



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE PSICOLOGÍA

ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DEL COMPORTAMIENTO
DE MANADA EN SISTEMAS FINANCIEROS ARTIFICIALES,
A TRAVÉS DE LA METODOLOGÍA DE MODELACIÓN
BASADA EN AGENTES

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

LICENCIADO EN PSICOLOGÍA

PRESENTA:

ALEJANDRO ALTAIR SÁNCHEZ GUTIÉRREZ

TUTORES:

DR. GUSTAVO CARREÓN VÁZQUEZ

DR. ÁLVARO FLORENCIO TORRES CHÁVEZ

SINODALES:

DR. OSCAR ZAMORA ARÉVALO

DR. EDGAR ACATITLA ROMERO

DR. ERIC HERNÁNDEZ RAMÍREZ

CIUDAD DE MÉXICO, MÉXICO, 2023





Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

En este mundo, podemos ahora comenzar a entender un poco las cosas y a dominarlas un poco con ayuda de la ciencia, que se ha abierto paso frente a la religión cristiana, frente a las iglesias, y frente a la oposición de todos los antiguos preceptos. La ciencia puede ayudarnos a librarnos de ese miedo cobarde en el cual la humanidad ha vivido durante tantas generaciones. La ciencia puede enseñarnos a no buscar ayudas imaginarias, a no inventar aliados celestiales, sino más bien a hacer con nuestros esfuerzos que este mundo sea un lugar habitable, en lugar de ser lo que han hecho de él las iglesias en todos estos siglos.

-Bertrand Rusell

La objetividad en este contexto significa estar alineado con los hechos, guiar nuestros procesos de pensamiento mediante una preocupación por la verdad. En cierta medida, la objetividad es una cuestión de elección: la elección de no satisfacer el pensamiento ilusorio, no dejar que el sesgo o el prejuicio distorsione nuestro criterio, y así sucesivamente.

-David Kelley

La cultura en muchos de los campus universitarios se ha vuelto ideológicamente más uniforme, comprometiendo la habilidad de los académicos para buscar la verdad y de los estudiantes para aprender de un amplio rango de pensadores.

-Greg Lukianoff y Johathan Haidt.

La creencia de que un puñado de anomalías inexplicables puede socavar una teoría bien establecida yace en el corazón de todo pensamiento conspirativo, y es fácilmente refutada al notar que las creencias y teorías no están construidas únicamente sobre hechos aislados, sino en una convergencia de evidencia proveniente de múltiples líneas de investigación.

-Donald Prothero

Si tú también tienes la fuerza para ponerte de pie e ir hacia la luz, buenas cosas van a pasar.

-Brendan Fraser

Agradecimientos

A mi madre: la persona más importante de mi vida, por apoyarme y estar a mi lado desde el momento en que nací hasta el instante en el que nuestro cariño nos permita estar juntos.

A mi abuela y mi tía Mariana, por ser evidencia de lo que se puede conseguir con trabajo duro, determinación y autosuperación.

A la memoria del Dr. Julio Espinosa Rodríguez; jamás olvidaré todas las lecciones que me enseñó, la paciencia y calidez que tuvo conmigo cuando más perdido me sentía.

A mi terapeuta, la Dra. Mariana Rodríguez, por ayudarme a dominar la ansiedad y depresión que me consumió por tantos años.

A mi entrañable amigo David Arias, por conservar nuestro vínculo desde la preparatoria y ser una persona sincera y amable, con la que puedo expresarme abiertamente y con confianza.

Al Dr. Diego Armando Luna Bazaldúa, por ayudarme a ampliar mis límites académicos y encausar mi carrera hacia lo que es ahora.

Al Dr. Arturo Bouzas Riaño, por darme un lugar en su laboratorio y ofrecerme su apoyo desinteresado y genuino.

A mi director de tesis, el Dr. Gustavo Carreón Vasquez, por darme la oportunidad de desarrollarme como científico, el tiempo invertido en mi formación y el hecho de compartir su conocimiento y experiencia en Sistemas Complejos conmigo.

A mi revisor de tesis, el Dr. Álvaro Florencio Torres Chavez, por todo el altruismo que me ha mostrado y ser la conexión más cercana que me queda con el Dr. Julio.

A mis profesores del IIMAS: Claudia Gallegos, Patricia Romero y Eduardo Gutiérrez, gracias por ayudarme a madurar profesionalmente y contribuir a la formación de mi criterio y carrera en estadística.

Resumen

Índice general

Agradecimientos	II
Resumen	III
1 Introducción	1
§1.1 Problema de investigación	1
§1.2 Pregunta de investigación	3
§1.3 Objetivos	3
§1.4 Justificación	4
§1.5 Hipótesis	5
2 Comportamiento Social	6
§2.1 Influencia Social	7
§2.2 Aprendizaje Social	8
§2.3 Comportamiento de Manada	10
§2.3.1 Ámbito Financiero	16
3 Teoría Económica Neoclásica y Conductual	20
§3.1 Definición de TEN y TEC	21

<i>ÍNDICE GENERAL</i>	IV
§3.2 Mercados Financieros	21
§3.2.1 Hipótesis de Mercados Eficientes	24
§3.2.2 Caminatas Aleatorias	28
§3.3 Anomalías Financieras	29
§3.3.1 Burbujas y <i>Crashes</i> Financieros	35
§3.4 Finanzas Conductuales	37
§3.4.1 Preferencias Sociales	41
4 Sistemas Complejos	48
§4.1 Enfoque de los Sistemas Complejos	48
§4.2 Propiedades generales de los SC	51
§4.3 Economía de la Complejidad	56
§4.3.1 Redes financieras	59
§4.4 Modelación Basada en Agentes	61
§4.4.1 Modelo <i>Sugarscape</i>	63
5 Metodología	70
§5.1 Modelo financiero de aprendizaje social fundamentado en conductas-experiencias acopladas	70
§5.1.1 Antecedentes	70
§5.1.2 Descripción general del modelo	71
§5.1.3 Modelo interno de los agentes	72
§5.1.4 Estructura del entorno	74
§5.1.5 Resumen de parámetros en el modelo	77
§5.1.6 Rutina general de simulación	78
§5.2 Implementación del modelo en software Netlogo	80
§5.2.1 Simulaciones específicas	83
6 Resultados	88
§6.1 Índice de Precios y Cotizaciones	88
§6.2 Evaluaciones del modelo	88

§6.2.1	Variación de Parámetros	89
§6.2.2	Espacios de parámetros	89
§6.3	Cuadrantes de parámetros	91
§6.3.1	Mapas de calor de conductas	92
§6.3.2	Histogramas de riquezas	94
§6.3.3	Distancias de Hamming	97
7	Discusión	103
§7.1	Conclusiones	103
8	Bibliografía	107
	Glosario del Capítulo 3	116

Índice de figuras

2.1	Resultados del experimento de Sheriff (1936)	11
2.2	Principios generales del movimiento colectivo.	12
2.3	Vuelo geométrico en el modelo <i>boid</i>	13
2.4	Clasificación de los modelos de comportamiento de manada	14
3.1	Ruta de los fondos dentro del sistema financiero	22
3.2	Curvas de oferta y demanda agregada de un instrumento financiero	31
3.3	Trayectorías CAR en torno al anuncio de ganancias	33
3.4	Rendimientos reales y mensuales del índice S& P 500	34
3.5	Función de valor en la teoría del prospecto	40
3.6	Precios de las acciones de GameStop	46
4.1	Emergencia operacional	54
4.2	Ejemplos de gráficas regulares	61

4.3	Configuración del entorno en <i>Sugarscape</i>	64
4.4	Orden emergente en <i>Sugarscape</i> del tiempo 1 al 4	67
4.5	Evolución de la riqueza en <i>Sugarscape</i>	68
5.1	Arquitectura del ABM de Nowak, Matthews & Parker (2017)	71
5.2	Dependencia de procesos en el modelo interno	75
5.3	Red de agentes en Netlogo	80
5.4	Ejemplo de la interfaz del modelo en Netlogo	81
5.5	Gráficas individuales en la primera simulación	84
5.6	Gráficas globales en la primera simulación	85
5.7	Gráficas individuales en la segunda simulación	86
5.8	Gráficas globales en la segunda simulación	87
6.1	Espacios de parámetros Δ_1 y Δ_4	90
6.2	Espacios de parámetros Δ_2 y Δ_3	90
6.3	División de cuadrantes	92
6.4	Mapas de calor de conductas en cuadrantes del espacio Δ_1 y Δ_4	93
6.5	Mapas de calor de conductas en cuadrantes del espacio Δ_2 y Δ_3	93
6.6	Histograma del espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrantes (+,+) y (-,+)	95
6.7	Histograma del espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrantes (-,-) y (+,-)	96
6.8	Histograma del espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrantes (+,+) y (-,+)	96
6.9	Histograma del espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrantes (-,-) y (+,-)	97
6.10	Distancia de Hamming en el espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrante (+,+)	98
6.11	Distancia de Hamming en el espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrante (-,+)	98
6.12	Distancia de Hamming en el espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrante (-,-)	98
6.13	Distancia de Hamming en el espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrante (+,-)	99
6.14	Distancia de Hamming en el espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrante (+,+)	99
6.15	Distancia de Hamming en el espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrante (-,+)	99
6.16	Distancia de Hamming en el espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrante (-,-)	100
6.17	Distancia de Hamming en el espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrante (+,-)	100

Índice de tablas

3.1	Rendimientos en un mundo Gaussiano	36
3.2	Distribución de probabilidad condicional en θ de la señal binaria s	43
4.1	Economía de la Complejidad V.S. Economía Tradicional	58
5.1	Reglas para la asignación de experiencias	73
5.2	Valores de parámetros aceptados en el modelo	78
5.3	Valores de los parámetros en la primera simulación	83
5.4	Valores de los parámetros en la segunda simulación	85
6.1	Valores fijos de los parámetros	89
6.2	p-values de la prueba Shapiro-Wilk	95
6.3	Descriptivos de la distancia de Hamming, espacio Δ_1, Δ_4	101
6.4	Descriptivos de la distancia de Hamming, espacio Δ_2, Δ_3	101

Capítulo 1

Introducción

1.1. Problema de investigación

El enfoque neoclásico de la economía se basa en supuestos como preferencias egoístas, utilidad esperada, descuento exponencial y uso de la regla de Bayes para actualizar probabilidades; conjuntamente, esta clase de elementos proveen de un cuerpo teórico coherente e internamente consistente, que ofrece modelos de comportamiento humano rigurosos, parsimoniosos y falseables.

