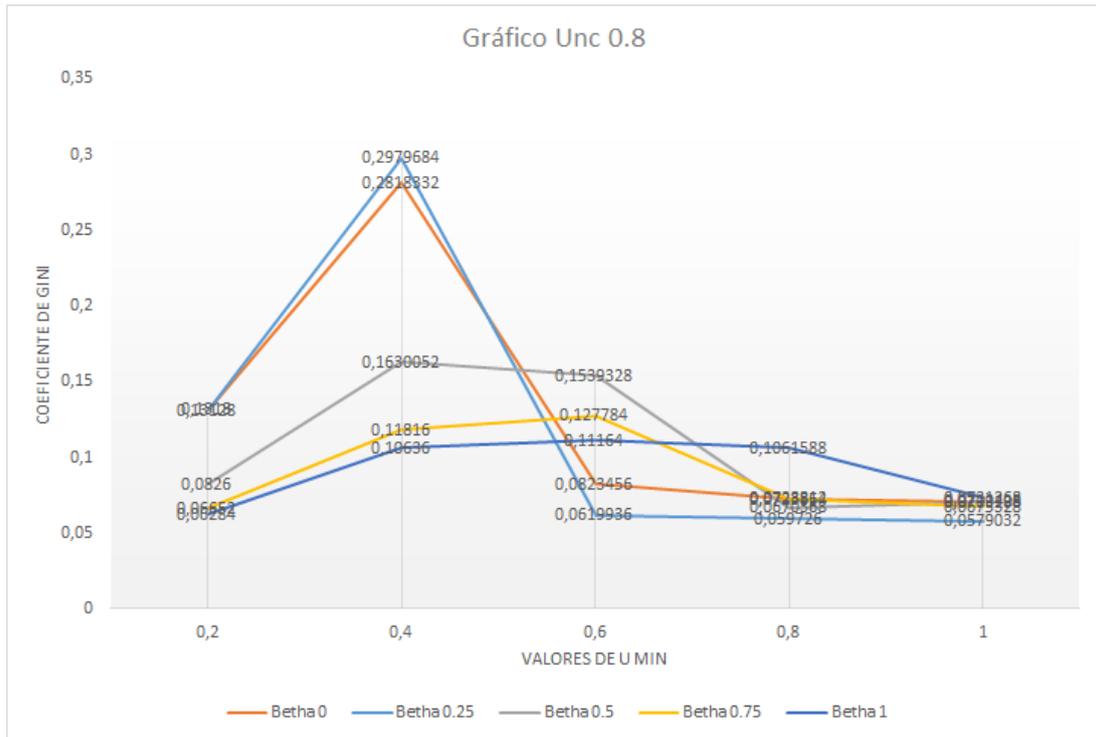


Gráfica 64: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con nct 0.4 (Caso 3)

Como puede comprobarse en las gráficas que muestran el porcentaje de heurísticas usado puede verse cómo se produce mucho más lentamente la adopción de formas de decisión en el modelo. Al comienzo se emplea **comparación social** casi completamente por los agentes, en la segunda gráfica baja un poco su uso y suben **deliberación** y **repetición** y en la tercera de ellas podemos comprobar cómo estas dos últimas están a punto de superarla.



Gráfica 65: Coeficientes de Gini con Uinct 0.6 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red de mundos pequeños



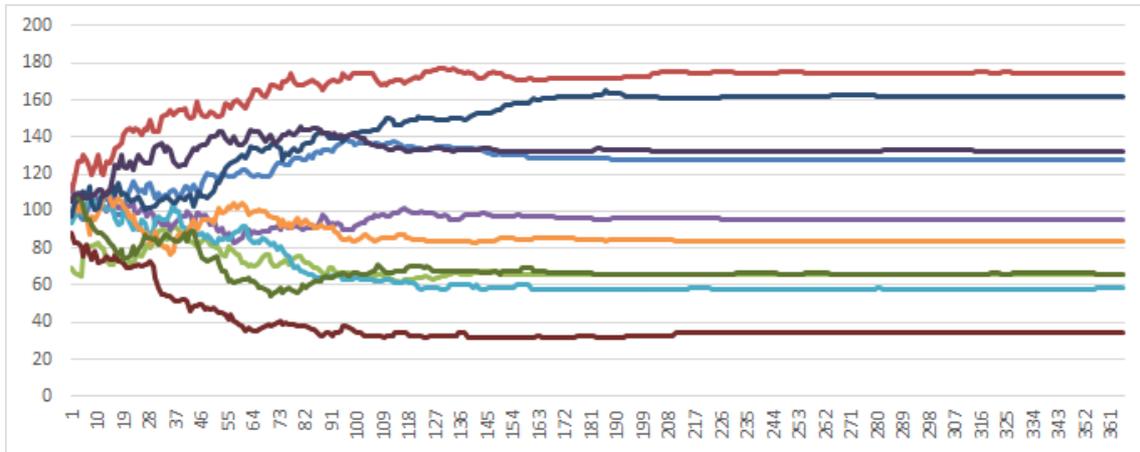
Gráfica 66: Coeficientes de Gini con Unct 0.8 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red de mundos pequeños

Veamos cómo cambia el comportamiento del modelo con los siguientes conjuntos de parámetros:

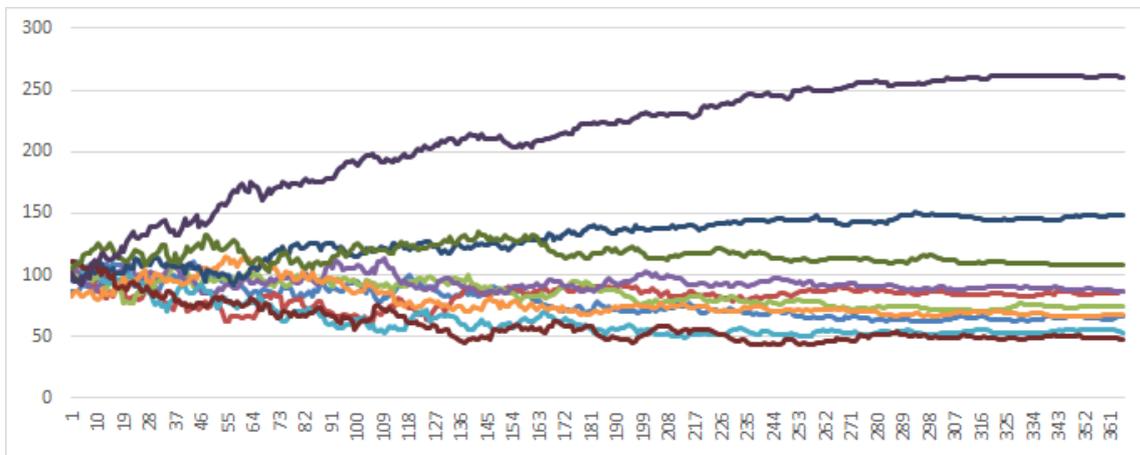
Valores	Beta	Umin	Unct
Caso 1	0.0	0.4	0.6
Caso 2	0.25	0.4	0.8
Caso 3	0.0	0.6	0.6
Caso 4	0.25	0.6	0.8

Tabla 10: Casos de prueba para el modelo simple en red libre de mundo pequeño [3].

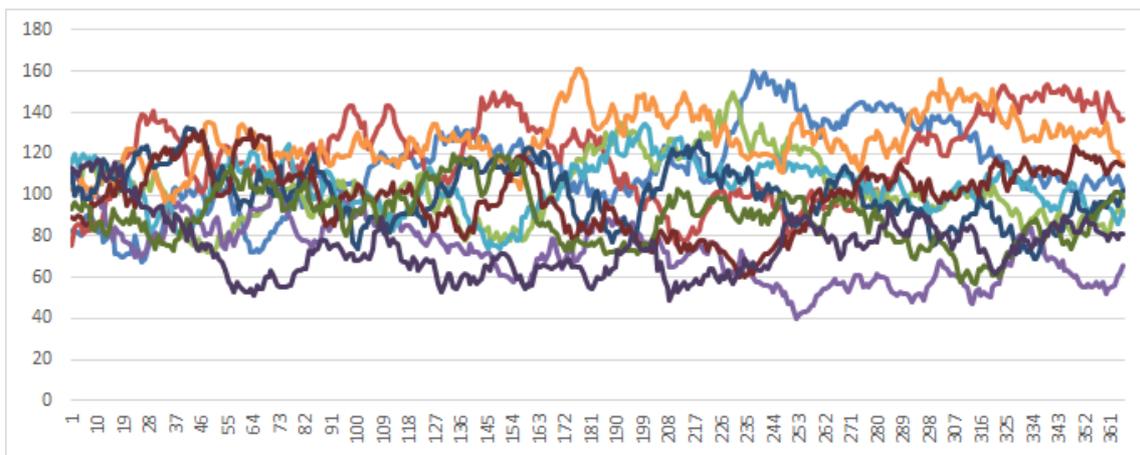
- **Productos comprados por día.**



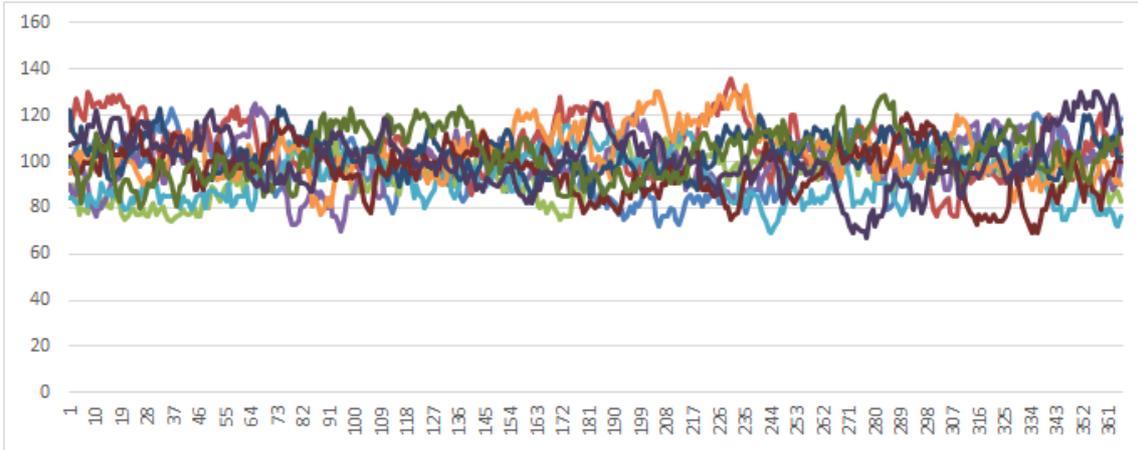
Gráfica 67: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 1)



Gráfica 68: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 2)

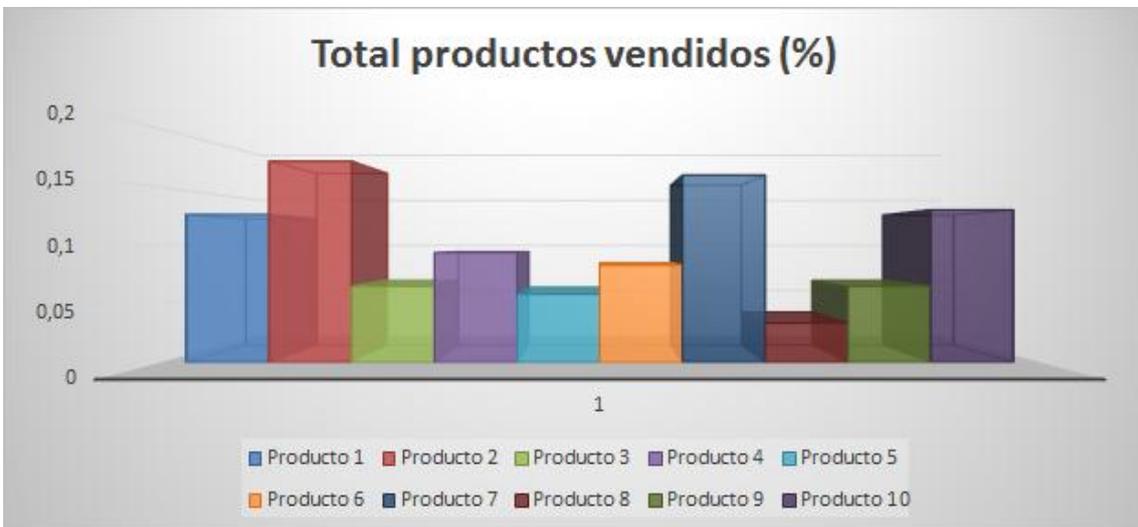


Gráfica 69: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 3)

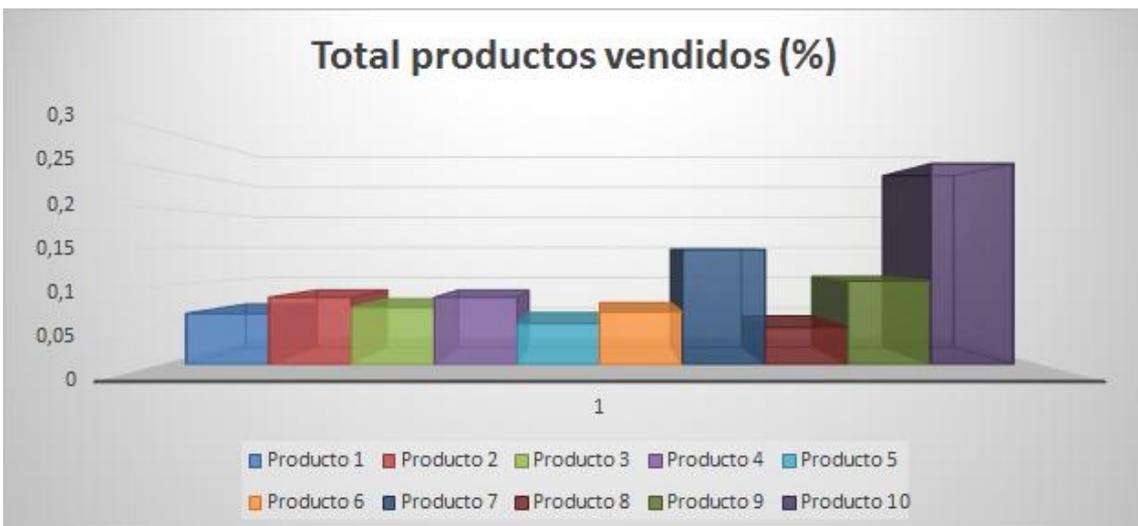


Gráfica 70: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 4)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



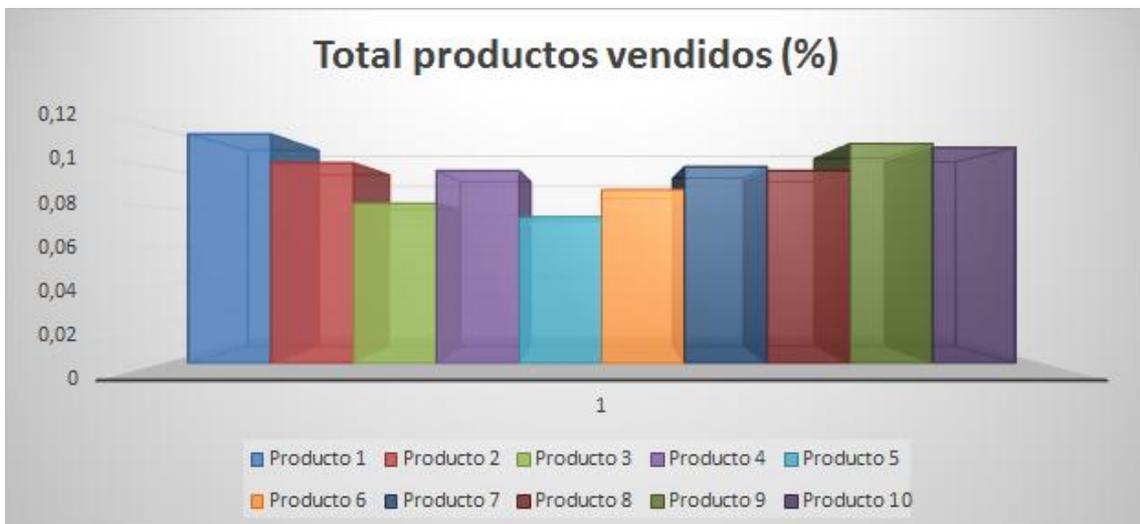
Gráfica 71: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 1)



Gráfica 72: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 2)

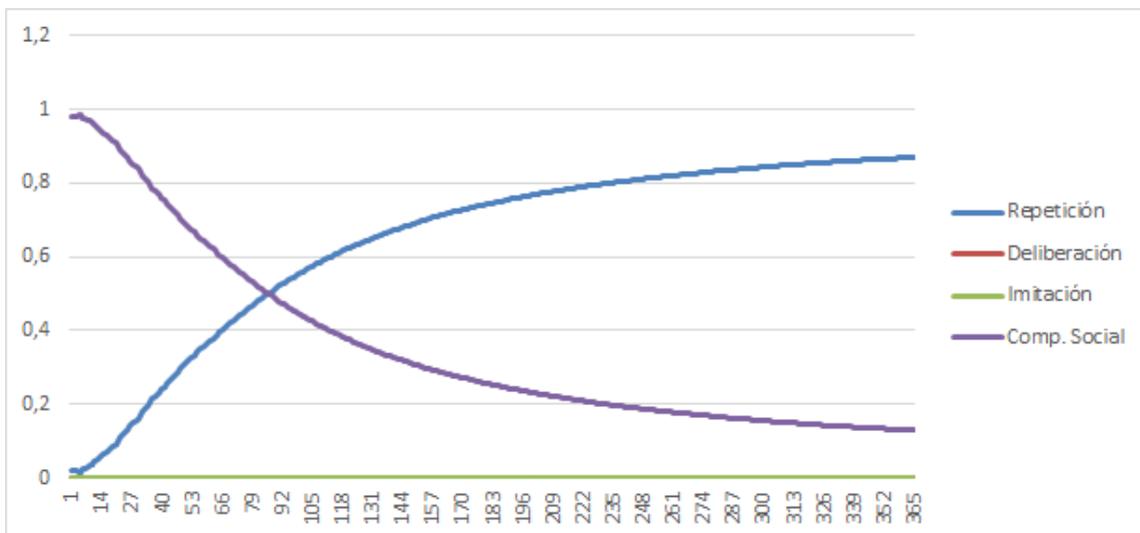


Gráfica 73 Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 3)

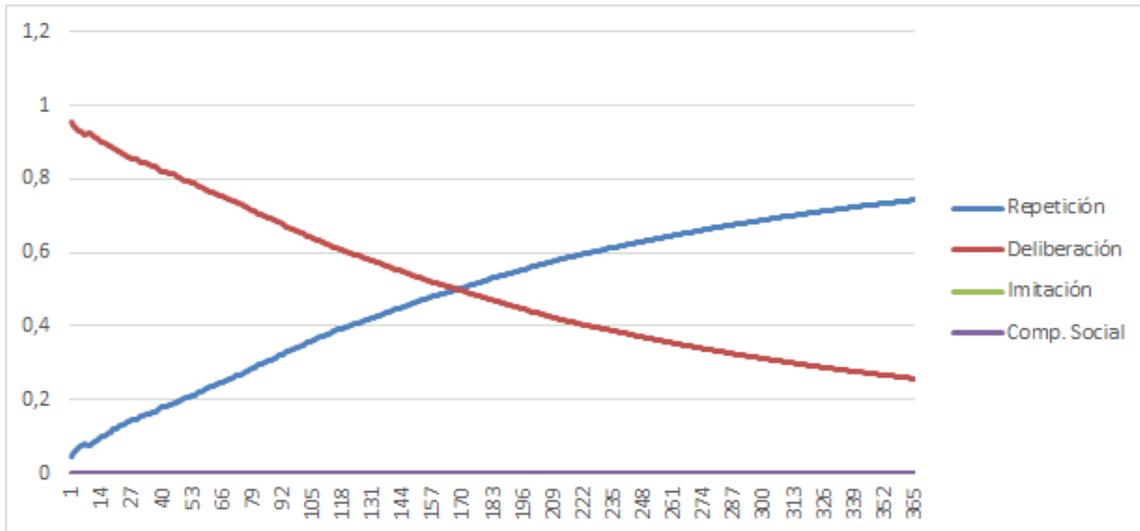


Gráfica 74 Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 4)

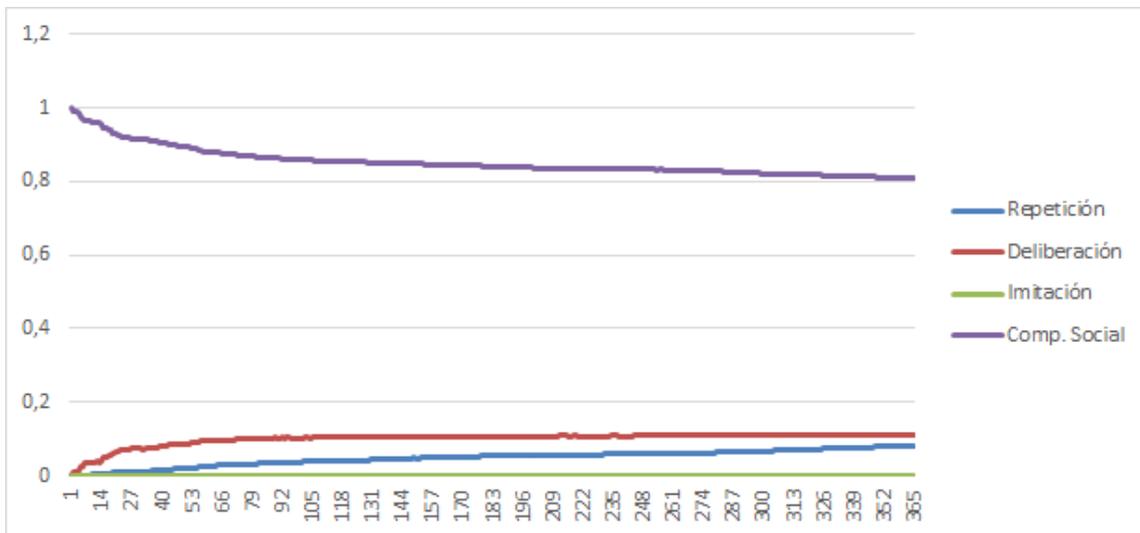
• **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



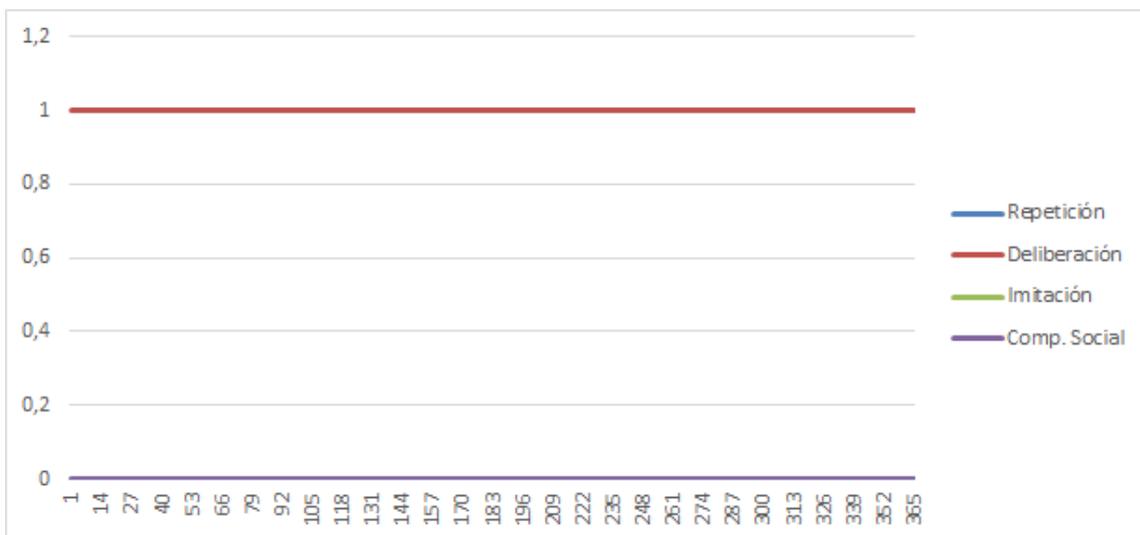
Gráfica 75: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 1)



Gráfica 76: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 2)



Gráfica 77: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 3)



Gráfica 78: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 4)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



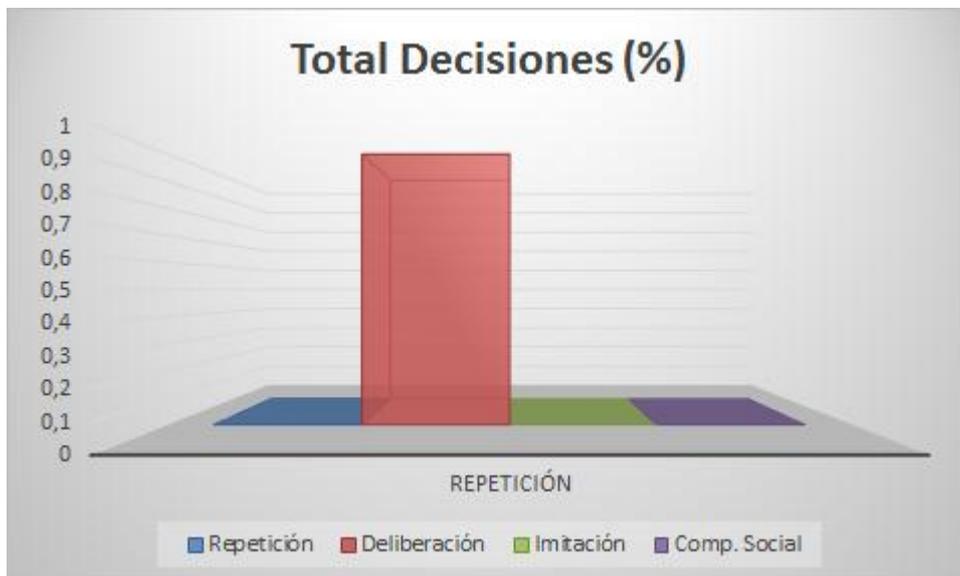
Gráfica 79: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 1)



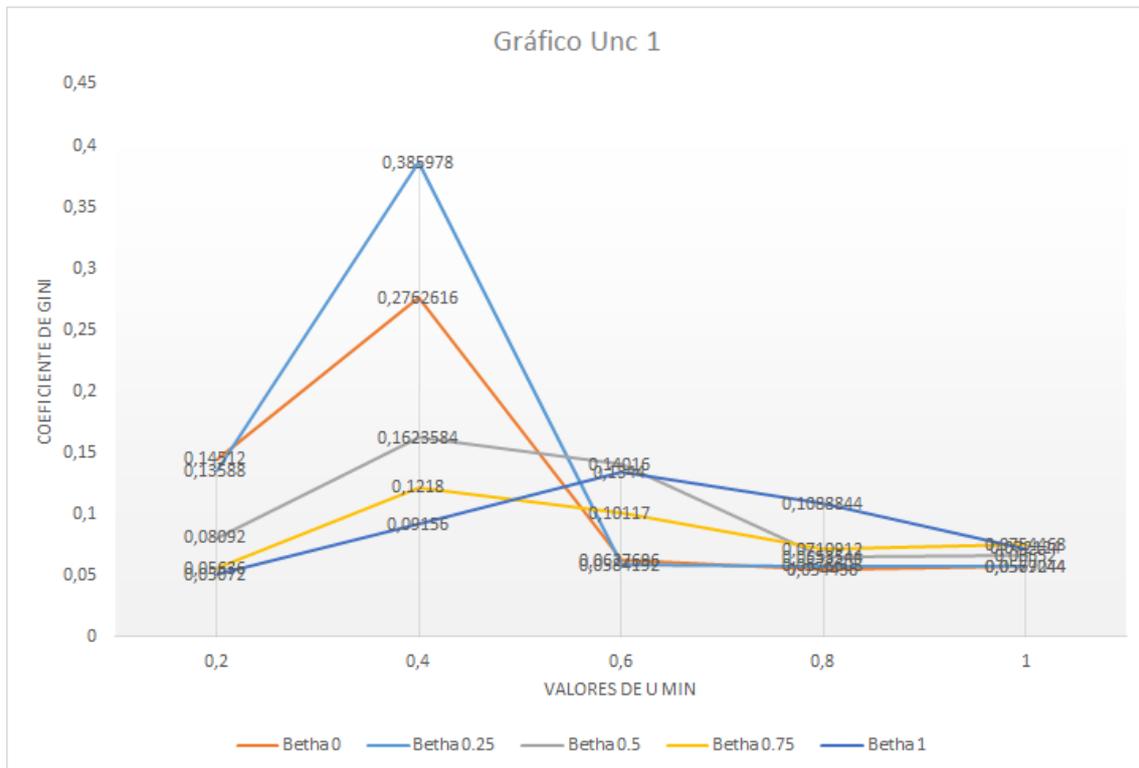
Gráfica 80: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 2)



Gráfica 81: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 3)



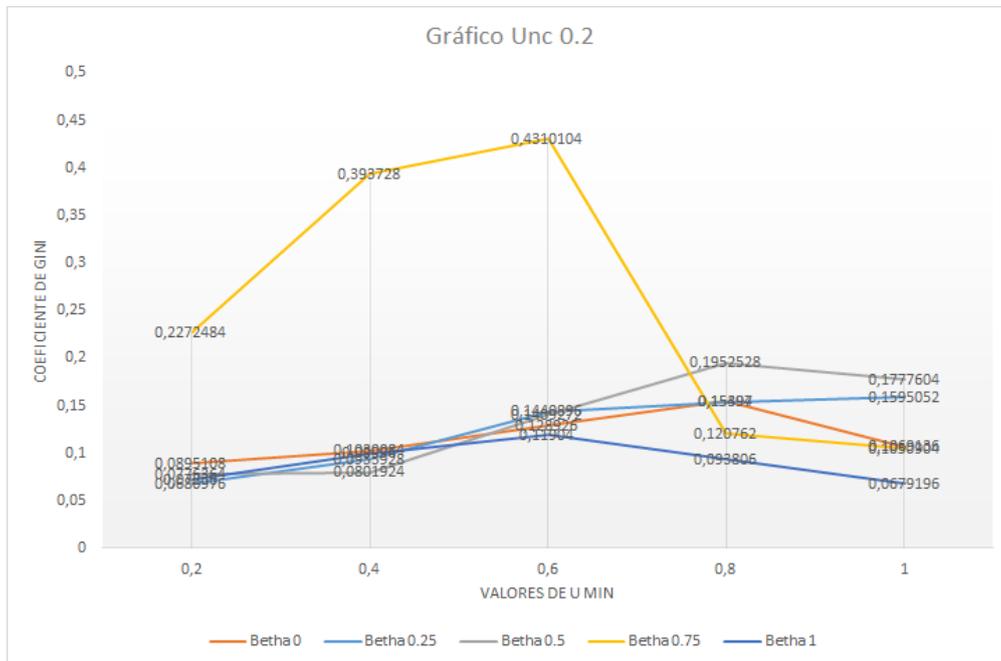
Gráfica 82: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 4)



Gráfica 83: Coeficientes de Gini con Unct 1 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red de mundos pequeños

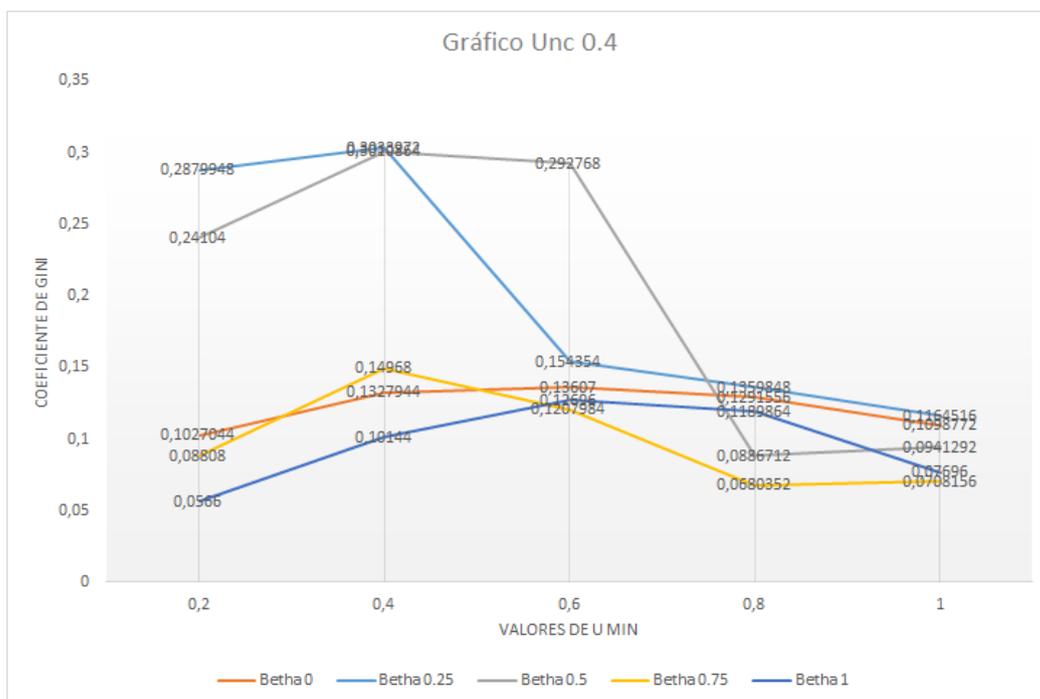
Finalmente, en todas las gráficas resultantes en esta simulación, se puede comprobar (tal y como se hizo con **Unct** 0.2) que los cambios de fase implementando el modelo sobre este tipo de red se producen con más suavidad que en los demás casos estudiados con anterioridad. Este es el principal cambio con respecto a las dos topologías de red anteriores pese a que comportamiento de los agentes sigue siendo el mismo. Para casos en los que las variables toman valores menores que 0.5 los agentes se comunican y deciden con respecto a su entorno, cuando las variables se mueven en torno a 0.5, los agentes alternan los 4 tipos de decisión comentados al inicio de este apartado. Dependiendo de las características de cada agente se decantan por una u otra forma de decisión unida, claro está, a las decisiones de sus vecinos (aunque en menor medida). Cuando las variables son altas, los agentes dejan a un lado la información que reciben de su entorno y sólo contemplan las suyas.

Resultados sobre la red aleatoria con distancia deseada.

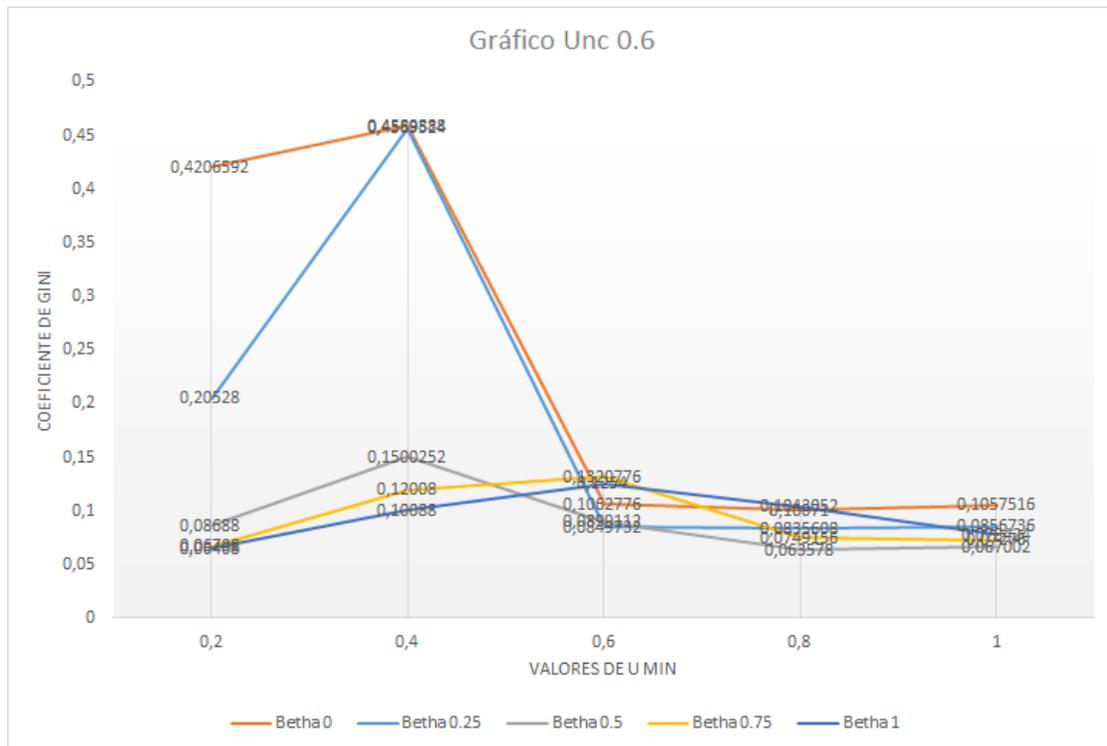


Gráfica 84: Coeficientes de Gini con Unct 0.2 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria con distancia media fija

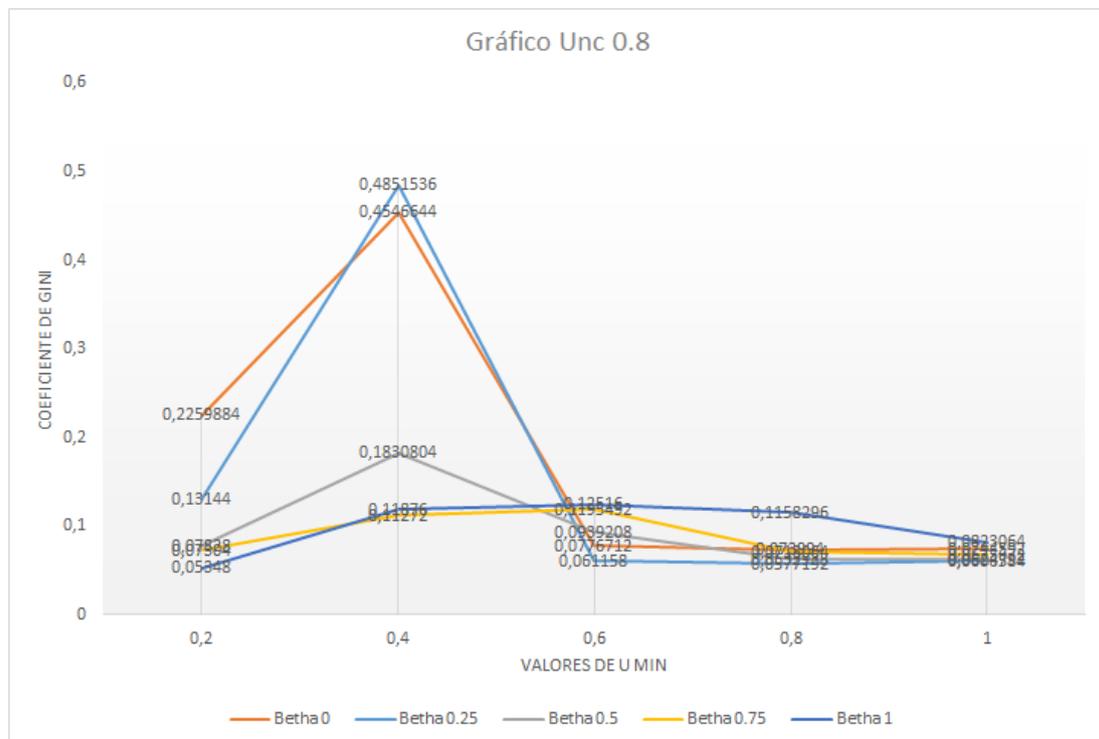
En la primera gráfica puede comprobarse que los resultados son similares a los obtenidos en las redes aleatoria y libre de escala salvo que, en este caso los valores de dispersión son algo menores y los valores de dispersión para **Umin** 1 son algo mayores que los de las redes comentadas.