No obstante, el éxito empírico de dicha perspectiva ha sido modesto, dado que suposiciones importantes son frecuentemente justificadas con base en su plausibilidad teórica y prescindiendo de evidencia rigurosa; en relación a los mercados financieros, la teoría de los mercados eficientes no ha sido muy exitosa al tratar de explicar los datos observados (Dhami, 2016).

Por ejemplo, en un mercado eficiente se asume que los precios de las acciones fluctúan aleatoriamente en torno al precio de equilibrio, y cualquier desviación de este movimiento estocástico en los precios es causada exclusivamente por eventos externos; otro supuesto es que las dinámicas internas de tal mercado absorben inmediatamente el efecto de estas desviaciones, determinando un nuevo precio de equilibrio. Sin embargo, se ha encontrado que los datos reales no empatan con las estadísticas propuestas en este modelo (Ladyman & Weisner, 2020).

Esta aparente falta de conexión entre la teoría y la evidencia puede deberse a que los

individuos frecuentemente no se comportan acorde al modelo de decisión racional que propone la economía neoclásica. De hecho, los conceptos de la teoría clásica de la decisión (p.ej. utilidad esperada) han sido comúnmente reemplazados por un enfoque más descriptivo, llamado teoría de la decisión conductual; cuando se aplica este enfoque en las finanzas surge el campo de las finanzas conductuales, un área de estudio dedicada a explicar las desviaciones respecto a la conducta perfectamente racional (Hens & Rieger, 2016).

Gilovich, Ken, Chen & Nisbett (2016) argumentan que si las personas fueran absolutamente racionales los aspectos de su conducta económica, como sus decisiones de compra y venta, no se verían influenciados por factores irrelevantes para el valor intrínseco de los productos que comercian; sin embargo, tales decisiones financieras sí son impactadas por factores no esenciales. El comportamiento de manada es notablemente uno de dichos factores, pues implica que los individuos deciden seguir a otros e imitar conductas grupales en lugar de decidir independientemente y basados en su propia información privada (Baddeley, 2010).

Adicionalmente, los mercados financieros pertenecen a una clase de sistemas que contienen un gran número de partes que interactúan entre sí, están expuestos al contacto con su ambiente externo, autoorganizan su estructura interna y sus dinámicas con propiedades novedosas y macroscópicas, es decir, emergentes. Dichos sistemas son conocidos como sistemas complejos, y una de sus características centrales es la posible ocurrencia de conductas colectivas de gran escala, con una rica estructura y que son el resultado de repetidas interacciones no lineales entre sus unidades (Sornette, 2017).

Gracias a la simulación por computadora se pueden analizar modelos que incluyan varias características de sistemas reales. Un caso destacable de esta metodología es la Modelación Basada en Agentes (ABM, por sus siglas en inglés), en la cual se modelan los componentes individuales de un sistema y sus respectivas conductas, en lugar de describirlo mediante variables que representen el estado del sistema en su conjunto; el uso de la ABM permite estudiar propiedades de los sistemas complejos como la emergencia, y en general, la ABM posibilita el estudio de cuestiones relativas al origen de la conducta global de un sistema y su vínculo con las características de sus elementos individuales (Railsback & Grimm, 2019).

Pese a que existen estudios en la literatura científica que emplean una metodología de modelación y simulación computacional como los de Kim & Kim (2014), Wray & Bishop

(2016) y Schmitt & Westerhoff (2017), e incluso existen algunos que manejan marcos de sistemas complejos y ABM, entre ellos los de Zhao et al.(2011), Chen & Zheng (2015), Lee & Lee (2015) y Chen et al. (2013), por mencionar algunos; no aparecen en la bibliografía académica estudios que implementen un modelo en el que los agentes sigan pautas de conducta empíricas y se fundamenten en las ciencias del comportamiento, como los planteados en Raki & Mehrara (2021), Shantha et al. (2018) y Molavi et al. (2018), al menos no están disponibles en el área de finanzas ni dedicados específicamente a estudiar la relación entre las dinámicas financieras y la conducta de manada.

1.2. Pregunta de investigación

¿Cuál es el efecto que tiene la conducta de manada sobre las dinámicas complejas involucradas en mercados financieros artificiales?

1.3. Objetivos

- Diseñar un modelo de aprendizaje social inspirado por el de Nowak et al. (2017) y aplicado en un ambiente financiero, para obtener conductas de manada.
- Implementar un Modelo Basado en Agentes sustentado en principios conductuales empíricos y bajo un marco de Complejidad Económica.
- Mostrar la repercusión que tiene un tipo particular de comportamiento de índole colectivo y derivado de la interacción social entre agentes, dentro de un entorno de toma de decisiones financieras.
- Representar dinámicas complejas asociadas a los mercados de valores, a través de escenarios abstractos y reglas bien establecidas.

1.4. Justificación

Davis, O'Mahony & Pfautz (2019) mencionan dos retos cruciales para la investigación socio-económica, el primero es que una de las bases de las teorías sobre la conducta humana son estados mentales inobservables, y el segundo se refiere a la dependencia del contexto que tienen los datos recolectados y que frecuentemente es ignorada o tergiversada; dicho lo anterior, es complicado desarrollar teoría en ciencias sociales porque sus fundamentos empíricos son intrínsecamente imperceptibles y la confiabilidad de sus bloques de construcción conceptuales puede variar en diferentes contextos.

Metodologías computacionales como la ABM prometen sobrepasar estas barreras al modelar sistemas de forma no simplificada, representando la manera en la que los individuos y las variables ambientales que los afectan varían a lo largo del espacio, tiempo u otras dimensiones (Railsback & Grimm, 2019). Esta representación se consigue gracias a que los agentes son modelados como individuos únicos, que difieren en cuanto a sus características particulares, y además se plantea una interacción local, es decir, los individuos solo tienen contacto directo con sus vecinos dentro de cierto espacio.

Desafortunadamente, la aplicación de modelos computacionales no es común dentro de las ciencias sociales y económicas en la actualidad; estos modelos pueden complementar naturalmente los métodos de investigación clásica, permitiendo probar si los mecanismos y teorías usados para describir los fenómenos observados son suficientes para resumir la evidencia empírica, o si existen vacíos o inconsistencias en las explicaciones (Helbing, 2012). Más aún, facilitan estudiar situaciones en las cuales no es posible encontrar soluciones analíticas y que requieren ir más allá de las aproximaciones o idealizaciones de modelos más simples.

Por otro lado, es innegable que el uso de la perspectiva de los sistemas complejos le ofrece a las ciencias sociales la posibilidad de sobrepasar las limitaciones de enfoques más tradicionales: heterogeneidad de los individuos, no linealidad de sistemas y conducta, y la falta de capacidad para relacionar estructuras y fenómenos sociales con conductas individuales (Boero, 2015). Así pues, se hace notable la pertinencia de esta clase de enfoque para estudiar fenómenos colectivos de comportamiento humano.

Como lo señalan Thurner, Hanel & Klinek (2018) la meta al crear una teoría de los

sistemas complejos es entender los productos dinámicos y globales que generan los sistemas interconectados como la economía, el sistema financiero, los procesos sociales, las ciudades, el clima, la ecología, etc. Es evidente que entender los flujos de información y las dinámicas en los sistemas financieros es necesaria para una correcta regulación de los mismos.

Adicionalmente, la mayoría de sistemas complejos bajo el estudio de las ciencias naturales y sociales exhiben drásticas y repentinas transiciones que ocurren en intervalos de tiempo cortos, comparados con las escalas de tiempo características de su posterior evolución (Sornette, 2017). Estas crisis o eventos extremos tienen impactos fundamentales en la sociedad, por ejemplo, cada país que experimenta una crisis bancaria también sufre de recesiones cuando la riqueza de las familias decrementa, en respuesta a las caídas acusadas en los precios de los instrumentos financieros y los bienes raíces, además de que los bancos se vuelven más reacios a ofrecer crédito cuando sus reservas de capital disminuyen (Aliber & Kindleberger, 2015).

1.5. Hipótesis

H_0 : Las dinámicas complejas relacionadas con comportamientos de manada no afectan el funcionamiento regular de sistemas financieros artificiales.

H_A : Las dinámicas complejas relacionadas con comportamientos de manada afectan el funcionamiento regular de sistemas financieros artificiales.

Capítulo 2

Comportamiento Social

La American Psychological Association (2023) define al comportamiento social como toda acción que es influenciada, directa o indirectamente, por la presencia real, imaginaria o esperada de otros.

En este capítulo, se abordará el significado de influencia social, sus formas básicas, expectativas implícitas y explícitas, además de sus categorías de estudio más importantes: conformidad, sumisión y obediencia.

Posteriormente se ahondará en el concepto de aprendizaje social, sus ventajas evolutivas y algunos ejemplos destacables, como realce local y de estímulos, condicionamiento observacional, imitación y emulación.