Gráfica 85: Coeficientes de Gini con Unct 0.4 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria con distancia media fija

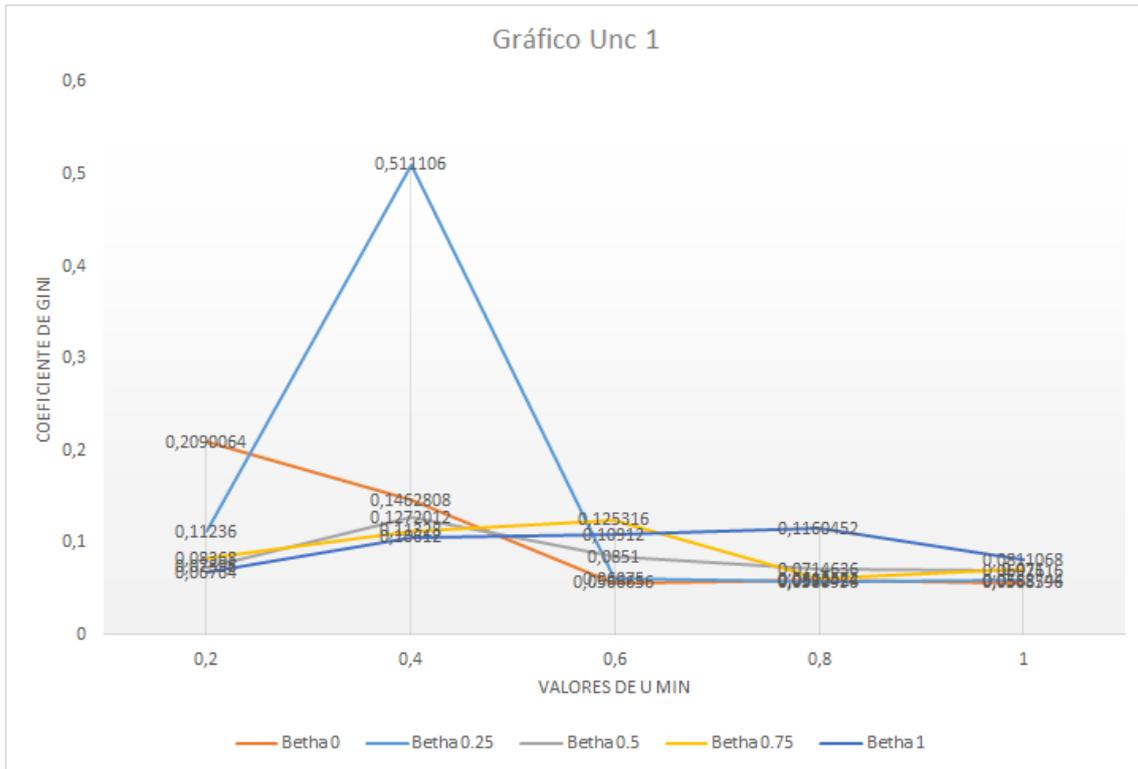


Gráfica 86: Coeficientes de Gini con Unct 0.6 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria con distancia media fija



Gráfica 87: Coeficientes de Gini con Unct 0.8 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria con distancia media fija

Los resultados vistos en las tres últimas gráficas son mucho más similares a los resultados de las redes de mundo pequeño debido en gran parte a que la distancia en esta red es pequeña, como ocurre con la topología de red de mundo pequeño. Pero los valores de dispersión son más elevados ya que se sostiene sobre un modelo de red aleatoria.



Gráfica 88: Coeficientes de Gini con Unct 1 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria con distancia media fija

En el siguiente capítulo este comportamiento cambiará ya que los agentes dejarán de tener conocimiento completo sobre lo que pasa en el modelo. El proceso de difusión de compras dejará de ser tan rápido como el que se ha estudiado en las anteriores redes lo que aportará un mayor realismo al modelo. En los mercados no solemos tener información completa del modelo ni de lo que piensan nuestros conocidos o los suyos sobre lo que compramos. En dichos momentos tenemos poco tiempo para decidir y poca información de la que hacer uso. Ese comportamiento es el que se plasmará en la siguiente etapa de este proyecto por medio del conocimiento (“awareness”) limitado de los agentes involucrados en el modelo y de la capacidad de olvidar productos con el tiempo.

5. Incluyendo Comunicación en el modelo.

Como se comentó al final del capítulo 1, para hacer un modelo de consumo difusión más realista se incorporará conocimiento al sistema. Con esta mejora los agentes pasarán de tener un conocimiento completo de lo que ocurre a su alrededor a tener ciertas limitaciones tanto a la hora de difundir sus conocimientos como a la hora de obtenerlos. En el modelo se incorporarán dos nuevas variables; la **probabilidad de difusión**, que permitirá a un agente compartir parte de sus conocimientos en su red de contactos, y el **awareness decay**, que mide la probabilidad de que los agentes olviden parte de la información que tenían sobre los productos del mercado. A continuación se muestra una tabla a modo de resumen en la que se detallan los cambios en el modelo:

Cambios en el modelo	
Difusión de conocimiento	Los agentes difunden los productos que conocen dependiendo del valor de difusión del modelo. Un valor de 0.0 de este parámetro impediría a los agentes difundir sus conocimientos mientras que un valor de 1.0 les permitiría transmitir todo su conocimiento a sus vecinos. Lejos de estos valores extremos, cada valor para el parámetro permite a los agentes difundir un porcentaje de los productos que conocen.
Proceso de compra	En esta ocasión todos los agentes del modelo actuarán como compradores (aunque podrían no hacerlo). El parámetro de difusión de conocimiento es el que actúa ahora como limitación en el conocimiento global del sistema.
Awareness Decay	Se incluye la capacidad de olvidar de los agentes. Un valor bajo de este parámetro se corresponde con una probabilidad muy pequeña de olvidar en el tiempo. Conforme aumenta el valor de esta constante, los agentes tenderán más al olvido. Un valor 1.0 se corresponde con el olvido total, teniendo en cuenta que nunca olvidarán bajo ningún concepto el producto que hayan comprado hasta el momento.
Heurísticas de decisión	Las heurísticas de decisión seguirán siendo las mismas que las utilizadas en el modelo simple con la única diferencia de que los agentes únicamente podrán escoger entre aquellos productos de los que tengan conocimiento en el momento de la compra.

Tabla 11: Cambios en el modelo.

Además de las variables definidas en la tabla anterior, los agentes harán uso de tres mecanismos para interactuar con el modelo:

Mecanismos del modelo	
Difusión	Primera etapa del modelo. Cada agente difunde sus conocimientos entre sus contactos y, a su vez, adquiere un conocimiento temporal de los productos consumidos y conocidos por ellos.
Infección	Cada agente incorpora a su conocimiento todos aquellos productos sobre los que ha escuchado hablar en la etapa de difusión. Después de incluirlos, olvida determinados productos dependiendo del valor que tenga el “awareness decay” del modelo.
Compra	Una vez que los agentes han actualizado su conocimiento realizan compras utilizando alguna heurística de decisión y actualizan su satisfacción y su incertidumbre con respecto a la elección realizada.

Tabla 12: Mecanismos del modelo.

a. Efectos del “Word of Mouth” en las simulaciones basadas en agentes.

La aparición del “Word of Mouth¹⁶” o “boca a boca” en un modelo de difusión de opiniones basado en agentes dota de un mayor realismo al modelo en primera instancia y permite obtener diversos comportamientos emergentes distintos a los que surgían en el modelo simple (Duzevic, Anev, Funes, & Gaudio, 2007). En este punto, los consumidores son capaces de expresar sus preferencias por medio de la comunicación con otros individuos del modelo y no están limitados únicamente a la toma de decisiones conforme al estado del mercado en un día de consumo. Sus limitaciones en el modelo se centran ahora en el hecho de que no son capaces de elegir entre todos los productos que se ofertan sino que dependen completamente del conocimiento que obtienen por medio de sus vecinos. Ahora, se aprovechan de mejor manera las características de las redes que soportan el sistema de agentes ya que los mismos agentes dependen de sus conexiones con otros individuos, del grado de conexiones que poseen dentro de la red y de la comunidad a la que pertenecen para difundir con mayor o menor éxito sus opiniones.

En los siguientes apartados se tratarán con mayor detenimiento las características (Macy & Willer, 2002) que definen a este tipo de modelo y que lo diferencian de otros paradigmas de programación basada en agentes.

¹⁶ Intercambio de opiniones entre consumidores.

i. Comunicación.

Como se ha comentado en varias ocasiones a lo largo de este capítulo, los agentes incorporan una nueva e importante cualidad. Esta característica es la capacidad de interactuar con sus conocidos para causar interés con algún tipo de finalidad como es la adquisición de un determinado producto. Aunque cada agente posee sus propias cualidades, la difusión que se utilizará en los próximos apartados será global a todos los miembros del sistema para poder obtener unas pruebas concluyentes de las que podamos extraer conclusiones sobre el comportamiento adoptado por los consumidores en respuesta al valor de los parámetros de los experimentos.

ii. Conocimiento.

El conocimiento del que se hará uso estará limitado al número de productos ofertados en el modelo y contará de dos tipos diferenciados:

- **Conocimiento fijo:** Es el conocimiento que poseen los consumidores antes de realizar sus compras. Surge como resultado de la difusión de conocimientos antes de la toma de decisiones. Cada agente se encarga de hablar de las marcas que conoce y, a su vez, es receptor de las opiniones de los demás.
- **Conocimiento temporal:** Es el conocimiento que obtienen los agentes justo en el momento de la difusión. Cada agente recibe un conocimiento que no es fijo hasta que no se ha realizado la difusión completa en el modelo y se ha aplicado el “awareness decay” o “olvido de conocimientos”.

iii. Memoria.

En el modelo simple, los agentes eran completamente reactivos, es decir, reaccionaban a los estímulos solamente en el momento de la compra y eran totalmente conscientes del estado de cada producto en dicho momento. La incorporación de la memoria añade realismo al modelo y evita una rápida convergencia del mismo. Además, permite estudiar cómo se produce la difusión del conocimiento en el modelo a partir de las heurísticas de toma de decisiones implementadas, de la red que sirve como base del modelo, del número de agentes del mismo, del grado de la red, de las características de los agentes, de la utilidad mínima para la satisfacción de los agentes, de su inseguridad y de todas y cada una de las variables que definen el modelo.

b. Experimentos sobre el modelo.

Tal y como se hizo para el modelo simple, se realizará una batería de pruebas con un doble objetivo. Por un lado, tendremos experimentos suficientes para validar el modelo, asegurar que se comporta de forma correcta y que podemos seguir con la segunda finalidad que buscamos, que se centra en explicar los comportamientos surgidos del modelo, identificar fenómenos emergentes, distinguir y observar cómo varía el comportamiento del modelo en base al tipo de red sobre la que se ejecuta, etc.

Por tanto, tal y como se comenzó con el modelo de difusión simple, se empezará a estudiar el comportamiento de los agentes partiendo de la topología de red aleatoria. Recordemos que en la red aleatoria los nodos tienen un número de conexiones muy similar, que las conexiones se realizan al azar y que la densidad de la red suele ser alta. Así, preparamos la siguiente batería de pruebas para el primer modelo de red:

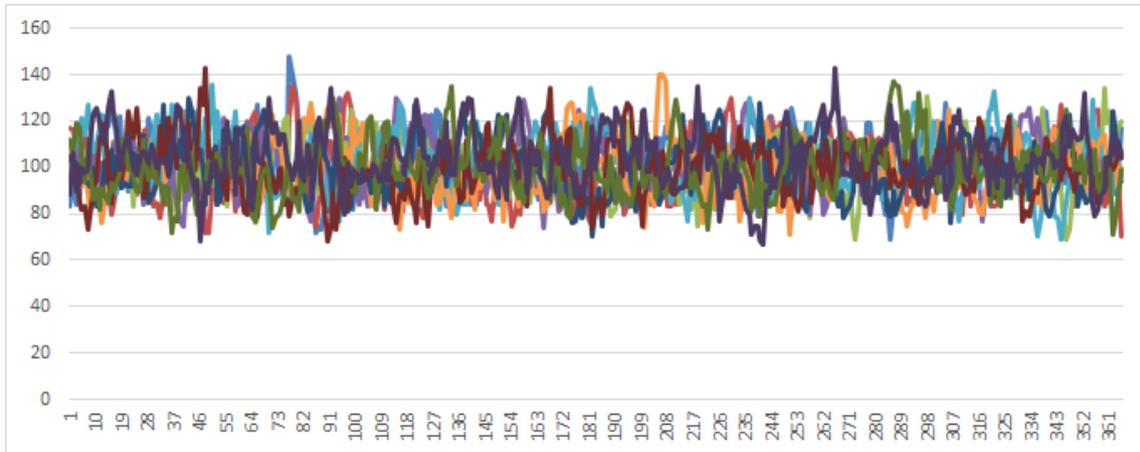
Pruebas	Difusión	Awarenes s Decay	Beta	Umin	Unct
Prueba 1	0.7	0.7	0.4	0.2	0.2
Prueba 2	0.2	1	0.8	0.5	0.9
Prueba 3	1	0.8	0.6	0.4	0.2
Prueba 4	0.5	0.6	0.3	1	0.7
Prueba 5	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7
Prueba 6	0.4	0.1	0.5	0.5	0.5
Prueba 7	0.1	0.05	0.5	0.5	0.4
Prueba 8	0.03	0.05	0.5	0.5	0.2

Tabla 13: Valores para las pruebas.

En las pruebas se escogen diversos valores con la intención de abarcar el mayor rango de casos posible. Además, se añadirá una nueva gráfica que tendrá como objetivo explicar cómo se produce la difusión de opiniones en el modelo. Así, tenemos:

Prueba 1	0.7	0.7	0.4	0.2	0.2
----------	-----	-----	-----	-----	-----

- Productos comprados por día.**



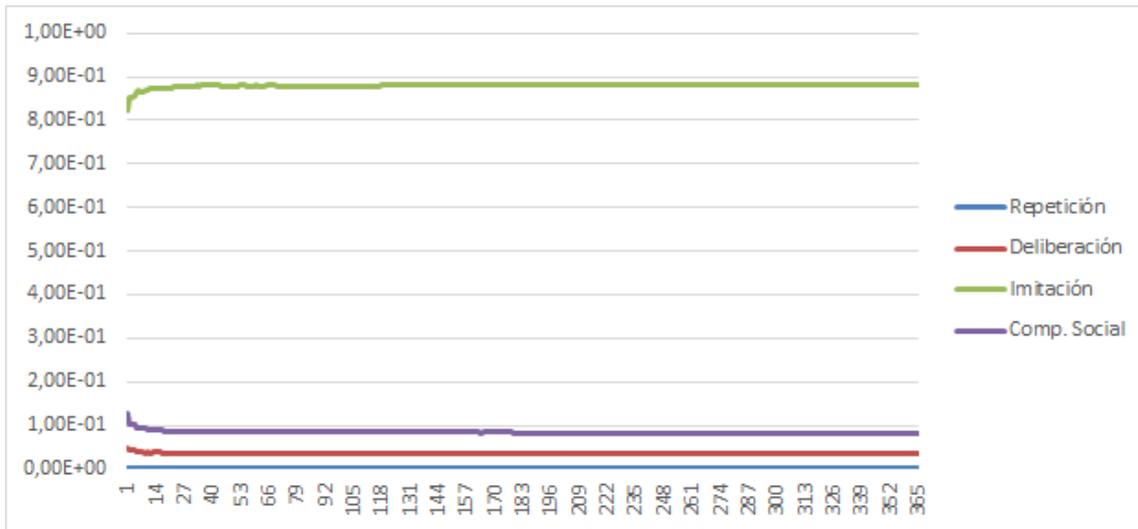
Gráfica 89: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1)

- Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



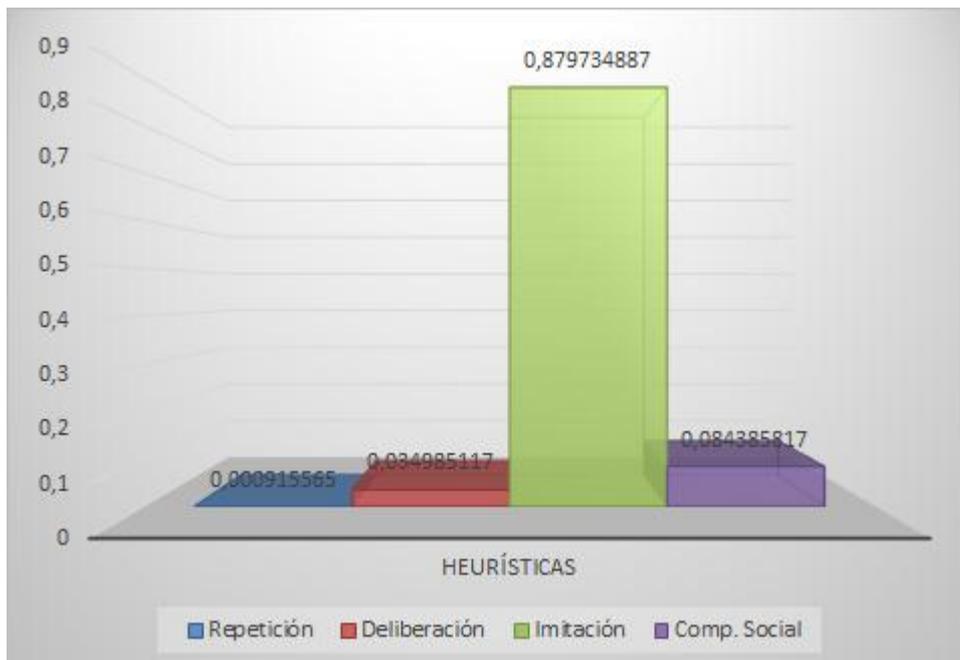
Gráfica 90: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



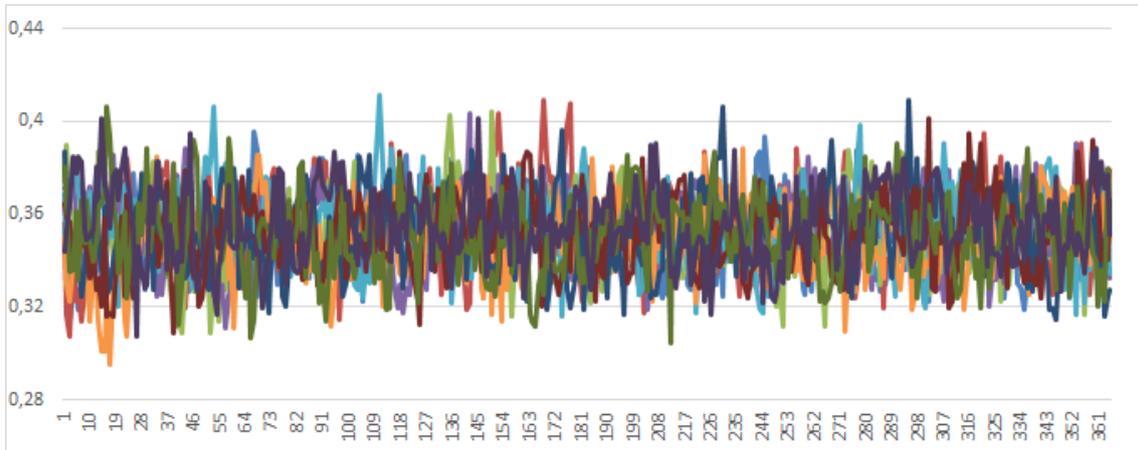
Gráfica 91: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



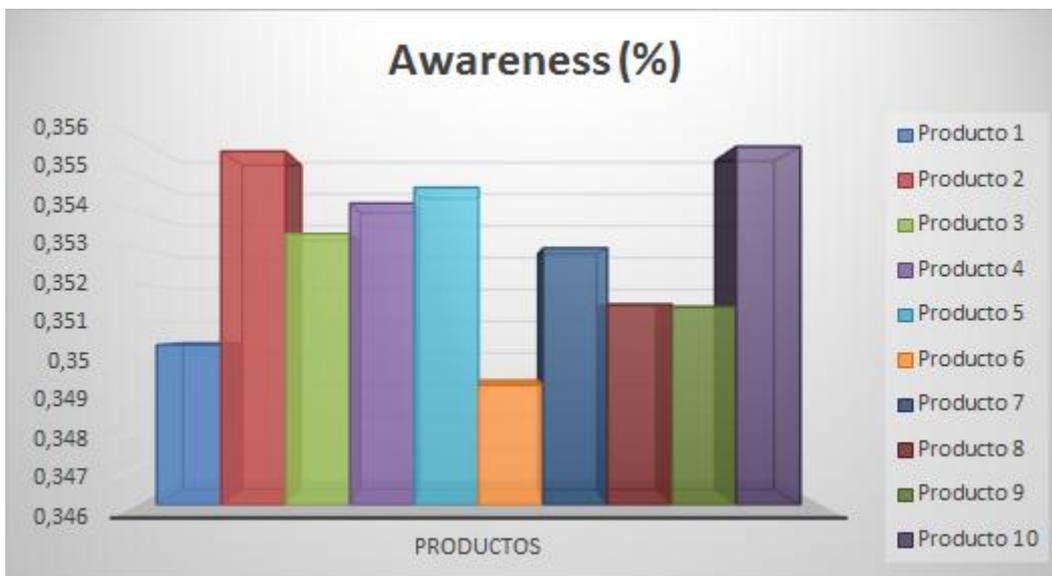
Gráfica 92: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 93: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 94: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1)

En esta prueba tenemos valores muy altos tanto de la probabilidad de difusión de los agentes como de la probabilidad de olvido o “awareness decay” de los mismos lo que se traduce en una difusión temprana del conocimiento de los productos entre los agentes que oscila debido a la alta capacidad para olvidar. Como puede verse en la gráfica que muestra el “awareness” de cada producto con respecto al tiempo de compra, ningún producto deja de difundirse en el modelo (ni su conocimiento desciende del 28% de los agentes del modelo) aunque sí que existen productos con una menor difusión como el producto 6 o el producto 1. Por otro lado, tenemos un valor medio para **Beta** lo que hace que la preferencia de los agentes no se limite a sus propias decisiones sino que exista un equilibrio entre las suyas y las de sus vecinos. Esto evita que el modelo se sesgue hacia el consumo de los mismos productos al comenzar la simulación o la compra aleatoria. Los valores de **Umin** y **Unct** son bajos lo que fomenta que se compren productos distintos y que no estén claras las decisiones de compra en la mayoría de los casos.

Por consiguiente, los agentes tenderán a variar sus elecciones y a no sesgar el mercado ya que la difusión de productos y los umbrales de incertidumbre y utilidad son demasiado altos en la difusión y bajos en los umbrales para que los agentes puedan encontrar productos capaces de satisfacerlos, darles seguridad y difundirlos con rapidez lo que provoca que la mayor heurística que usen sea la de imitación.

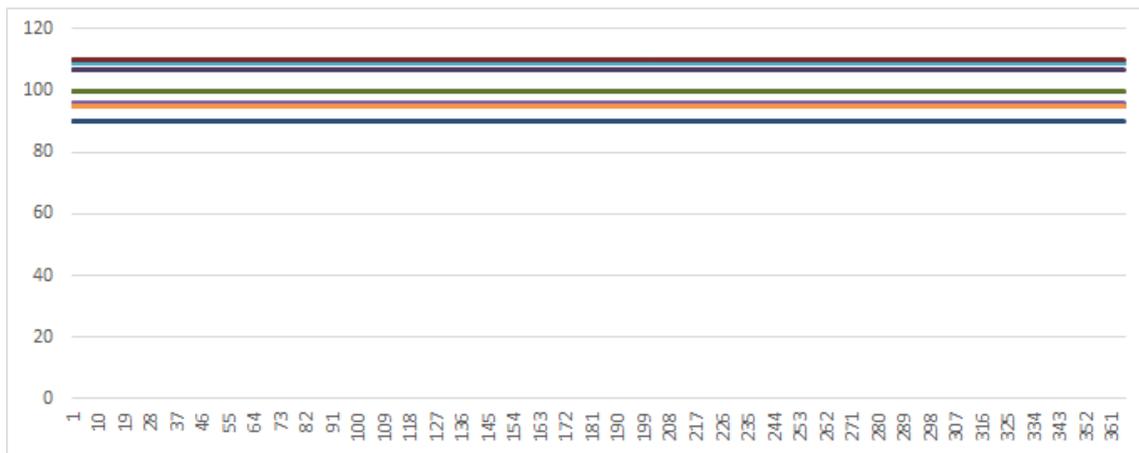
Variando los parámetros que controlan la difusión podemos ver otros comportamientos emergentes como en la siguiente prueba:

Prueba 2	0.2	1	0.8	0.5	0.9
-----------------	-----	---	-----	-----	-----

Aquí, el valor para la difusión es muy pequeño, lo que implica que el intercambio de opiniones sea muy lento. Además, el valor extremo para el “awareness decay” hará que la difusión no sirva de nada ya que no tendrá efecto en los demás vecinos de cada agente. El valor alto para **Beta** hará que los consumidores del modelo tiendan a repetir sus productos y el valor medio para el umbral de utilidad y alto para la incertidumbre los obligarán, en aquellos agentes muy poco conformes con su elección pasada, a deliberar para buscar otro producto acorde a sus expectativas (producto que no podrán alcanzar nunca debido al valor del olvido). Así, en la siguiente prueba deberíamos tener un modelo de decisión en el que las heurísticas líderes serían repetición y deliberación. De entre estas dos heurísticas, repetición sería la más empleada debido al valor medio de **Umin** y el alto valor de **Unct**.

Veamos los resultados.

- **Productos comprados por día.**



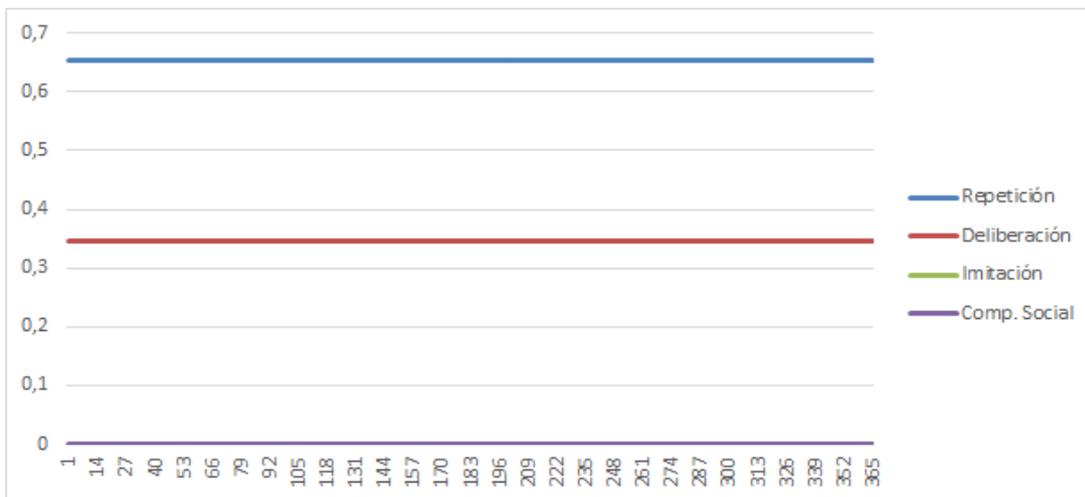
Gráfica 95: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 96: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



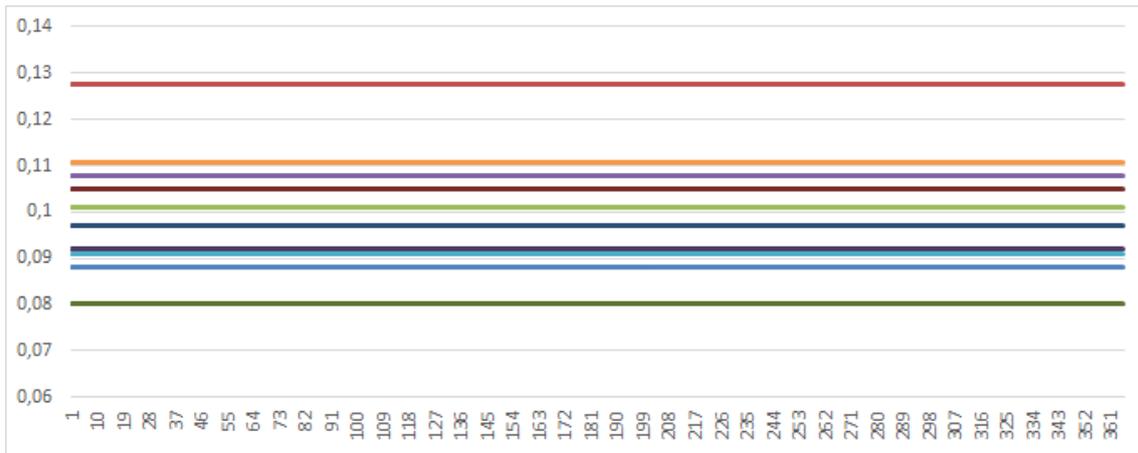
Gráfica 97: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



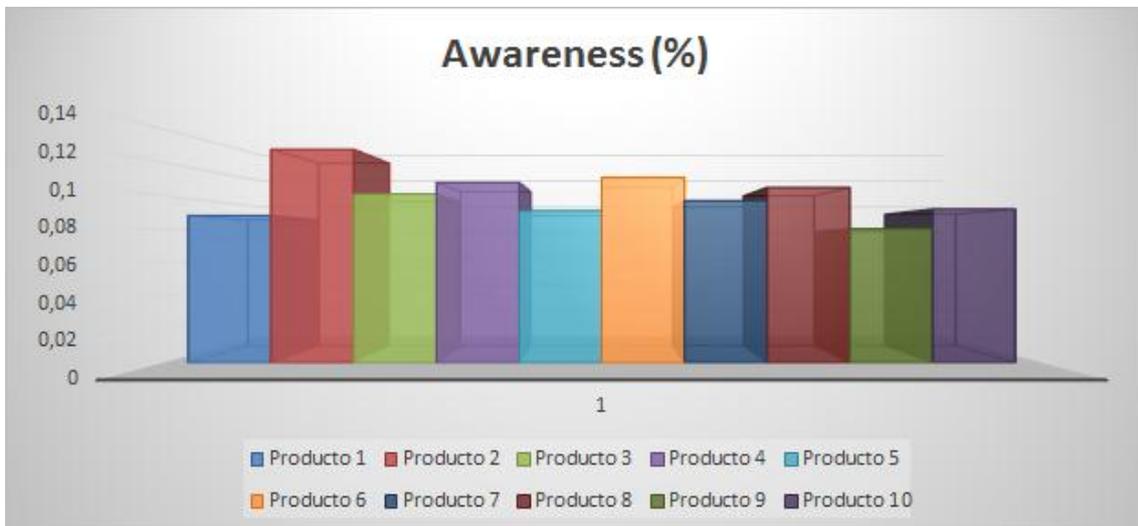
Gráfica 98: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 99: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 100: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2)

Como puede observarse en las gráficas, el valor para el “awareness decay” es tan alto que no permite a los agentes conocer otros productos que no sean los que escogieron en el primer día de compra. Aun así, se utiliza un 35% de deliberación debido a que no todos los agentes están satisfechos con su compra (aquellos que sobrepasan el umbral de incertidumbre acuden a esta heurística para variar su compra) pero no son capaces de escoger otro producto ya que no lo conocen.

Por tanto, los productos del mercado siguen manteniendo su cuota y no se producen cambios en el modelo.

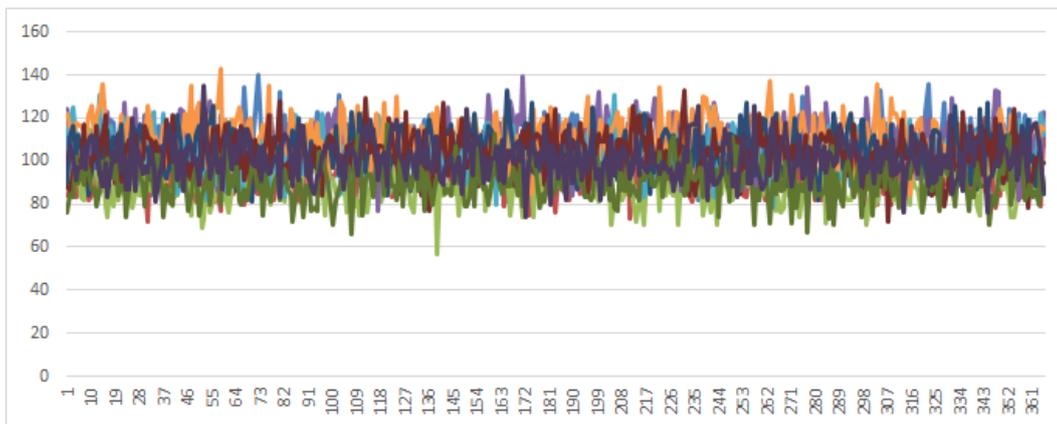
Ahora pasaremos a estudiar aquellos casos en los que la difusión es superior al “awareness decay” del modelo. En dichos modelos, los comportamientos emergentes deben ser mucho más naturales que los observados hasta el momento ya que los agentes van adquiriendo información de forma paulatina y más realista ya que olvidan una parte de los productos de los que alguna vez fueron informados. Así, seremos capaces de ver cómo se difunden los productos en base a sus compradores y cómo estos van adquiriendo una mayor relevancia en el modelo y una cuota de mercado creciente.

Prueba 5	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----

En este caso de estudio, se tendrá un valor muy pequeño para la difusión y también para la probabilidad de olvidar de los agentes. **Beta** tendrá en este caso un valor medio y los dos umbrales de decisión (utilidad e incertidumbre) tendrán valores medio-altos.

Este modelo, los agentes deberían ser capaces de conocer la mayoría de los productos y, una vez hecho esto, olvidar unos pocos de ellos para después volver a tener información sobre ellos. Así, los agentes dispondrán de información para escoger otros productos pero los valores de **Beta**, **Umin** y **Unct** les obligarán a deliberar para poder buscar otros productos y les será muy difícil encontrar alguno tan bueno como para que les obligue a repetir su decisión.

- **Productos comprados por día.**



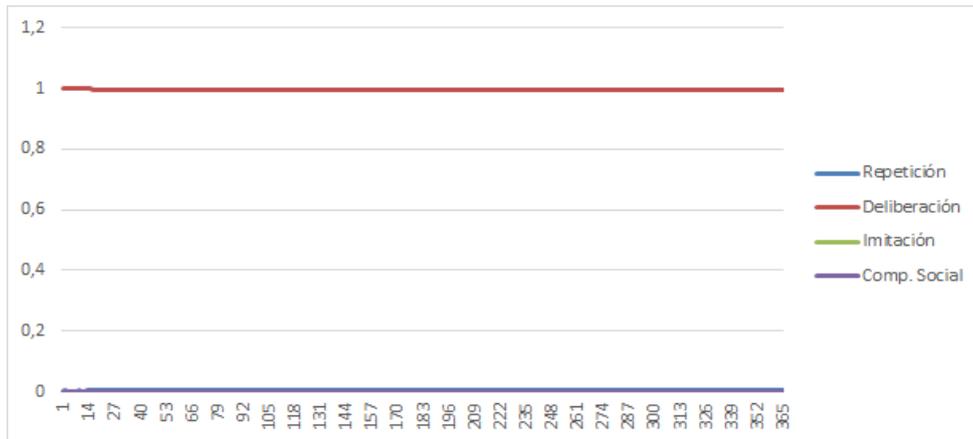
Gráfica 101: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



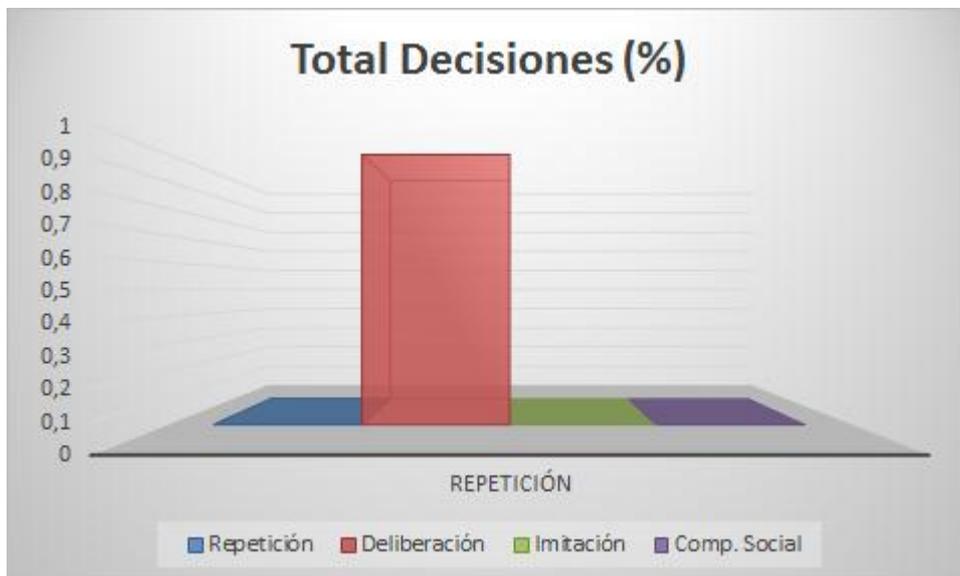
Gráfica 102: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



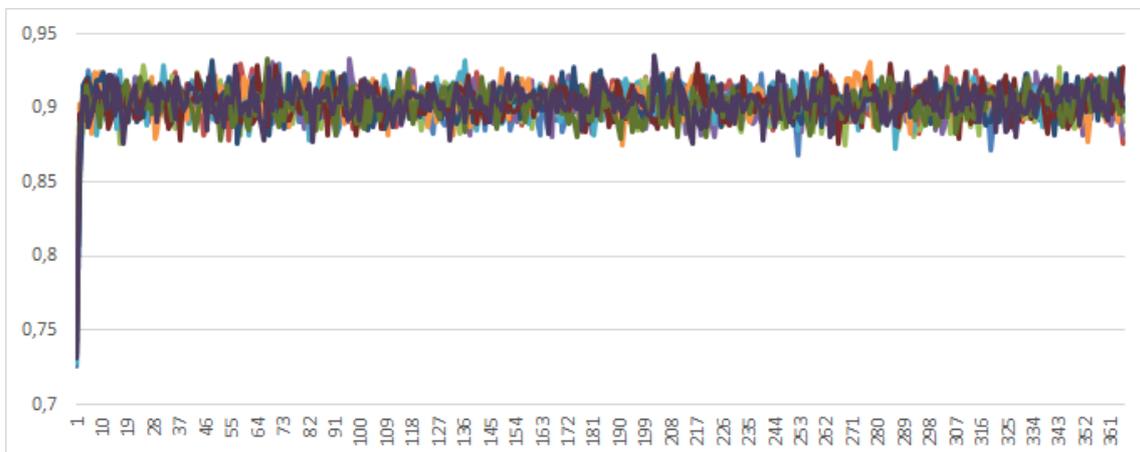
Gráfica 103: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



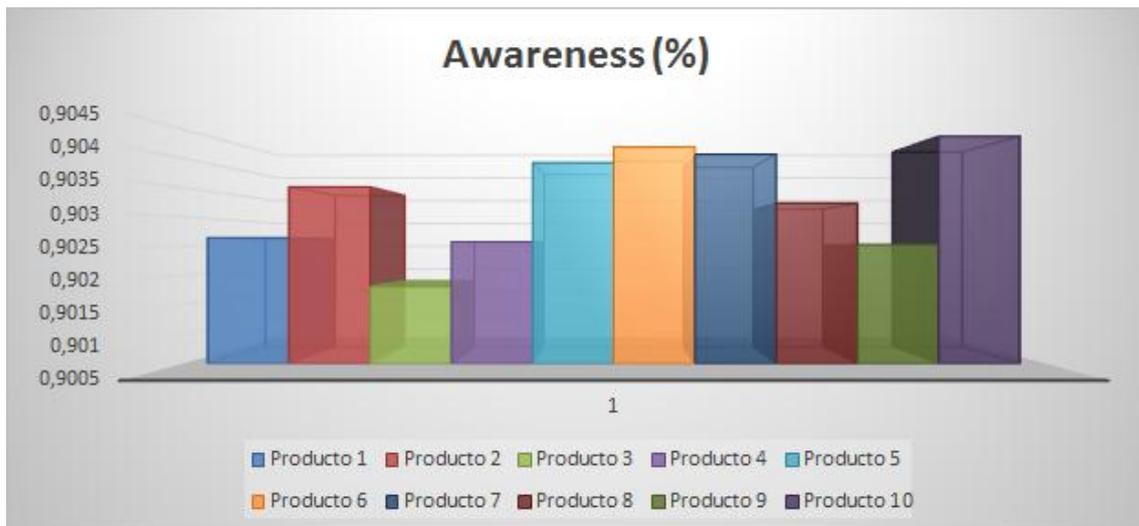
Gráfica 104: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 105: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 106: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5)

Como se comentó antes de mostrar las gráficas obtenidas tras la prueba, los agentes disponen de información sobre la mayoría de los productos, como puede verse fácilmente en la gráfica superior en la que se muestra que todos los productos son conocidos por más del 90% de los agentes, algo que no ocurría en la prueba anterior, en la que entre un 5 y un 10% de los agentes tenía información sobre cada producto.

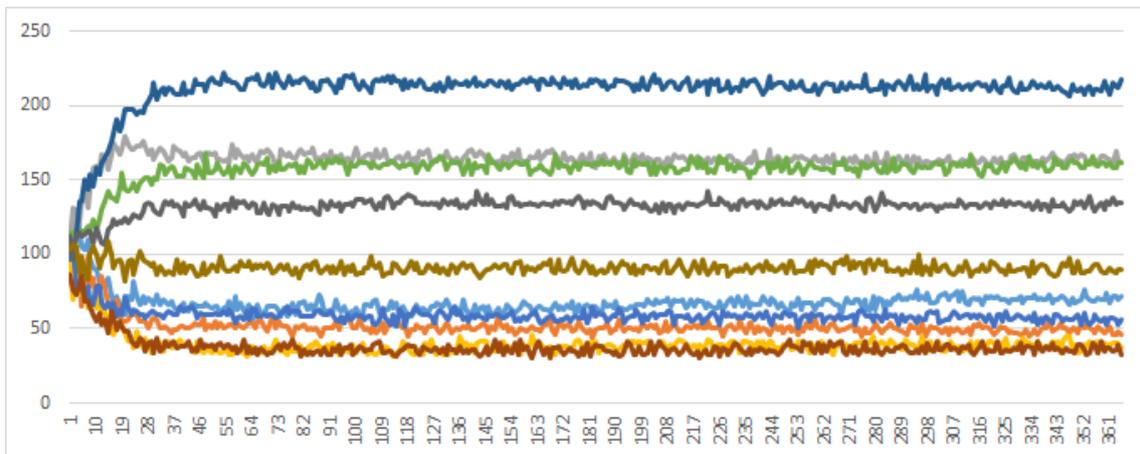
Ahora se dispone de más información, eso es cierto, pero los valores de las variables del modelo, junto al “awareness decay” aplicado a los agentes, hace que encuentren muchas dificultades para encontrar aquellos productos que los satisfacen. Por este motivo, tal y como puede verse en las gráficas que muestran el porcentaje de heurísticas de decisión empleado durante la ejecución del modelo, la heurística más adoptada por los agentes es la de deliberación. El porcentaje de agentes que la usa baja un poco (casi un 4%) a partir del día 30. Esto se debe a que, debido a que la utilidad de los agentes para cada producto es aleatoria, muy pocos agentes encuentran productos que logran satisfacerlos y repiten su compra a partir de ese instante.

Aunque en la última prueba se producía una difusión de los productos superior al olvido de estos, el valor de las variables que controlan el comportamiento de los agentes impedía que se pudiesen variar de forma significativa las cuotas de mercado de los mismos. Por este motivo, se realizarán pruebas con valores menos agresivos para **Beta**, **Umin** y **Unct** que permitan determinar cómo influye la difusión de los agentes en la adopción de uno o varios productos que lideren el mercado.

Prueba 6	0.4	0.1	0.5	0.5	0.5
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----

Con los valores para la prueba definidos, tenemos que la difusión en el modelo va a ser bastante mayor ahora que la capacidad de olvidar de los agentes, por tanto, en este modelo de prueba, los consumidores serán capaces de escuchar y servirse de un 30% de la información que sus vecinos les proporcionen sobre los productos que compran. Así, los agentes podrán acumular conocimiento y refrescarlo en cada iteración para así tener un mayor rango de elección. Que los agentes puedan escoger más productos sería indiferente si el valor de **Beta**, **Umin** y **Unct** no fuesen moderados ya que los agentes no tendrían la misma capacidad para acogerse a distintas heurísticas, ponderar unas veces sus decisiones y otras las de sus vecinos y, en definitiva, tener una mayor libertad para decidir en sus compras. De esta forma, se obtienen los siguientes resultados en el modelo:

- **Productos comprados por día.**



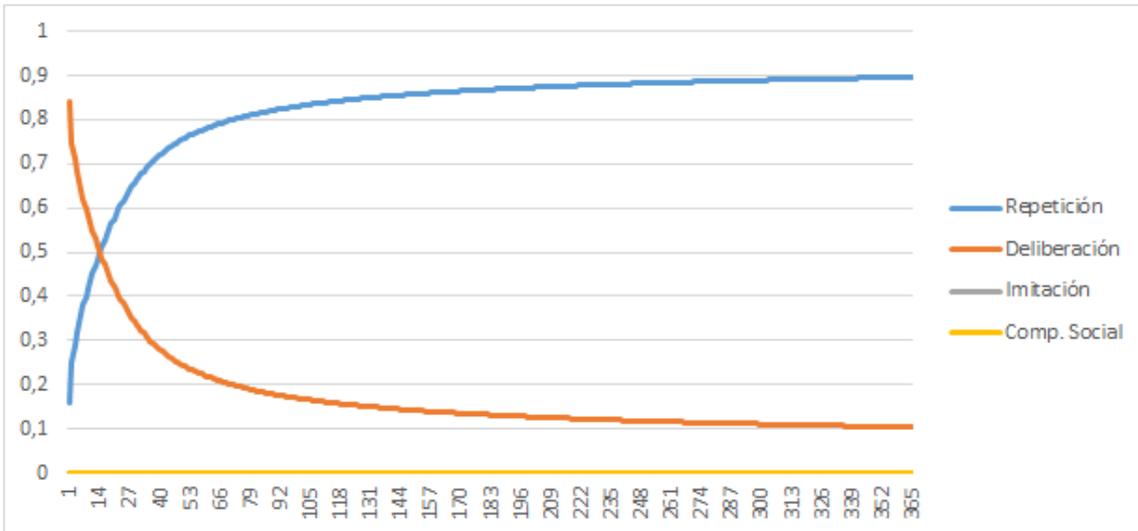
Gráfica 107: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 108: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



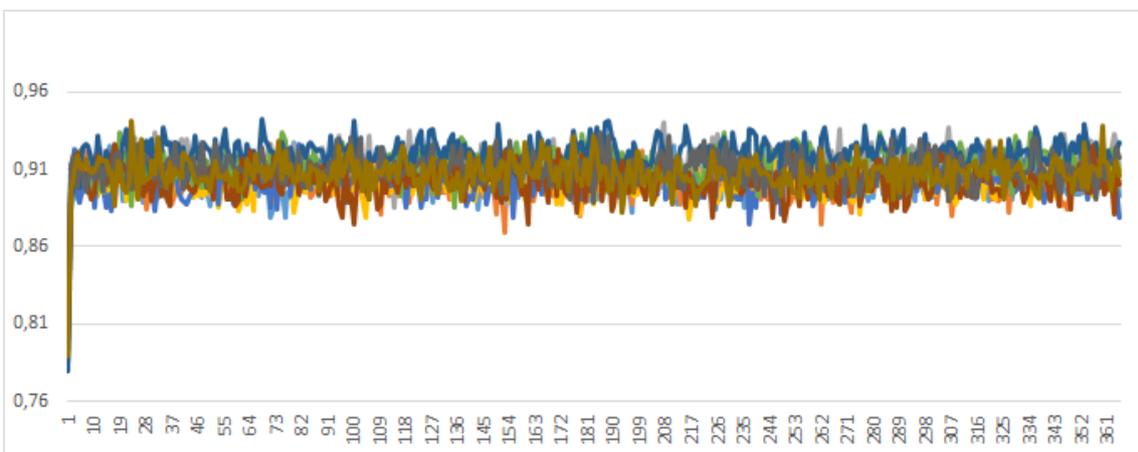
Gráfica 109: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



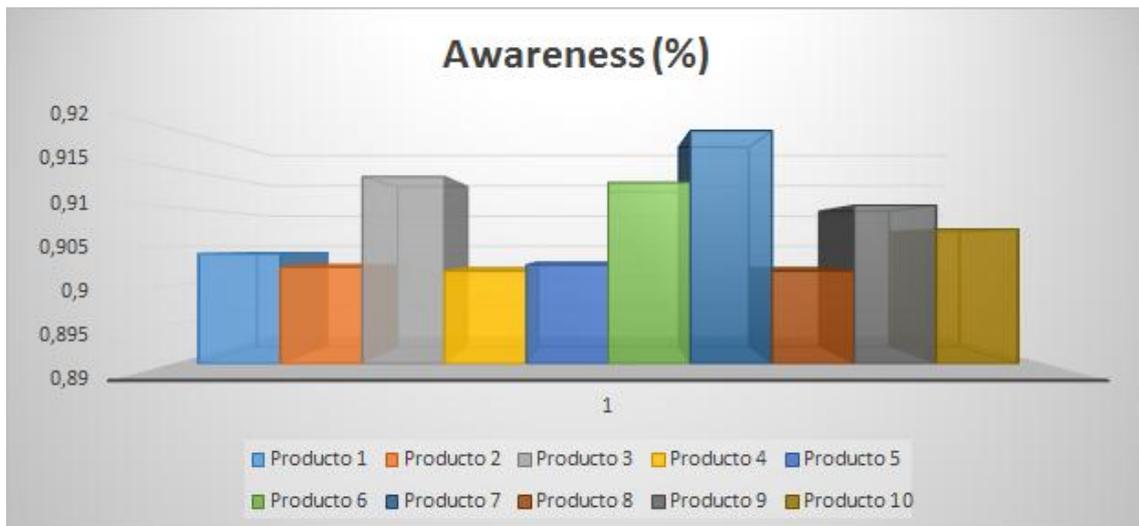
Gráfica 110: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 111: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 112: Porcentaje total de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6)

Tras realizar las pruebas e interpretar los gráficos vemos que nos encontramos ante un modelo en el que se producen fenómenos bastante menos marcados que en las anteriores pruebas debido, en parte, a la forma de difusión y olvido y a los valores de los parámetros globales del sistema, tal y como se comentó en el párrafo inmediatamente anterior a la prueba. Ahora sí que se comienza a producir un sesgo en la compra de productos aunque ningún producto acaba despuntando en los 365 días de simulación del modelo. La difusión de productos es tal que los agentes incorporan una media del 90% del conocimiento del modelo aunque este factor varía entre el 80 y el 95% debido al valor introducido para el “awareness decay” de los agentes.

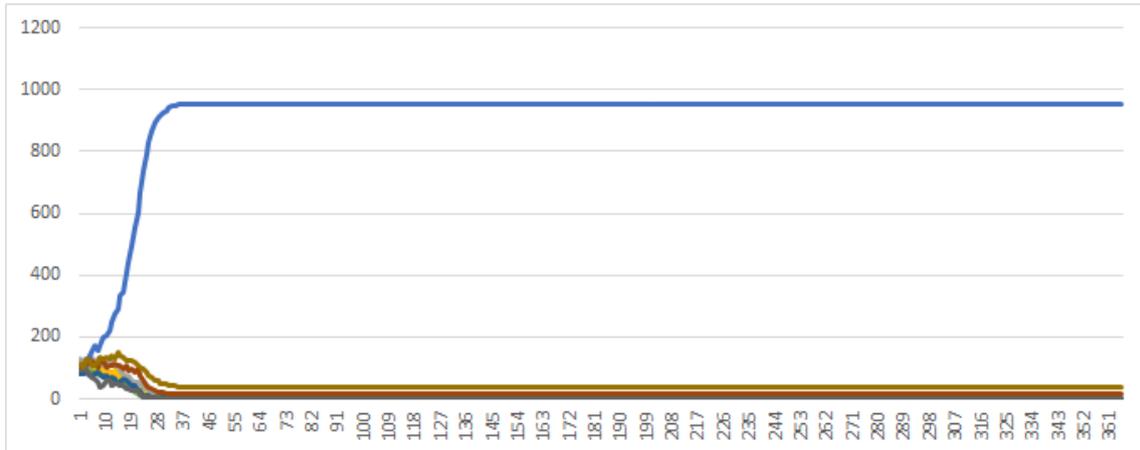
Si atendemos a las heurísticas de las que se sirven los agentes podemos ver un cambio constante entre la adopción de deliberación y repetición. ¿Por qué se produce este fenómeno? Tiene una explicación clara y bastante sencilla que casa completamente con los valores de la simulación. Al comienzo de la simulación, los agentes utilizan cerca de un 80% de deliberación ya que la mayor parte de ellos no están satisfechos con la elección aleatoria que representa el punto de partida de los consumidores en el modelo. Así, día tras día y gracias a los valores de la preferencia personal de los agentes y de los umbrales de incertidumbre y utilidad, los agentes son capaces de indagar entre sus contactos para buscar otros productos que los satisfagan. Conforme pasan los días de simulación, un mayor número de consumidores supera el umbral de utilidad marcado en el modelo y adoptan una nueva heurística; **repetición**. Las otras dos heurísticas, Imitación y Comparación Social no son empleadas ya que los agentes no llegan a sentirse inseguros de sus elecciones adoptadas.

En la siguiente simulación se disminuirán tanto la difusión como la probabilidad de olvido de los agentes para comprobar si, en efecto, se reduce la propagación de opiniones entre los consumidores implicados en el modelo de compra. Ahora tendremos una difusión con un valor pequeño de 0.1, por ejemplo, y un “awareness decay” de 0.07 inferior a la difusión.

Prueba 7	0.1	0.05	0.5	0.5	0.4
-----------------	-----	------	-----	-----	-----

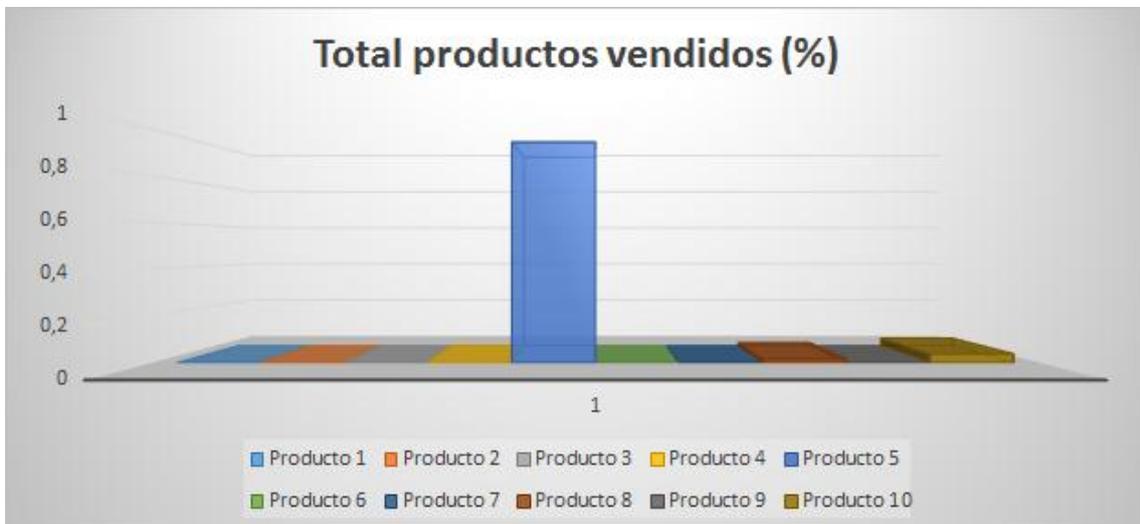
Los valores de **Beta**, **Umin** no cambiarán respecto a los utilizados en la simulación anterior pero sí que lo hará el valor de **Unct** para que los agentes incorporen **imitación** y **comparación social** a sus heurísticas de toma de decisiones.

- **Productos comprados por día.**



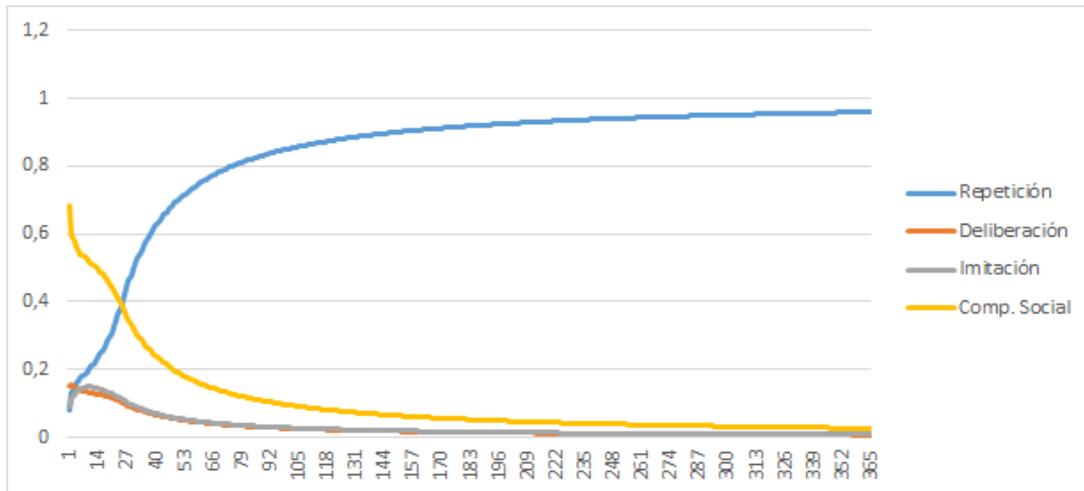
Gráfica 113: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 114: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



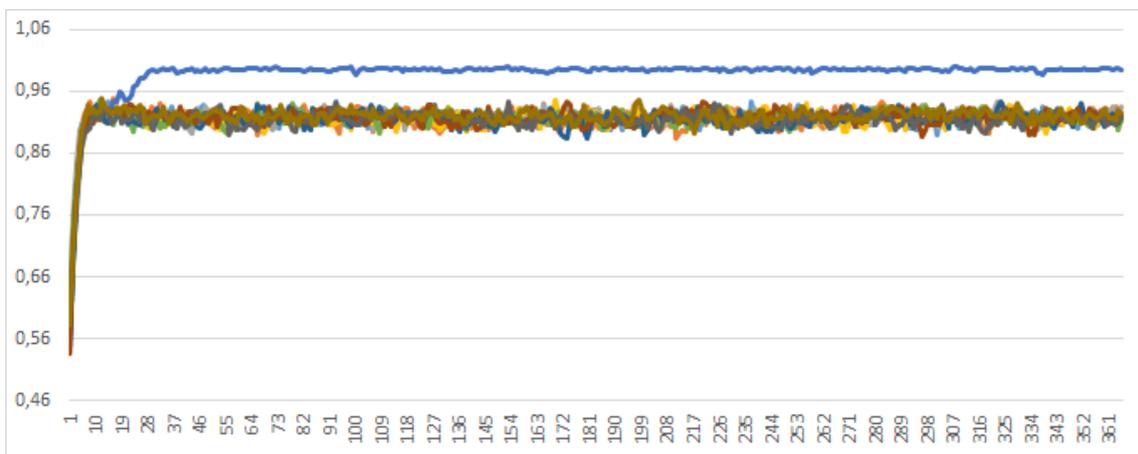
Gráfica 115: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



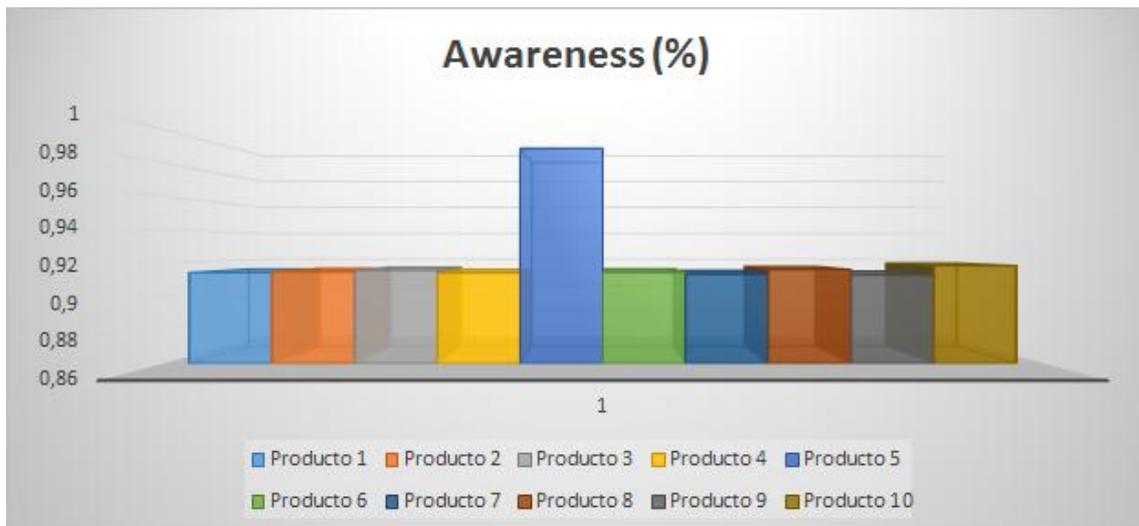
Gráfica 116: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 117: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 118: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7)

Como puede observarse en las gráficas obtenidas tras la simulación, los compradores se han decidido en su mayor parte por un producto, que alcanza la mayor cuota de mercado al final de la prueba. Este comportamiento viene dado por la lenta difusión de los productos, que influye en que se difunda el producto con más agentes compradores en la red, lo que sesga la compra haciendo que la mayoría de los compradores tengan conocimiento de dicho producto. El valor pequeño de la probabilidad de olvidar de los agentes hace que descarten pocos productos y, conforme compran el más famoso del modelo, se reduce la probabilidad de que lo olvide y fomenta que los agentes comiencen a repetirlo. En este fenómeno también influye el menor valor de **Unct** que hace que los agentes empiecen tener dudas sobre sus elecciones y hagan un mayor uso de comparación social e imitación para sondear el mercado en busca de nuevos productos. También podemos comprobar que en el modelo también hay agentes seguros de su compra pero insatisfechos que usan deliberación para tomar decisiones. Conforme avanza la simulación, un menor número de agentes están inseguros o insatisfechos y la heurística de repetición comienza a sobresalir entre las demás.

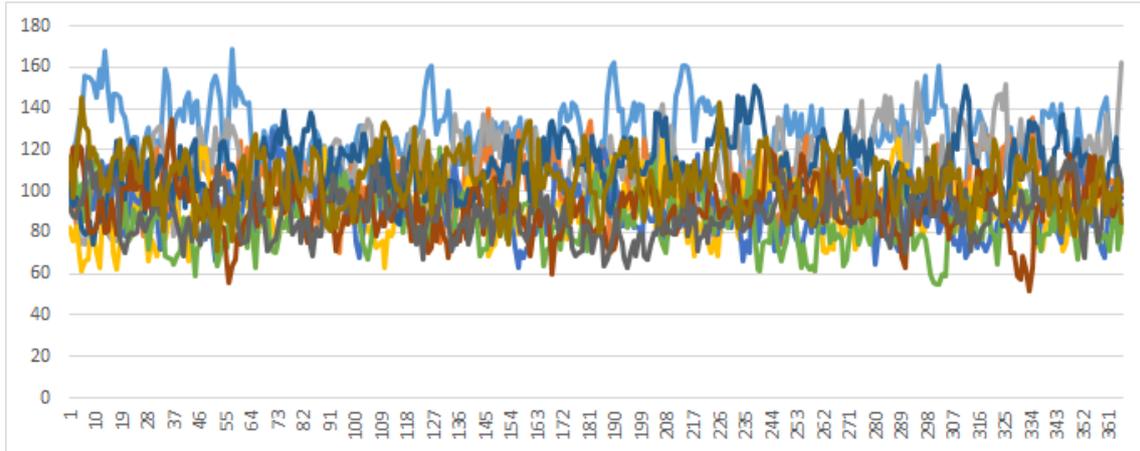
En cuanto a la difusión en el modelo, puede comprobarse que los agentes tienen conocimiento de la mayoría de los productos y que en un momento dado el producto más comprado se extiende al 100% de los agentes.

Por último, tendremos en cuenta un experimento en el que tanto los valores de la difusión y el olvido de productos están por debajo de 0.1 y, por tanto, la difusión de conocimientos será más lenta que en cualquiera de los otros experimentos realizados hasta la fecha. Se fijará el valor de la difusión a 0.03 y el "awareness decay" tendrá un valor de 0.05 mientras que **Beta**, **Umin** y **Unct** tendrán los valores 0.5, 0.5 y 0.2 respectivamente.

Prueba 8	0.03	0.05	0.5	0.5	0.2
-----------------	------	------	-----	-----	-----

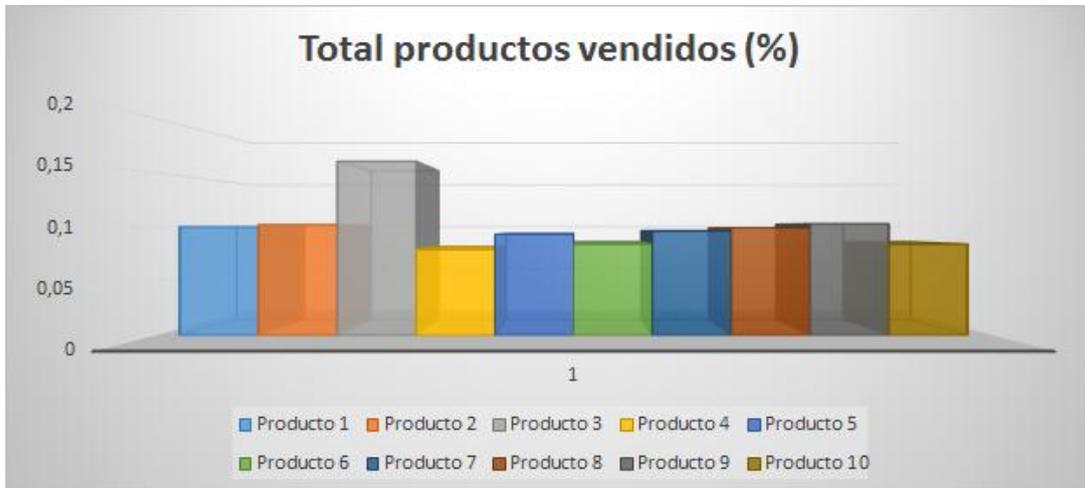
Los resultados obtenidos para las compras de productos durante la simulación, las heurísticas escogidas y la difusión de conocimientos se muestran a continuación.

- **Productos comprados por día.**



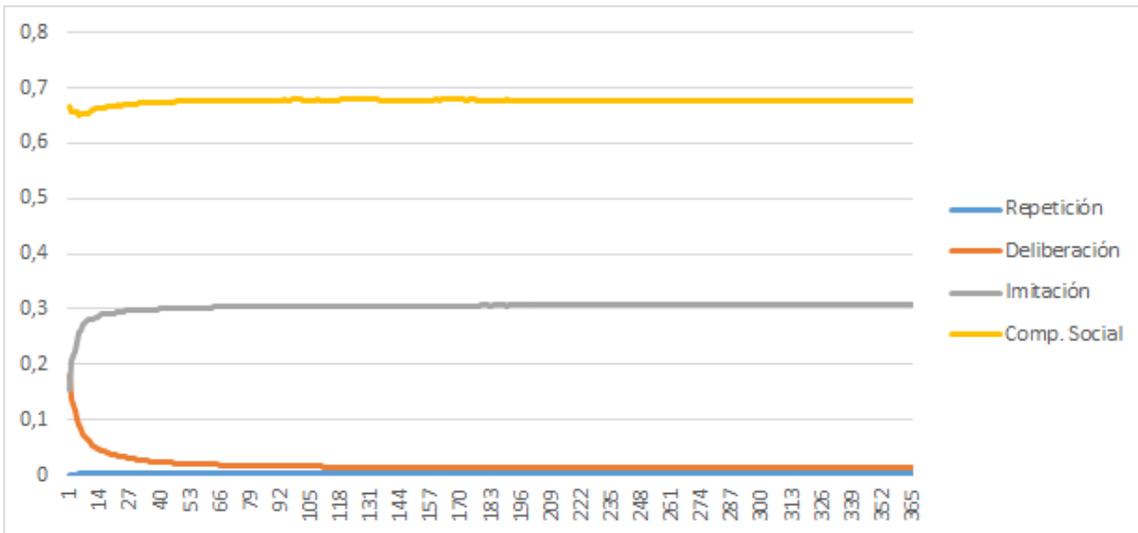
Gráfica 119: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 120: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



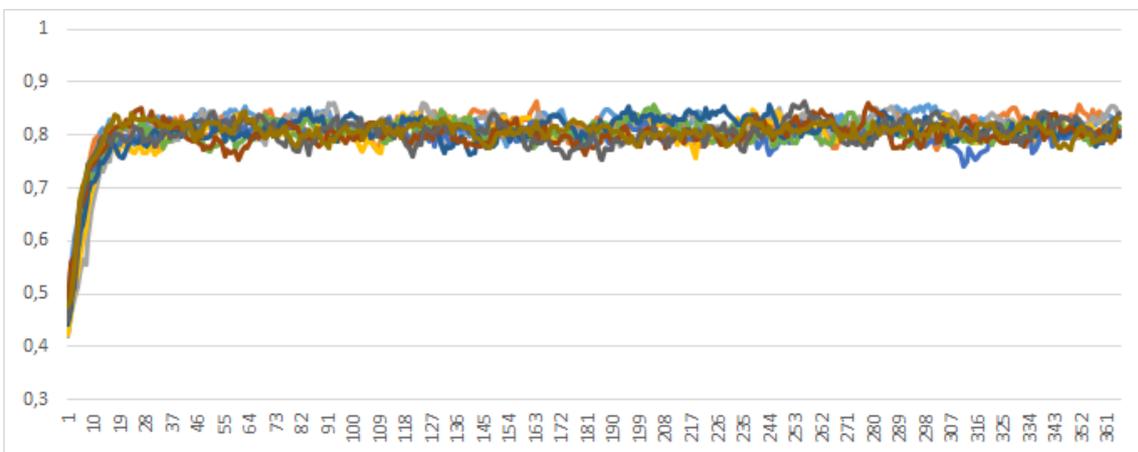
Gráfica 121: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



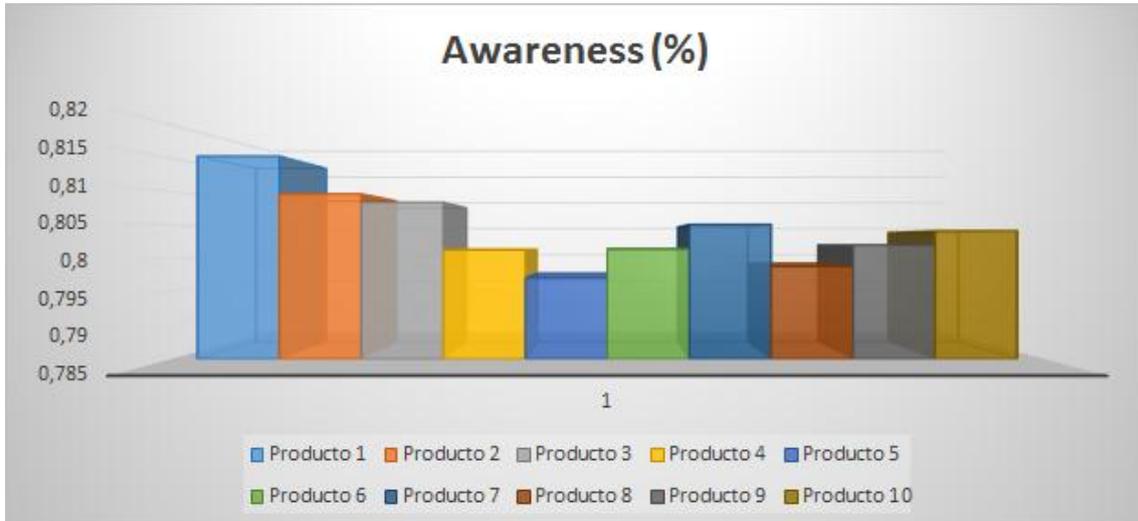
Gráfica 122: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 123: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 124: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7)

Como podemos observar en los gráficos, los agentes del modelo varían mucho sus decisiones durante la simulación ya que alcanzan con gran facilidad el umbral de incertidumbre, lo que les obliga a buscar entre los productos comprados por sus vecinos de los consumidores siguen el mismo comportamiento por lo que dificultan que el mercado se sesgue hacia unos pocos productos. Por otro lado, los valores de difusión y olvido hacen que las opiniones se difundan muy lentamente aunque, como su valor es muy pequeño, apenas bajan el conocimiento de los agentes. Debido a estos factores, los agentes alternan entre distintas heurísticas de decisión como deliberación (mínimamente), imitación y comparación social. De esta última hacen un gran uso gracias de nuevo al pequeño valor del umbral de incertidumbre.

En cuanto a la difusión de los productos, podemos ver en los gráficos que aumenta de forma más pausada que en anteriores pruebas aunque acaba siendo de casi todos los productos para cada agente. A pesar de ello, vemos en el último gráfico que unos productos son más difundidos que otros ya que son más comprados en el modelo de consumo y no son olvidados ni sustituidos por los agentes.

c. Influencia del conocimiento en las distintas tipologías de red.

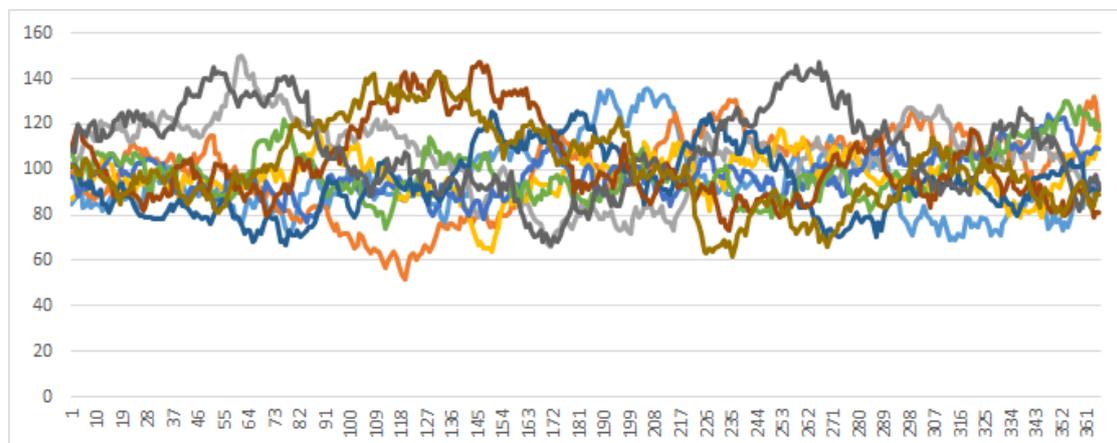
Una vez terminados los experimentos sobre el primer modelo de red del proyecto (el modelo de red aleatoria propuesto por Erdos-Renyi) pasaremos a realizar la misma batería de pruebas sobre las demás topologías de red para poder comparar el comportamiento obtenido con el de la red aleatoria, comentando los distintos comportamientos emergentes que aparecen, enlazándolos con las características de la topología de red en la que se apoyan y, finalmente, comparándolos con los experimentos del modelo simple.

i. Red libre de escala.

Las redes libres de escala poseen “hubs” o agentes con un gran número de conexiones (los “influentials” o agentes influyentes del modelo por su capacidad de influencia sobre los demás agentes del sistema). Esta característica les proporciona un mecanismo muy efectivo para difundir rápidamente determinadas opiniones o ideas por un entorno compuesto por agentes. Por tanto, y como se demostrará en las pruebas comentadas a continuación, los agentes obtendrán conocimiento acerca de lo que se produce entre sus vecinos con mayor rapidez, lo que les proporcionará una ventaja para obtener un mejor producto. Un aspecto curioso es el papel de estos “hubs” en muchos sistemas reales ya que es un elemento muy utilizado en campañas de marketing en las que se utiliza como emisor principal de información a una persona famosa, carismática o poderosa para vender un producto y hacerlo “bonito” para sus potenciales compradores.

Prueba 1	0.7	0.7	0.4	0.2	0.2
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----

- **Productos comprados por día.**



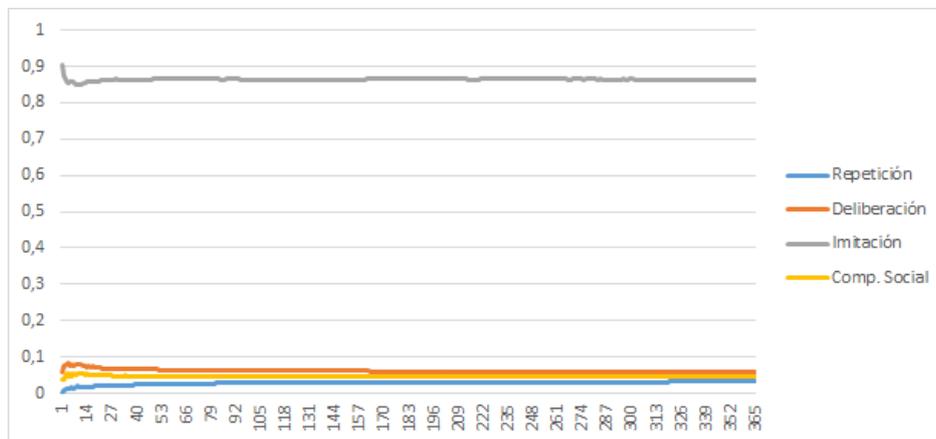
Gráfica 125: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 1)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 126: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 1)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



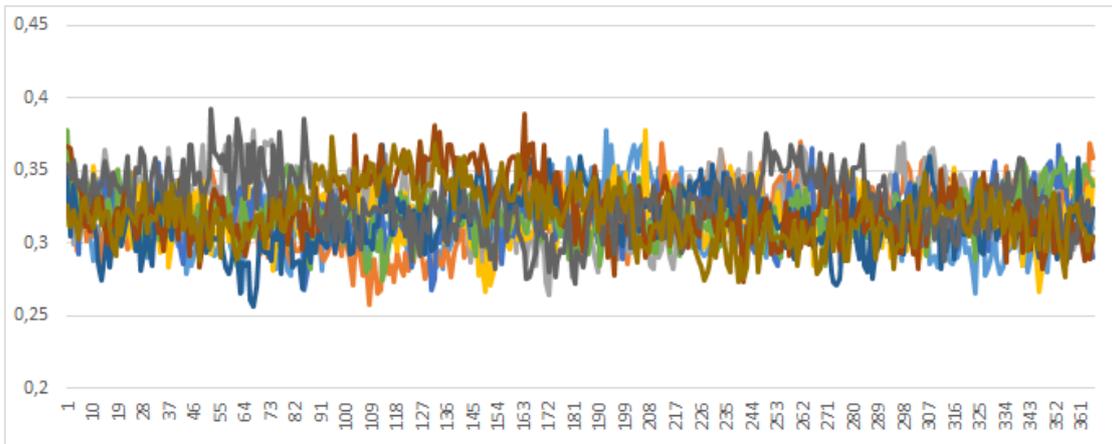
Gráfica 127: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



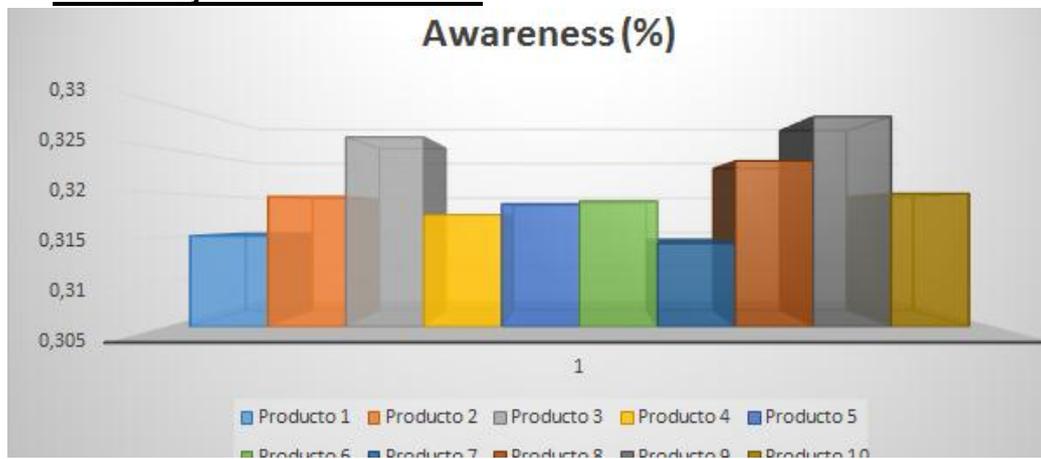
Gráfica 128: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 129: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 130: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1)

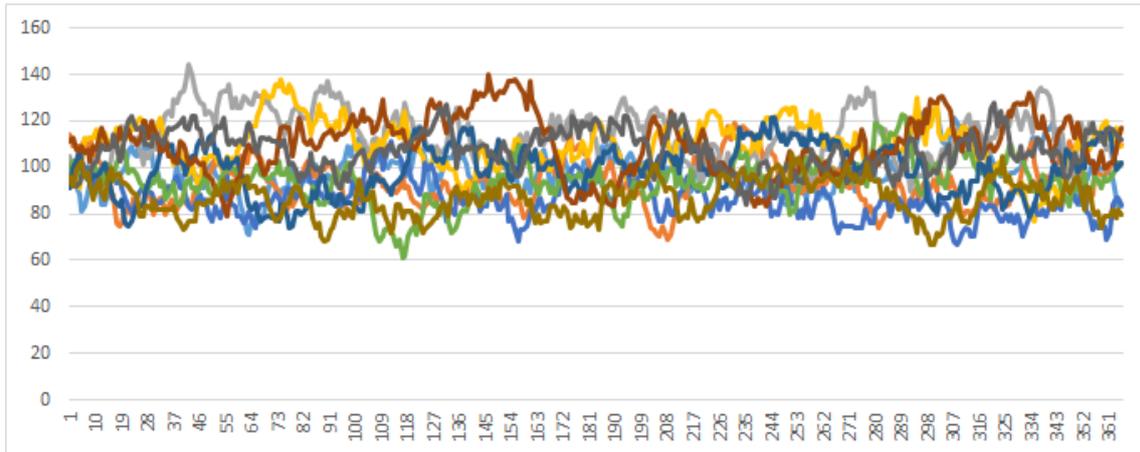
Tras realizar la primera prueba y analizar los resultados podemos asegurar que estamos ante un comportamiento similar al de la simulación en la red aleatoria si nos apoyamos en los valores de las heurísticas de decisión empleadas. Dado que los valores son los mismos para **Beta**, **Umin** y **Unct**, el comportamiento es similar, pero los valores son algo menores para la heurística dominante (imitación) y también un poco superiores para repetición, deliberación y comparación social. En cuanto a los resultados para la difusión de opiniones, vemos que sigue oscilando, aunque esta oscilación se ha reducido hasta alcanzar el rango [0.24-0.38] que define el porcentaje de cada producto conocido entre los agentes y que difiere del [0.24-0.48] observado en la red aleatoria. Esta toma de decisiones y la forma en que se difunden dan como resultado una gran actividad consumista en los agentes, que varían sus productos en cada iteración y en mucha mayor medida que en la red aleatoria. Este fenómeno es debido a los “hubs”. Cuando un “hub” cambia de producto o difunde en su red de contactos, es capaz de infectar a un mayor número de vecinos. Como la probabilidad de olvido es alta e igual que la de difusión, los “hubs” hablan y promocionan los productos que compran y en cada iteración, casi toda la red al completo mantiene información sobre ellos, aunque luego los acaben olvidando.