Para concluir se presentará el comportamiento de manada, que es un fenómeno colectivo, descentralizado y emergente que puede surgir a raíz de la influencia y el aprendizaje social. En la literatura psicológica se alude a una mentalidad de manada: la tendencia a seguir ciegamente la dirección a la que se dirige el grupo de pertenencia, cuando las normas grupales incentivan a los individuos a conformarse ante aquellos que los rodean, especialmente en cuanto a sus creencias se refiere (Heinzen & Goodfriend, 2019).

También se detallan algunos trabajos prominentes que emplean la Modelación Basada en Agentes, para explorar la conexión entre el comportamiento de manada y fenómenos financieros importantes.

2.1. Influencia Social

La visión sobre nosotros mismos, nuestro mundo y otras personas es moldeada inicialmente por nuestros padres y poco después por nuestros familiares, pares y medios de comunicación masiva, a tal grado que el humano adulto es en gran medida un producto de las influencias sociales e inclusive está sujeto a ellas a lo largo de su vida (Greenberg, Schmader, Arndt & Landau, 2015). Pandey (2022) recalca que cuando dos o más personas entran en contacto las interacciones sociales comienzan a influenciar a otros, lo cual es comprensible considerando que la naturaleza humana y la sociedad han evolucionado para vivir de una manera interdependiente y cooperativa, facilitada por procesos de influencia.

Pese a ser libres de tomar muchas decisiones estamos inmersos en un mundo social y no podemos escapar a las sutiles o fuertes aportaciones provenientes de otros, que pueden volcar nuestros estándares de decisión en favor de una opción por encima de otra (Zimbardo & Leippe, 1991); en función de dicho contexto, se ha propuesto (dentro de la Psicología Social) el axioma de la omnipresencia de la influencia social: afirmando que otras personas influyen virtualmente todos nuestros pensamientos, sentimientos y conducta, ya sea que se encuentren presentes físicamente o inclusive cuando no lo estén (Smith, Mackie & Claypool, 2015).

En términos generales la influencia social puede definirse como las diversas formas en las que las personas se afectan entre sí, enfatizando en el efecto que las palabras, las acciones o la mera presencia de otros tienen sobre nuestros pensamientos, sentimientos, actitudes o conducta (Gilovich, Keltner, Chen & Nisbett, 2016; Aronson, Willson & Summers, 2021), además Delamater, Myers & Collette (2015) agregan que la influencia social ocurre cuando una persona (la fuente) se involucra en alguna conducta, como persuadir, amenazar, prometer o emitir ordenes, y dicha acción provoca que otra persona (el objetivo) se comporte de manera distinta a la que se comportaría en ausencia de dicho estímulo.

A su vez, la influencia social asume dos formas básicas (Heinzen & Goodfriend, 2019): expectativas implícitas y expectativas explícitas. Las expectativas implícitas son reglas tácitas que son impuestas mediante normas grupales; mientras que las expectativas explícitas son reglas establecidas de manera clara y formal, omitiendo toda sutileza.

De manera complementaria, la influencia social se clasifica en tres categorías para su estudio: conformidad, sumisión y obediencia, siendo la primera un ejemplo de expectativa implícita y las otras dos manifestaciones de expectativas explícitas. La conformidad se define como el cambio de la conducta o creencias de una persona en respuesta a alguna presión real o imaginaria por parte de otros, en tanto que la sumisión es la respuesta favorable ante una petición explícita de otra persona y, recíprocamente, la obediencia se presenta cuando una figura de autoridad profiere una demanda, a la que una persona con menor autoridad se somete (Gilovich, Keltner, Chen & Nisbett, 2016).

2.2. Aprendizaje Social

Cualquier animal que crezca en un grupo social duradero o simplemente tenga contacto frecuente con otros, posee un ambiente que afectará profundamente la manera en la que su conducta se desarrolla; más aún, patrones individuales surgen en un grupo u otro y persisten a causa de que animales jóvenes los adquieren a partir de animales adultos con los que crecieron (Manning & Stamp, 2012). Ya que el aprendizaje y la imitación pueden constituir un factor potente (además de rápido y extensivo) para el cambio conductual, los miembros alternos de una misma especie pueden actuar como una fuente de información para aquellos animales jóvenes con mucho que aprender sobre su ambiente (Nordell & Valone, 2017).

Los otros sirven como vehículos para transmitir información valiosa, ayudando al individuo a evitar el dolor y maximizar recompensas (Olsson, Napska & Lindstrom, 2020), pues si cada individuo tiene una cierta probabilidad de detectar un objeto con valor biológico y la información social (aquella información obtenida indirectamente sobre el ambiente al observar a otros o a las consecuencias de sus conductas) puede ser obtenida a bajo costo por los miembros de un grupo, entonces la cantidad total de información accesible en cualquier momento será mayor para los integrantes de un grupo comparados con individuos solitarios (Morand-Ferron, Doligez, Dall & Reader, 2010).

El aprendizaje social como mecanismo adaptativo representa un adelanto, en términos de la habilidad de un animal para ajustarse a las circunstancias cambiantes en su ambiente (Wynne & Udell, 2020), y Manning & Stamp (2012) argumentan que tal aprendizaje puede

introducir una nueva dimensión en la evolución conductual, a través de la cual los animales algunas veces son capaces de modificar activamente la naturaleza de las fuerzas selectivas que tienen impacto sobre ellos.

Se puede entender al aprendizaje social como cualquier clase de aprendizaje obtenido al observar la conducta (o alguno de sus derivados) proveniente de otros animales, o bien, al interactuar con ellos, en la que interviene un demostrador que ejecuta una conducta y un observador que posteriormente reproduce total o parcialmente la misma (Nordell & Valone, 2017; Hoppitt & Laland, 2013); también es necesario que el observador despliegue la nueva conducta en un momento lejano a la influencia directa del demostrador (Shettleworth, 2010). Aunque para distinguir a dicho fenómeno de otros similares, como la facilitación social: el efecto que provoca la mera presencia de otros en la ejecución de una tarea, generalmente mejorando el desempeño en actividades sencillas y deteriorando el rendimiento durante tareas complicadas (Hogg & Vaughan, 2010), Wynne & Udell (2020) proponen tres criterios para verificar la conducta socialmente aprendida: a) la conducta debe ser producto del aprendizaje, es decir, en un organismo específico debe presentarse un cambio conductual que sea consecuencia de regularidades en su ambiente (Houwer & Hugues, 2020), b) la conducta debe ser adquirida mediante transmisión social, o sea al observar, percibir o interactuar con otro individuo, y finalmente c) la conducta debe persistir en ausencia del demostrador.

Shettleworth (2010) elaboró un listado de algunos tipos comunes de aprendizaje social, entre los que se encuentran:

- Realce local y realce de estímulos. Es la probabilidad aumentada de visitar un lugar (realce local) o entrar en contacto con alguna clase de estímulos (realce de estímulos), al observar a otros realizar la misma acción.
- Condicionamiento observacional. Asociación de una señal u objeto con un estado afectivo o conducta(s), al observar a un demostrador responder ante dicha señal u objeto.
- Imitación. Ejecutar la misma acción que el demostrador, al haber observado la acción siendo realizada.
- Emulación. Copiar algunos elementos de una acción compleja, es decir, replicar ciertos aspectos de la forma en la que un demostrador desempeña una acción.

Particularmente, cuando el aprendizaje social se combina con dos elementos clave, productos culturales (p.ej. uso y construcción de herramientas, señales de comunicación, rutas de viaje, normas sociales) y reglas que gobiernan la conducta (p.ej. modales y ademanes de cortesía), se pueden construir definiciones útiles sobre el concepto de cultura en animales (Andrews, 2020). Manning & Dawkins (2012) refuerzan esta noción argumentando que la observación extensiva de grupos en la naturaleza comúnmente revela diferencias duraderas en su conducta, por lo que parece apropiado referirse a dichas características conductuales persistentes como cultura y a los cambios que acontecen en ellas como cambio cultural; más aún, la evolución cultural solamente es posible entre animales que viven en contacto con otros individuos y que tienen la habilidad de imitar y practicar, como es el caso de los individuos capaces de aprender socialmente.

2.3. Comportamiento de Manada

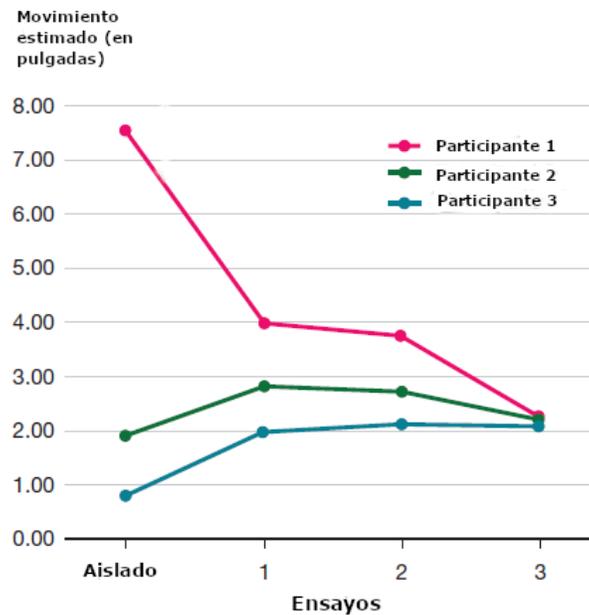
Cuando se forma una agrupación social es posible notar que sus miembros coordinan sus acciones y se comportan de tal manera que aparentan unanimidad de propósitos; esa es la base del comportamiento colectivo, aquel fenómeno en el que interacciones repetidas entre individuos pueden producir patrones en una escala superior, es decir, en un nivel grupal o global (Ward & Webster, 2016; Sumpter, 2010).