Para la siguiente prueba utilizaremos una difusión media-baja, con un valor de 0.3, mayor que la probabilidad de olvido de los agentes. Los parámetros para la preferencia personal

y los umbrales de utilidad e incertidumbre serán relativamente altos para marcar una frontera compleja para los agentes.

Prueba 5	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----

- **Productos comprados por día.**



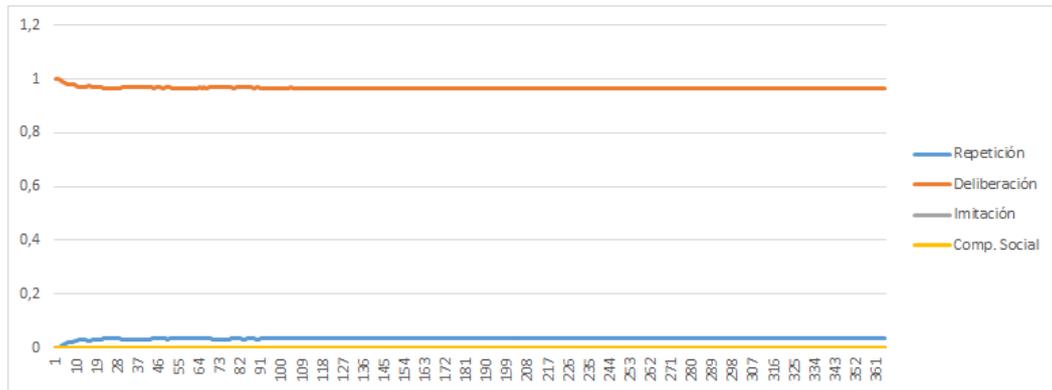
Gráfica 131: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 5)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



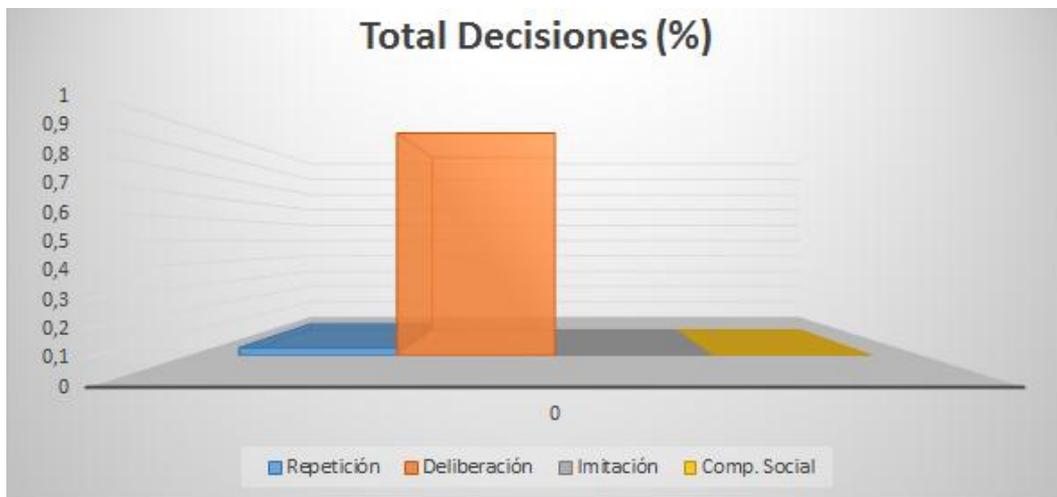
Gráfica 132: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 5)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



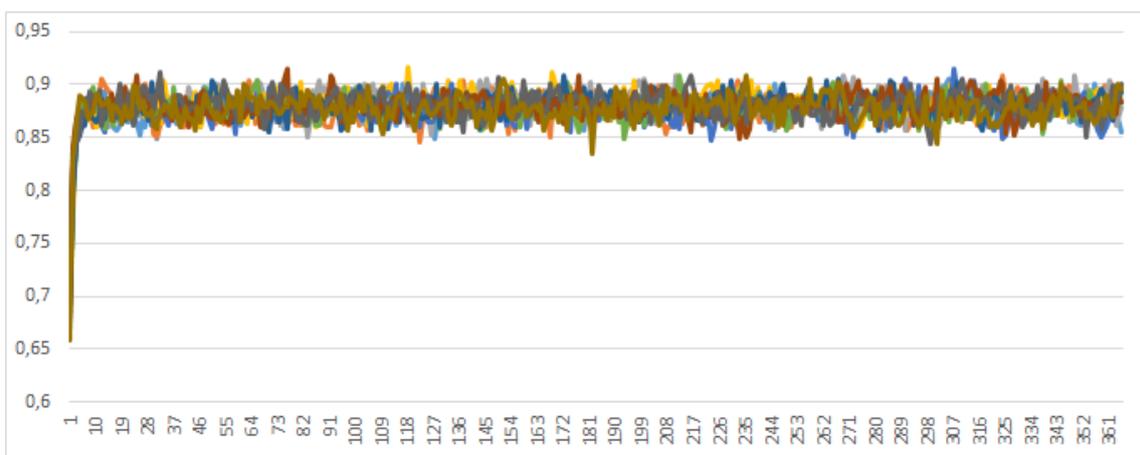
Gráfica 133: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



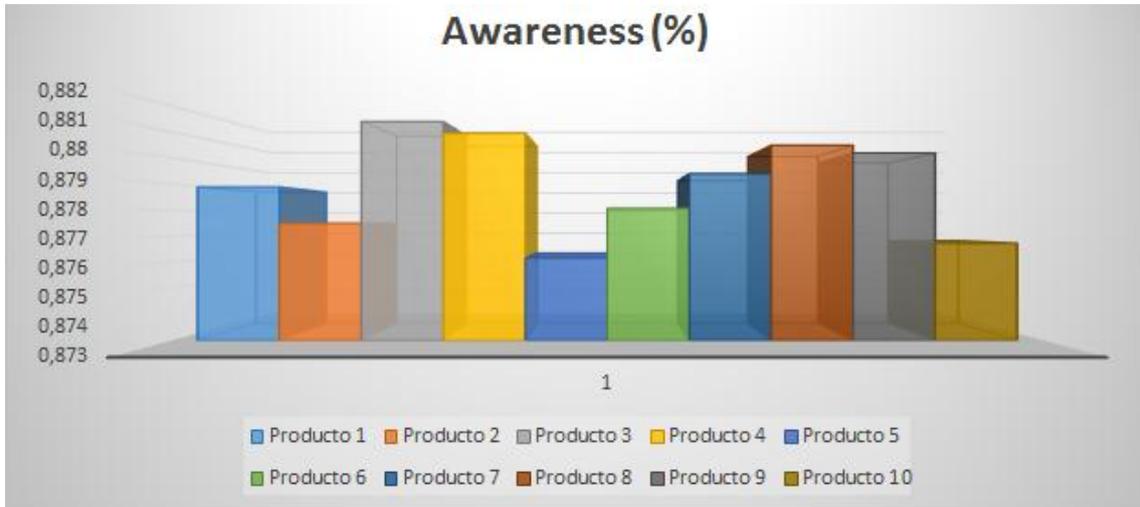
Gráfica 134: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 135: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5)

- **Porcentaje final de difusión.**



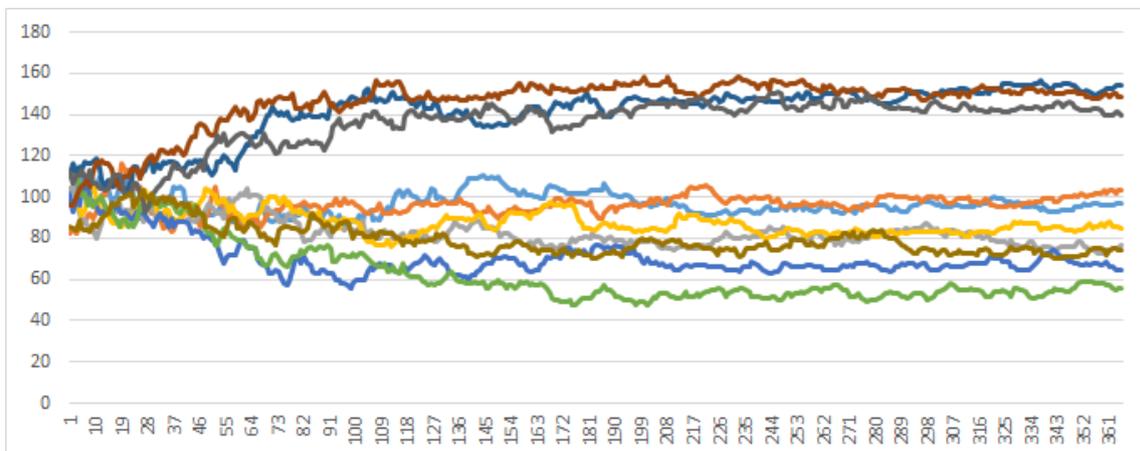
Gráfica 136: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5)

Atendiendo a los resultados obtenidos con la red aleatoria, podemos comprobar que el comportamiento básico sigue siendo el mismo aunque, tal y como pasó en la prueba anterior, se produce una mayor variedad en la compra de productos. Las heurísticas de decisión predominante sigue siendo imitación aunque un poco por debajo de la prueba sobre la red aleatoria en la que todos los agentes la usaban. En este caso, unos pocos agentes se satisfacen y repiten sus compras.

En cuanto a la difusión, podemos ver que los agentes conocen más del 80% de los productos, lo que difiere del modelo de red aleatoria en el que rondaba el 95%. En este caso, los “hubs” desempeñan un papel determinante al difundir unos productos que se mantienen en el mercado.

Prueba 6	0.4	0.1	0.5	0.5	0.5
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----

- **Productos comprados por día.**



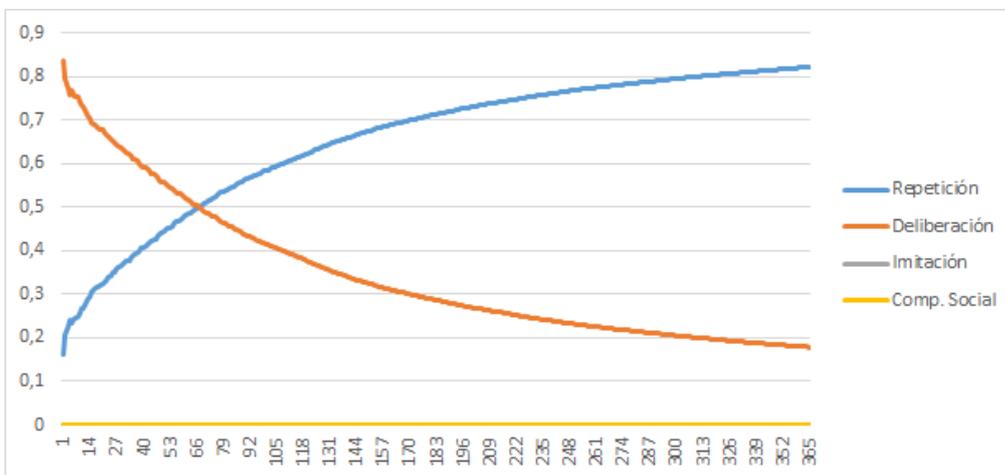
Gráfica 137: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 6)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 138: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 6)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



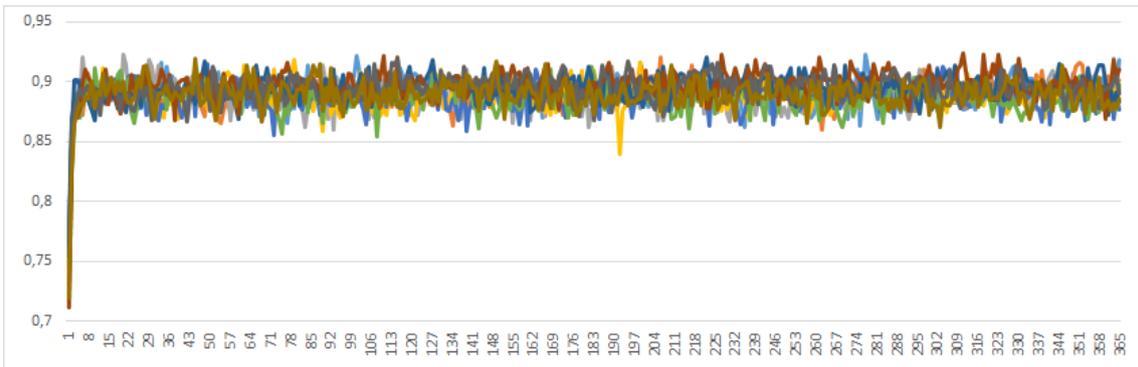
Gráfica 139: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



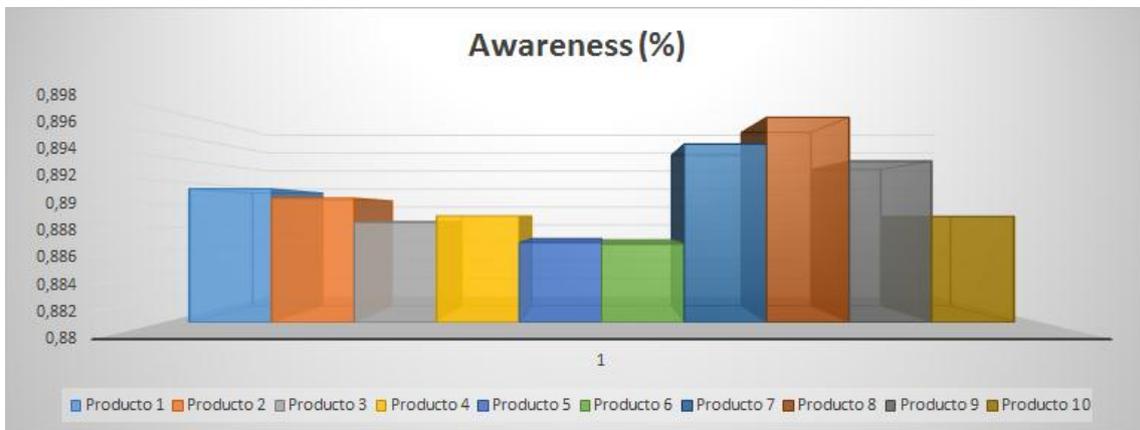
Gráfica 140: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 141: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6)

- **Porcentaje final de difusión.**

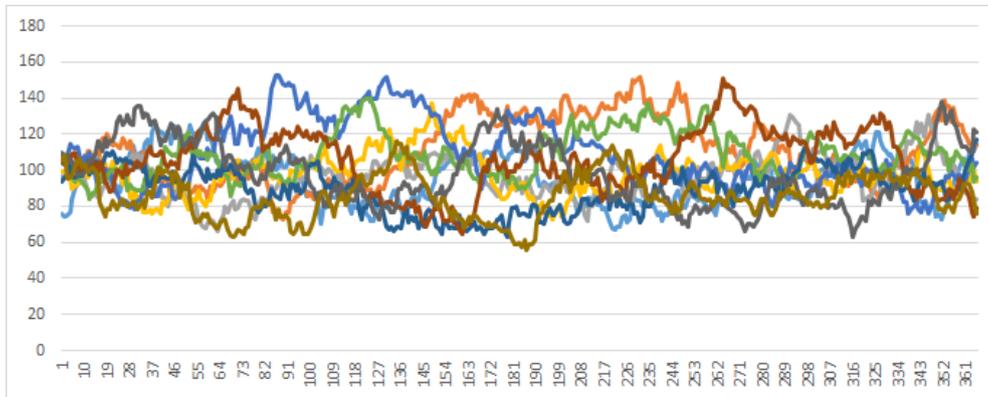


Gráfica 142: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6)

Tras realizar la prueba y comparar los resultados con el caso probado en la red aleatoria con la misma combinación de parámetros puede verse que se tratan de dos resultados muy similares en los que la diferencia principal aparece cuando se produce el cambio de adopción en las heurísticas. En el modelo de red aleatoria el cambio se produce más rápidamente y de una forma más abrupta mientras que en este experimento lo hace de una forma más suave debido a las características propias de esta red libre de escala y al elevado número de nodos o agentes poco conectados en la red.

Prueba 8	0.03	0.05	0.5	0.5	0.2
-----------------	------	------	-----	-----	-----

- Productos comprados por día.**



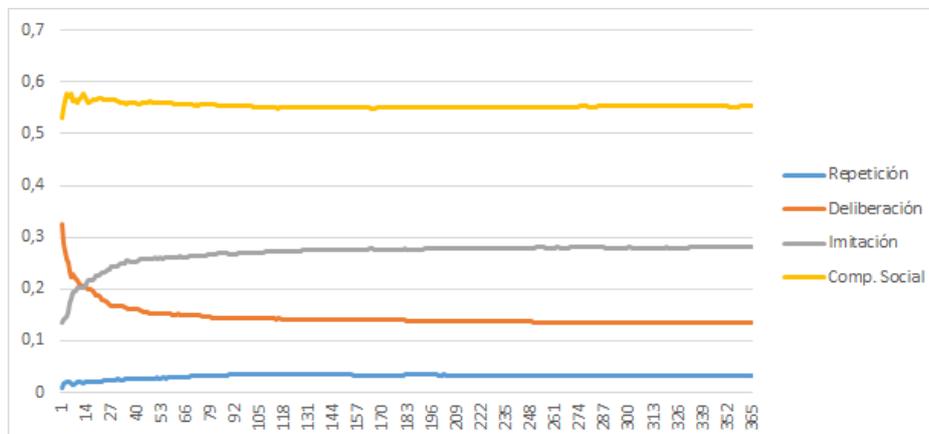
Gráfica 143: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 8)

- Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



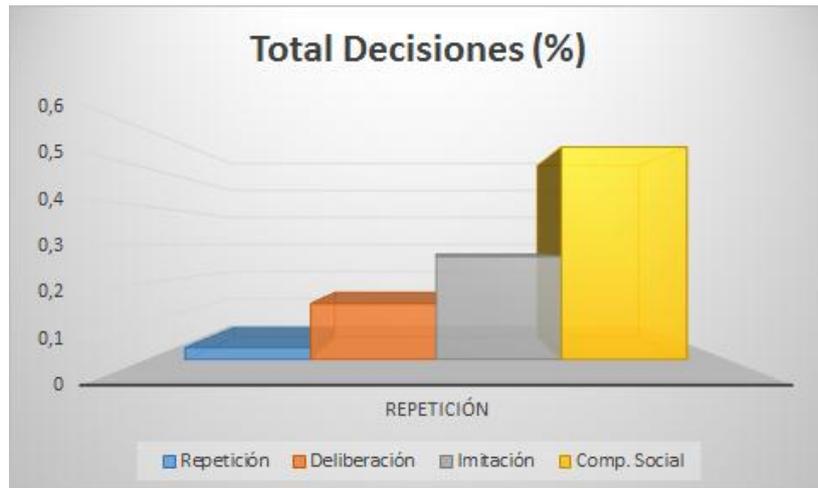
Gráfica 144 Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 8)

- Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



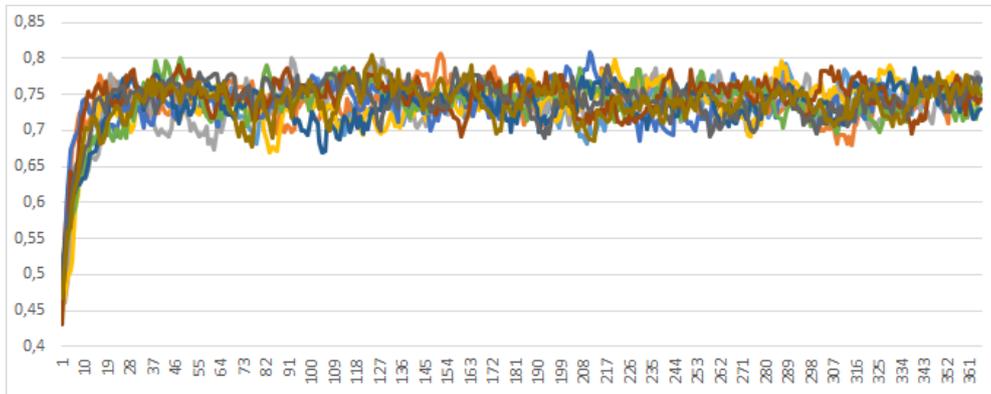
Gráfica 145: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



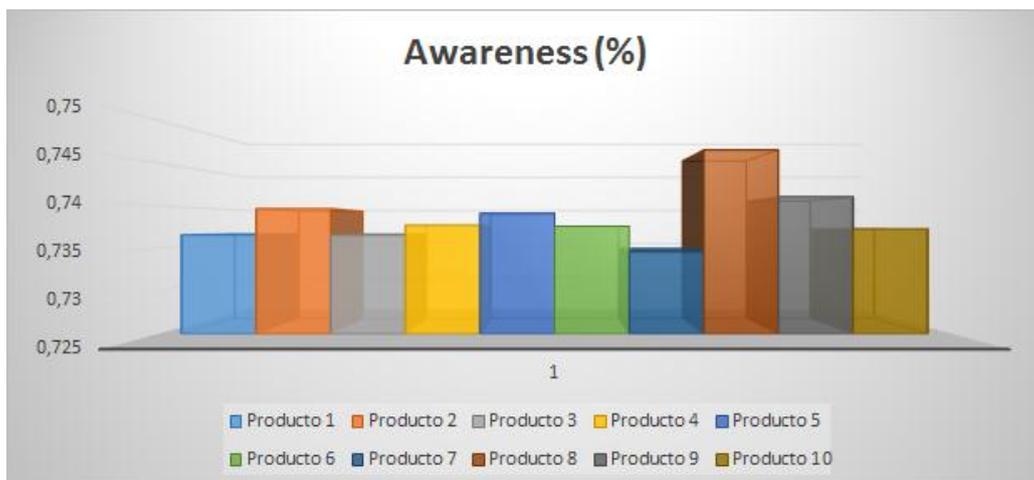
Gráfica 146: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 147: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 148: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8)

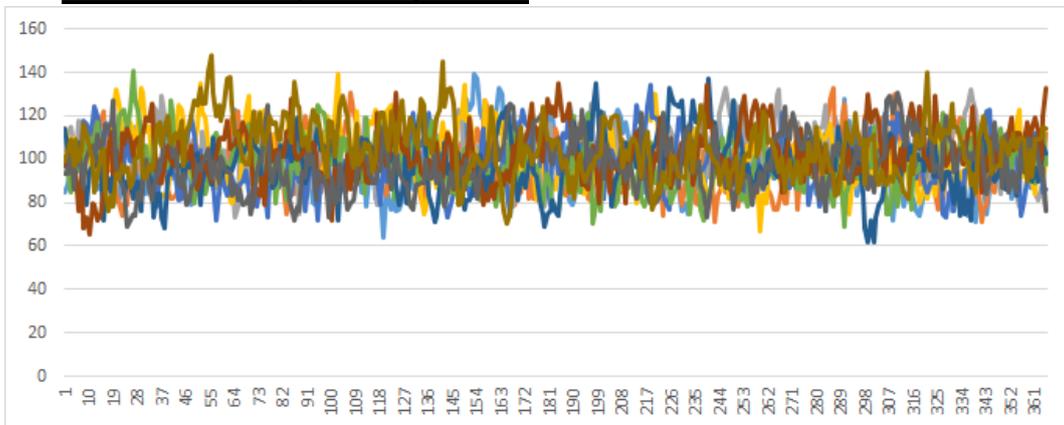
Como puede observarse al comparar la gráfica que representa la difusión en esta prueba y la de la red aleatoria, podemos ver que el comportamiento es muy similar debido al pequeño valor de la difusión y del olvido de productos. En cuanto a las heurísticas usadas, vemos que se produce un cambio de fase en el uso de imitación y deliberación

al contrario de lo que ocurría en la topología de red aleatoria estudiada en el apartado anterior. Con respecto a la compra de productos, podemos decir que es similar aunque está algo más distribuida en esta prueba, llegando a tener un valor de dispersión muy bajo de 0,74368 para el coeficiente de Gini.

ii. Mundos pequeños.

Prueba 1	0.7	0.7	0.4	0.2	0.2
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----

• **Productos comprados por día.**



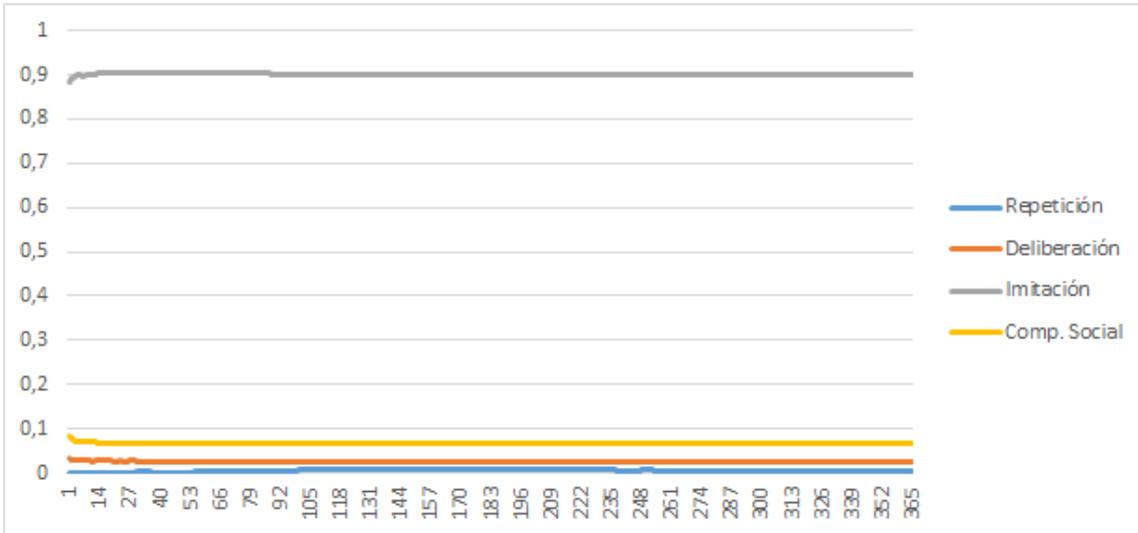
Gráfica 149: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1)

• **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 150: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



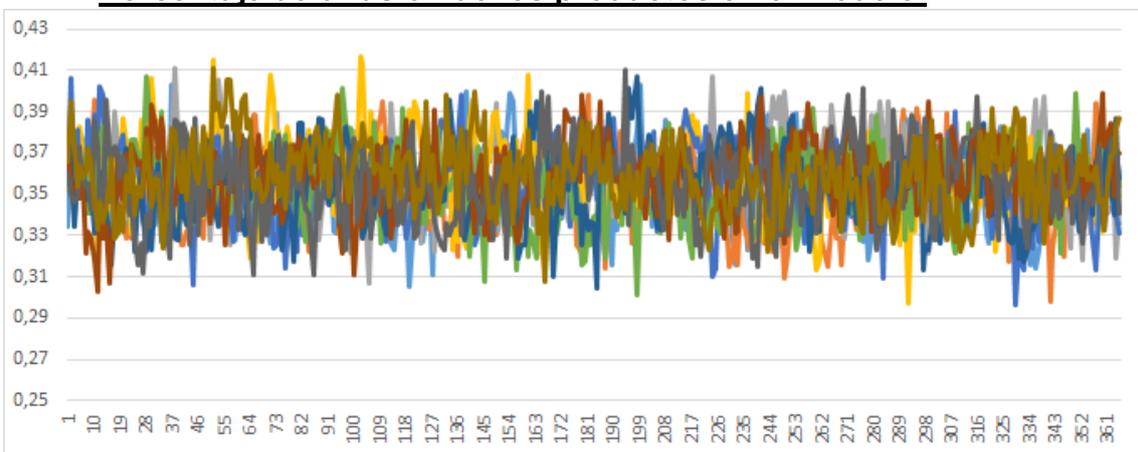
Gráfica 151: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



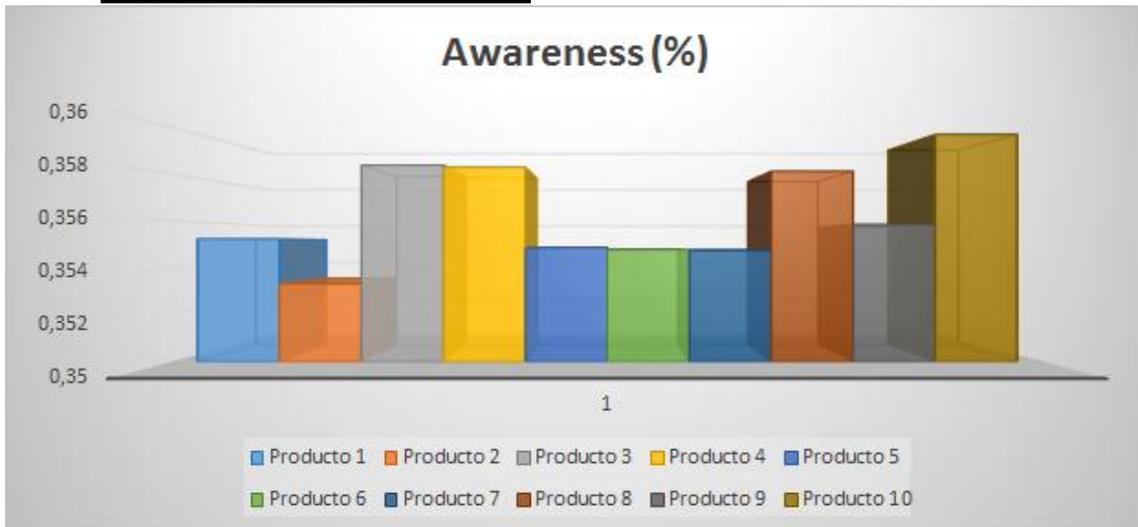
Gráfica 152: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 153: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1)

- **Porcentaje final de difusión.**



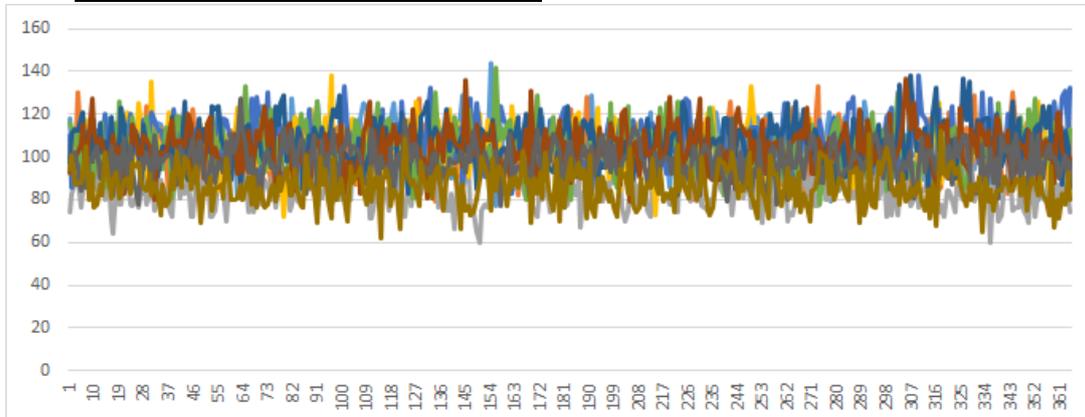
Gráfica 154: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1)

Si atendemos a los resultados obtenidos en la primera prueba sobre la red de mundos pequeños podemos encontrar muchas similitudes entre ésta y los dos modelos de redes anteriormente estudiados (aleatoria y red libre de escala). Al igual que en las simulaciones que se realizaron sobre las redes comentadas, las compras de los agentes no convergen hacia la compra de un subconjunto de productos sino que se produce un reparto casi equitativo entre los mismos. Este fenómeno se produce en parte porque la probabilidad de comunicarse y difundir de los agentes es igual a la de olvidar lo comunicado, lo que provoca que los agentes tengan como información disponible para su compra el último producto que escogieron y, por otro lado, por el valor bajo de los umbrales de utilidad e incertidumbre y el valor medio-bajo de la preferencia personal de los agentes. Esta combinación de parámetros provoca (como puede verse en las gráficas 3 y 4 correspondientes a esta prueba) que los agentes utilicen comparación social para satisfacerse sin conseguirlo.

En cuanto a la difusión de conocimiento, el olvido de productos hace que no crezca más allá del 40%. Cada agente conoce de media en la simulación de 2 a 4 productos entre los que figura su compra actual. Aunque tienen una gran probabilidad de comunicarse, no consiguen hacerse con información que les permita conocer el mercado ya que su "awareness decay" iguala a su difusión de opiniones.

Prueba 5	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----

- Productos comprados por día.**



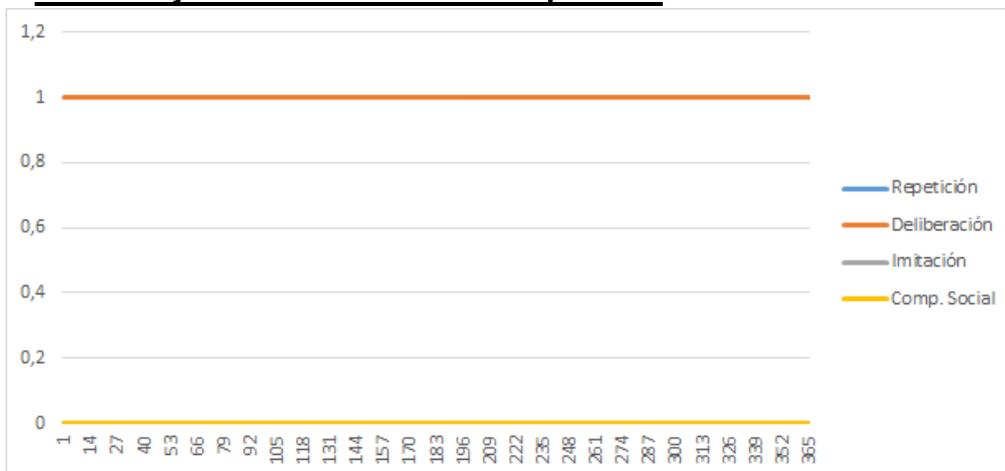
Gráfica 155: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5)

- Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 156: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5)

- Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



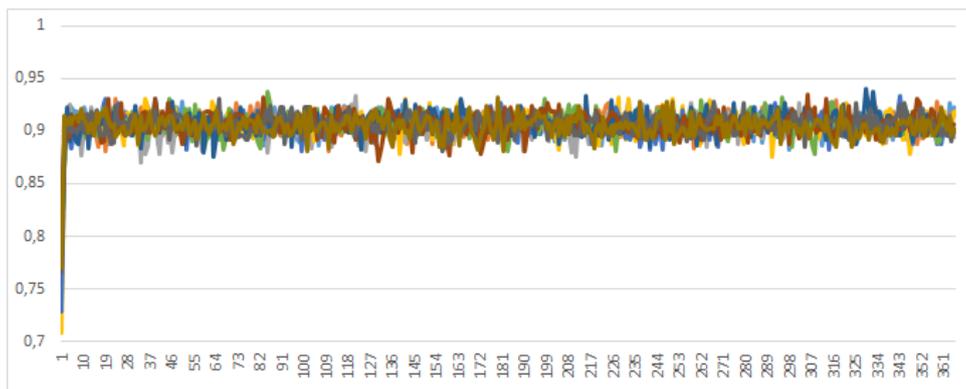
Gráfica 157: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



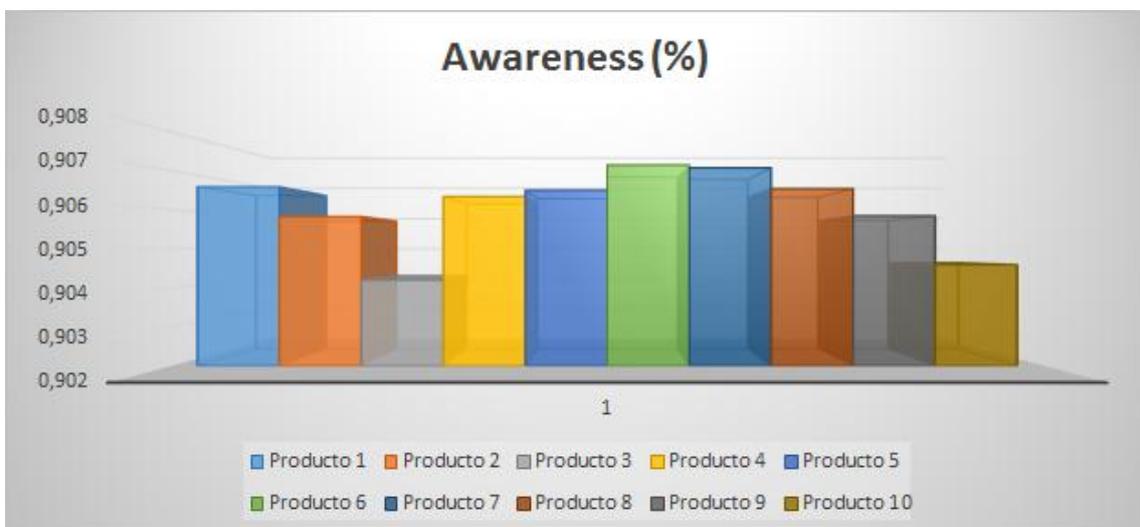
Gráfica 158: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 159: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 160: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5)

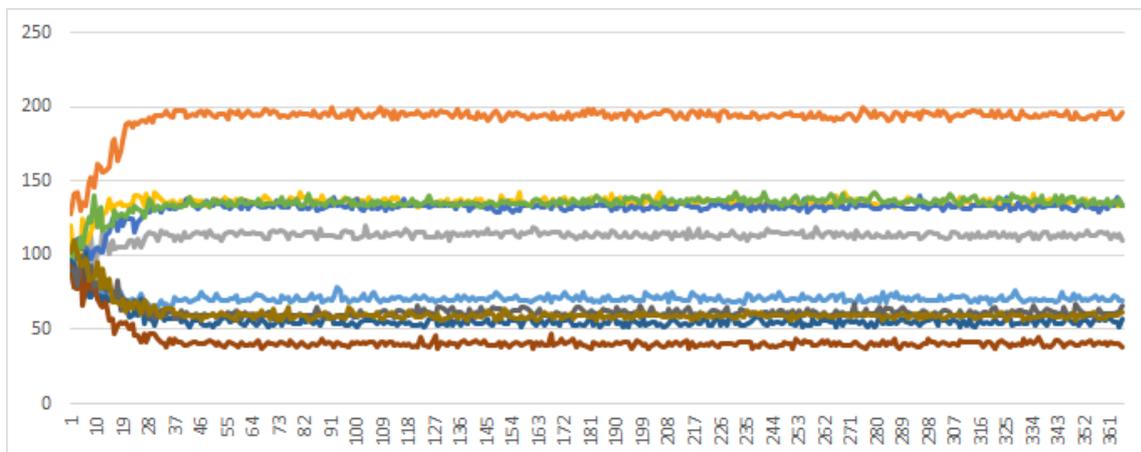
Ahora nos encontramos ante un caso opuesto al de la primera prueba. Los agentes tienen una probabilidad de comunicación media aunque más cerca de ser baja con una probabilidad de olvido menor que su capacidad de comunicarse. Los umbrales de incertidumbre y utilidad son altos, evitando que se satisfagan con facilidad y la preferencia personal no se inclina ni hacia lo personal ni a los colectivo sino que combina ambas opciones.

Como ocurrió en el caso anterior, los productos del modelo se reparten de forma casi equitativa entre los miembros de la población. Ahora, los agentes tienden a deliberar para escoger productos ya que les cuesta satisfacerse y encontrar una elección que les de seguridad.

A diferencia de la primera prueba sobre esta red, los agentes difunden sus conocimientos muy rápidamente lo que casa completamente con el valor de los parámetros de difusión. Todos los agentes conocen entorno a un 90% de los productos del modelo, conocimiento que alcanzan en los primeros días de simulación.

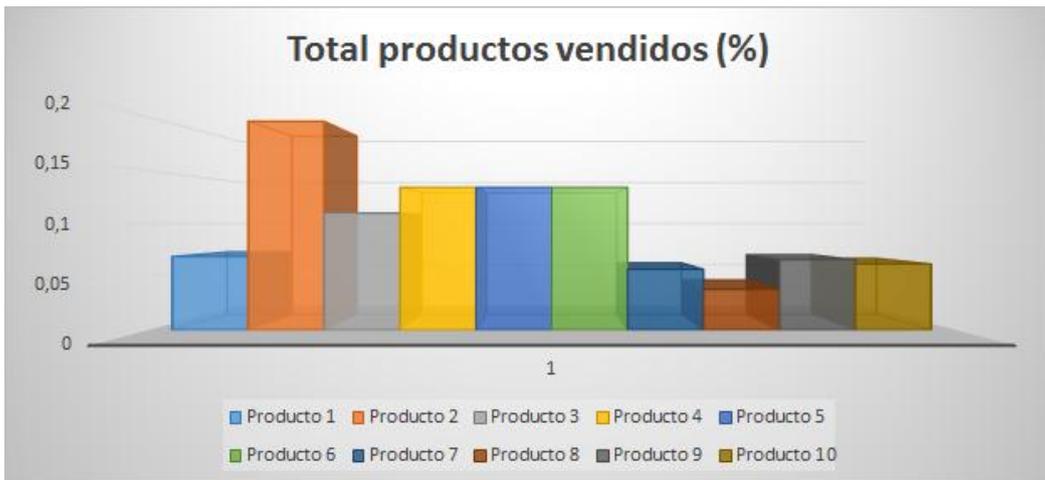
Prueba 6	0.4	0.1	0.5	0.5	0.5
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----

- **Productos comprados por día.**



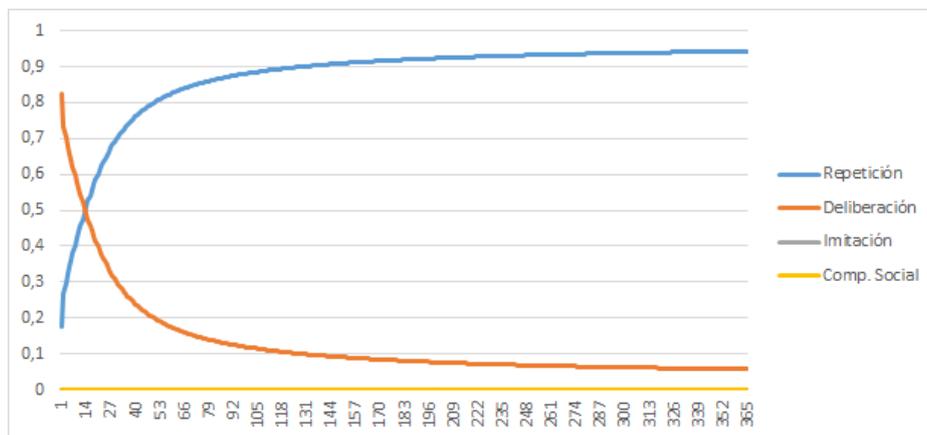
Gráfica 161: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 162: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



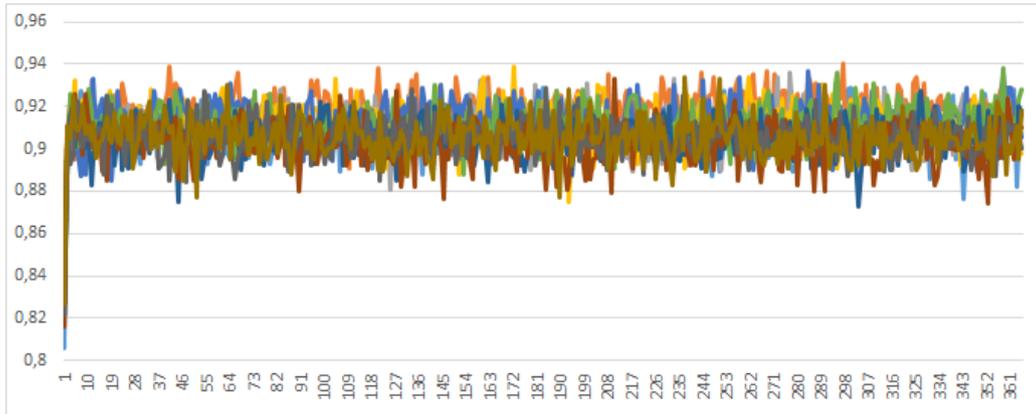
Gráfica 163: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



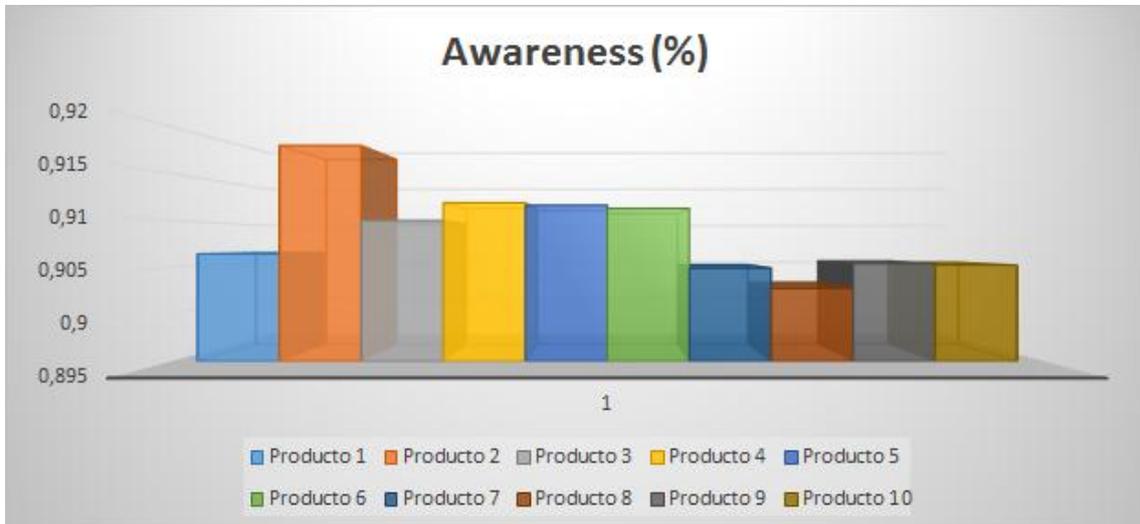
Gráfica 164: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 165: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 166: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6)

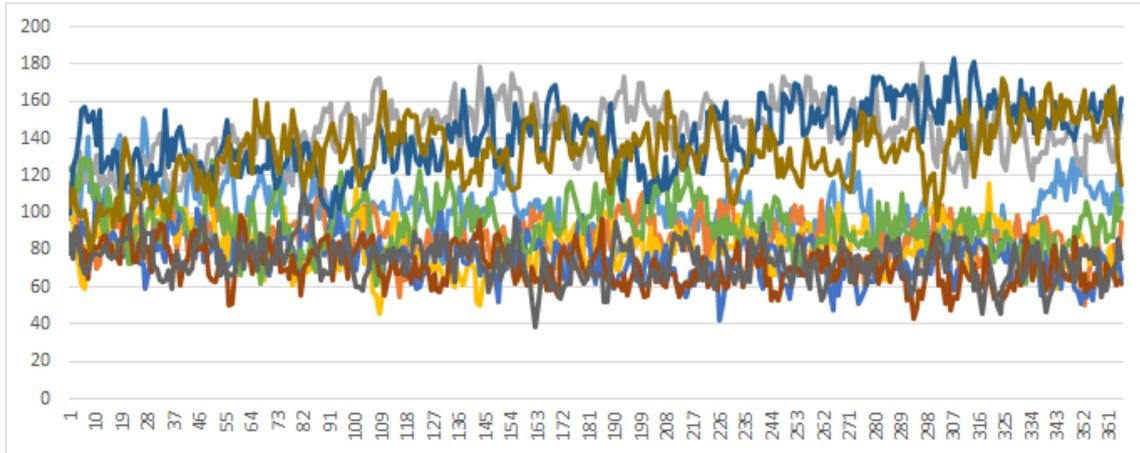
Ahora sí se produce un cambio en el comportamiento de los agentes que se aleja de la elección equitativa de productos. En esta prueba, donde los parámetros para los umbrales son medios (lo que permite a los agentes escoger entre más heurísticas de decisión) y donde la difusión es mucho mayor que el olvido, el mercado se sesga, principalmente por el producto 2 aunque aparecen otros niveles de compra como los productos 4,5 y 6 que podrían catalogarse como productos con ventas medias, el producto 3 como compra medio-baja y los demás productos que forman el modelo como productos con ventas bajas.

También se produce un cambio notable en la adopción de heurísticas. Se produce un cambio entre el uso de deliberación (que disminuye en cada día de compra) y el uso de repetición (que aumenta). La explicación para este fenómeno es que los agentes tratan de satisfacerse en los primeros días de compra y, ayudados por el valor de los umbrales y de la preferencia persona lo hacen. Una vez comienzan a satisfacerse, los más indecisos sigue deliberando para tratar de encontrar el mejor producto para sus necesidades pero los que lo encontraron siguen repitiéndolo.

Como pasó en la segunda prueba sobre esta red, los agentes incorporan un 90% del conocimiento de los productos al comienzo del modelo ayudados por los valores de los parámetros de difusión.

Prueba 8	0.03	0.05	0.5	0.5	0.2
-----------------	------	------	-----	-----	-----

- **Productos comprados por día.**



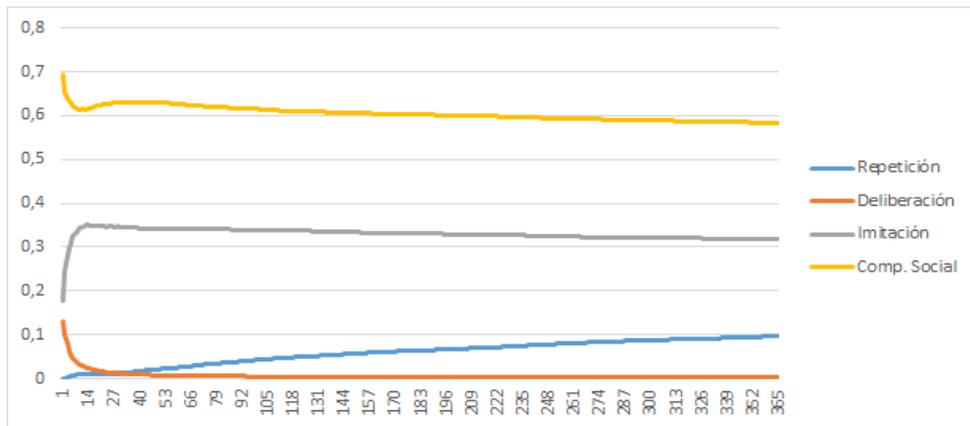
Gráfica 167: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



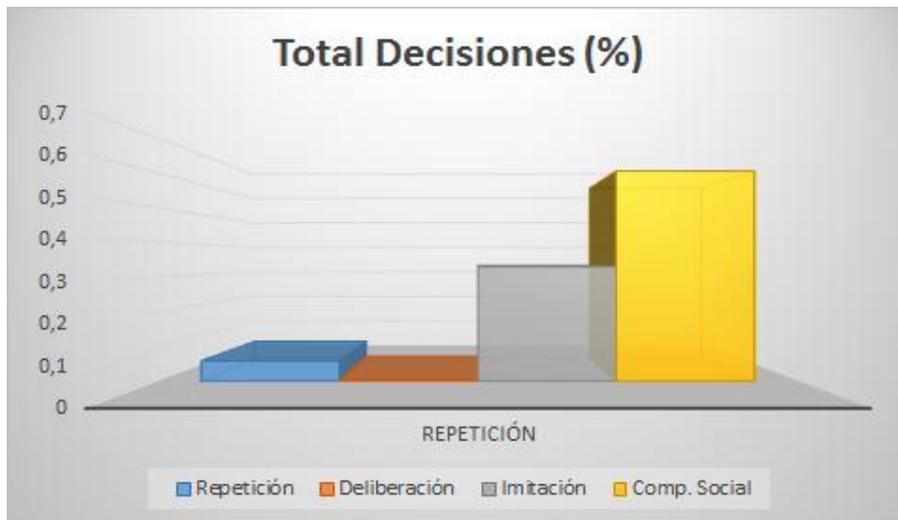
Gráfica 168: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



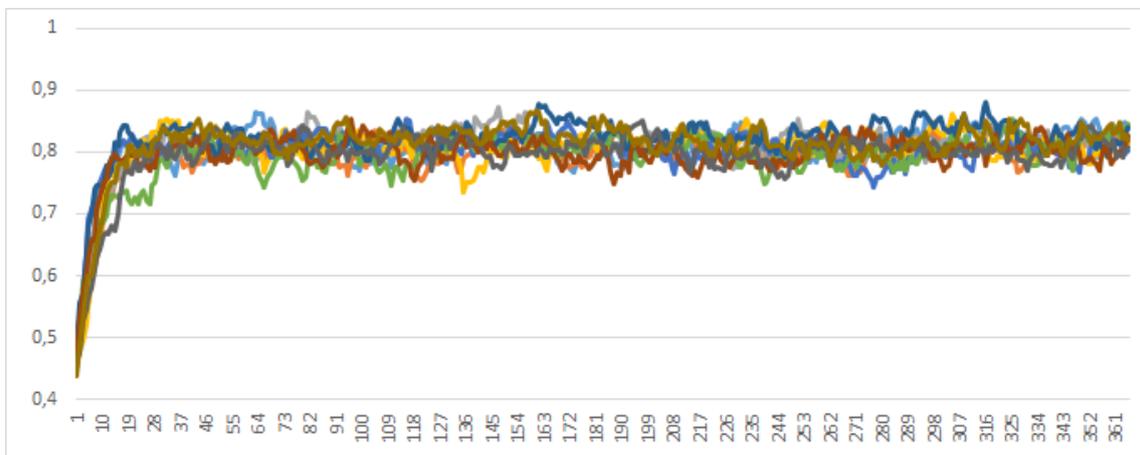
Gráfica 169: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



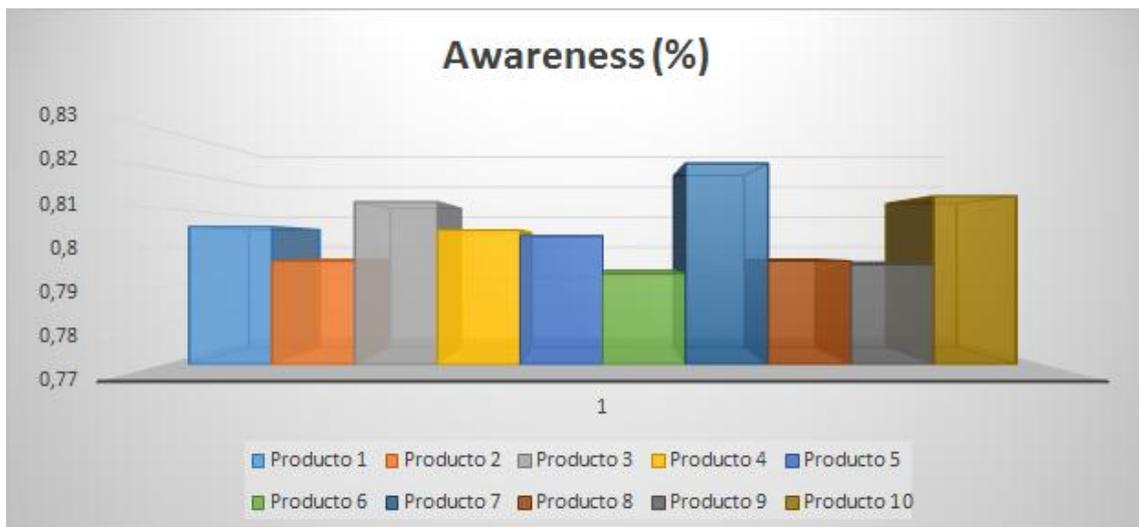
Gráfica 170: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 171: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 172: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8)

En esta última prueba de validación sobre la topología de red de mundos pequeños podemos comprobar que el modelo se sesga por un conjunto de productos aunque lo hace de forma más lenta a como lo hacía en el anterior experimento. Este fenómeno tiene su punto de partida en que los valores de difusión y olvido son muy pequeños, lo que ralentiza mucho el intercambio de opiniones en el modelo. Los agentes terminan definiendo sus compras hacia dos productos (3 y 7) aunque lo hacen de forma lenta, haciendo uso de más heurísticas de decisión como imitación y comparación social.

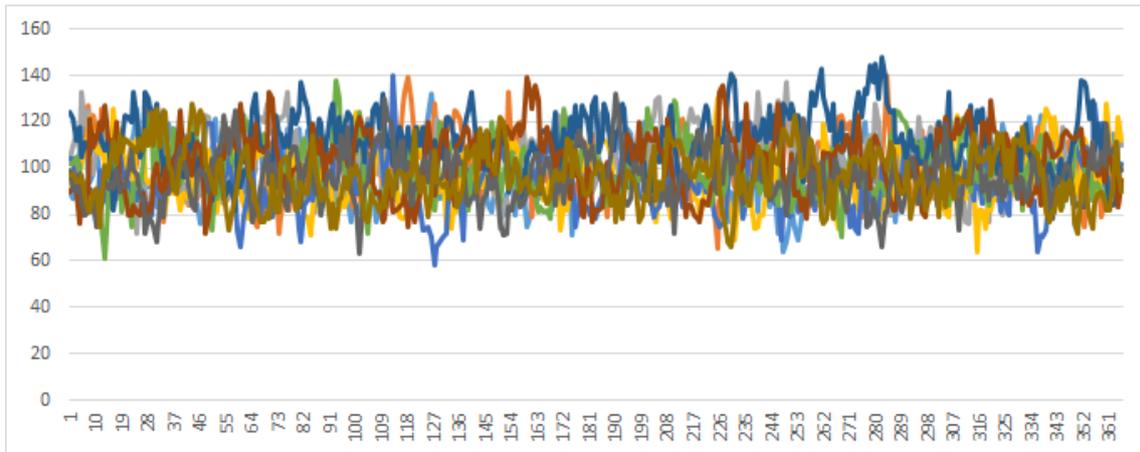
El uso de heurísticas de decisión también se ralentiza y, sobre todo, se diversifica. Los agentes hacen uso de imitación y comparación social principalmente pero, con el paso del tiempo, repetición comienza a abrirse paso.

El “awareness” y la difusión de conocimiento alcanza una media de 8 productos conocidos por cada agente en media aunque esto se consigue al día 40 y no en la primera semana de compra, lo que define una buena representación de un modelo de compra real. Así, también coincide que los productos más comprados coinciden con los más difundidos entre los agentes del modelo.

iii. Red aleatoria con distancia media fija.

Prueba 1	0.7	0.7	0.4	0.2	0.2
----------	-----	-----	-----	-----	-----

• **Productos comprados por día.**



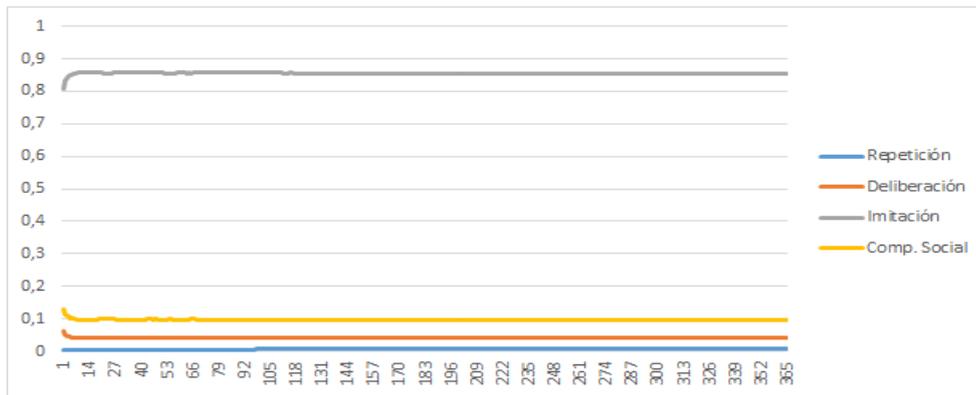
Gráfica 173: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1)

• **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 174: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



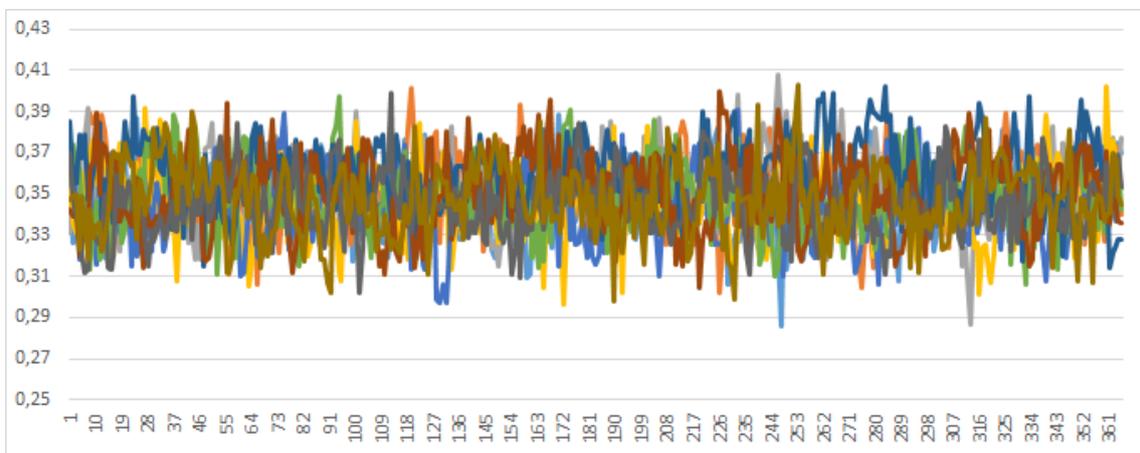
Gráfica 175: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



Gráfica 176: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 177: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1)

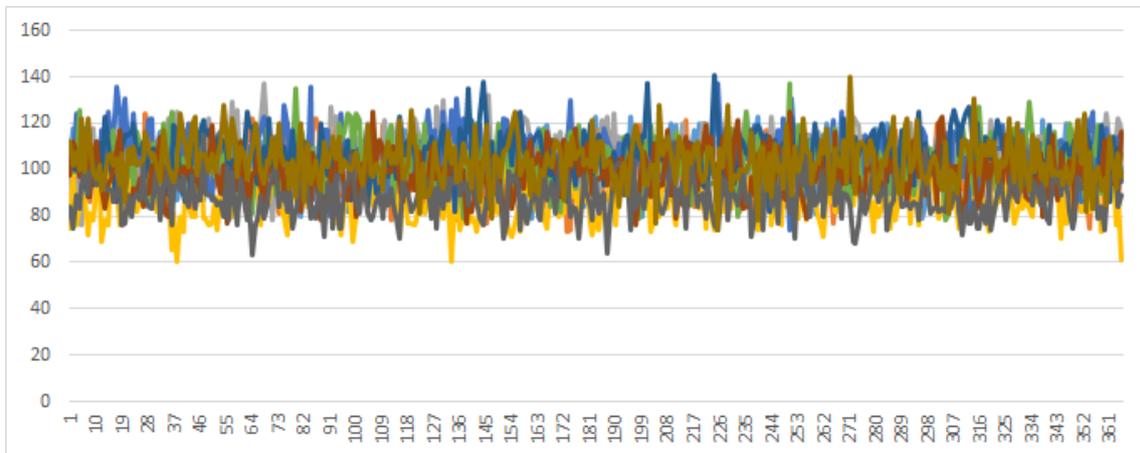
- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 178: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1)

Prueba 5	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----

- **Productos comprados por día.**



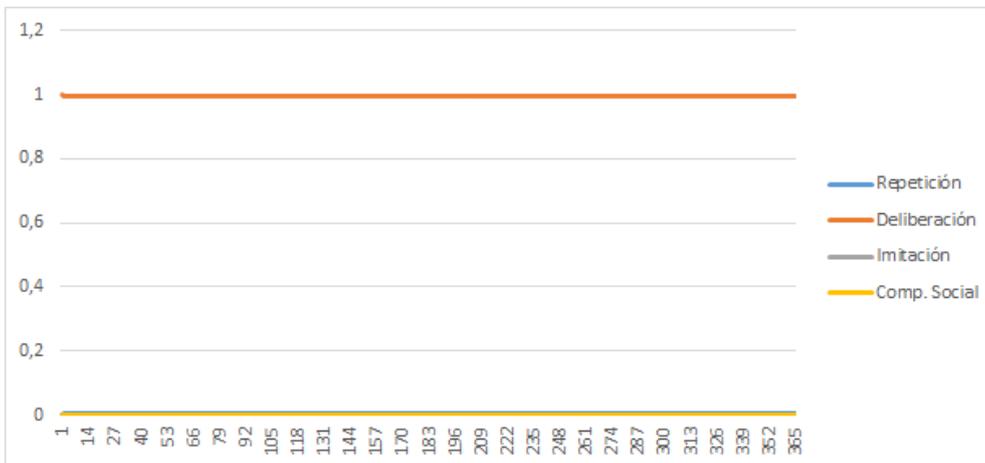
Gráfica 179: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 5)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 180: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



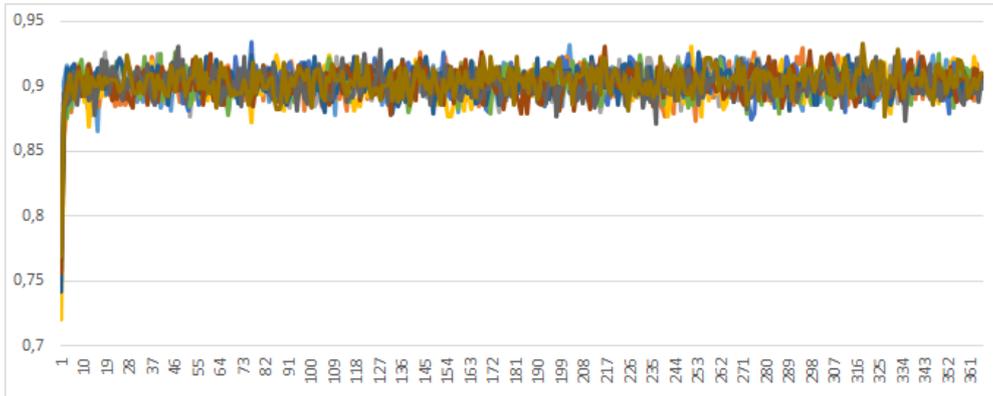
Gráfica 181: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 5)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



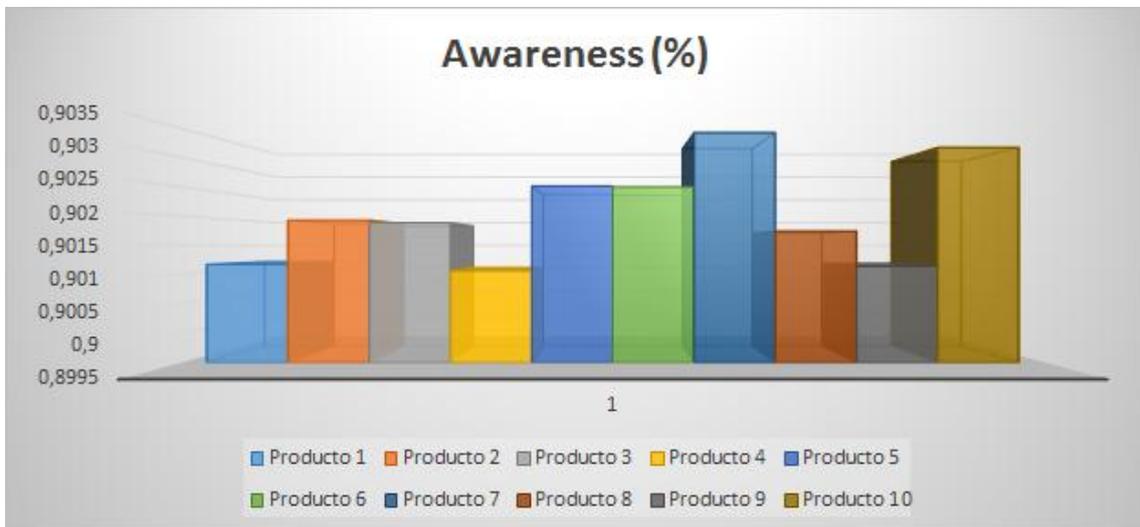
Gráfica 182: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 5)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 183: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 5)

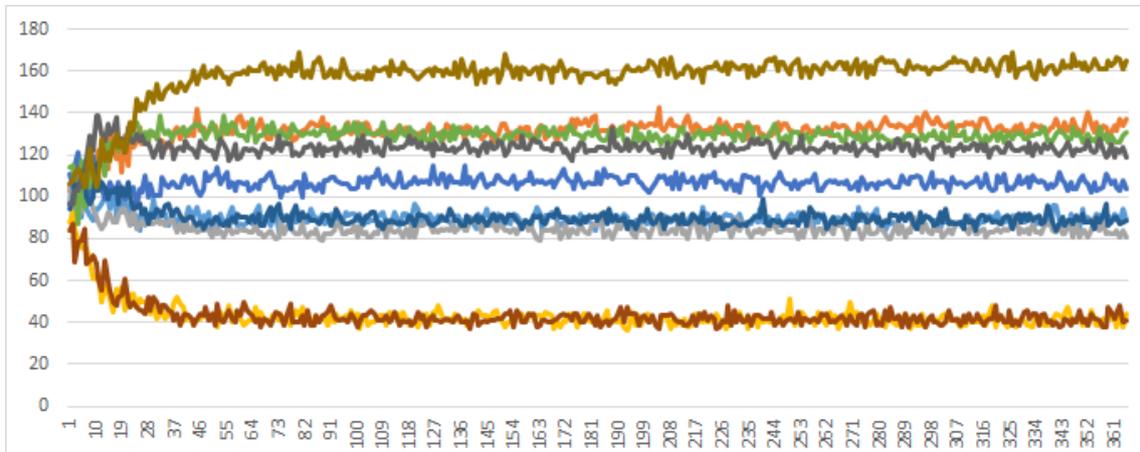
- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 184: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 5)

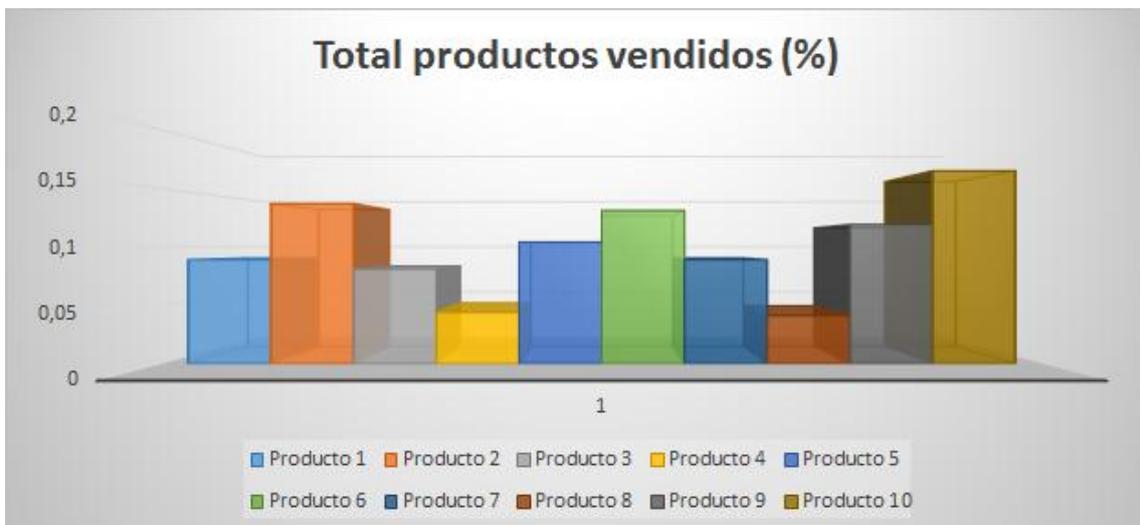
Prueba 6	0.4	0.1	0.5	0.5	0.5
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----

- Productos comprados por día.**



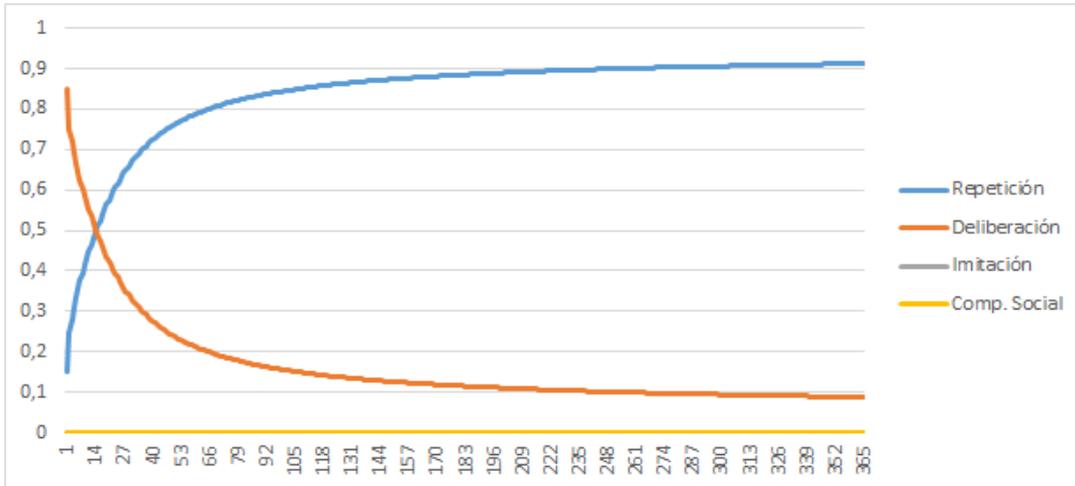
Gráfica 185: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6)

- Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 186: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



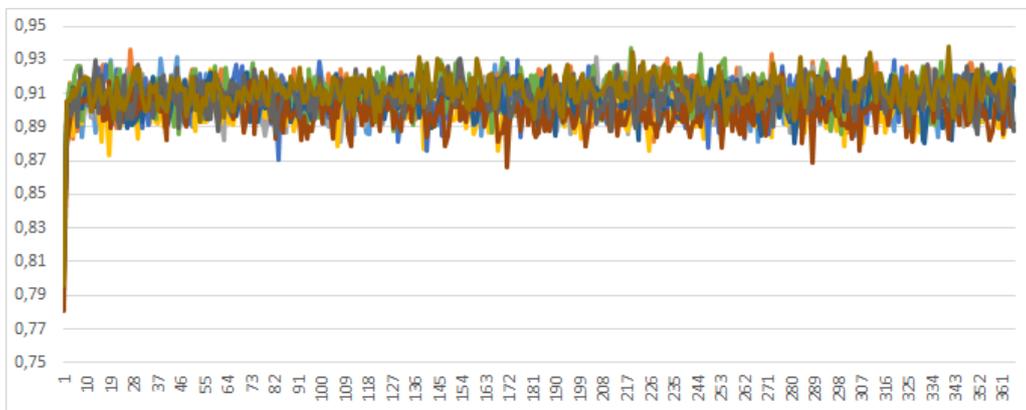
Gráfica 187: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



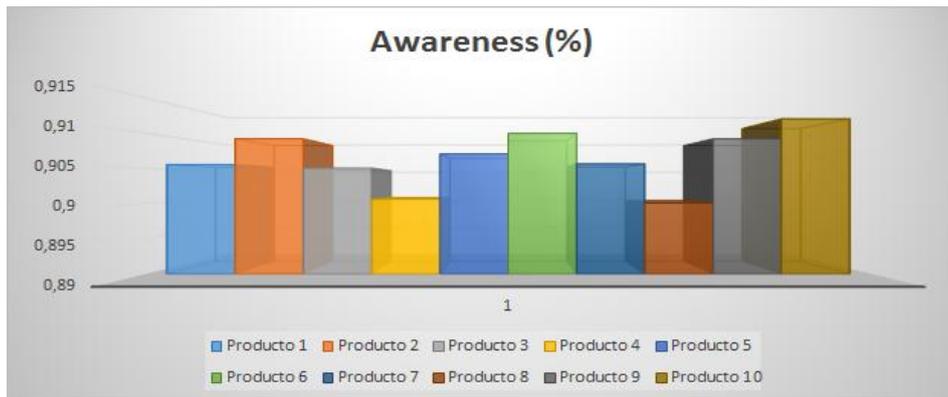
Gráfica 188: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 189: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6)

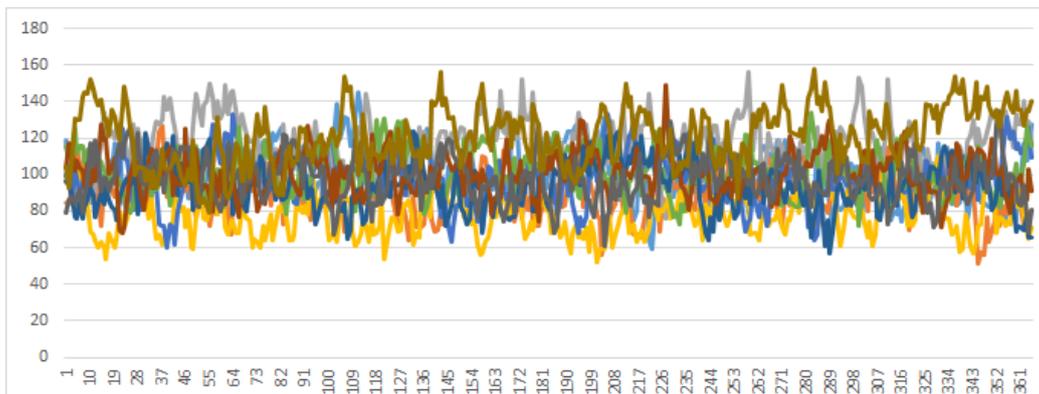
- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 190: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6)

Prueba 8	0.03	0.05	0.5	0.5	0.2
-----------------	------	------	-----	-----	-----

- **Productos comprados por día.**



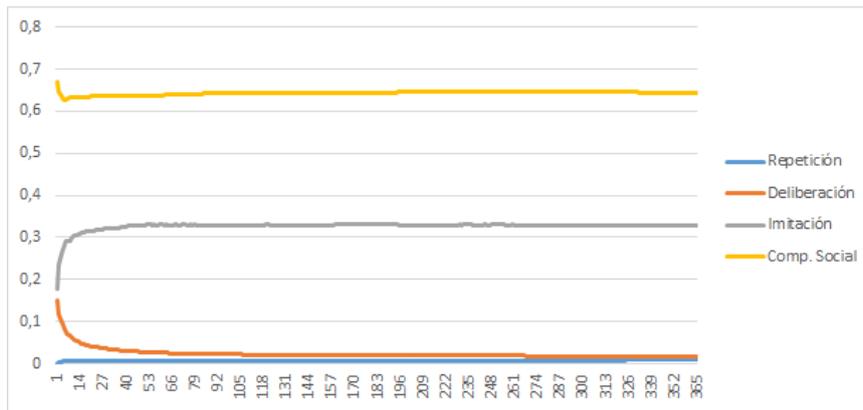
Gráfica 191: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8)

- **Porcentaje de cuota de mercado final de los productos.**



Gráfica 192: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8)

- **Porcentaje de uso de heurísticas por día.**



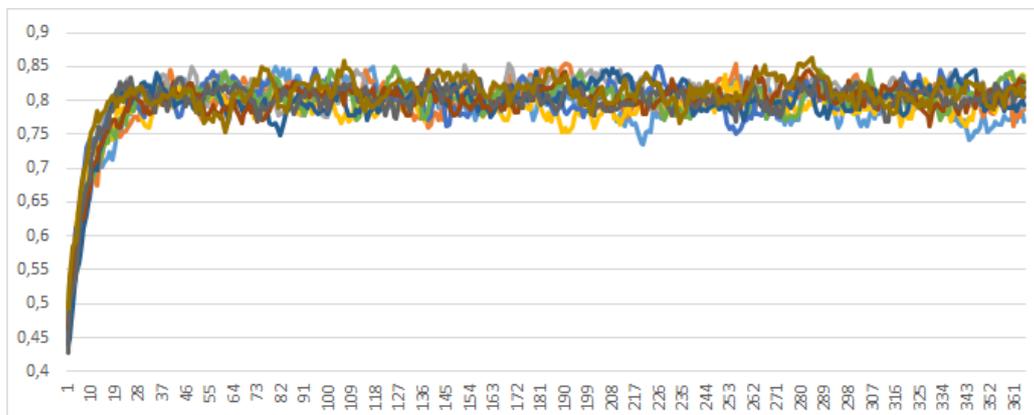
Gráfica 193: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8)

- **Porcentaje final de uso de heurísticas.**



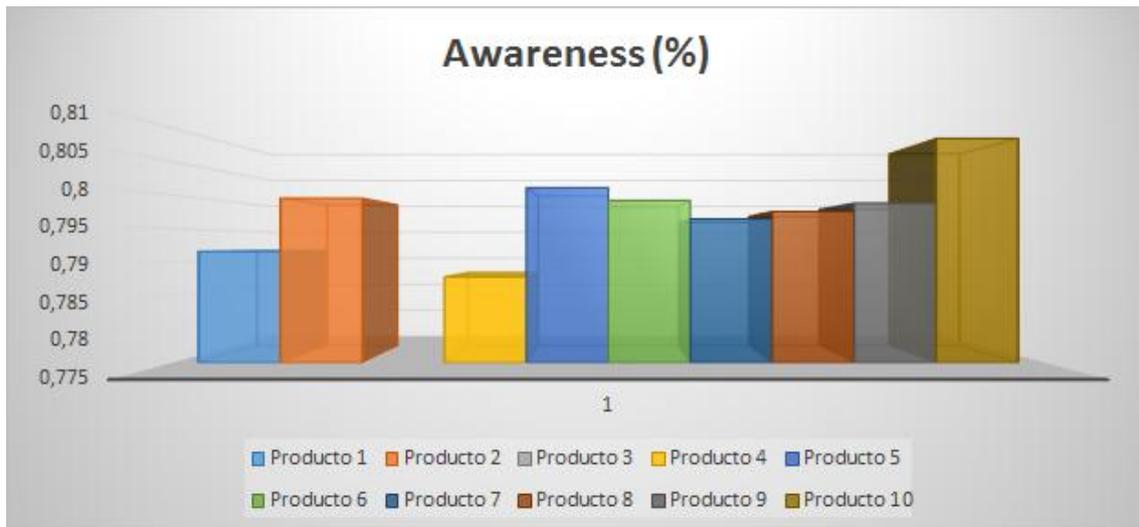
Gráfica 194: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8)

- **Porcentaje de difusión de los productos en el modelo.**



Gráfica 195: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8)

- **Porcentaje final de difusión.**



Gráfica 196: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8)

Los resultados obtenidos sobre este modelo de red son muy similares a los obtenidos en el modelo de red aleatoria. Sin embargo, el comportamiento de los agentes en el proceso de compra también comparte rasgos con el modelo de red de mundos pequeños. Las características aleatorias de la red en cuanto a la probabilidad de enlazarse de dos agentes y la distancia fija para la red en conjunto hacen que las características de las dos topologías de redes se combinen para dar paso a fenómenos emergentes conjuntos.

d. Diferencias con respecto al modelo simple.