Una clase prominente de comportamiento colectivo que ostenta vastos exponentes de estudio dentro de la literatura de las ciencias sociales, es el comportamiento de manada, presente en eventos masivos como lo son disturbios, pánicos, modas, histerias colectivas y burbujas económicas (Smelser, 1963; Turner & Killian, 1993 citados en Kameda & Hastie, 2015). Como conducta social convergente, tal fenómeno implica que los individuos deciden seguir a otros e imitar comportamientos grupales, alineando así sus pensamientos y conductas con el grupo de manera descentralizada, pues la aparente coordinación central que exhibe la manada es en realidad una propiedad emergente de las interacciones locales entre organismos (Raafat, Chater & Frith, 2009; Baddeley, 2010).

Un caso clásico de comportamiento de manada se documentó durante una situación experimental diseñada por Muzafer Sheriff (1936). El experimento de Sheriff consistía en ubicar

a los participantes dentro de un cuarto oscuro y presentarles un punto de luz fijo durante dos segundos, para posteriormente solicitarles su juicio sobre la cantidad de desplazamiento de dicho punto; estas condiciones creaban una ilusión óptica conocida como efecto auto cinético, que es la sensación de movimiento de un punto fijo de luz (Abelson, Frey & Gregg, 2004).

Figura 2.1: Resultados del experimento de Sheriff (1936)



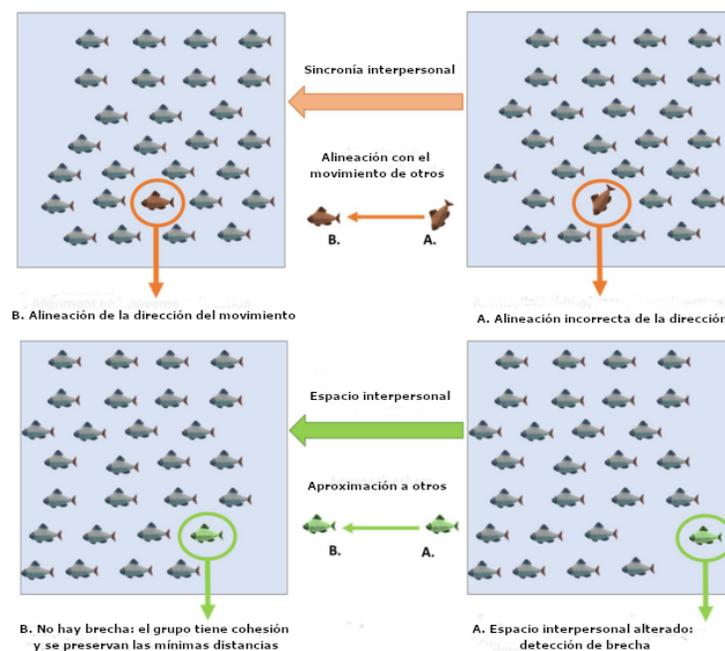
Nota. Estimación del movimiento (en pulgadas) de un punto fijo de luz durante el experimento autocinético de Sheriff; se muestra el promedio de tres participantes bajo dos condiciones: un ensayo estando aislados y tres ensayos realizados de forma grupal, se puede observar la convergencia de las estimaciones alrededor del tercer ensayo. Adaptado de *Social Psychology* (p. 310), por T. Gilovich, D. Keltner, S. Chen & R.E. Nisbett, 2016, Canadá: W.W.Norton & Company, Inc. Derechos de autor 2016 por W.W.Norton & Company, Inc.

Al inicio se colocaron a los participantes individualmente en el cuarto oscuro, y el promedio de estimación de los sujetos a lo largo de los ensayos en esta condición iba desde dos hasta ocho pulgadas. En el siguiente tratamiento se situaron a varios participantes dentro de la habitación oscura y se les pidió compartir sus estimaciones públicamente; los resultados mostraron que las estimaciones de las personas tendían a converger a lo largo del tiempo, pues aquellos que individualmente aseguraban que la luz se había movido una gran distancia (p.ej. más de siete pulgadas) reducían su estimación de manera gradual, y coincidentemente, los individuos que en la condición previa juzgaban una distancia pequeña de movimiento (p.ej.

poco más de una pulgada) aumentaban su estimación paulatinamente, por lo que los juicios de los participantes en el grupo terminaron por alinearse y estabilizarse en un promedio de alrededor de dos pulgadas (Gilovich, Keltner, Chen & Nisbett, 2016).

Por otro lado, el comportamiento de manada no es un fenómeno restringido a entornos controlados, pues se ha reportado su aparición en animales silvestres: cardúmenes de peces, bandadas de aves y rebaños de mamíferos; se habla de principios generales que gobiernan el movimiento de estas entidades colectivas, como la alineación de la dirección de cada individuo con otros espacialmente próximos y la preservación de la cohesión grupal al acercarse a otros en el grupo, manteniendo cierta distancia para evitar colisiones (Marton-Alper et al., 2020).

Figura 2.2: Principios generales del movimiento colectivo.



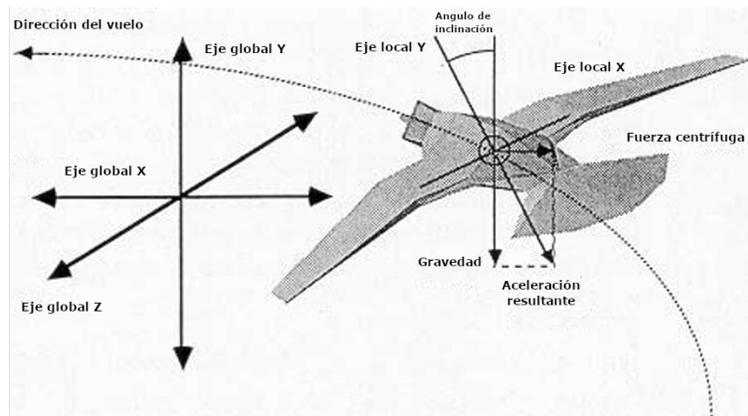
Nota. El desplazamiento colectivo involucra sincronizar la dirección del movimiento con los otros, acercándose para mantener cohesión pero preservando una mínima distancia de separación. Adaptado de "Herding in human groups is related to high autistic traits", por I. Z. Marton-Alper, H. Z. Gvirts-Provolovski, M. Nevat, M. Karklinsky & S. G. Shamay-Tsoory, 2020, *Scientific Reports*, 17957 (2020), p.2. Derechos de autor 2020 por Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Particularmente, los modelos del movimiento de cardúmenes de peces que contemplan atracción, repulsión y alineación entre sus miembros predicen una morfología del cardumen

aproximadamente oblongada, predicción que es ampliamente apoyada por observaciones de peces en el laboratorio y en la naturaleza (Partridge et al. 1980 ; Pitcher, 1973 citados en Ward & Webster, 2016); se cree que la forma oblongada emerge como resultado de la repulsión local, que ocurre cuando los individuos dejan un espacio vacío frente a ellos para evitar chocar con otros adelante, ya que en grupos móviles y polarizados la zona de repulsión efectiva frente a un animal necesita ser mayor a la lateral, lo que ocasiona que a nivel grupal la forma del cardumen se estire hasta llegar a oblongarse.

Siguiendo la línea de modelización del movimiento de los cardúmenes se encuentra el modelo *boid* creado por Craig Reynolds (1987), de tipo *bottom-up* , que está muy relacionado con sistemas de partículas empleados para representar objetos difusos, con formas irregulares y complejas; dichos sistemas consisten en colecciones numerosas de partículas, cada una provista con conductas propias.

Figura 2.3: Vuelo geométrico en el modelo *boid*



Nota. El vuelo geométrico es un tipo de movimiento dinámico y acumulativo a lo largo de una trayectoria, que es tangente a una curva de tres dimensiones; se basa en desplazamientos progresivos en torno a un eje local Z y una serie de rotaciones alrededor de los ejes locales X y Y. Adaptado de "Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model", por C.W. Reynolds, 1987, *Computer Graphics*, 21(4), p.27. Derechos de autor 1987 por C.W. Reynolds.

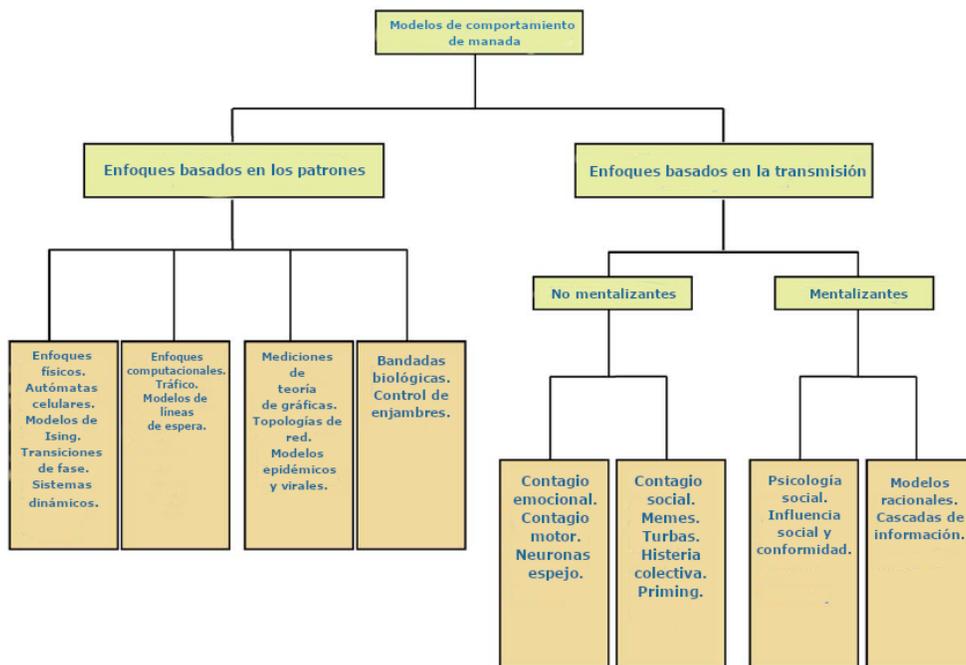
Además de eso, el modelo de Reynolds reemplaza a las tradicionales partículas en forma de punto, empleadas por autores como Vicsek et al. (1995), con objetos geométricos enteros que poseen un sistema completo de coordenadas locales y que tienen una orientación espacial

específica, y de hecho, para simular el movimiento colectivo (p.ej. de las parvadas de aves) se les impone una serie de reglas conductuales a seguir:

- Evitación de colisiones: evitar colisiones con compañeros en el espacio cercano.
- Igualación de velocidad: intentar igualar la velocidad con compañeros cercanos espacialmente.
- Centralización en la parvada: intentar mantenerse cerca de vecinos próximos.

Raafat, Chater & Frith (2009) proponen una distinción para el estudio del comportamiento de manada basada en la perspectiva de las teorías.

Figura 2.4: Clasificación de los modelos de comportamiento de manada



Nota. Para entender cómo se sostiene la estructura del comportamiento de manada se plantean dos enfoques: uno centrado en patrones y otro en la transmisión. El primer enfoque suele ser más matemático y tener poca consideración por los estados internos de los agentes; en el segundo, se apela más a la mentalidad de los individuos y se enfatiza el rol de las emociones y la racionalidad. Adaptado de "Herding in humans", por R.M. Raafat, N. Chater & C. Frith, 2009, *Trends in Cognitive Sciences*, 13(10), p.423. Derechos de autor 2009 por Elsevier Ltd.

Las explicaciones basadas en patrones tratan a los individuos como unidades con propiedades y modos de interacción simples y bien definidos: modelándolos como simples imitadores o seguidores de heurísticos, además de visualizar al comportamiento de manada en términos de patrones de interacción entre agentes; en comparación, las explicaciones basadas en el modo de transmisión buscan identificar y unificar mecanismos de transferencia de información en el comportamiento de manada, concentrándose en el rol de los componentes cognitivos y afectivos, a su vez, este enfoque distingue entre teorías mentalizantes y no mentalizantes, dado que las primeras destacan la habilidad de los agentes para explicar y predecir la conducta de otros atribuyéndoles estados mentales independientes, en tanto que las segundas prescinden de dicha suposición.

Como acotación se señala que las categorías a las que pertenece el presente trabajo, acorde a la clasificación de Raafat, Chater & Frith (2009), cubren ambos tipos de teorías concernientes al comportamiento de manada. Por una parte se utiliza una topología de red, que corresponde a una explicación basada en patrones, y de manera accesoria, se hace uso de mecanismos basados en la influencia social y la conformidad, que fundamentalmente refieren a explicaciones basadas en el modo de transmisión con un trasfondo mentalizante; dada la información anterior es coherente afirmar que este trabajo posee una naturaleza híbrida.

Baddeley (2018) menciona tres atributos que comparten las diversas, y en su mayoría interdisciplinarias, concepciones sobre el comportamiento de manada: en primer lugar involucra imitación, un tipo de aprendizaje social que consiste en comportamientos que son transmitidos o copiados entre un modelo y un observador (Bird & Heyes, 2007); el segundo atributo es ser un fenómeno de grupo, pues al requerir que muchas personas imiten a otra persona o que se imiten entre sí se hace uso de la interdependencia, una característica grupal que conlleva a que los pensamientos, emociones y conductas de cada miembro del grupo influyeran a los demás integrantes (Smith, Mackie & Claypool, 2015); y finalmente no es un acto puramente aleatorio, pues al ser producto de la dinámica de pertenencia a un grupo se genera autoorganización, un patrón que emerge en una escala grupal de un sistema como resultado de interacción entre componentes de menor escala inmersos en dicho sistema (Camazine et al., 2001 citado en Ward & Webster, 2016).

Desde una perspectiva centrada en la Psicología Social, las influencias sociales que subya-

cen a nuestras tendencias hacia el comportamiento de manada se clasifican como influencias informativas, que incluyen todas las maneras en las que aprendemos al recolectar información de otros a nuestro alrededor, e influencias normativas, que abarcan las normas y costumbres que definen a los grupos y comunidades circundantes (Baddeley, 2018).

2.3.1. **Ámbito Financiero**

Respecto a los mercados financieros, se asume que la conducta de manada se encuentra bastante extendida entre los inversores individuales e institucionales, y es frecuentemente citada como la principal razón detrás de los periodos de volatilidad extrema e inestabilidad del mercado. Las circunstancias en torno a su aparición son variadas, entre ellas: la posibilidad de que los *traders* puedan inferir información partiendo de las acciones de sus semejantes, la reacción de los inversores ante la llegada de información fundamental, los analistas actuando en manada para proteger su reputación o los inversores institucionales incurriendo en el mismo patrón con intenciones de obtener remuneración, hasta los inversores simplemente siendo económicamente irracionales y la conducta de manada surgiendo como consecuencia de convenciones psicológicas y/o sociales (Spyrou, 2013).

Pese a la visión normativa de los mercados financieros como escenarios en donde predomina la eficiencia y la información completa, Vogel (2018) asevera que el miedo al ostracismo y a parecer desinformado, equivocado, estúpido o desquiciado crea presiones sociales que hacen extremadamente difícil para la mayoría de los individuos o instituciones ir contra la corriente, específicamente, comprar durante periodos bajos y vender en el transcurso de periodos altos; esto se debe a que al unirse con la mentalidad de la manada el estrés de la disonancia se alivia y los miedos anteriormente señalados se eliminan en gran medida.

Tal es la repercusión de la presencia del comportamiento de manada en los mercados bursátiles, que Schulmerich, Leporcher & Eu (2015) aluden a su impacto puntual entre las teorías financieras convencionales que pretenden explicarlos:

- El supuesto de que todos los agentes económicos son independientes de otros al tomar decisiones es falso.
- La ley de la oferta y la demanda, en la que se presume que precios más altos atraen a

más vendedores y disuaden a los compradores, no tiene un efecto inmediato.

- La idea de que los precios de los instrumentos financieros solo proveen información fundamental es incorrecta, ya que dichos precios reflejan una mezcla de información

Para soslayar las carencias previamente enunciadas, se han propuesto modelos computacionales basados en la metodología de Modelación Basada en Agentes (ABM, por sus siglas en inglés) que ahondan en la relación entre el comportamiento de manada y variables financieras clave.

Por ejemplo, Kim & Kim (2014) utilizaron un ABM para modelar el comportamiento de manada en grupos con diversos niveles de irracionalidad (13 niveles en total) y sus correspondientes respuestas ante políticas monetarias micro y macro; sus análisis se basaron en dos indicadores: el exponente de Hurst, que clasifica las series de tiempo acorde a su persistencia, y la entropía de Shannon, una herramienta creada para analizar la aleatoriedad e impredecibilidad de un sistema. Los resultados mostraron que en los sistemas con políticas macroeconómicas ocurrían fluctuaciones abruptas, mientras que en sistemas en donde se incluían políticas microeconómicas la conducta grupal seguía una tendencia estable, al igual que en los sistemas que aplicaban ambos tipos de políticas.

Chen, Zheng & Tan (2013) estudiaron el origen microscópico de la correlación entre rendimientos financieros y volatilidad, también llamada efecto apalancamiento cuando la correlación es positiva y efecto anti-apalancamiento cuando la correlación es negativa. Para cumplir sus objetivos los científicos realizaron un ABM que pretendía tomar en cuenta las conductas colectivas e individuales de los inversores, construyendo un modelo microscópico con interacciones multi-agente en el que destacaba el *trading* asimétrico, la disposición diferencial al *trading* acorde a si el mercado se encontraba a la alta o a la baja, y el comportamiento de manada, modelado como la agrupación de los inversores al momento de tomar decisiones; además de que se exploraron dos modalidades del mercado: mercado a la alta, un periodo en el que los precios de los activos incrementan de manera general, y mercado a la baja, un lapso de tiempo caracterizado por el descenso global en el precio de los activos. Se concluyó que tanto para los efectos de apalancamiento como de anti-apalancamiento el *trading* asimétrico y el comportamiento de manada son mecanismos generativos esenciales.

Posteriormente Chen, Tan & Zheng (2015) siguieron una ruta más ambiciosa, pues intentaron modelar el comportamiento de manada en una modalidad multinivel: nivel instrumento financiero, nivel sector y nivel mercado. Su respectivo ABM pretendía investigar la estructura de los sectores, que describe la organización espacial en el mercado financiero, y el agrupamiento de la volatilidad, es decir, las correlaciones temporales de amplio rango en las volatilidades de los precios de los activos, pues se asume que las correlaciones espacio-temporales son cruciales para entender las dinámicas de los precios en los mercados financieros; los autores concluyeron que, efectivamente, el comportamiento de manada multinivel era el mecanismo microscópico de generación de la estructura de los sectores.

Por otro lado, Lee & Lee (2015) presentaron una investigación en la que los agentes tenían expectativas heterogéneas respecto al punto de inflexión en el precio de un activo, es decir, aquel momento en el que el precio del instrumento detiene su crecimiento y comienza a caer, todo dentro de un ambiente en donde ocurrían eventos de inestabilidad financiera como burbujas y crashes en mercados financieros. En este caso, el comportamiento de manada se inducía al crear grupos de tamaños y expectativas diversas, pero dentro de cada grupo las expectativas de todos los agentes se mantenían homogéneas; los investigadores sintetizaron los resultados conseguidos con un par de conclusiones generales, la primera es que la existencia de expectativas heterogéneas acerca del punto de inflexión de un activo afecta las dinámicas de precios y su nivel máximo, y más relevante aún para el presente trabajo, la segunda conclusión afirma que mientras más agentes compartan las mismas expectativas una mayor volatilidad en el precio emergerá.