Como se ha ido comentando durante el transcurso del proyecto y de cada prueba sobre el modelo de estudio, el modelo de comportamiento de consumidor complejo (Stonedahl, Rand, & Wilensky, 2010) en el que se añade una parte social a los agentes que los capacita para difundir sus opiniones (Watts & Dodds, 2007) y una parte de olvido para simular la memoria de los agentes se diferencia en varios puntos del modelo simple entre los que destacan:

- ↪ El proceso de difusión depende de los valores de la difusión y olvido pero tiende a ser más lento que en modelo simple. En los casos en los que la comunicación tiene un valor menor que 0.5 y la probabilidad de olvido es pequeña (0.05-0.1), los agentes difunden sus opiniones para que se vayan asentando entre los agentes del modelo de forma continua.
- ↪ Los agentes o consumidores no se sesgan por una heurística de toma de decisiones con tanta facilidad como lo hacían en el modelo simple. Los agentes comienzan a depender de su conocimiento para escoger, lo que repercute en que la toma de decisiones que realicen dependa de lo que han aprendido, de lo que han olvidado y de lo que finalmente han utilizado para decidir.
- ↪ Los productos del modelo comienzan a tener repercusión entre los agentes de forma más realista (gráficas del experimento 6 para la red de mundos pequeños o las mismas gráficas para la red aleatoria con distancia media fija) formándose sectores en el mercado, convergiendo hacia unos pocos productos o diferenciando tipos de compradores potenciales para cada producto.

- ↳ Los valores para los umbrales de utilidad e incertidumbre o para la preferencia personal de los agentes siguen teniendo una fuerte influencia en el modelo pero dependen (además de las características de los productos y de los gustos de los consumidores) de la capacidad de difusión y olvido de los agentes de la red.
- ↳ Las topologías de redes adquieren una mayor influencia en las simulaciones. La forma de las redes condiciona los canales comunicativos de los agentes y provoca comportamientos emergentes diferentes para cada tipo de red (difusión en comunidades, individuos influyentes de una red, redes muy conectadas, ...)

Llegados a este punto, hemos estudiado el comportamiento de los agentes tanto sin capacidad de comunicarse como haciendo posible que se puedan intercambiar y difundir opiniones. Hemos comprobado que el comportamiento se adecúa al de determinados modelos reales y que sigue unos patrones de comportamiento lógicos. En los siguientes capítulos partiremos de este modelo para explotarlo e indagar en la influencia que se puede realizar sobre él para fines comerciales, sociales o informativos.

6. Optimización de Campañas de Marketing.

Continuando con el estudio y explotación de modelos de consumo para la difusión de productos u opiniones en redes sociales llegamos al punto en el que nos centramos menos en la interpretación de los comportamientos emergentes que se producen por la interacción entre los agentes que forman el modelo de consumo y más en cómo utilizar esas interacciones para alcanzar determinada meta o fin. Así, definiremos sobre nuestro modelo de compra un entorno de búsqueda en la sociedad de consumo y haremos uso de algoritmos genéticos (Herrera & Cordón, 2013) para **explorarlo** y **explotarlo** en búsqueda de individuos que maximicen la difusión de conocimiento en la red para extender un producto de forma rápida por ella.

Para llevar a cabo esta tarea será necesario seguir una serie de pasos y definir un conjunto de relaciones y medidas sobre nuestro modelo que se desarrollarán en los subapartados siguientes y que tendrán como objetivo adaptar nuestro modelo a la optimización mediante algoritmos genéticos.

a. Algoritmos genéticos.

El punto de apoyo principal de nuestro estudio serán, tal y como se mencionaron en el párrafo superior, los algoritmos genéticos. Estos algoritmos, establecidos por Holland hacia el año 1975, representan métodos adaptativos que pueden utilizarse para resolver problemas de búsqueda y optimización que son muy empleados en la actualidad por la simplicidad y la calidad de su funcionamiento. Se basan en el proceso genético reproductivo de los organismos vivos en los que a lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acuerdo a los principios de la selección natural y la supervivencia de los individuos más fuertes, postulados por Darwin en 1859. Imitando este proceso, los Algoritmos Genéticos (AG's) son capaces de crear soluciones adaptadas a problemas del mundo real en las que la evolución de dichas estas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas.

En la naturaleza los individuos de una población compiten entre sí en la búsqueda de recursos tales como comida, agua y refugio. Incluso los miembros de una misma especie compiten a menudo en la búsqueda de un compañero. Aquellos individuos que son capaces de superar las condiciones adversas del entorno y adaptarse a ellas tienen mayor probabilidad de generar un gran número de descendientes. Por el contrario, los individuos menos capacitados para su adaptación producirán un menor número de descendientes y tenderán a desaparecer en pro de los más fuertes. Esto significa que los genes de los individuos mejor adaptados se propagarían en sucesivas generaciones hacia un número de individuos creciente. La combinación de buenas características provenientes de diferentes ancestros puede, a veces, producir descendientes con una capacidad de adaptación y unas características mucho mayores que la de cualquiera de sus ancestros. De esta manera, las especies evolucionan logrando unas características cada vez mejor adaptadas al entorno en el que viven.

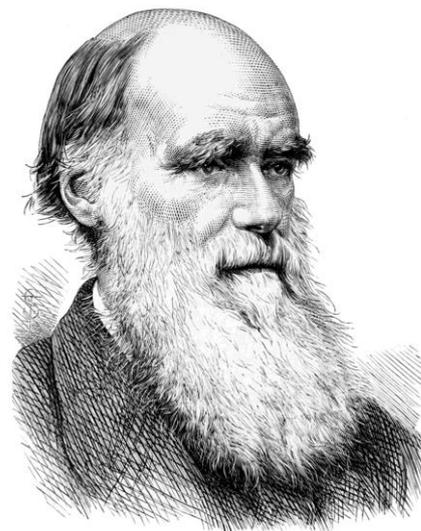


Ilustración 5: Charles Darwin

Los Algoritmos Genéticos usan una analogía directa con el comportamiento natural. Trabajan con una población de individuos, cada uno de los cuales representa una solución factible a un problema dado. A cada individuo se le asigna un valor o puntuación, relacionado con la bondad de dicha solución. En la naturaleza esto equivaldría al grado de efectividad de un organismo para competir por unos determinados recursos. Cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la probabilidad de que el mismo sea seleccionado para reproducirse, cruzando su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma. Este cruce producirá nuevos individuos – descendientes de los anteriores – los cuales comparten algunas de las características de sus padres. Cuanto menor sea la adaptación de un individuo, menor será la probabilidad de que dicho individuo sea seleccionado para la reproducción, y, por consiguiente, de que su material genético se propague en sucesivas generaciones. De esta manera se produce una nueva población de posibles soluciones, la cual reemplaza a la anterior y verifica la interesante propiedad de que contiene una mayor proporción de buenas características en comparación con la población anterior. Así a lo largo de las generaciones las buenas características se propagan a través de la población. Favoreciendo el cruce de los individuos mejor adaptados, van siendo exploradas las áreas más prometedoras del espacio de búsqueda. Si el Algoritmo Genético ha sido bien diseñado, la población convergerá hacia una solución óptima del problema. El poder de los Algoritmos Genéticos proviene del hecho de que se trata de una técnica robusta, y pueden tratar con éxito una gran variedad de problemas provenientes de diferentes áreas, incluyendo aquellas en las que otros métodos encuentran dificultades. Si bien no se garantiza que el Algoritmo Genético encuentre la solución óptima del problema, existe evidencia empírica de que se encuentran soluciones de un nivel aceptable, en un tiempo competitivo con el resto de algoritmos de optimización combinatoria. En el caso de que existan técnicas especializadas para resolver un determinado problema, lo más probable es que superen al Algoritmo Genético, tanto en rapidez como en eficacia. El gran campo de aplicación de los Algoritmos Genéticos se relaciona con aquellos problemas para los cuales no existen técnicas especializadas. Incluso en el caso en que dichas técnicas existan, y funcionen bien, pueden efectuarse mejoras de las mismas hibridándolas con los Algoritmos Genéticos.

i. Individuals.

Para construir nuestro algoritmo de búsqueda (Janssen & Jager, *Simulating Market Dynamics: Interactions between Consumer Psychology and Social Networks*, 2003) deberemos realizar un paso previo. Este paso será determinar una manera de ponderar a los agentes o compradores que representarán a los **difusores** del “nuevo producto” que se lanzará al mercado. Esta forma de identificar a los “**individuals**” o individuos de mayor influencia en el modelo repercutirá de forma muy notable en el proceso de búsqueda por lo que habrá que adaptarla con cuidado a nuestras necesidades.

En el caso del algoritmo que se describe en este proyecto, la ponderación o valoración de los compradores del modelo se basa en tres medidas de la red social:

Nombre de la medida	Definición	Rango de valores normalizados
Grado	Medirá la importancia del agente consumidor en la red en base al número de agentes que comparten enlaces con él (sus amigos o vecinos).	[0,1]
“2 Steps”	Esta medida representará la facilidad para que las opiniones de un consumidor sean extensibles y se puedan propagar a la red social al completo. Aquí se valora, además de que el consumidor tenga amigos a los que “infectar” con sus opiniones, que éstos también sean capaces de propagar a un gran número de oyentes lo que han escuchado.	[0,1]
Coefficiente de Clustering	Representa la calidad de agrupación en la zona de la red en la que se encuentra el agente.	[0,1]

Tabla 14: Medidas para ponderación de agentes.

Combinando estas tres medidas seremos capaces de organizar a los consumidores en busca de aquellos que más influencia puedan causar en el modelo. Cada cromosoma tomará una combinación de estas tres medidas para formar una posible solución al problema de la difusión entre los consumidores.

ii. El entorno de búsqueda.

El primer paso que tenemos que planificar para dar forma a nuestro algoritmo genético tras definir la ponderación de consumidores es hacer lo propio con el espacio de búsqueda del mismo. En el modelo que hemos creado con cada apartado de este proyecto existen distintas áreas que podrían servir como espacio de búsqueda del algoritmo (maximizar el número de difusores de un producto, maximizar el número de infecciones de un producto, el número de ventas, etc.). En nuestro caso, el espacio de búsqueda del algoritmo serán los difusores de los productos en el modelo. Con esta idea en mente, trataremos de encontrar el número óptimo de personas influyentes de la red, definidos por una serie de características, que maximicen la difusión de un producto entre los consumidores teniendo como principal objetivo tener un gran número de ventas y un coste de campaña razonable.

De esta forma, se definirá la siguiente codificación para los individuos de las poblaciones que integrarán el algoritmo:

Wd	W2s	Wcc	Fs
----	-----	-----	----

En la que cada campo se define como sigue:

Medida	Función	Valores
Wd	Ponderación para el grado de los nodos	[0-1]
W2s	Ponderación para el número de consumidores alcanzables recorriendo dos enlaces desde el consumidor origen	[0-1]
Wcc	Ponderación para el coeficiente de clustering de los nodos.	[0-1]
Fs	Número de agentes que actúan como difusores en la simulación.	[1-número de consumidores del modelo * 0.1]

Tabla 15: Componentes de los cromosomas.

La combinación lineal de las medidas para la ponderación de consumidores unida a las comentadas anteriormente da lugar a la expresión que se utilizará en el software adjunto al proyecto para obtener los **Fs** mejores nodos de todos los que constituyen la red y que tiene el siguiente aspecto:

- $W_{agentei} = Wd * grado_i + W2s * 2steps_i + Wcc * CC_i$

Con esta fórmula podremos establecer como difusores a los **Fs** primeros nodos ordenados con respecto al valor de la expresión e inicializarlos como difusores del nuevo producto a vender en el mercado. Con los difusores definidos, ya podemos lanzar simulaciones con los nuevos agentes difusores y valorar la calidad de las campañas creadas en base a su coste y al beneficio obtenido por las mismas.

iii. Exploración y explotación del entorno.

Llegados a este punto, y con nuestra estructura para los genes bien definida, nos centraremos en crear una buena estrategia de exploración y explotación del entorno de búsqueda para el algoritmo. Para ello definiremos los parámetros para la mutación y cruce de cromosomas, la forma de realizar los cruces, el tipo de mutación, la estrategia de selección de individuos como reproductores y el modo de reemplazo entre poblaciones.

En los siguientes párrafos se desarrollan las estrategias escogidas para cada uno de los puntos comentados.

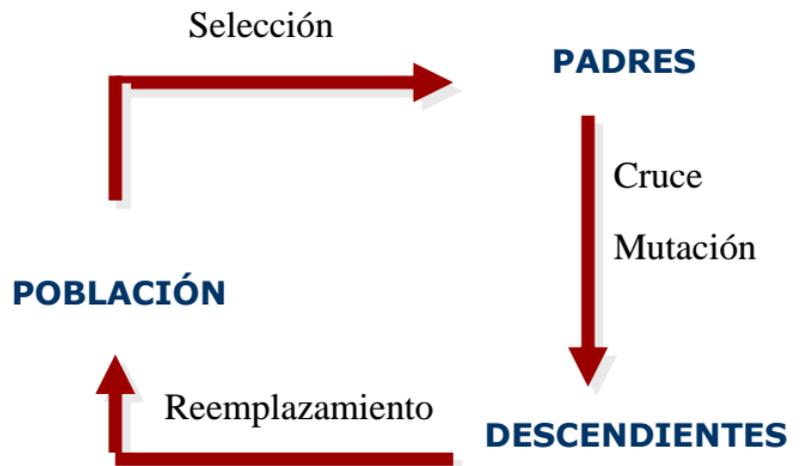


Ilustración 6: Etapas algoritmo genético

> Inicialización de la primera población de padres.

La primera población de padres del modelo se inicializará de forma aleatoria y se evaluará simulando el modelo de compra para cada cromosoma. Cada simulación tendrá un número **F_s** de agentes difusores escogidos en base a los valores **W_d**, **W_{2s}** y **W_{cc}** codificados en el cromosoma y se valorará con respecto al número de ventas del producto y el coste de la campaña. El valor de estas dos últimas medidas será el resultado del cálculo de las siguientes expresiones matemáticas:

Los agentes difusores obtendrán un producto por cada uno de los días de simulación del modelo de compra. El precio de los productos regalados a estos agentes será una décima parte del precio de mercado de los mismos y dependerá del día en el que se entregan. La expresión que aúna estos conceptos se resume en: cantidad * precio * coste/oportunidad.

Para cada agente difusor la expresión quedaría como sigue:

$$\sum_1^{365} 1 * (1/10) * \lambda^t$$

En el caso de los consumidores normales, el precio de los productos será mayor y se corresponderá con el precio de mercado del producto (10 veces el precio de fabricación del mismo). La expresión que lo define sería la misma que la que define a los agentes difusores sustituyendo el precio de fabricación por el de mercado en la fórmula.

$$\sum_1^{365} 1 * 1 * \lambda^t$$

Restando estas dos medidas tenemos el valor de calidad del cromosoma que no es más que el coste final de la campaña para el producto (el número de unidades vendidas con la misma menos el coste de la contratación de los difusores).

➤ **Selección de la población de hijos.**

La población de hijos se obtendrá a partir de la de padres siguiendo un modelo estacionario. En cada nueva etapa, se escogen n padres (2 en el caso que se desarrolla en estas líneas) que compiten en torneo aleatorio para escoger al mejor como nuevo reproductor de la población de hijos.

➤ **Cruce de los padres.**

Los hijos que forman la población p' se cruzaran con probabilidad p_c (cuyo valor estará entre 0 y 1) utilizando el tipo de cruce BLX-alfa. El funcionamiento de este tipo de cruce por intervalo de confianza es muy sencillo y se resume en, dados 2 cromosomas $C1 = (c1_1, \dots, c1_n)$ y $C2 = (c2_1, \dots, c2_n)$, BLX- genera dos descendientes $D_k = (dk_1, \dots, dk_i, \dots, dk_n)$, $d = 1, 2$ donde dk_i se genera aleatoriamente en el intervalo: $[C_{min} - I, C_{max} + I]$, $C_{max} = \max \{c1_i, c2_i\}$, $C_{min} = \min \{c1_i, c2_i\}$, $I = C_{max} - C_{min}$, $[0, 1]$.

La siguiente imagen muestra la forma de los hijos resultantes de este cruce:

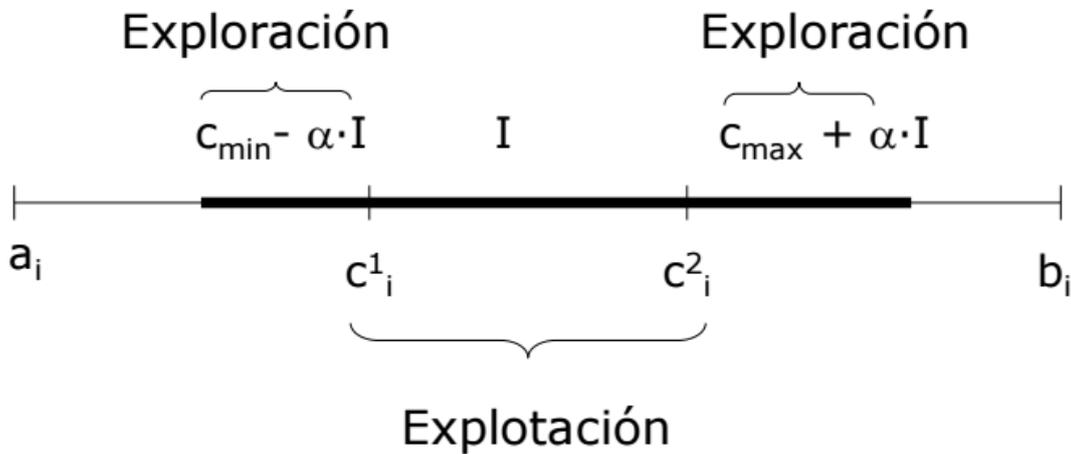


Ilustración 7: Cruce BLX-alfa

➤ **Mutación de los descendientes.**

Cada descendiente tendrá una probabilidad de mutar p_m en la que se mutará uno de sus genes al azar.

➤ **Reemplazo.**

Una vez obtenidos los hijos, competirán con los padres para reemplazarlos en la población p . La estrategia de reemplazo se basará en una lucha entre los mejores hijos y los peores padres por un puesto en la población p . Si el "fitness" o valoración de los cromosomas hijos es mayor que la de los padres entonces ocuparán su lugar.

iv. Búsqueda de soluciones.

Como punto final de la estructura del algoritmo se determinará la búsqueda de soluciones. Cada cromosoma será el inicializador de una nueva simulación (como se indicó anteriormente) y se evaluará teniendo en cuenta la eficacia de la estrategia de compra según las ventas finales del producto. Los únicos agentes que no comprarán y que únicamente repetirán su compra serán los difusores mientras que los demás consumidores seguirán rigiéndose por las reglas definidas en el modelo de marketing expuesto en este proyecto de fin de grado. Para minimizar el ruido derivado de la generación de aleatorios y de la inicialización de modelos se realizarán 5 Montecarlos.

b. Experimentos sobre distintos tipos de redes sociales.

Una vez definido e implementado el algoritmo genético para la optimización de campañas de marketing y adaptado a nuestro modelo basado en agentes para la difusión y compra de productos en mercados simulados podemos proceder a validar su correcto funcionamiento sobre las topologías de redes escogidas como base de las simulaciones en este proyecto. Estas pruebas de validación nos permitirán saber más sobre el tipo de requisitos que deben cumplir los “**individuals**” o difusores que difundirán sus opiniones sobre su compra en el modelo, así como el número medio de ellos que es necesario para realizar una campaña de éxito y las características de dichos nodos de la red.

Los parámetros para las pruebas sobre las redes serán los siguientes, que coinciden con los usados en las pruebas de validación de los siguientes capítulos y que tienen como objetivo abarcar el máximo de casos posibles para validar el modelo.

Pruebas	Difusión	Awareness Decay	Beta	Umin	Unct	Probabilidad de consumo del modelo
Prueba 1	0.7	0.7	0.4	0.2	0.2	1.0
Prueba 2	0.2	1	0.8	0.5	0.9	1.0
Prueba 3	1	0.8	0.6	0.4	0.2	1.0
Prueba 4	0.5	0.6	0.3	1	0.7	1.0
Prueba 5	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7	1.0
Prueba 6	0.4	0.1	0.5	0.5	0.5	1.0
Prueba 7	0.1	0.05	0.5	0.5	0.4	1.0
Prueba 8	0.03	0.05	0.5	0.5	0.2	1.0

Tabla 16: Pruebas para la optimización de campañas.

Los parámetros para la inicialización del algoritmo genético para la búsqueda y optimización de campañas de difusión serán los siguientes:

Parámetros para el Algoritmo Genético						
Ejecuciones/Búsqueda	Tamaño de la población	Probabilidad de cruce	Probabilidad de mutación	Tipo de selección de padres	Tipo de cruce	Tipo de estrategia de reemplazo
10	30	0.7	0.1	Torneo aleatorio	BLX-a	Modelo estacionario

Tabla 17: Parámetros del algoritmo genético para las pruebas de validación.

i. Consumo en redes aleatorias.

A continuación se realizarán las pruebas con el algoritmo genético sobre modelos de consumo soportados por una red aleatoria, lo que nos ayudará a comprender el tipo de consumidores que mejor funcionan como difusores en este tipo de red y el valor óptimo de los mismos para un mercado compuesto por 1000 agentes y 10 productos en los que el décimo de ellos será un nuevo producto en el modelo.

Prueba 1	0.7	0.7	0.4	0.2	0.2	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.4318	0.4630	0.16517	91	1942.293	1000

Tabla 18: Prueba 1 red aleatoria.

En la primera prueba realizada obtenemos un plan de marketing con 91 difusores. La combinación de parámetros para el modelo y las características propias de la red hacen que los nodos más propicios para ser difusores del modelo tengan un valor medio para el peso asociado al grado del nodo, también medio para el número de vecinos de los vecinos del nodo y un valor bajo para el coeficiente de clustering. Estos valores casan perfectamente con las características de la red. Debido a la poca cantidad de nodos con grado alto, para el plan de marketing no es necesario ponderar con un valor elevado este parámetro ni tampoco el número de nodos a dos pasos del actual. Con una ponderación media de los dos obtenemos difusores de gran calidad. Con respecto al parámetro para la ponderación del coeficiente de clustering de los nodos, tiene un valor muy bajo dado que esta medida no es característica de esta topología de red.

Como resultado de este experimento, las ventas del producto a difundir alcanza el máximo (1000 ventas) con un fitness de 1942.293.

Prueba 2	0.2	1	0.8	0.5	0.9	1.0
-----------------	-----	---	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.371	0.4095	0.6074	0	0.0	1000

Tabla 19: Prueba 2 red aleatoria.

En este caso, la combinación de parámetros para Beta, Umin y Unct hace que sea inútil planificar una campaña de marketing para este mercado. Los consumidores son reacios al cambio de elecciones y necesitan un gran número de opiniones sobre un producto para dudar de la utilidad de su compra o de la decisión que tomó al hacerla lo que se refleja en que el "fitness" de la campaña es 0 (no se han conseguido ninguna compra) y se ha perdido la inversión que se hizo para contratar a los difusores.

Prueba 3	1	0.8	0.6	0.4	0.2	1.0
-----------------	---	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.2904	0.8486	0.4612	89	2611.3482	1000

Tabla 20: Prueba 3 red aleatoria.

Prueba 4	0.5	0.6	0.3	1	0.7	1.0
-----------------	-----	-----	-----	---	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.9387	0.1152	0.3970	90	953.3981	196

Tabla 21: Prueba 4 red aleatoria.

En la prueba anterior, podemos observar que, para maximizar el número de productos vendidos se han escogido para la campaña de marketing a los difusores de mayor grado y con un coeficiente de clustering medio. Estas elecciones se llevan a cabo debido a la combinación de parámetros para el modelo, que hace que los agentes cambien fácilmente de elección pero que olviden con facilidad las opiniones que escucharon de su entorno. Los difusores de esta campaña se centrarán en maximizar el número de

nodos a los que difundir su compra e intentar que no olviden aquello de lo que les han informado.

Como resultado, se obtiene un número pequeño de ventas y un fitness también bajo.

Prueba 5	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.80614	0.9609	0.4505	78	869.4794	183

Tabla 22: Prueba 5 red aleatoria.

Se sigue el comportamiento observado en el caso anterior.

Prueba 6	0.4	0.1	0.5	0.5	0.5	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.6673	0.7501	0.8315	100	2145.7754 2	597

Tabla 23: Prueba 6 red aleatoria.

En esta prueba, los consumidores son capaces de cambiar sus elecciones y compras con facilidad debido a los valores medios y bajos para beta, **U_{min}** y **U_{nc}**. Se consigue un mayor número de ventas que en los dos últimos estudios porque se reduce la capacidad de olvido de los mismos (que ahora es igual que la de difusión).

Como resultado se obtiene un "fitness" de 2141.77, lo que indica que los nuevos compradores del producto difundido pasan a serlo entre el primer y el segundo mes de compra. Alcanzándose un total de 597 ventas.

Prueba 7	0.1	0.05	0.5	0.5	0.4	1.0
-----------------	-----	------	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.7390	0.2123	0.1303	94	4070.3808	998

Tabla 24: Prueba 7 red aleatoria.

Prueba 8	0.03	0.05	0.5	0.5	0.2	1.0
-----------------	------	------	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.4658	0.9854	0.2488	100	865.537	1000

Tabla 25: Prueba 8 red aleatoria.

En esta última prueba, el olvido de productos y la facilidad del cambio de decisiones hacen que las compras de los productos sean muy variadas en el tiempo y que el “fitness” tenga un valor inferior a 1000.

ii. Consumo en redes libres de escala.

En redes libres de escala, la aparición de una pequeña parte de nodos con un grado alto y una gran parte con pequeño grado, hace que de una importancia media a esta característica de la red y que se dé más importancia al número de nodos accesibles a dos pasos del origen. Esto tiene mucho sentido ya que nos interesa difundir el producto no sólo entre las conexiones directas del difusor sino entre el mayor número de nodos accesibles desde él. Como veremos en las siguientes pruebas, el número de nodos difusores necesarios para maximizar las redes se reduce con respecto al número de difusores por campaña obtenido en las redes aleatorias, obteniéndose una difusión más rápida y un mayor valor para el “fitness” del modelo.

Prueba 1	0.7	0.7	0.4	0.2	0.2	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.3333	0.4339	0.2769	66	4655.666	1000

Tabla 26: Prueba 1 red libre de escala.

Tal y como se mencionó al comienzo de esta sección, los difusores de esta campaña son inferiores a los que se necesitaron en la campaña de difusión sobre la red aleatoria. Los nodos integrantes del grupo de difusores son aquellos con mayor grado ya que son aquellos con mayor influencia en la red y mayor capacidad para difundir conocimiento y opiniones. Sobre este modelo, se obtiene un mayor “fitness” ya que la propagación sigue las directrices expuestas en los capítulos anteriores en los que se pudo comprobar que la existencia de “hubs” en las redes libres de escala facilita la difusión y, por tanto, la compra del nuevo producto adquiere un mayor valor al realizarse entre el primer y el tercer mes desde la salida de la campaña.

Prueba 5	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.6857	0.5985	0.4041	94	2301.141	718

Tabla 27: Prueba 2 red libre de escala.

Cuando se tienen unos valores de **Umin** y **Unct** altos se requieren más difusores para la campaña y que estos tengan un alto número de nodos vecinos (tanto directamente como accesibles desde sus vecinos). Estos requisitos hacen que la difusión de opiniones perdure un mayor tiempo entre los no compradores y que sean capaces de llegar al momento de la compra conociendo el producto que se difunde en la campaña. Así, al finalizar esta prueba tenemos que se han alcanzado un número total de ventas bastante alto y un fitness medio.

Prueba 6	0.4	0.1	0.5	0.5	0.5	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.5292	0.6703	0.6168	82	2678.651	621

Tabla 28: Prueba 3 red libre de escala.

Prueba 8	0.03	0.05	0.5	0.5	0.2	1.0
-----------------	------	------	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.1851	0.4336	0.226	98	3298.1094	1000

Tabla 29: Prueba 4 red libre de escala.

Para finalizar con los experimentos sobre esta topología de red, tenemos el caso en el que la difusión de conocimientos es lenta. Para la campaña se escogen aquellos agentes con un número medio de vecinos accesibles a dos pasos ya que, a partir de estos, podemos difundir a un mayor número de nodos de la red el conocimiento sobre nuestro producto vendido. Al final se consigue liderar el mercado y un valor para el fitness algo

menor al del primer experimento sobre esta red debido a que la difusión es más lenta y costosa que en dicho experimento.

iii. Consumo en redes de mundos pequeños.

A continuación veremos la creación de campañas en redes de mundos pequeños. Como primera indicación sobre los experimentos realizados sobre esta topología de red merece la pena destacar que la búsqueda de difusores se centrará en aquellos con un mayor número de enlaces dentro de los “mundos pequeños” de la red. Así, se necesitarán un número algo mayor que el que se necesitó en las redes libres de escala (debido a la inexistencia de “hubs”) pero también menor a los que se requerían en la red aleatoria debido al agrupamiento en las redes de mundos pequeños.

Prueba 1	0.7	0.7	0.4	0.2	0.2	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.5646	0.5681	0.1279	75	1476.09	1000

Tabla 30: Prueba 1 red de mundos pequeños.

Se lidera el mercado con 75 difusores entre los que se valora el número de nodos accesibles a dos pasos del nodo original. Se obtienen un fitness de 1476 dado que la difusión es más lenta y el proceso de compra se reparte entre todos los días de ejecución del modelo.

Prueba 5	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.4896	0.9301	0.0019	60	795.17560	179

Tabla 31: Prueba 2 red de mundos pequeños.

Con una capacidad de olvido menor y unos valores altos de los umbrales de incertidumbre y utilidad se consiguen unas ventas bastante pobres con un número de difusores bajo.

Prueba 6	0.4	0.1	0.5	0.5	0.5	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.9363	0.9676	0.0085	97	833.9462	253

Tabla 32: Prueba 3 red de mundos pequeños.

Prueba 8	0.03	0.05	0.5	0.5	0.2	1.0
-----------------	------	------	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.355	0.629	0.122	99	718.4988	948

En los dos últimos experimentos puede verse cómo en esta topología de red el proceso de compra es más lento que en las demás topologías vistas hasta el momento ya que el "fitness" es, en media, más bajo que el obtenido en las demás topologías.

iv. Consumo en redes aleatorias con distancia media fija.

Prueba 1	0.7	0.7	0.4	0.2	0.2	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.5909	0.7885	0.5276	92	2050.8624	1000

Tabla 33: Prueba 1 red aleatoria distancia fija.

Prueba 5	0.3	0.1	0.5	0.7	0.7	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.8497	0.1571	0.5654	87	859.3638	219

Tabla 34: Prueba 2 red aleatoria distancia fija.

Prueba 6	0.4	0.1	0.5	0.5	0.5	1.0
-----------------	-----	-----	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.3099	0.6803	0.6416	110	1654.1444	463

Tabla 35: Prueba 3 red aleatoria distancia fija.

Prueba 8	0.03	0.05	0.5	0.5	0.2	1.0
-----------------	------	------	-----	-----	-----	-----

Mejor Cromosoma					
Valor a1	Valor a2	Valor a3	Número de difusores	Fitness	Ventas alcanzadas
0.0524	0.49369	0.4585	127	1359.5149	1000

Tabla 36: Prueba 4 red aleatoria distancia fija.

Los resultados sobre esta red son similares a los obtenidos en el modelo de red aleatoria simple aunque mayores en lo que a "fitness" se refiere. Este fenómeno se produce porque la distancia de la red es fija y hace posible que la dispersión de los nodos no sea muy alta y se facilite la difusión entre ellos. Las demás características continúan siendo similares salvo que se presta una mayor atención al coeficiente de clustering de los nodos que a su grado ya que se encuentran más agrupados por el hecho de tener una distancia media fija que los separa.

7. Conclusiones y Valoración personal.

Tras finalizar toda la parte de validación de los distintos temas estudiados durante la realización de este proyecto de fin de grado se obtienen muchas conclusiones y resultados a destacar.

Al comienzo se partió de un modelo de mercados en el que los agentes disponían de información completa sobre todo su entorno y sobre las decisiones que en él se estaban tomando. Los resultados obtenidos bajo estas condiciones no dejaron lugar a dudas: los parámetros que definían el comportamiento de los agentes provocaban comportamientos extremos en los procesos de compra. Así, cuando los valores para los umbrales de incertidumbre y utilidad en la última compra de los agentes eran demasiado bajos o demasiado altos o no se producía una convergencia en el mercado hacia un producto, y sólo para valores medios de las tres medidas fundamentales del comportamiento del consumidor (su preferencia personal y los umbrales de utilidad e incertidumbre mínimos) se producía un comportamiento más parecido, aunque todavía lejano, al del comprador humano.

Junto a estos comportamientos emergentes del modelo se comenzaron a percibir los efectos de cada topología de red en el resultado final de cada modelo de compra. Cada uno de los tipos de redes sociales utilizados como base del modelo de agentes aportaba sus efectos sobre las interacciones y las compras de los agentes. En los experimentos sobre la red aleatoria se pudo verificar que no se produce ningún efecto notable cuando los agentes tienen información completa de lo que ocurre a su alrededor, algo totalmente opuesto a lo que ocurre con las redes con propiedades de mundos pequeños o con una distribución de grados siguiendo la ley de la potencia como las redes libres de escala. En estas dos topologías sí que se podían apreciar los efectos de la red en el modelo. La existencia de “hubs” o nodos con un grado muy alto en la red libre de escala hacía que el mercado pudiese converger hacia un subconjunto de los productos existentes en el cuando las combinaciones de los parámetros para el comportamiento de los consumidores lo permitía. Algo similar pasaba con la red de mundos pequeños pero en este caso se podía ver cómo en las comunidades dentro de la red se producía una mayor variedad en la toma de decisiones, lo que se traducían en un mercado más parecido al del mundo real donde uno o dos productos se sitúan a la cabeza, mientras que el resto tienen un menor índice de ventas.

En el siguiente capítulo se añadió más realismo al modelo incluyendo conocimiento en los compradores. Ahora, éstos tenían un conocimiento limitado de su entorno que dependía de su interacción con su vecindario y la capacidad de olvidar aquellos productos de los que habían recibido menos información. En este caso el modelo comenzó a comportarse como un mercado real en el que los compradores dependían de sus amigos y conocidos para recopilar datos y poder así tomar una decisión. Aquí, el proceso de compra es más lento ya que existe una fase previa de adquisición de conocimiento a través de las opiniones del entorno y otra posterior de olvido de la información menos importante antes de que se pueda tomar una decisión y realizar una compra acorde a ella.

En este nuevo modelo, las características de las distintas topologías de red social eran aún más notables durante el desarrollo del proceso de compra. En todas ellas el tiempo que necesitaban los productos para obtener su cuota de mercado era mayor y la utilización de distintas heurísticas de decisión estaba más diversificada. En las redes libres de escala la difusión de opiniones se producía más rápidamente que en cualquiera de las otras topologías. La existencia de nodos con un gran número de vecinos promovía la difusión de su producto y su efecto viral en la red era mucho mayor. En la mayor parte de los casos, los productos comprados por los “hubs” de la red eran aquellos que

acababan liderando el mercado en detrimento de los que eran comprados por los nodos de menor grado de la red. En las redes de mundos pequeños el proceso de difusión era rápido dentro de las comunidades pero más lento en la totalidad de la red. Cuando los consumidores comunicaban su conocimiento, éste permanecía dentro del grupo de nodos al que estaba conectado y se iba perdiendo conforme salía de ese grupo. Así, al final, los productos más difundidos en todo el modelo eran los más comprados en el mercado. Con respecto a las redes sociales, también mostraban un comportamiento más realista. El proceso de difusión era el más lento de todos debido a que casi el total de los nodos tenía un grado similar. En este modelo de red, las ventas de productos estaban más repartidas en el mercado y únicamente se encontraron productos con un mayor índice de éxito en sus ventas con determinadas combinaciones de parámetros.

Por último, se recurrió a la implementación de un algoritmo genético con el que detectar a los consumidores más influyentes de cada una de las redes y estructurar campañas de marketing con un alto índice de éxito. Como se pudo apreciar, no siempre los agentes con mayor grado eran los que más influían en la toma de decisiones en el modelo sino que, dependiendo de la topología de la red y de los parámetros que modelan el comportamiento de consumo, en unos tipos de red social era más interesante escoger a aquellos agentes con un alto coeficiente de clustering, a aquellos de los que se podía acceder a un mayor número de consumidores a partir de sus vecinos o combinaciones de estas características. Con respecto a las medidas anteriormente comentadas, se escogieron como tales el grado de los nodos, su coeficiente de clustering y su capacidad de difundir a los vecinos de su entorno. Estas cualidades nos proporcionaron una buena estrategia de exploración en las diferentes redes que componen el proyecto y unas buenas medidas a comprar y explotar durante la ejecución del algoritmo genético. Así, como resultados, se pudo comprobar que en redes como la libre de escala la mayoría de los cromosomas recomendaban escoger aquellos nodos con mayor grado, lo que casa completamente con la distribución del grado en la red según la ley de potencias¹⁷. En las redes aleatorias se recomendaban distintas estrategias entre las que destacaban aquellas en las que se escogían como difusores del producto a agentes con un alto coeficiente de clustering y con un alto número de consumidores a distancia 2 desde ellos. En cuanto a las redes de mundos pequeños, las estrategias también eran diversas y destacaban aquellas en las que los individuos difusores tenían un alto grado y un coeficiente de agrupamiento medio. Un factor a tener muy en cuenta, como en todos los estudios realizados, era el comportamiento de los consumidores en el mercado. Si dichos consumidores eran muy sensibles a las opiniones de su entorno, se fomentaba el cambio de decisiones en la compra y el número de difusores tendía a ser menor que en aquellos modelos en los que los consumidores eran muy exigentes.

Con el comportamiento de los consumidores y las diferentes estrategias obtenidas por medio del algoritmo genético pudo corroborarse el correcto comportamiento del sistema y su utilidad para el estudio de casos reales aunque, para ello, fue necesario crear una interfaz de usuario cómoda con la que poder crear cualquier red, modelar a nuestro gusto el comportamiento de cada agente consumidor y, finalmente, lanzar diferentes visualizaciones (haciendo uso del algoritmo genético o no) con las que poder sacar conclusiones sobre el comportamiento de toda la aplicación, de los fenómenos emergentes que se producen durante los días de compra del modelo, de la distribución de las compras y las elecciones en el mercado y de los resultados finales del modelo. Llegamos a un modelo estable con el que poder simular comportamientos humanos en entornos de consumo para futuros estudios e investigaciones.

¹⁷ Ver en https://es.wikipedia.org/wiki/Ley_potencial

Con respecto a mi valoración personal, pienso que el auge de nuevas formas de venta de productos al público como el “e-commerce” o comercio electrónico así como de nuevas vías de comunicación humana como las redes sociales hacen que, tras realizar el estudio sobre modelos de mercados e interacción con modelado basado en agentes, quede aún más clara la importancia de estos nuevos métodos de análisis, exploración y explotación de la información recopilada en el estudio de estas nuevas tecnologías. Aunque el análisis de las interacciones sociales en informática se encuentra poco desarrollado hoy día, avanza a un ritmo vertiginoso y apunta a ser un nicho de trabajo e investigación en el futuro y, lo que es más importante, un pilar del estudio del comportamiento humano y de su influencia en diversos sectores de la economía, la naturaleza o en la aparición de determinados cambios sociales.

En el caso de la economía, el nacimiento del mercado vía web con plataformas de éxito como **Ebay** o Amazon nos facilita la recopilación de datos de consumidores con los que investigar sus gustos personales, sus relaciones y cómo influye la unión de estas en su compra. Esta realidad promete convertir en unos años al análisis de opiniones en otra parte activa y fundamental del “**Data Mining**” o minería de datos y en uno de los temas más discutidos por la legislación informática debido a su relación con la privacidad de las personas.

La teoría de redes, por contraposición, ha sido un tema más estudiado por parte de la comunidad científica e investigadora con trabajos tan importantes como los de **Stanley Milgram** (redes de mundos pequeños), **Albert-László Barabási** y **Réka Albert** (redes libres de escala) o **Paul Erdős** y **Alfréd Rényi** (redes aleatorias) que forman la base para la teoría de redes sociales y sistemas complejos. Aun así, en los últimos 5 años, con el nacimiento de redes sociales como **Facebook**, **Twitter**, **Instagram** o **Youtube** y la participación de las personas en ellas se han realizado más investigaciones sobre las características de estas redes, sobre cómo afectan a los usuarios que las frecuentan, sobre las relaciones entre estos individuos o sobre cómo generar distintas topologías que representen e imiten a las existentes en el mundo real.