Pese a la existencia de un puñado de trabajos que emplean la metodología ABM para modelar algún aspecto relacionado al comportamiento de manada en entornos financieros, en general dentro de la literatura académica se observa una escasez de investigaciones que aborden dicho comportamiento colectivo desde una perspectiva centrada en Sistemas Complejos y, sobretodo, usando un modelo interno para los agentes que manifieste pautas conductuales empíricamente respaldadas, es decir, comportamientos basados en evidencia psicológica empírica.

El presente trabajo pretende contribuir a la comprensión de los efectos generales que tiene el comportamiento de manada sobre las dinámicas de mercado, desde la perspectiva de

la Modelación Basada en Agentes, y además, aportar una alternativa teórica a un área que posee una cantidad modesta de modelos con un trasfondo psicológico.

Capítulo 3

Teoría Económica Neoclásica y Conductual

El capítulo comienza con una introducción a los mercados financieros, sus diversas funciones, clasificaciones y una mención de los mercados financieros principales.

Después se procede a exponer la Hipótesis de Mercados Eficientes (HME), así como sus diferentes formas: forma débil, semi-fuerte y fuerte, junto con su planteamiento formal. Como extensión natural de la HME se presenta el modelo de caminata aleatoria, una clase de proceso estocástico.

Posteriormente se establece el concepto de anomalía financiera y algunos de sus ejemplos más destacados. También se describe la distribución del índice financiero S&P 500 y se enuncia brevemente el concepto de distribución de colas pesadas.

Otro tipo de anomalías financieras extremas en las que se hace hincapié son las burbujas y los *crashes* financieros, fenómenos críticos capaces de desembocar en crisis financieras.

Para finalizar se expone la perspectiva de Finanzas Conductuales como respuesta a la TEN predominante en el área académica, parte de su desarrollo e implicaciones teóricas, además de hacer énfasis en el tema de preferencias sociales como nexo con el fenómeno de comportamiento de manada que se desglosó en el capítulo anterior.

3.1. Definición de TEN y TEC

La teoría económica neoclásica (TEN) estudia la manera en la que la economía se genera a partir de la conducta de un agente agregado, y con tal de cumplir ese fin realiza ciertas suposiciones generales (Arthur, 2021):

- Racionalidad perfecta. Cada agente resuelve un problema bien definido, usando un razonamiento perfectamente racional e informado para optimizar su conducta.
- Agentes representativos. Los agentes son prácticamente iguales, pues todos ellos se engloban en un rango limitado de prototipos representativos.
- Conocimiento común. Todos los agentes tienen información acerca de los prototipos representativos existentes, además de conocer la naturaleza perfectamente racional de sus semejantes y ser conscientes de que aquellos también comparten dicho conocimiento.
- Equilibrio. El resultado agregado es consistente con la conducta optimizadora de los agentes y no ofrece incentivo para que los individuos cambien su conducta.

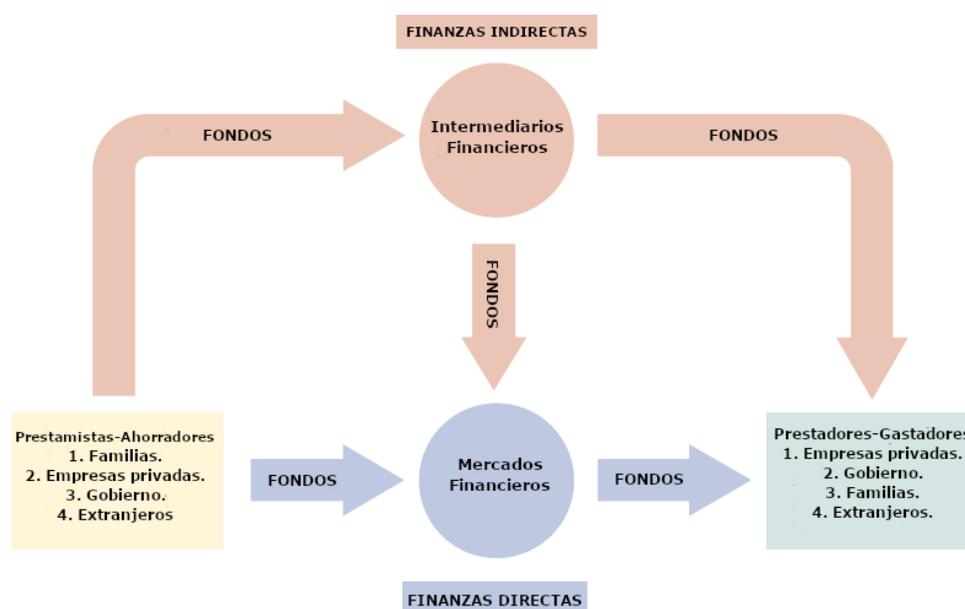
En contraposición a la TEN, la Teoría Económica Conductual (TEC) aplica hallazgos psicológicos para entender el juicio y la toma de decisiones económicas, su objetivo es describir como la gente real toma decisiones en su vida pública y privada, con limitaciones de tiempo, información, procesamiento cognitivo o bajo presión social. A partir de estudios de campo y experimentos, la TEC reconoce que los humanos usualmente no se comportan de manera totalmente racional durante su vida diaria, pues su conducta es afectada por heurísticos (i.e. atajos mentales) y sesgos; en contraste con la TEN, este enfoque se centra en el comportamiento problemático, es decir, en las formas en las que la conducta humana se desvía de las predicciones que hace el modelo económico tradicional (Corr & Plagnol, 2023).

3.2. Mercados Financieros

El sistema financiero consiste en entidades que ayudan a facilitar el flujo de fondos, desde los individuos que poseen reservas hacia aquellos que necesitan fondos para invertir; los

sistemas financieros hacen posible una transferencia de fondos más eficiente al mitigar dificultades entre los prestadores y los prestamistas de fondos, como el problema que representa la asimetría de información, que ocurre cuando una de las facciones tiene un conjunto de información distinto al de la otra (Drake & Fabozzi, 2010). Cabe aclarar que además de los prestadores y los prestamistas un sistema financiero se compone de a) mercados financieros, en donde las transacciones toman lugar; b) intermediarios financieros, que facilitan las transacciones; y c) reguladores de las actividades financieras, que supervisan que los involucrados sigan las reglas.

Figura 3.1: Ruta de los fondos dentro del sistema financiero



Nota. Las flechas indican que los fondos fluyen de ahorradores y prestamistas a prestadores e inversores a través de dos rutas: finanzas directas, en las que los prestadores toman fondos de los mercados financieros al vender instrumentos, y finanzas indirectas, en las que un intermediario recibe fondos de ahorradores y realiza préstamos a inversores. Adaptado de *The Economics of Money, Banking, and Financial Markets* (p.23), por F.S. Mishkin, 2016, U.S.A: Pearson. Derechos de autor 2016 por Frederic S. Mishkin.

La función económica de los mercados financieros es incrementar la eficiencia con la que los individuos pueden realizar intercambios inter-temporales y mutuamente benéficos con otros individuos, es decir, aquellas transacciones que involucren reducir o aumentar el consumo actual a cambio de aumentar o reducir el consumo futuro mientras se produce un

incremento en el bienestar de ambas partes (Bradfield, 2007). Pese a que el rol principal de los mercados financieros es la transferencia de fondos desde personas que tienen reservas disponibles hacia otras con reservas escasas (Mishkin & Eakins, 2018), acorde a Poncet & Portait (2022) dichos mercados cumplen con roles adicionales que posibilitan la eficiencia económica:

- Distribución de recursos en efectivo a lo largo del tiempo. Los prestadores están dispuestos a invertir sus ahorros en instrumentos financieros, a la par que los prestamistas cubren su necesidad inmediata de préstamos mediante deudas con el banco y la emisión de instrumentos financieros.
- Distribución del riesgo. Algunas operaciones financieras no están destinadas a cubrir la necesidad de préstamos, por el contrario, resultan en flujos bajos o nulos de efectivo al inicio y flujos de efectivo futuros que dependen de alguna situación posterior a la transacción.
- Provisión de información. Los mercados financieros contribuyen a informar a los agentes económicos, pues a través de los precios los agentes adquieren información relativa a las posiciones de las empresas y del mercado mismo.

Más allá de ser una institución aislada, los mercados financieros abarcan una amplia colección de instituciones de carácter formal e informal, en continua evolución y sin delimitación absoluta, que procura facilitar el intercambio de instrumentos financieros (Bailey, 2005). Los instrumentos financieros son activos intangibles que implican una concesión sobre el ingreso futuro o sobre los activos en propiedad de aquel que emitió el instrumento (Mishkin & Eakins, 2018), es decir, es una especie de garantía que le asegura al portador recibir cierto pago en caso de que se cumplan determinadas condiciones, previamente acordadas con el emisor del instrumento.

Como argumentan Drake & Fabozzi (2010) los instrumentos financieros desempeñan dos funciones esenciales, la primera es permitir la transferencia de fondos por parte de entidades con oferta para invertir hacia otras que busquen adquirir activos tangibles, y la segunda consiste en permitir la redistribución del riesgo sistemático entre aquellos que buscan y

proveen fondos, riesgo que es generado durante el flujo de efectivo asociado al comercio de activos físicos.

Dada la diversidad de instrumentos que existen, las formas posibles de clasificación de los mercados en los que se intercambian son proporcionalmente extensas. Por ejemplo, si la madurez del instrumento comercializado es menor a un año sus mercados se conocen como mercados de dinero, y en caso de ser mayor a un año son nombrados mercados capitales; paralelamente, si la comercialización de instrumentos se hace entre gobiernos o empresas emisoras y nuevos inversores, los mercados son llamados mercados primarios, caso opuesto con aquellos mercados en los que se transfieren instrumentos previamente emitidos de inversores existentes a nuevos inversores, y que adquieren el título de mercados secundarios (Bodie, Merton & Cleeton, 2009; Melicher & Norton, 2017). No obstante y pese a las múltiples agrupaciones conceptuales de los mercados financieros, existen cuatro tipos principales según el criterio de Melicher & Norton (2017):

- Mercados de deuda. Instrumentos que restituyen los fondos prestados, como aquellos con escasa madurez, bonos e hipotecas, son originados e intercambiados aquí.
- Mercados de acciones. Venden y comercian con instrumentos financieros que representan la posesión parcial de corporaciones, instrumentos conocidos como acciones comunes.
- Mercados de derivados. Se encargan del intercambio de instrumentos financieros cuyo valor deriva de deudas subyacentes y de otros instrumentos, como las acciones comunes.
- Mercados de divisas. Son mercados electrónicos en los que bancos y comerciantes institucionales compran y venden varios tipos de monedas, a nombre de negocios y otros clientes.

3.2.1. Hipótesis de Mercados Eficientes

Cuando se habla de eficiencia en los mercados financieros, la Teoría Económica Neoclásica (TEN) considera a los precios de los activos y a sus rendimientos como determinados por un proceso de oferta y demanda, que ocurre en un mercado competitivo compuesto por

comerciantes racionales; estos comerciantes son capaces de asimilar rápidamente toda información relevante para la determinación de los precios de los activos o de los rendimientos, y ajustar los precios en consecuencia. La anterior afirmación refuerza el supuesto que hace la TEN sobre que los participantes del mercado no tienen ventajas comparativas al adquirir información, lo que a su vez implica que los rendimientos reflejan un pago justo por el riesgo asumido en el instrumento financiero y que el precio de los instrumentos es impredecible, pues ninguna información disponible en el presente o pasado debería mejorar la predicción de los rendimientos dado que dicha información ya se encuentra incorporada en los precios actuales (Cuthbertson & Nitzche, 2004).

Tal noción de eficiencia fue propuesta en 1972 por Eugene Fama, bajo el nombre de Hipótesis de Mercados Eficientes (HME). A grosso modo, la HME establece que el mercado ajusta los precios de los instrumentos financieros conforme a la llegada de nueva información y de manera insesgada, reflejando la información disponible en dichos precios y, por ende, eliminando toda oportunidad para los especuladores que buscan obtener ganancias libres de riesgo; sin embargo, se plantean tres formas posibles para la HME que se corresponden con el conjunto de información considerado en cada modalidad (Bradfield, 2007):

- Forma débil. Este caso establece que los precios actuales de los instrumentos financieros reflejan toda la información contenida en la historia de los precios y volúmenes de venta; el resultado es que el beneficio marginal neto de un inversor que use información histórica para predecir futuros precios, será nulo.
- Forma semi-fuerte. Dicha categoría afirma que los precios actuales de los instrumentos financieros reflejan toda la información pública acerca de los futuros valores de estos precios; la información pública incluye todo lo que se puede aprender al leer la prensa pública y asistir a juntas abiertas al público. Análogamente a la implicación en la forma débil, la forma semi-fuerte indica que el beneficio marginal de analizar la información pública para predecir futuros precios de instrumentos financieros es cero.
- Forma fuerte. Como complemento lógico de la HME, la forma fuerte enuncia que los precios actuales de los instrumentos financieros reflejan toda la información acerca de los futuros valores de dichos instrumentos. El conjunto de información de la forma

fuerte contempla toda clase de información, tanto pública como privada; la información privada incluye, por ejemplo, las minutas en una junta directiva y los reportes de biólogos empleados en empresas farmacéuticas, por lo que la forma fuerte de la HME difícilmente es plausible en el mundo real.

Formalmente y con fines de otorgar un planteamiento empíricamente comprobable, la HME se puede definir a través del excedente de rendimiento $\varepsilon_{i,t+1}$ del instrumento i en el tiempo $t + 1$ (Wijst, 2013):

$$\varepsilon_{i,t+1} = r_{i,t+1} - E[r_{i,t+1} \mid \Phi_t]$$

En donde ε es el exceso de rendimiento (i.e. la diferencia entre el rendimiento observado y el esperado), r es el rendimiento y Φ es un conjunto de información.

A su vez $r_{i,t+1} = \frac{P_{i,t+1} - P_{i,t}}{P_{i,t}}$ representa el rendimiento observado del instrumento i en el tiempo $t + 1$, con precio P y siendo $E[r_{i,t+1} \mid \Phi_t] = \frac{E[P_{i,t+1} \mid \Phi_t] - P_{i,t}}{P_{i,t}}$ el rendimiento esperado del instrumento i en el tiempo $t + 1$ y condicionado en el conjunto de información Φ_t correspondiente al tiempo t , por lo que al sustituir ambas expresiones en la ecuación anterior se obtiene:

$$\varepsilon_{i,t+1} = \frac{P_{i,t+1} - P_{i,t}}{P_{i,t}} - \frac{E[P_{i,t+1} \mid \Phi_t] - P_{i,t}}{P_{i,t}} = \frac{P_{i,t+1} - E[P_{i,t+1} \mid \Phi_t]}{P_{i,t}}$$

Utilizando el concepto de exceso de rendimiento, la HME puede ser modelada de tres maneras distintas: mediante el modelo de juego justo, el modelo Martingale o el modelo de caminata aleatoria. Los dos primeros enfoques mencionados se desglosarán a continuación, mientras que el tercero se reservará para el apartado 3.1.2 del presente capítulo por su cardinal importancia.

El modelo del juego justo especifica directamente que la expectativa del exceso de rendimiento $\varepsilon_{i,t+1}$ dado el conjunto de información Φ_t es:

$$E[\varepsilon_{i,t+1} \mid \Phi_t] = 0$$

Este modelo manifiesta que a largo plazo las desviaciones de los rendimientos esperados serán nulas, lo que significa que el conjunto de información Φ_t no puede ser usado para generar sistemáticamente rendimientos positivos en exceso.

Por otro lado, el modelo Martingale explica indirectamente que el exceso de rendimiento esperado debe ser nulo, a través de las propiedades que poseen las series de tiempo de los rendimientos o de los precios.

Un proceso estocástico tipo Martingale es usualmente definido con respecto a su historial de observaciones; una variable aleatoria corresponde a un Martingale si el valor futuro esperado y condicionado en todos los valores pasados de la variable, es igual a su valor actual:

$$E(X_{t+1} | X_0, \dots, X_T) = X_t$$

En donde X_{t+1} es el valor futuro de una variable aleatoria, X_0, \dots, X_t son los valores pasados de dicha variable y particularmente X_t representa su valor actual.

De manera similar, se dice que una variable aleatoria es un sub-Martingale si $E(X_{t+1} | X_0, \dots, X_T) > X_t$ y un super-Martingale en caso de que se cumpla $E(X_{t+1} | X_0, \dots, X_T) < X_t$.

El argumento es que si toda la información respecto a un instrumento se refleja en su precio actual, entonces el precio futuro esperado debería ser el precio actual multiplicado por el rendimiento esperado:

$$E[P_{i,t+1} | \Phi_t] = P_{i,t}(1 + E[r_{i,t+1} | \Phi_t])$$

En donde $E[P_{i,t+1} | \Phi_t]$ es el valor esperado futuro y condicionado en el conjunto de información Φ_t y $E[r_{i,t+1} | \Phi_t]$ es el rendimiento futuro esperado y condicionado en Φ_t .

$$\frac{E[P_{i,t+1} | \Phi_t]}{1 + E[r_{i,t+1} | \Phi_t]} = P_{i,t}$$

Esta segunda ecuación señala que cuando el precio futuro esperado se descuenta apropiadamente, dicho precio será igual al precio actual; entonces se dice que el precio esperado y apropiadamente descontado es un Martingale, pues se dice que una variable sigue un proceso dinámico llamado Martingale con respecto a un conjunto de información Φ , si el valor futuro esperado y condicional en la secuencia de información Φ es igual a su valor actual. Cabe acla-

rar que, como se espera que el precio futuro (sin descuento) incremente con el rendimiento esperado, tal valor es considerado un sub-Martingale pues $E[r_{i,t+1} | \Phi_t] > 0$ y por ende se deduce que $E[P_{i,t+1} | \Phi_t] > P_{i,t}$.

3.2.2. Caminatas Aleatorias

Wijst (2013) menciona que el modelo de caminata aleatoria es una formalización más estricta sobre la HME, que especifica la distribución completa de los rendimientos; también afirma que es un proceso estocástico que carece de memoria, lo cual se traduce en que los patrones de los rendimientos pasados y los rendimientos pasados per se no pueden ser usados para predecir rendimientos futuros.

En aras de afianzar conceptos, un proceso estocástico se define como una colección de variables aleatorias indexadas por el tiempo, y dependiendo si dicho tiempo es considerado una variable continua o una variable discreta, los procesos se clasifican como de tiempo continuo o de tiempo discreto respectivamente. Una caminata aleatoria es un proceso estocástico de tiempo discreto, de la forma (Brandimarte, 2018):

$$X_k = X_{k-1} + \varepsilon_k \quad k = 1, 2, 3, \dots$$

En donde X_k es el estado de la caminata aleatoria en el tiempo k , X_{k-1} es el estado durante el tiempo anterior $k-1$ y ε_k es parte de una secuencia de *shocks* independientes entre sí y del estado actual, con un valor esperado de cero tal que su distribución es $\varepsilon_k \stackrel{iid}{\sim} \mathcal{N}(0, 1)$ para toda $k = 1, 2, 3, \dots$ lo que hace que los *shocks* sean impredecibles. Si se considera al estado inicial de la caminata aleatoria como $X_0 = 0$, la ecuación previa puede escribirse de manera recursiva:

$$X_k = \sum_{i=1}^k \varepsilon_i$$

De manera puntual, la hipótesis de caminata aleatoria establece que el rendimiento de un instrumento i durante el intervalo de tiempo $[t, t + \Delta]$ es (Danthine & Donaldson, 2015):

$$r_{i,t+\Delta t} = \mu\Delta t + \sigma\sqrt{\Delta t}\varepsilon_t$$

Con una distribución para $r_{i,t+\Delta t}$ de la siguiente forma:

$$r_{i,t+\Delta t} \sim \mathcal{N}(\mu\Delta t, \sigma^2\Delta t)$$

En donde Δt representa la variación de tiempo incluida en el cálculo del rendimiento $r_{i,t+\Delta t}$, μ es la media anual del rendimiento, σ^2 es la varianza anual del rendimiento y el *shock* ε_t se distribuye como $\varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, 1)$.