Durante mi trabajo he podido leer y estudiar algunos de los estudios más relevantes del momento centrados en los temas que se comentaron anteriormente, como los de **Jennifer Badham** y **Rob Stocker** sobre la generación de redes a partir de propiedades de las redes sociales como la distribución de grados y el coeficiente de clustering, los realizados por **Faraz Zaidi**, **Arnaud Sallaberry** y **Guy Melançon** para la generación de topologías de red social con propiedades de mundos pequeños y libres de escala o los centrados en la generación de topologías basadas en el grado de los nodos y en la estructura como los propuestos por **Scott Shenker** y **Walter Willinger** a partir de los cuales he podido crear una base sólida para el proyecto.

Por otro lado se encuentra la parte de programación que permite el correcto funcionamiento del software del proyecto, el modelado basado en agentes. Sobre esta metodología de programación desconocida para mí merece la pena destacar el trabajo realizado por **Marco A. Janssen** tanto en la introducción al modelado basado en agentes como en su adaptación a la toma de decisiones en marketing así como el de otros autores como **Eric Bonabeau**, **Robert Willer** y **Michael W. Macy** que discuten sobre las principales aplicaciones del modelado basado en agentes para el estudio del comportamiento de determinados sistemas biológicos, su comparación con las metodologías de estudio existentes hasta la fecha y diversas opiniones y consejos sobre la correcta aplicación de esta metodología. Un elemento fundamental del trabajo de **Marco Janssen** del que he podido obtener mucha información para el desarrollo de este

trabajo de fin de grado ha sido su libro “**Introduction to Agent-Based Modeling**” (Janssen, Introduction to Agent-Based Modeling, 2010), un texto introductorio sencillo con el que se puede aprender tanto a trabajar con modelado basado en agentes como a aplicarlo a estudios relacionados con los comportamientos emergentes en el mundo real.

Otro tema con el que he podido aumentar los conocimientos que he adquirido durante mi estancia en el grado ha sido el marketing viral y sus estrategias de aplicación en redes de difusión. Sobre este tema es importante destacar los estudios de **Forrest Stonedahl** en los que se discuten distintas estrategias para la creación de sistemas de difusión de opiniones, modelos de cascada y procesos de infección en entornos de consumo y las publicaciones de **Duncan J. Watts** y **Peter Dodds** sobre la importancia de las personas influyentes dentro de las redes sociales, los micro y macro efectos que estos individuos provocan y su relación con la formación de opiniones.

Reuniendo todo este conocimiento, a medida que iba realizando este proyecto, he sido capaz de aprender a simular el comportamiento humano a través de medios no humanos gracias a la metodología de programación basada en agentes, y he podido investigar y desarrollar un modelo de relación entre agentes no humanos para simular comportamientos de consumidor, toma de decisiones, influencia entre agentes, incertidumbre, seguridad y convencimiento. También he desarrollado un entorno de mercados sencillo pero muy cercano a la realidad y lo he adaptado a diferentes topologías de redes sociales para su estudio. Otro punto importante ha sido la capacidad para explorar el comportamiento en redes e identificar la mejor manera de adaptarlo a cada una de ellas. Añadido a este punto cabe destacar la creación de un algoritmo genético con el que optimizar los planes de ventas, la influencia sobre los consumidores y las diferentes tomas de decisiones, algo novedoso para esta metodología de estudio del comportamiento humano.

Aunque no formaba parte de la propuesta inicial de este proyecto, también se ha incluido en el la visualización de las redes sociales tanto para modelos de difusión sencillos como en modelos destinados a la optimización de campañas de ventas de productos. El principal objetivo de estas visualizaciones y de la interfaz es facilitar la comprensión del modelo creado. Así, cualquier usuario, sepa o no algo de los temas que se abordan en el proyecto, puede hacer uso de la misma, construir sus redes de forma manual, crear sus productos, campañas y jugar con las principales topologías de red. También pueden exportar sus creaciones para visualizarlas o estudiarlas en **Gephi**, un software para el análisis de redes sociales muy conocido.

Aunque se han demostrado diversos efectos que son resultado de las interacciones de agentes en redes, queda mucho que estudiar. Las redes sociales reales suelen ser mucho más extensas y contener un gran número de agentes con distinto comportamiento dentro de ellas. Con esto, estamos obviando comportamientos que sólo podemos observar mediante el estudio de dichas redes.

Además, en nuestra vida cotidiana los sentimientos y nuestro estado de ánimo juegan un gran papel en nuestras decisiones por lo que son un gran factor a tener en cuenta en futuros estudios.

Por último, con la realización de este proyecto, se ha marcado un punto de partida para el estudio de mercados más amplios, de relaciones más complejas y de otras formas de comportamiento humano que serán de utilidad en el futuro.

8. Software.

En el siguiente apartado se desarrollará toda la parte relacionada con la implementación de la aplicación con la que se han podido realizar todas y cada una de las pruebas de este proyecto.

a. Sobre la implementación de la aplicación.

Para implementar el código de la aplicación incluida en este proyecto se han utilizado:

Herramientas de desarrollo

- Netbeans IDE Java SE en su versión 8.0.2 mantenido por Oracle y disponible en <https://netbeans.org/downloads/> para su descarga.
- Java: Versión 8.0.
- LucidChart: herramienta web para el desarrollo de diagramas UML (versión gratuita de 7 días).
- Editor de documentos Google Drive para el control de versiones de la memoria.

Librerías

- GraphStream: librería para la gestión de grafos. En el proyecto se ha utilizado la versión 1.3 de la librería principal y de la librería de algoritmos. Puede consultarse más información sobre esta librería en <http://graphstream-project.org/> o acceder a su repositorio GitHub a través de <https://github.com/graphstream>.
- JFreeChart: librería para la creación de gráficos estadísticos en Java. Más información en <http://www.jfree.org/jfreechart/>
- JavaCSV: librería para el manejo de ficheros en formato .csv en Java. Más información en <http://javacsv.sourceforge.net/>
- commons_math: perteneciente a commons.apache. Se ha utilizado la clase MersenneTwister de esta librería para la generación de números pseudoaleatorios.

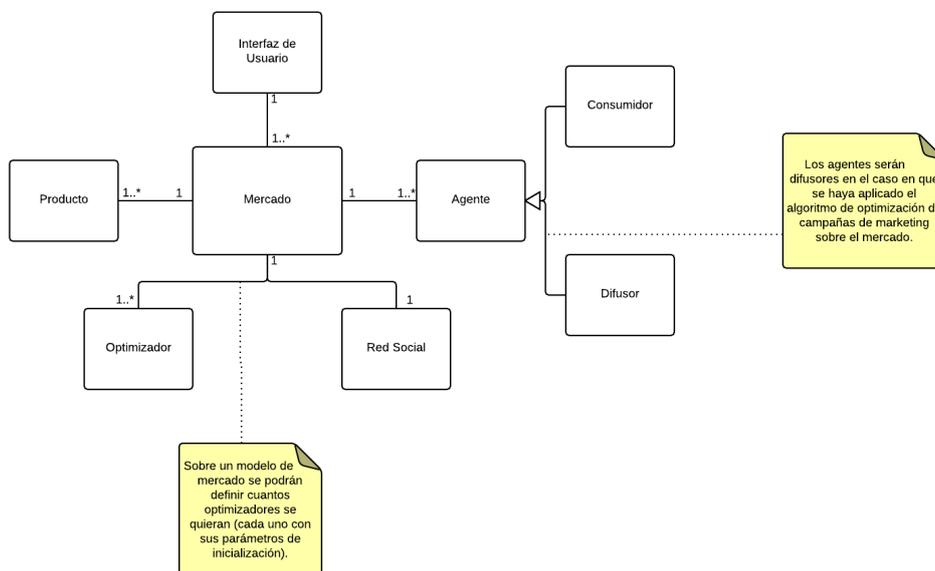
Plataforma de pruebas

- Las pruebas de este proyecto se han realizado sobre un portátil MSI con procesador Intel Core i7 corriendo Xubuntu Linux 14.04 LTS.

b. Diagramas UML.

A continuación se muestran los diagramas UML asociados a la aplicación.

b.1. Diagrama Conceptual.



b.2. Casos de uso.

■ Plantillas.

Actor	Usuario				
Descripción	Podrá realizar validaciones, simulaciones o visualizaciones.				
Características	Usuario principal de la aplicación.				
Relaciones	No				
Referencias					
Autor	Juan Francisco Robles Fuentes	Fecha	16/06/2015	Versión	1.0

Caso de Uso	Crear Redes Sociales				
Actores	Usuario				
Tipo	<<Primario>>				
Referencias	<Creación Manual>>, <<Creación a partir de archivo>>				
Precondición	No				
Postcondición	La red social sobre la que se realizarán las simulaciones es creada.				
Autor	Juan Francisco Robles Fuentes	Fecha	16/06/2015	Versión	1.0

Propósito
Permite crear una red social en la aplicación.
Resumen
El usuario crea una red social de entre 4 topologías distintas (redes aleatorias, libres de escala, de mundos pequeños y con distancia media fija que servirá como base del modelo de consumo.

Caso de Uso	Crear Consumidores				
Actores	Usuario				
Tipo	<<Primario>>				
Referencias	<<Creación Manual>>				
Precondición	No				
Postcondición	Cada consumidor forma parte de la red social creada en 2.				
Autor	Juan Francisco Robles Fuentes	Fecha	16/06/2015	Versión	1.0

Propósito
Creación de los consumidores del modelo de consumo.
Resumen
El usuario define las características de los consumidores de la red.

Caso de Uso	Añadir Productos				
Actores	Usuario				
Tipo	<<Primario>>				
Referencias	<<Creación Manual>>				
Precondición	No				
<u>Postcondición</u>	El modelo contiene unos productos que se reparten en el mercado.				
Autor	Juan Francisco Robles Fuentes	Fecha	16/06/2015	Versión	1.0

Propósito
Dar valores a los productos del mercado.

Resumen
El usuario define los productos del modelo.

Caso de Uso	Crear Modelo				
Actores	Usuario				
Tipo	<<Primario>>				
Referencias	<<Creación Manual>>				
Precondición	No				
<u>Postcondición</u>	Se inicializan los valores del modelo (umbrales).				
Autor	Juan Francisco Robles Fuentes	Fecha	16/06/2015	Versión	1.0

Propósito
Dar valores a los umbrales y parámetros asociados al modelo.

Resumen
El usuario define los parámetros del modelo.

Caso de Uso	Iniciar Simulación				
Actores	Usuario				
Tipo	<<Primario>>				
Referencias	<<Simulación Total>>, <<Simulación Paso a Paso>>, <<Simulación Temporal>>				
Precondición	Deben haberse completado los casos de uso 1, 2, 3 y 4.				
<u>Postcondición</u>	Queda preparada la simulación del modelo para poder realizar pruebas.				
Autor	Juan Francisco Robles Fuentes	Fecha	16/06/2015	Versión	1.0

Propósito
Preparar las pruebas de simulación y datos estadísticos del modelo para las simulaciones.

Resumen
Se inicializa el modelo para poder realizar simulaciones.

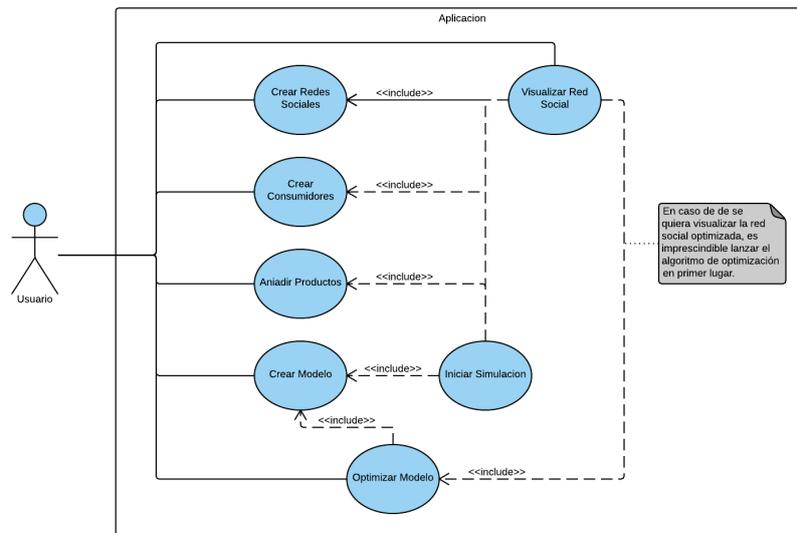
Caso de Uso	Visualizar Red Social				
Actores	Usuario				
Tipo	<<Secundario>>				
Referencias	<<Simulación Normal>>, <<Simulación Red Optimizada>>				
Precondición	Debe haberse completado como mínimo el caso de uso 1. Para la visualización de la red tras la optimización deben completarse 1, 2, 3, 4, y 8.				
Postcondición	Puede visualizarse la red social e interactuar con ella.				
Autor	Juan Francisco Robles Fuentes	Fecha	16/06/2015	Versión	1.0

Propósito
Visualizar la red social del modelo en sus diferentes versiones.
Resumen
El usuario puede visualizar la red del modelo en dos versiones. La normal y la campaña optimizada por medio de un algoritmo genético.

Caso de Uso	Optimizar Modelo				
Actores	Usuario				
Tipo	<<Secundario>>				
Referencias	<<Creación Manual>>				
Precondición	Deben haberse completado los casos de uso 1, 2, 3 y 4.				
Postcondición	Se lanza el algoritmo genético sobre el modelo definido en los pasos anteriores.				
Autor	Juan Francisco Robles Fuentes	Fecha	16/06/2015	Versión	1.0

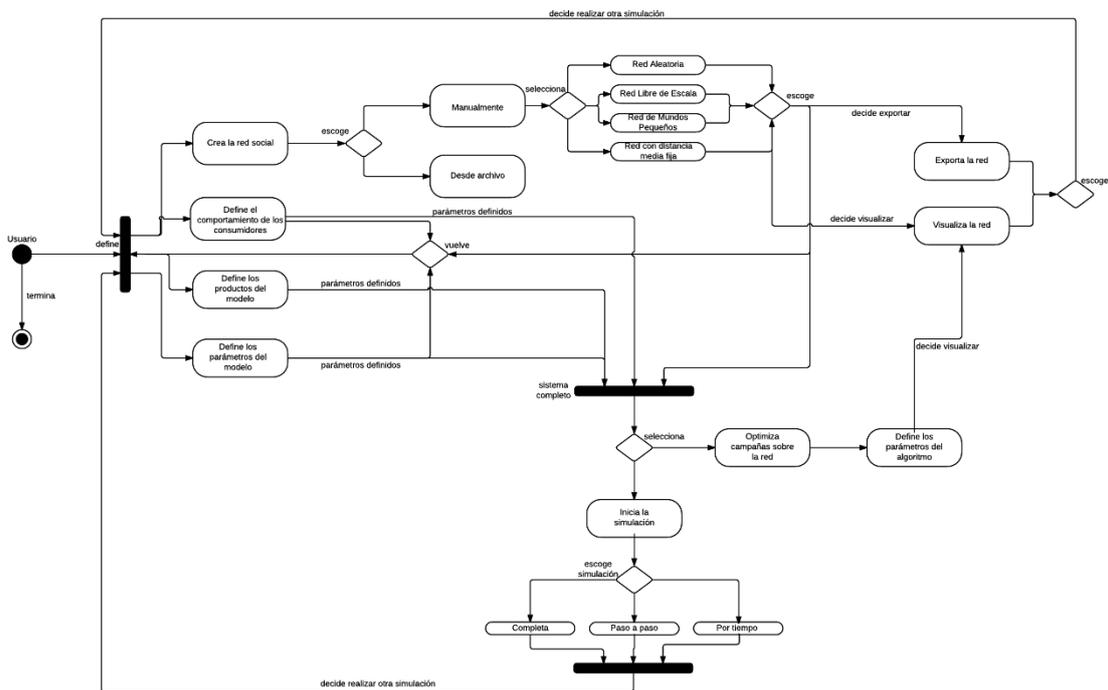
Propósito
Lanzar el optimizador para campañas de marketing.
Resumen
Se usan algoritmos genéticos para optimizar campañas de marketing con el objetivo de maximizar el número de ventas de un producto en el mercado.

■ Diagrama Conceptual.

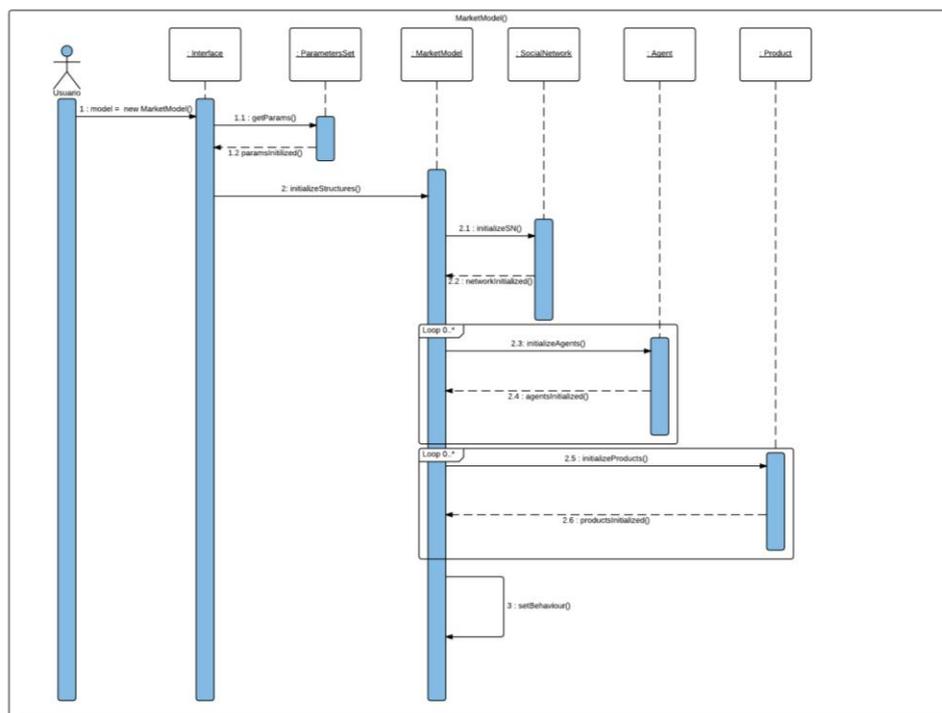
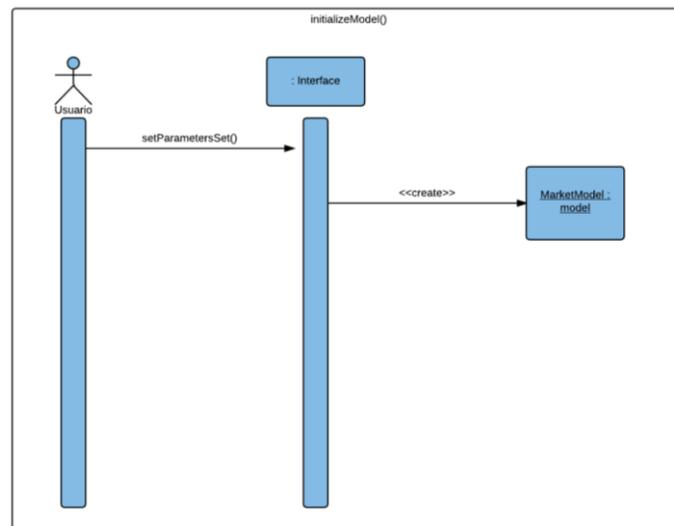


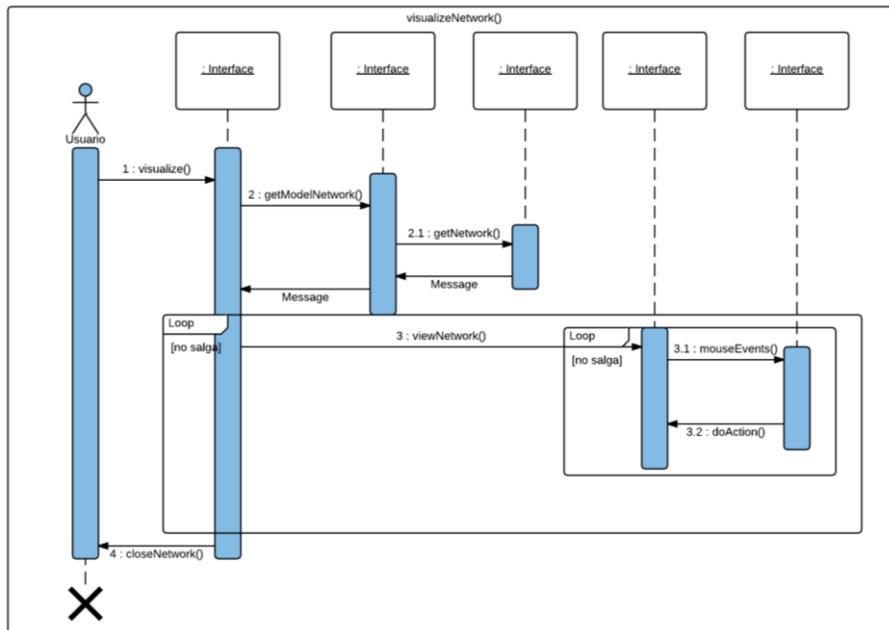
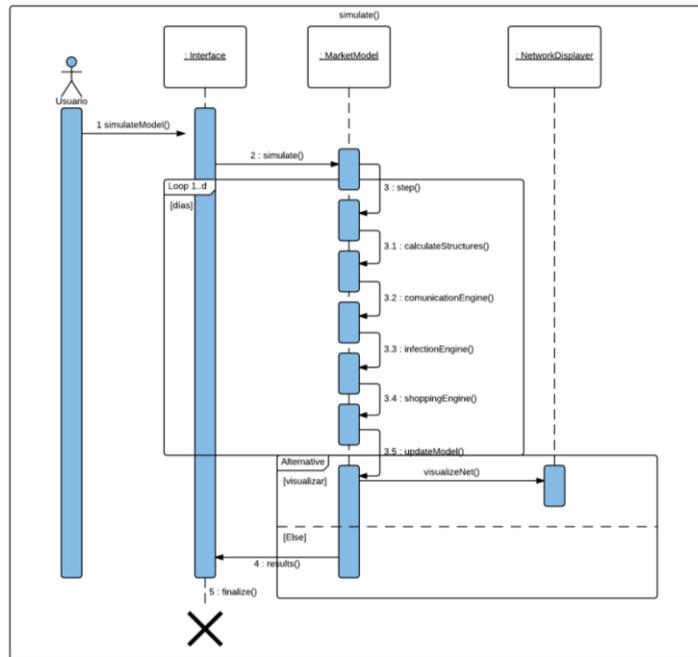
b.3. Diagramas de interacción.

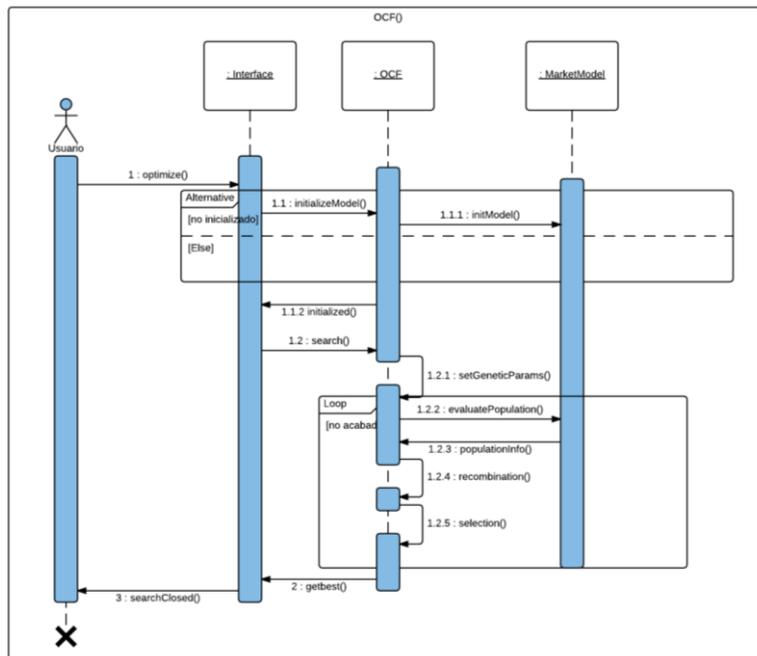
■ Diagrama de Actividad.



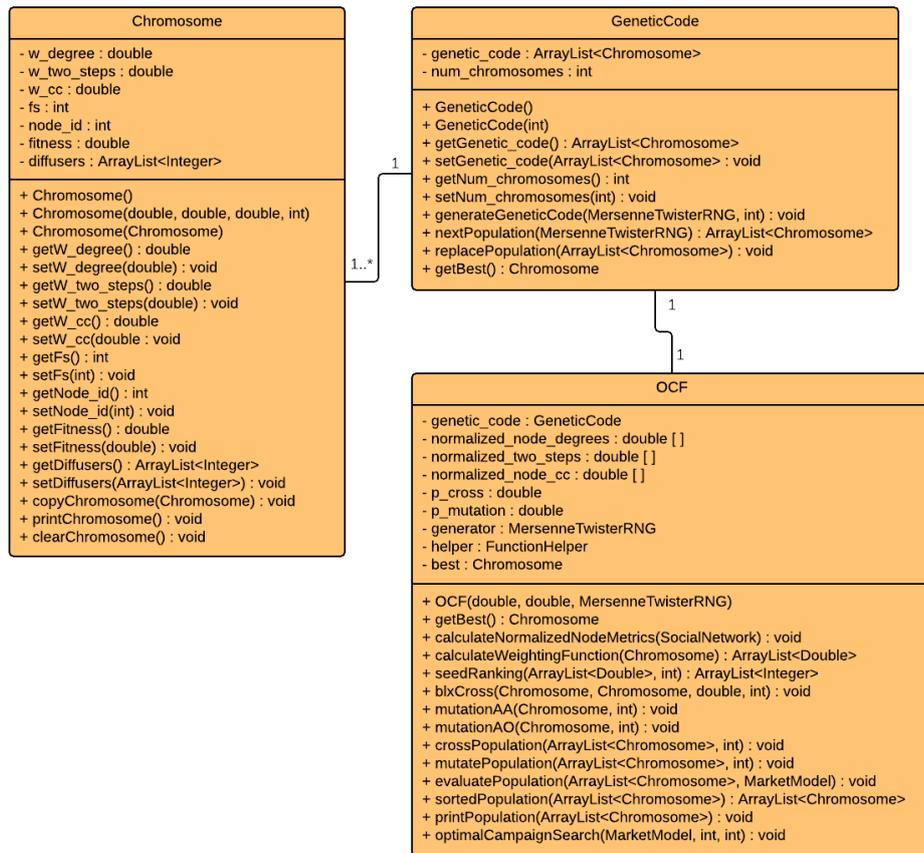
■ Diagramas de Secuencia.



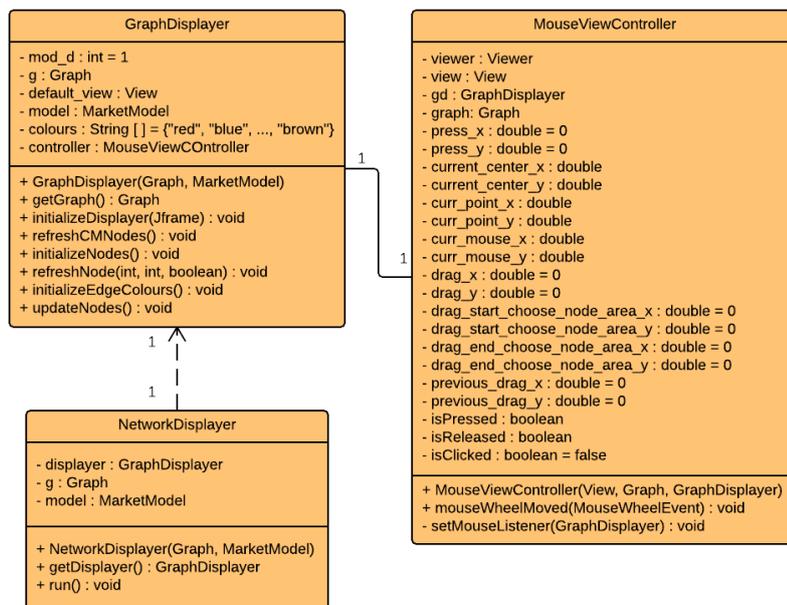




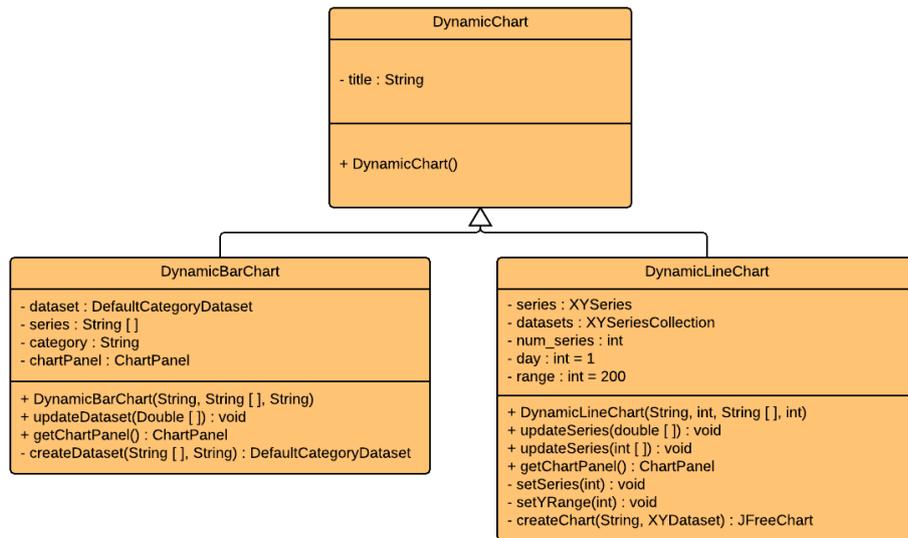
■ Paquete GeneticAlgorithm.



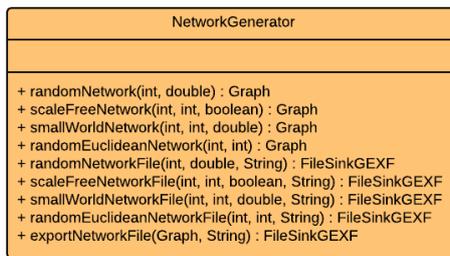
■ Paquete NetworkDisplayer.



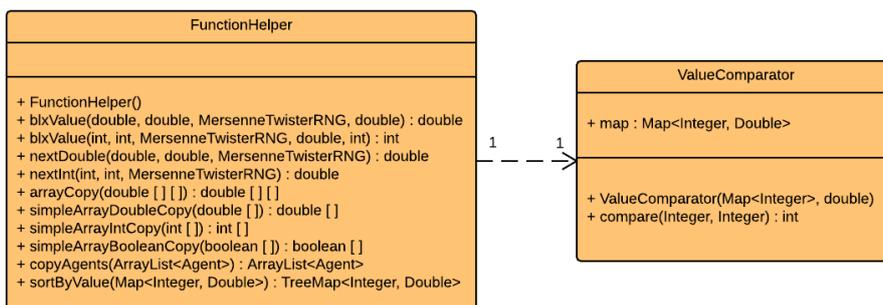
■ Paquete DynamicCharts.



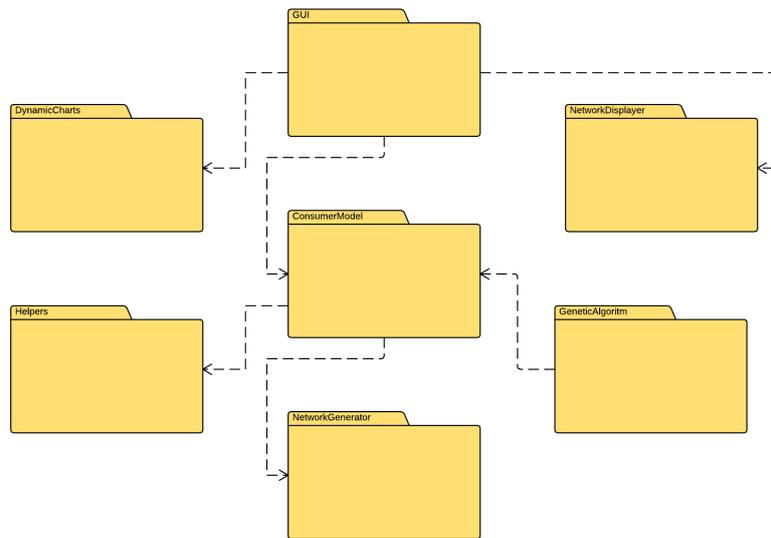
■ Paquete NetworkGenerator.



■ Paquete FunctionHelpers.

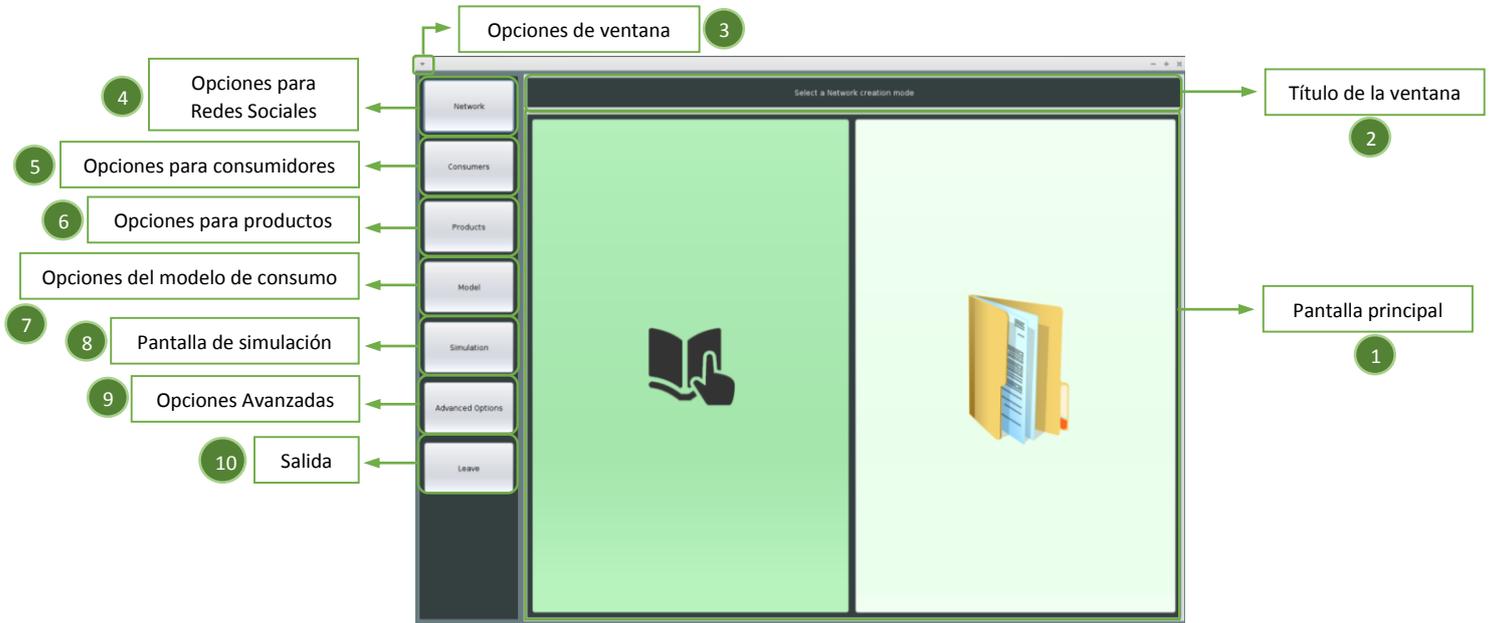


b.5. Diagrama de paquetes



9. Manual de Usuario.

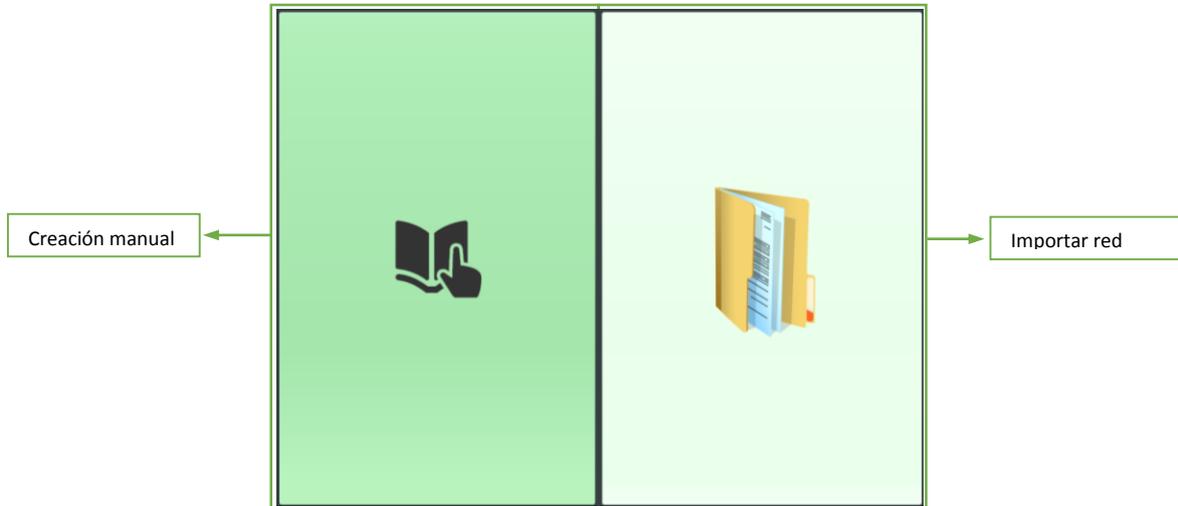
A continuación se muestra un manual de usuario para facilitar el trabajo con la aplicación y comprender todos los estudios realizados durante el desarrollo de este trabajo visualizándolos y probándolos con total libertad.



- 1 Contiene todas las pantallas que componen la aplicación.
- 2 Contiene información acerca de la ventana en la que se encuentra el usuario.
- 3 Permite cambiar el tamaño de la ventana de la aplicación, minimizarla, etc.
- 4 Acceso a la pantalla en la que se pueden crear o cargar redes sociales.
- 5 Acceso a la pantalla en la que se modela el comportamiento de los consumidores.
- 6 Acceso a la pantalla en la que se crean los productos del modelo.
- 7 Acceso a la pantalla en la que se seleccionan los parámetros del modelo de consumo.
- 8 Acceso a la pantalla en la que pueden realizarse simulaciones sobre el modelo de mercado.
- 9 Pantalla en la que se accede a opciones avanzadas de la aplicación (visualización de redes, exportación de datos, etc).
- 10 Finalizar aplicación.

Creación e Importación de las redes del modelo.

Al pulsar el botón  accedemos a la pantalla dedicada a la creación de las redes sociales que sirven como base para los modelos de agentes. Su aspecto es el siguiente:



Como se muestra en la imagen superior, podemos crear una red definiendo sus parámetros o importarla directamente desde un archivo **.gexf**.

Podemos crear redes de 4 topologías distintas:

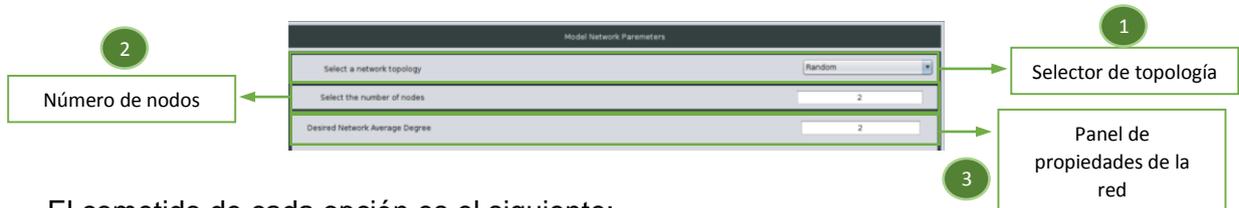
- Redes aleatorias.
- Redes libres de escala.
- Redes de mundos pequeños.
- Redes aleatorias con distancia media fija.

Si no queremos crear ningún modelo sobre la red no hay ningún problema. Podemos visualizar la red (una vez creada esta) siguiendo los pasos indicados en **poner luego**.

Si no se importa ni se crea ninguna red, se creará una por defecto en la que únicamente hay 3 nodos.

Creando redes sociales.

Si hemos elegido crear una red por nosotros mismos, se mostrará la siguiente pantalla en la aplicación:



El cometido de cada opción es el siguiente:

- 1 Permite seleccionar los distintos tipos de red que se pueden crear en el modelo. Sirve como activador para el cambio de panel en 3.
- 2 Permite determinar el número de nodos de la red. Conforme mayor sea el número, más tiempo se tardará en crear la estructura de la red.
- 3 El panel de propiedades muestra los parámetros que se pueden introducir para cada una de las topologías incluidas en la aplicación. Por defecto se muestra el parámetro para la selección del grado medio de la red en la topología de red aleatoria.

Opciones de las distintas topologías:

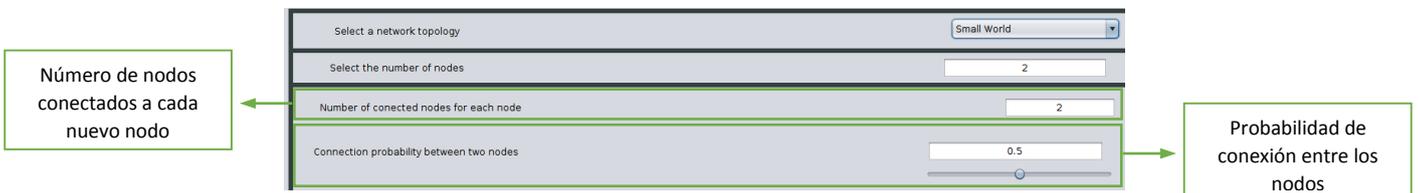
1. Redes Aleatorias.

Sus opciones pueden verse en la imagen superior.

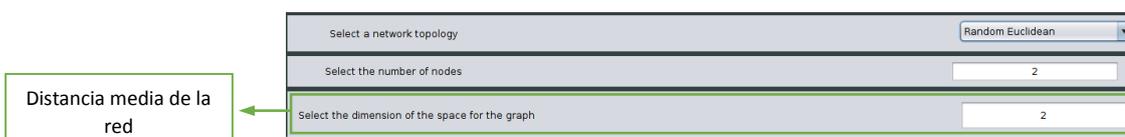
2. Redes Libres de Escala.



3. Redes de Mundos Pequeños.



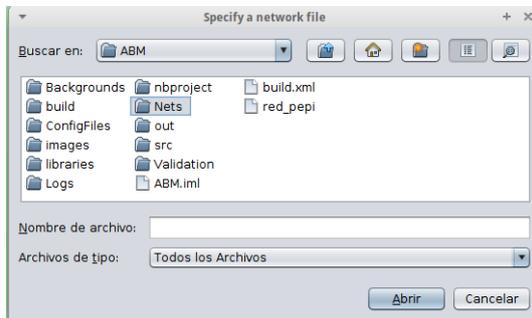
4. Redes Aleatorias con distancia media fija.



Si hemos escogido la opción para cargar la red desde un archivo, podemos cargarla navegando entre los diferentes archivos del sistema. Junto a la aplicación se

proporcionan redes de todos los tipos y con un número de nodos variado con las que poder realizar pruebas.

La pantalla que se muestra al escoger la opción para importar tiene el siguiente aspecto:



Desde este selector podemos cargar las redes con formato **.gexf** que necesitamos haciendo doble click con el ratón sobre el fichero o seleccionándolo y pulsando en aceptar.

Creando los consumidores del modelo.

Si nuestro deseo es crear un modelo de agentes deberemos pulsar el botón  tras crear la red social del modelo. Al pulsarlo se mostrará la siguiente pantalla en la siguiente imagen:

1

Preferencias de los consumidores hacia los productos

Probabilidad de que los agentes del modelo sean consumidores

2

Inclinación del consumidor hacia las opiniones de su entorno

3

El cometido de cada opción es el siguiente:

1 Permite definir las preferencias de los agentes hacia los productos de dos formas distintas:

- Si marcamos la casilla superior (“Initialize Randomply”), se definirá una afinidad para cada par agente-producto de forma aleatoria.
- Si marcamos la casilla inferior (“Same for all consumers”), todos los agentes tendrán la misma afinidad para todos los productos del modelo. Dicha afinidad se introduce como valor en la casilla que se sitúa a la derecha de la opción.

2 Permite definir la inclinación del consumidor hacia los consejos de su vecindario. Si este valor es muy cercano a 1, el consumidor no tendrá en cuenta las decisiones de su entorno y valorará más las suyas. En el caso opuesto, valores con tendencia a 0, el consumidor se mostrará más dispuesto a valorar las decisiones de su entorno para

formar las suyas en el momento de la compra. Un valor medio, 0.5, define a un consumidor que varía entre las dos opciones anteriormente comentadas.

3 La probabilidad de ser consumidor determina el número de agentes que actúan como compradores en el modelo de mercados. Si el valor de este parámetro es 1, todos los agentes serán consumidores. Si es 0 ninguno lo será. Cuando el valor está entre 0 y 1, el número total de consumidores será igual al producto del parámetro y el número de agentes del modelo.

Añadiendo productos al modelo.

El siguiente paso será añadir productos al modelo. Si se salta este paso, el número de productos del modelo se inicializará por defecto a 1. Para añadir producto a nuestro

modelo debemos pulsar sobre y se mostrará la siguiente pantalla en la que definiremos los parámetros:



El cometido de las opciones anteriores es el siguiente:

1 Permite seleccionar el número de productos del modelo. Estos productos serán futuras compras de los agentes. Para la parte de optimización de campañas, el producto a difundir siempre será el último.

2 El cuadro de características de los productos reúne aquellos parámetros relacionados con las propiedades de los productos, entre los que se encuentran:

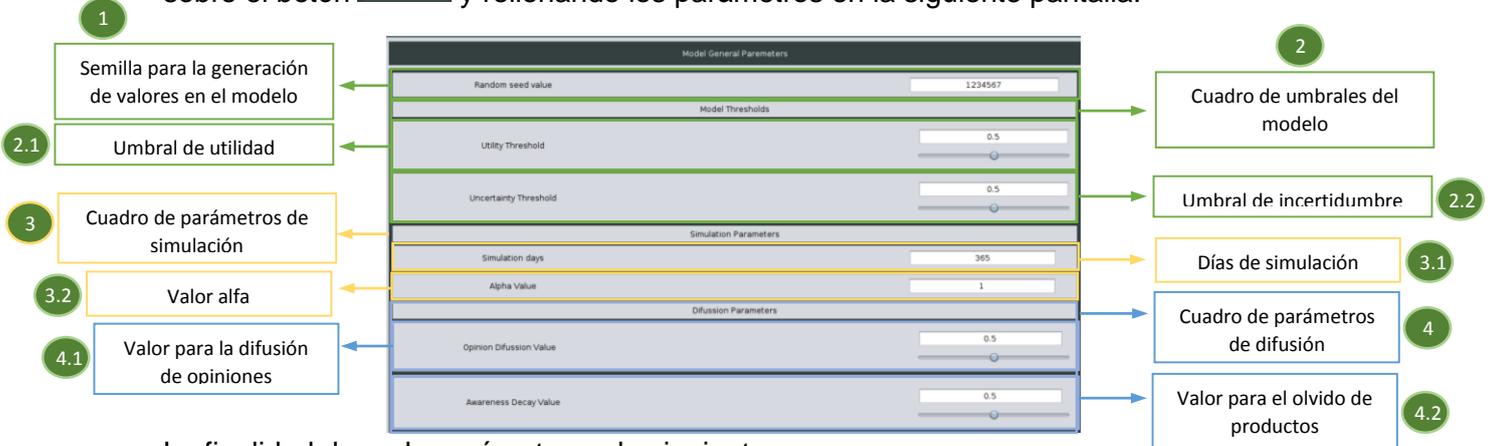
2.1 Permite determinar el número de características de los productos. Las características representan cualidades de los productos como su precio, calidad, aspecto, cantidad, etc.

2.2 Sirve para determinar la forma de inicializar las características de los agentes.

- Si se escoge la primera opción se rellenarán de forma aleatoria con valores entre 0 y 1.
- Si se elige la segunda opción todas las características tomarán el mismo valor.

Definiendo los parámetros del modelo.

Para terminar de completar el modelo, definiremos los parámetros del mismo pulsando sobre el botón  y rellenando los parámetros en la siguiente pantalla:



La finalidad de cada parámetro es la siguiente:

1 Indica el valor a partir del cual el generador de números aleatorios comenzará a crear valores para distintas funciones del modelo de compra y de decisión.

2 Contiene las opciones para la inicialización de los umbrales del modelo.

2.1 Permite definir el valor para el umbral de utilidad del cada par consumidor-producto. Si el valor es alto, al agente le costará encontrar un producto con que le sea más útil que el que ha comprado hasta la fecha. Si es bajo se produce el efecto contrario. Para valores medios el agente toma distintos tipos de decisión según los demás parámetros de su comportamiento y su situación.

2.2 Permite dar valor al umbral de incertidumbre del modelo. Que un comprador supere este umbral significa que no está seguro de que su compra fuese la correcta y comienza a tener tendencia al cambio. Por tanto, si los valores de este parámetro son altos, los consumidores estarán seguros de sus compras. Si es bajo, estarán inseguros con gran facilidad y, para valores medios, su incertidumbre variará según las compras de su entorno.

3 Contiene los parámetros para la simulación.

3.1 Sirve para determinar los días de compra del modelo. Por defecto será un año.

3.2 Permite definir el valor alfa, que pondera el cálculo de la utilidad de los productos para los agentes. Si el valor es mayor que 1, se exagerará la utilidad. Si es menor que 1 tendremos poca utilidad para cada pareja producto-consumidor. Por defecto será 1 (su valor óptimo para las simulaciones).

4 Contiene los parámetros para la difusión de opiniones en el modelo.

4.1

Permite dar valor a la probabilidad de difundir en el modelo. Si el valor es mayor que 0.5, el agente tendrá más probabilidad de hablar con sus vecinos para comentarles la información que posee sobre determinados productos del modelo. No hablará con todos su entorno salvo que su valor sea 1. Para valores pequeños ocurre el caso opuesto.

4.2

Permite definir la probabilidad de olvido de los agentes. Si el valor de este parámetro es alto, el consumidor tenderá a olvidar gran parte de la información recopilada. Si es bajo, mantendrá la mayoría de la información. Es importante saber que el consumidor nunca olvida su compra actual.

Lanzando el modelo.

Cuando tenemos lista la configuración del modelo podemos iniciar la simulación de los procesos de compra y toma de decisiones en el mercado. Para ello podemos pulsar



si lo que queremos es ver los resultados de las interacciones en el modelo por medio de gráficos en los que se pueden comprobar:

- El estado de las ventas de los productos del modelo.
- La toma de decisiones entre los agentes.
- El estado de la difusión de conocimientos.

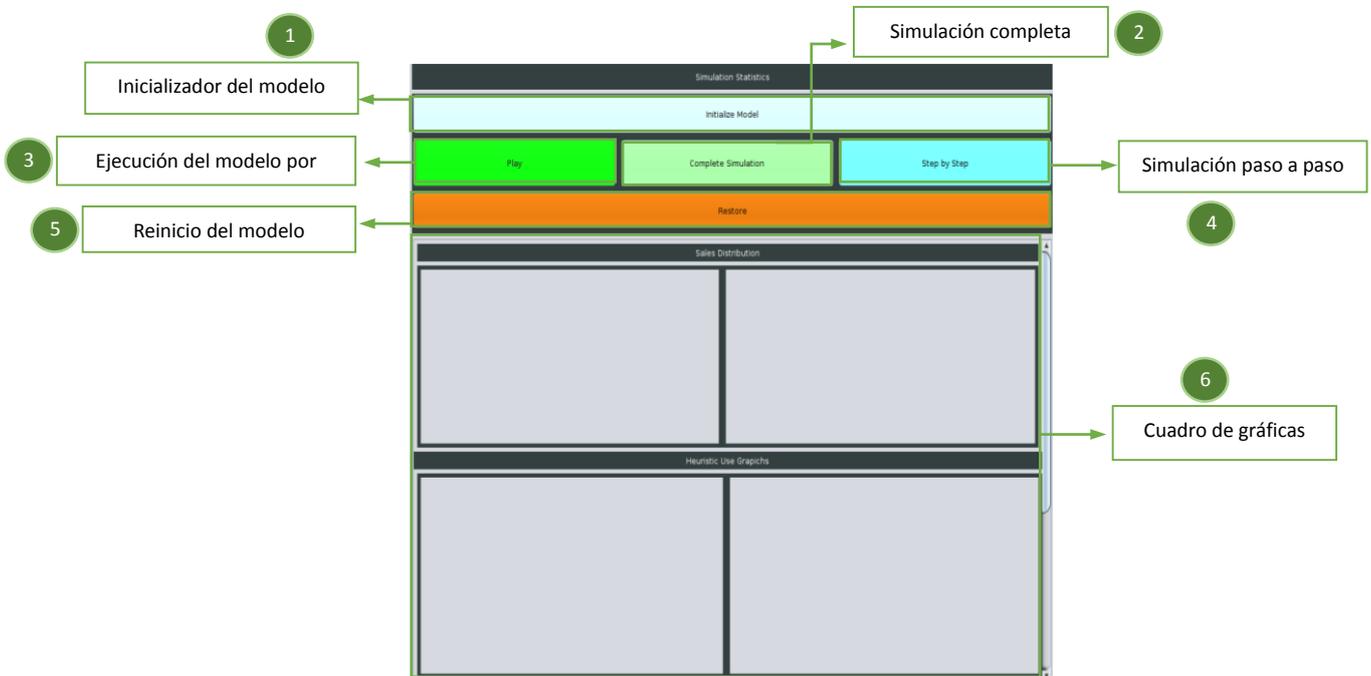
O pulsar



- Exportar la red social del modelo para visualizarla y estudiarla en otro software de visualización como Gephi.
- Visualizar la red e interactuar con ella.
- Lanzar el optimizador de campañas sobre la red y ver sus resultados interaccionando con ella.

Simulaciones.

Si entramos en la pantalla de visualización tendremos ante nosotros algo similar a la siguiente imagen:

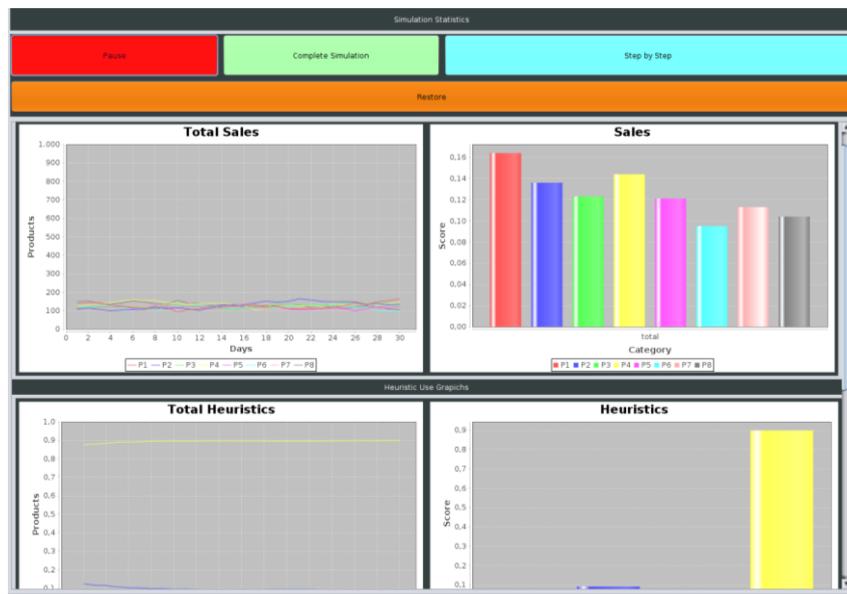


Donde la finalidad de cada parámetro se explica a continuación:

- 1 Se encarga de inicializar el modelo para que pueda ser usado.
- 2 Lanza una simulación completa (tantos días de consumo como hayamos indicado en la pantalla de parámetros del modelo). Al final se mostrarán los resultados finales del modelo en las distintas gráficas.
- 3 Ejecución del modelo por tiempo. Cuando se pulsa el botón el modelo comenzará a ejecutarse y se mostrarán los resultados por cada día. Puede pararse y reanudarse cuando se necesite o alternarse con cualquiera de los otros dos botones de simulación. Su trabajo termina cuando se han terminado los días de compra del modelo.
- 4 Ejecuta paso a paso el sistema. Cada click sobre el botón será un día más en el mercado.
- 5 Restaura los valores del modelo al comienzo de la ejecución (día 0).
- 6 El cuadro de gráficos contiene las gráficas que se pueden consultar durante la ejecución de la simulación del proceso de compra. Se dividen en tres secciones que son actualizadas de forma simultánea por cada uno de los días de compra:
 1. Series lineales y gráfica de barras para las compras de modelo. En estas dos gráficas se pueden observar:
 - a. Gráfica izquierda: Número de ventas por día.

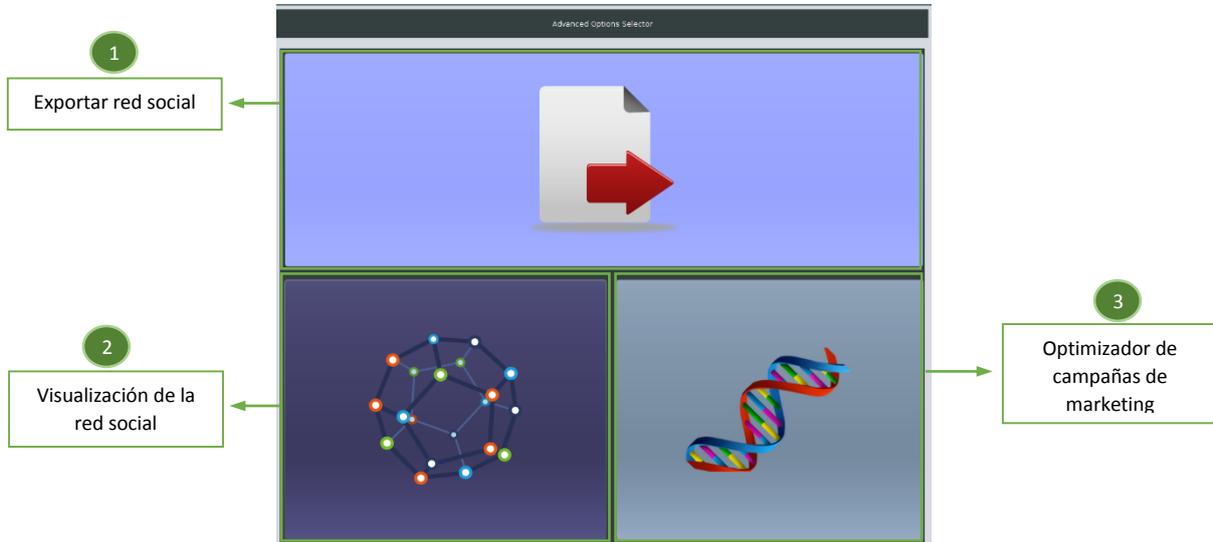
- b. Gráfica derecha: Ventas totales.
- 2. Series lineales y gráfica de barras para la toma de decisiones del modelo. En este par de gráficas se pueden observar:
 - a. Gráfica Izquierda: Porcentaje de decisiones (Repetición, Deliberación, Imitación y Comparación Social) por cada día de compra.
 - b. Gráfica derecha: Porcentaje total de decisiones.
- 3. Series lineales y gráfica de barras para la difusión de conocimiento en el modelo. En este caso se puede observar:
 - a. Gráfica izquierda: difusión de cada producto por día (porcentaje de consumidores que lo conocen).
 - b. Porcentaje total de conocimiento de los productos.

Ejemplo:



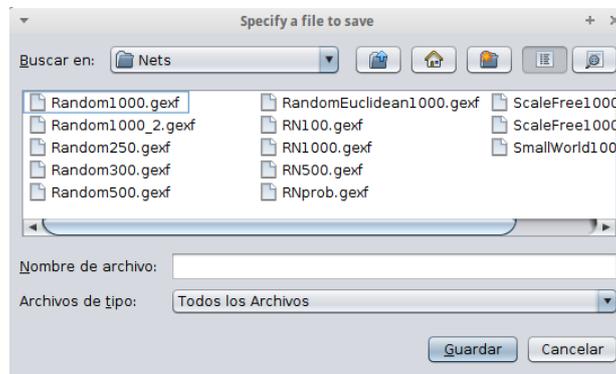
Opciones Avanzadas.

Por último, cuando pulsamos sobre  accedemos a la siguiente pantalla:



Aquí encontramos 3 botones con la siguiente funcionalidad:

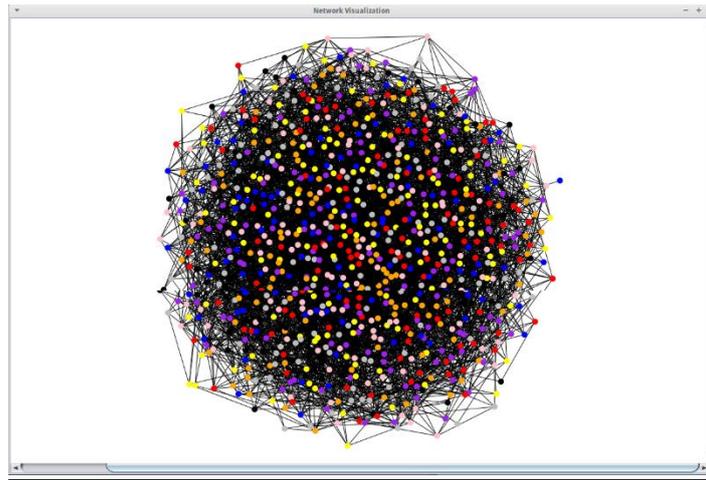
1 Permite exportar la red social del modelo. Si lo pulsamos, accederíamos a una pantalla de guardado similar a la que se muestra a continuación:



2 Permite visualizar la red e interactuar con ella de la siguiente forma:

- Cada click con el ratón sobre la red es un día más en la simulación.
- Podemos mover la red arrastrando con el ratón.
- Es posible hacer zoom sobre la red utilizando la rueda del ratón.

Ejemplo:



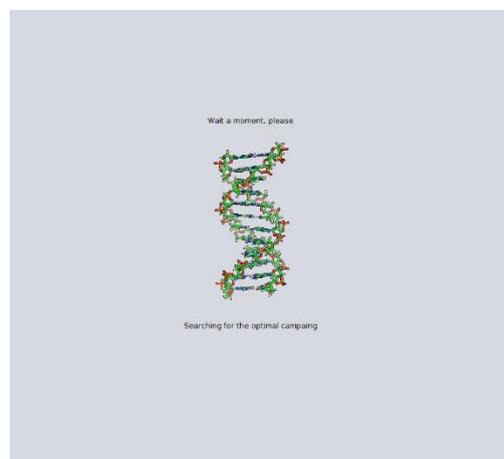
3 Permite utilizar algoritmos genéticos para optimizar campañas de marketing. Si seleccionamos esta opción accederemos a la siguiente pantalla:

The interface 'Optimal Campaign Finder Parameters' includes the following elements:

- Número de cromosomas:** A text input field containing the value '30'.
- Número de generaciones:** A text input field containing the value '1'.
- Probabilidad de cruce:** A slider control set to '0.5'.
- Probabilidad de mutación:** A slider control set to '0.5'.
- Tipo de reemplazo (Generacional o Estacionario):** A dropdown menu currently showing 'Generational'.
- Iniciar el algoritmo:** A large 'Start Genetic' button at the bottom.

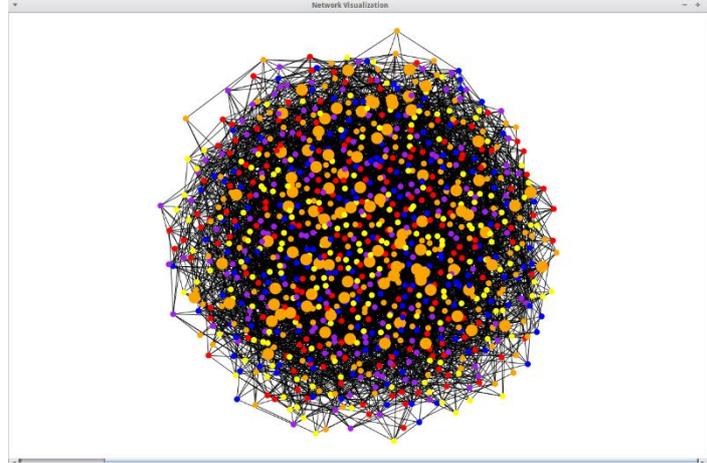
Todos los parámetros sirven para inicializar el algoritmo genético. Podemos seleccionar el número de individuos o cromosomas de la población, el número de generaciones que compiten en la población, la probabilidad de cruce de los individuos así como la de mutación y el tipo de reemplazo (reemplazo de toda la población con el modelo generacional o de los mejores individuos por los peores con el modelo estacionario).

Si lanzamos el algoritmo aparecerá la siguiente pantalla mientras se ejecuta el modelo.



El tiempo de la ejecución dependerá del número de compradores del modelo, de las características de la red, del número de productos, los días de compra y de los parámetros del propio algoritmo genético.

Una vez finalizada tendremos una visualización como la siguiente (en la que los nodos de mayor tamaño representan a los difusores del mercado).



10. Bibliografía y Referencias.

- Badham, J., & Stocker, R. (2010). A Spatial Approach to Network Generation for Three Properties: Degree Distribution, Clustering Coefficient and Degree Assortativity. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*.
- Bonabeau, E. (2002, Mayo 14). Agent-based Modeling: Methods and Techniques for Simulating Human Systems. *Annual Review of Sociology*, 7280-7287.
- Cordón, Ó. (2014). Redes Sociales y Modelado Basado en Agentes. Aplicaciones en Marketing. *EVIA*.
- Duzevic, D., Anev, A., Funes, P., & Gaudiano, P. (2007). The Effects of Word-of-Mouth: An Agent-Based Simulation of Interpersonal Influence in Social Networks. *Word of Mouth Research Symposium*.
- García-Valdecasas, J. I. (2011). La simulación basada en agentes: una nueva forma de explorar los fenómenos sociales. *Reis*, 91-110.
- Herrera, F., & Cordón, Ó. (2013). Metaheurísticas basadas en Poblaciones. *Transparencias de la asignatura Metaheurísticas., Grado en Ingeniería Informática*.
- Janssen, M. A. (2010). *Introduction to Agent-Based Modeling*. Arizona: eBook. Retrieved from <https://www.openabm.org/book/introduction-agent-based-modeling>
- Janssen, M. A., & Jager, W. (2003). Simulating Market Dynamics: Interactions between Consumer Psychology and Social Networks. *Artificial Life*, 344-355.
- LeBaron, B. (2002). Building the Santa Fe Artificial Stock Market. *Brandeis University*.
- Macy, M. W., & Willer, R. (2002, Mayo 14). From Factors to Actors: Computational Sociology and Agent-based Modeling. *Annual Review of Sociology*, 143-166.
- Pavón Mestras, J., López Paredes, A., & Galán Ordax, J. (2012). Modelado basado en agentes para el estudio desistemas complejos. *Novática*, 13-18.
- Silverman, G., Duzevic, D., & Jones-Rooy, A. (2012). *How Consumers Behave: Tuning Marketing Complexity into Strategic Advantage*. Cambridge (Massachusetts).
- Stonedahl, F., Rand, W., & Wilensky, U. (2010, Julio). Evolving Viral Marketing Strategies. *GECCO*, 10, 7-11.
- Tangmunarunkit, H., Govindan, R., Jamin, S., Shenker, S., & Willinger, W. (2002, Octubre 4). Network Topology Generators: Degree-based vs Structural. *SIGCOMM*, 147-159.
- Watts, D., & Dodds, P. (2007, Diciembre). Influentials, Networks, and Public Opinion Formation. *Journal of consumer research*, 34.
- Zaidi, F. (2013). Small World Networks and Clustered Small World Networks with Random Conectivity. *Social Network Analysis and Mining*.
- Zaidi, F., Sallaberry, A., & MelanÇon, G. (2012, Enero). Generating Artificial Social Networks with Small World and Scalee Free Properties. *HAL*, 1-34.

Imágenes empleadas

Ilustración 1: Obtenida de http://www.environment.ucla.edu/ccep/	20
Ilustración 2.....	20
Ilustración 3.....	21
Ilustración 4.....	22
Ilustración 5: Charles Darwin	132
Ilustración 6: Etapas algoritmo genético.....	136
Ilustración 7: Cruce BLX-alfa.....	137

Tablas de validación

Tabla 1: Valores para las pruebas del modelo simple.....	33
Tabla 2: Descripción de heurísticas y significado de los parámetros.....	33
Tabla 3: Casos de prueba para el modelo simple en red aleatoria [1].....	35
Tabla 4: Casos de prueba para el modelo simple en red aleatoria [2].....	40
Tabla 5: Casos de prueba para el modelo simple en red aleatoria [3].....	46
Tabla 6: Casos de prueba para el modelo simple en red libre de escala [1].....	50
Tabla 7: Casos de prueba para el modelo simple en red libre de escala [2].....	56
Tabla 8: Casos de prueba para el modelo simple en red libre de mundo pequeño [1].....	59
Tabla 9: Casos de prueba para el modelo simple en red libre de mundo pequeño [2].....	62
Tabla 10: Casos de prueba para el modelo simple en red libre de mundo pequeño [3].....	67
Tabla 11: Cambios en el modelo.	78
Tabla 12: Mecanismos del modelo.	79
Tabla 13: Valores para las pruebas.	81
Tabla 14: Medidas para ponderación de agentes.....	134
Tabla 15: Componentes de los cromosomas.	135
Tabla 16: Pruebas para la optimización de campañas.	138
Tabla 17: Parámetros del algoritmo genético para las pruebas de validación.	139
Tabla 18: Prueba 1 red aleatoria.....	139
Tabla 19: Prueba 2 red aleatoria.....	140
Tabla 20: Prueba 3 red aleatoria.....	140
Tabla 21: Prueba 4 red aleatoria.....	140
Tabla 22: Prueba 5 red aleatoria.....	141
Tabla 23: Prueba 6 red aleatoria.....	141
Tabla 24: Prueba 7 red aleatoria.....	141
Tabla 25: Prueba 8 red aleatoria.....	142
Tabla 26: Prueba 1 red libre de escala.	142
Tabla 27: Prueba 2 red libre de escala.	143
Tabla 28: Prueba 3 red libre de escala.	143
Tabla 29: Prueba 4 red libre de escala.	143
Tabla 30: Prueba 1 red de mundos pequeños.	144
Tabla 31: Prueba 2 red de mundos pequeños.	144
Tabla 32: Prueba 3 red de mundos pequeños.	145
Tabla 33: Prueba 1 red aleatoria distancia fija.....	145
Tabla 34: Prueba 2 red aleatoria distancia fija.....	146
Tabla 35: Prueba 3 red aleatoria distancia fija.....	146
Tabla 36: Prueba 4 red aleatoria distancia fija.....	146

Gráficas

Gráfica 1: Coeficientes de Gini con Unct 0.2 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria	34
Gráfica 2: Productos comprados por día en red aleatoria con Unct 0.2 (Caso 1).....	35
Gráfica 3: Productos comprados por día en red aleatoria con Unct 0.2 (Caso 2).....	35
Gráfica 4: Total de productos comprados en red aleatoria con Unct 0.2 (Caso 1).....	36
Gráfica 5: Total de productos comprados en red aleatoria con Unct 0.2 (Caso 2).....	36
Gráfica 6: Porcentaje de uso de heurísticas de decisión con Unct 0.2 (Caso 1)	37
Gráfica 7: Porcentaje de uso de heurísticas de decisión con Unct 0.2 (Caso 2)	37
Gráfica 8: Porcentaje total de uso de heurísticas de decisión con Unct 0.2 (Caso 1).....	38
Gráfica 9: Porcentaje total de uso de heurísticas de decisión con Unct 0.2 (Caso 2).....	38
Gráfica 10: Coeficientes de Gini con Unct 0.4 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria	39
Gráfica 11: Coeficientes de Gini con Unct 0.6 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria	39
Gráfica 12: Productos comprados por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 1).....	40
Gráfica 13: Productos comprados por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 2)	40
Gráfica 14: Productos comprados por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 3).....	41
Gráfica 15: Total de productos comprados en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 1).....	41
Gráfica 16: Total de productos comprados en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 2).....	42
Gráfica 17: Total de productos comprados en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 3).....	42
Gráfica 18: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 1)	43
Gráfica 19: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 2)	43
Gráfica 20: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 3)	44
Gráfica 21: Porcentaje total de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 1).....	44
Gráfica 22: Porcentaje total de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 2).....	45
Gráfica 23: Porcentaje total de uso de heurísticas por día en una red aleatoria con Unct 0.6 (Caso 3).....	45
Gráfica 24: Coeficientes de Gini con Unct 0.8 y Umin y Beta variables en el intervalo en una red aleatoria [0-1].....	46
Gráfica 25: Productos comprados por día en una red aleatoria con Unct 0.8 (Caso 1).....	46
Gráfica 26: Total de productos comprados en una red aleatoria con Unct 0.8 (Caso 1).....	47
Gráfica 27: Heurísticas usadas por día en una red aleatoria con Unct 0.8 (Caso 1)	47
Gráfica 28: Total de heurísticas usadas en una red aleatoria con Unct 0.8 (Caso 1).....	48
Gráfica 29: Coeficientes de Gini con Unct 1 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria	48
Gráfica 30: Coeficientes de Gini con Unct 0.2 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red libre de escala	50
Gráfica 31: Productos comprados por día en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 1).....	51
Gráfica 32: Productos comprados por día en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 2).....	51
Gráfica 33: Total de productos comprados en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 1).....	51
Gráfica 34: Total de productos comprados en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 2).....	52

Gráfica 35: Porcentaje de heurísticas usadas por día en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 1).....	52
Gráfica 36: Porcentaje de heurísticas usadas por día en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 2).....	52
Gráfica 37: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 1)	53
Gráfica 38: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red libre de escala con Unct 0.2 (Caso 2)	53
Gráfica 39: Coeficientes de Gini con Unct 0.4 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red libre de escala	54
Gráfica 40: Coeficientes de Gini con Unct 0.6 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red libre de escala	54
Gráfica 41: Coeficientes de Gini con Unct 0.8 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red libre de escala	55
Gráfica 42: Productos comprados por día en una red libre de escala con Unct 0.8 (Caso 1)	56
Gráfica 43: Total de productos comprados en una red libre de escala con Unct 0.8 (Caso 1) ...	56
Gráfica 44: Heurísticas usadas por día en una red libre de escala con Unct 0.8 (Caso 1)	57
Gráfica 45: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red libre de escala con Unct 0.8 (Caso 1)	57
Gráfica 46: Coeficientes de Gini con Unct 1 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red libre de escala	58
Gráfica 47: Coeficientes de Gini con Unct 0.2 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red de mundos pequeños	59
Gráfica 48: Productos comprado por día en una red libre de escala con Unc 0.2 (Caso 1).....	60
Gráfica 49: Total de productos comprados por día en una red libre de mundos pequeños con Unct 0.2 (Caso 1)	60
Gráfica 50: Porcentaje de heurísticas usadas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.2 (Caso 1).....	60
Gráfica 51: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños (Caso 1) .	61
Gráfica 52: Coeficientes de Gini con Unct 0.4 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red de mundos pequeños	61
Gráfica 53: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 1)	62
Gráfica 54: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 2)	62
Gráfica 55: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 3)	63
Gráfica 56: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 1)	63
Gráfica 57: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 2)	63
Gráfica 58: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 2)	64
Gráfica 59: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 1).....	64
Gráfica 60: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 2).....	64

Gráfica 61: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.4 (Caso 3).....	65
Gráfica 62: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con nct 0.4 (Caso 1).....	65
Gráfica 63: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con nct 0.4 (Caso 2).....	65
Gráfica 64: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con nct 0.4 (Caso 3).....	66
Gráfica 65: Coeficientes de Gini con Unct 0.6 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red de mundos pequeños	66
Gráfica 66: Coeficientes de Gini con Unct 0.8 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red de mundos pequeños	67
Gráfica 67: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 1)	68
Gráfica 68: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 2)	68
Gráfica 69: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 3)	68
Gráfica 70: Productos comprados por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 4)	69
Gráfica 71: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 1)	69
Gráfica 72: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 2)	69
Gráfica 73: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 3)	70
Gráfica 74: Total de productos comprados en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 4)	70
Gráfica 75: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 1).....	70
Gráfica 76: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 2).....	71
Gráfica 77: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 3).....	71
Gráfica 78: Porcentaje de uso de heurísticas por día en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 4).....	71
Gráfica 79: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 1).....	72
Gráfica 80: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 2).....	72
Gráfica 81: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 3).....	73
Gráfica 82: Porcentaje total de uso de heurísticas en una red de mundos pequeños con Unct 0.8 (Caso 4).....	73
Gráfica 83: Coeficientes de Gini con Unct 1 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red de mundos pequeños	74
Gráfica 84: Coeficientes de Gini con Unct 0.2 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria con distancia media fija	75

Gráfica 85: Coeficientes de Gini con Unct 0.4 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria con distancia media fija	75
Gráfica 86: Coeficientes de Gini con Unct 0.6 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria con distancia media fija	76
Gráfica 87: Coeficientes de Gini con Unct 0.8 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria con distancia media fija	76
Gráfica 88: Coeficientes de Gini con Unct 1 y Umin y Beta variables en el intervalo [0-1] en una red aleatoria con distancia media fija	77
Gráfica 89: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1).....	82
Gráfica 90: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1).....	82
Gráfica 91: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1).....	83
Gráfica 92: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1).....	83
Gráfica 93: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1).....	84
Gráfica 94: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1).....	84
Gráfica 95: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2).....	85
Gráfica 96: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2).....	86
Gráfica 97: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2).....	86
Gráfica 98: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2).....	86
Gráfica 99: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2).....	87
Gráfica 100: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 2).....	87
Gráfica 101: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5).....	88
Gráfica 102: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5).....	88
Gráfica 103: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5).....	89
Gráfica 104: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5).....	89
Gráfica 105: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5).....	89
Gráfica 106: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5).....	90
Gráfica 107: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6).....	91
Gráfica 108: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6).....	91

Gráfica 109: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6).....	92
Gráfica 110: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6).....	92
Gráfica 111: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6).....	92
Gráfica 112: Porcentaje total de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6).....	93
Gráfica 113: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7).....	94
Gráfica 114: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7).....	94
Gráfica 115: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7).....	95
Gráfica 116: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7).....	95
Gráfica 117: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7).....	95
Gráfica 118: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7).....	96
Gráfica 119: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8).....	97
Gráfica 120: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8).....	97
Gráfica 121: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8).....	98
Gráfica 122: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7).....	98
Gráfica 123: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8).....	98
Gráfica 124: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 7).....	99
Gráfica 125: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 1).....	100
Gráfica 126: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 1).....	101
Gráfica 127: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1).....	101
Gráfica 128: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1).....	101
Gráfica 129: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1).....	102
Gráfica 130: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 1).....	102
Gráfica 131: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 5).....	103
Gráfica 132: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 5).....	103

Gráfica 133: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5).....	104
Gráfica 134: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5).....	104
Gráfica 135: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5).....	104
Gráfica 136: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 5).....	105
Gráfica 137: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 6).....	105
Gráfica 138: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 6).....	106
Gráfica 139: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6).....	106
Gráfica 140: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6).....	106
Gráfica 141: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6).....	107
Gráfica 142: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 6).....	107
Gráfica 143: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 8).....	108
Gráfica 144 Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red libre de escala (Prueba 8).....	108
Gráfica 145: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8).....	108
Gráfica 146: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8).....	109
Gráfica 147: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8).....	109
Gráfica 148: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria (Prueba 8).....	109
Gráfica 149: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1).....	110
Gráfica 150: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1).....	110
Gráfica 151: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1).....	111
Gráfica 152: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1).....	111
Gráfica 153: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1).....	111
Gráfica 154: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 1).....	112
Gráfica 155: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5).....	113
Gráfica 156: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5).....	113

Gráfica 157: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5).....	113
Gráfica 158: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5).....	114
Gráfica 159: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5).....	114
Gráfica 160: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 5).....	114
Gráfica 161: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6).....	115
Gráfica 162: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6).....	116
Gráfica 163: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6).....	116
Gráfica 164: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6).....	116
Gráfica 165: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6).....	117
Gráfica 166: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 6).....	117
Gráfica 167: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8).....	118
Gráfica 168: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8).....	118
Gráfica 169: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8).....	119
Gráfica 170: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8).....	119
Gráfica 171: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8).....	119
Gráfica 172: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red de mundos pequeños (Prueba 8).....	120
Gráfica 173: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1).....	121
Gráfica 174: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1).....	121
Gráfica 175: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1).....	122
Gráfica 176: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1).....	122
Gráfica 177: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1).....	122
Gráfica 178: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1).....	123
Gráfica 179: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 5).....	123
Gráfica 180: Total de productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 1).....	124

Gráfica 181: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 5).....	124
Gráfica 182: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 5).....	124
Gráfica 183: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 5).....	125
Gráfica 184: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 5).....	125
Gráfica 185: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6).....	126
Gráfica 186: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6).....	126
Gráfica 187: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6).....	127
Gráfica 188: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6).....	127
Gráfica 189: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6).....	127
Gráfica 190: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 6).....	128
Gráfica 191: Productos comprados por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8).....	128
Gráfica 192: Total de productos comprados en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8).....	128
Gráfica 193: Porcentaje de uso de heurísticas por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8).....	129
Gráfica 194: Porcentaje total de uso de heurísticas en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8).....	129
Gráfica 195: Porcentaje de difusión por día en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8).....	129
Gráfica 196: Porcentaje total de difusión en un modelo complejo sobre una red aleatoria con distancia media fija (Prueba 8).....	130