3.3. Anomalías Financieras

Pese a la popularidad de las teorías y modelos basados en la HME dentro de los círculos académicos, se han encontrado una gran cantidad de irregularidades que contradicen principios derivados de dicha hipótesis, como la falta de predictibilidad en los futuros rendimientos de los instrumentos financieros. De hecho, las anomalías financieras se definen como desviaciones de las predicciones formuladas a partir de la teoría de mercados eficientes, pues son relaciones empíricamente descubiertas entre los rendimientos de los instrumentos y las características de las firmas que no pueden ser explicadas por los modelos clásicos de apreciación de activos, como el Modelo de Apreciación de Activos Capitales (CAPM, por sus siglas en inglés) o modelos multi-factoriales (Khan, 2011; Baker, Filbeck & Ricciardi, 2017).

Retomando el apartado anterior, la Hipótesis de Mercados Eficientes afirma que el precio P de un instrumento financiero equivale al valor esperado de los futuros flujos de efectivo que serán recibidos a efectos de poseer dicho instrumento (Baker & Nosfinger, 2010); es decir, que $P = E[P^*]$ y $E[P^*]$ se define a través de la siguiente fórmula:

$$E[P^*] = \sum_{t=1}^{\infty} \frac{E[CF_t]}{(1 + E[R])^t}$$

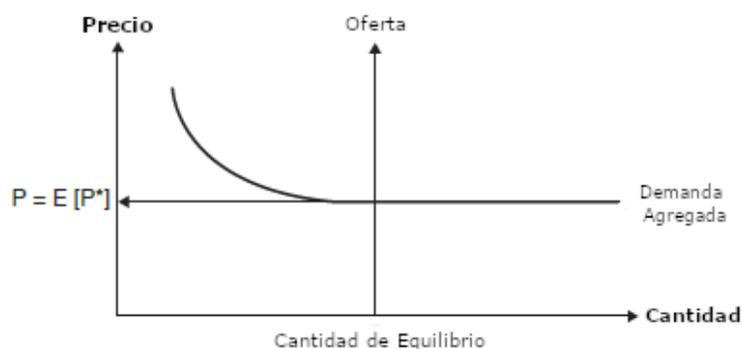
En donde $E[P^*]$ se conoce como el valor fundamental de un instrumento en el tiempo t , $E[CF_t]$ es el flujo de efectivo para el inversor en el periodo t y $E[R]$ es la tasa de descuento derivada de un modelo de rendimientos esperados.

Para que la HME se cumpla, al menos uno de los siguientes tres escenarios debe presentarse (Rau, 2010; Chandra, 2016):

- Todos los inversores son racionales. Los inversores racionales valoran a los instrumentos financieros como equivalentes a su valor fundamental, por lo que usan toda su información disponible para determinar de manera precisa $E[P^*]$; además, en caso de que $P < E[P^*]$ todos los inversores demandarán una mayor cantidad del instrumento y cuando sea $P > E[P^*]$ demandarán una menor cantidad del instrumento.
- Algunos inversores son irracionales. Es posible que contados inversores puedan reaccionar de una manera exageradamente optimista o pesimista ante la llegada de nueva información, pero siempre y cuando dichas desviaciones de la realidad sean independientes y no se correlacionen entre si, los errores tenderán a anularse y el precio de mercado será una estimación insesgada del valor fundamental del activo, por lo cual la expresión $P = E[P^*]$ se mantendrá vigente.
- Uso ilimitado del arbitraje. El arbitraje se concibe como la acción ejercida por parte de inversores racionales que conocen el valor $E[P^*]$ y comercian grandes cantidades del instrumento financiero cuando ocurre que $P \neq E[P^*]$. Las acciones de los inversores que funjan como arbitrajadores provocarán que el precio del instrumento se nivele con su valor fundamental, e incluso si existieran inversores sistemáticamente irracionales, estos árbitros se encargarían de procurar la eficiencia de mercado.

Bajo las condiciones previamente mencionadas, el precio actual de mercado se establecerá en la intersección entre la curva de oferta del instrumento financiero y la curva de demanda agregada de los inversores; tal punto de encuentro será el valor fundamental del activo.

Figura 3.2: Curvas de oferta y demanda agregada de un instrumento financiero



Nota. Acorde a la HME, el precio de un instrumento es determinado por la intersección entre la curva de oferta del mercado (que representa la oferta total del instrumento) y la curva de demanda agregada (que muestra la cantidad demandada por los participantes del mercado); este punto de encuentro de las curvas será $E[P^*]$, el valor fundamental del instrumento financiero. Adaptado de *Behavioral Finance Investors, Corporations, and Markets* (p.334), por H.K. Baker & J.R. Nosfinger, 2010, U.S.A: Jhon Wiley & Sons. Derechos de autor 2010 por Jhon Wiley & Sons, Inc.

Una anomalía financiera se manifiesta a través de los Rendimientos Ajustados al Riesgo (RAR) que son previsiblemente distintos de cero, es decir, rendimientos positivos superiores a la proporción entre riesgo y ganancia que poseen los instrumentos involucrados, cuya aparición se puede anticipar. Estas anomalías se oponen directamente a la teoría de mercados eficientes, la cual predice que instrumentos con RAR equivalentes a cero proveen una ganancia justa y proporcional a su riesgo, pues activos que ostenten RAR con valor positivo o negativo proveen una ganancia o pérdida que no corresponde con el riesgo implicado en los mismos (Khan, 2011).

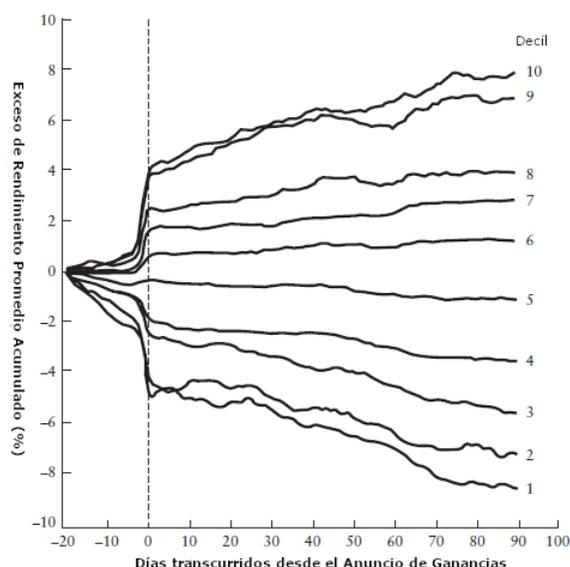
Dadas las múltiples anomalías financieras reportadas en la literatura científica, Latif, Arshad, Fatima & Farooq (2011) han propuesto una clasificación centrada en tres tipos básicos de anomalías: anomalías de calendario, las cuales se relacionan con un periodo particular de tiempo, por ejemplo, durante el cambio en el precio de las acciones diaria, semanal o mensualmente; anomalías de valor, que ocurren debido a una predicción falaz por parte de los inversores, cuando sobrestiman o subestiman futuros rendimientos o ganancias de las compañías; y finalmente las anomalías técnicas, relacionadas con los métodos empleados para pronosticar futuros precios de instrumentos financieros basándose en precios pasados e infor-

mación previa relevante. A continuación se detallarán algunas de las anomalías ampliamente documentadas bajo el contexto de los mercados financieros:

- **Enigma de prima en acciones.** Uno de los supuestos primordiales en finanzas es que la inversión en instrumentos riesgosos debería ofrecer mayores rendimientos, en comparación con inversiones libres de riesgo; sin embargo, la cantidad de prima de riesgo en las acciones, es decir, la diferencia entre los rendimientos de las acciones y los rendimientos de los activos de ingreso fijo como los bonos, históricamente ha excedido las predicciones de los modelos económicos neoclásicos de 0.35 % y se ha situado en un destacado 6 %. Esto solo es justificable si los inversores tuviesen una actitud aversiva ante el riesgo, lo cual se contrapone con la actitud neutra ante el riesgo que presuntamente posee un agente racional promedio en la teoría neoclásica (Chandra, 2016).
- **Exceso de volatilidad.** La volatilidad en el precio de las acciones es la intensidad del cambio, positivo o negativo, que dicho valor puede tener a lo largo del tiempo. Teóricamente estas fluctuaciones deberían ser explicadas por cambios en las expectativas de futuros dividendos o cambios en las tasas de descuento al momento de valorar acciones; no obstante, los niveles históricos de las relaciones entre precios y dividendos no han representado tasas de crecimiento reales en los dividendos, lo que indica que la volatilidad en los precios no es proporcional respecto a la variación en los dividendos y es entonces que se alude a cambios en el grado de aversión al riesgo para explicar este fenómeno, de manera similar al enigma de prima en acciones (Szyszka, 2013).
- **Impulso y retroceso.** Se dice que existe impulso cuando los rendimientos actuales de un instrumento están correlacionados positivamente con sus rendimientos pasados, mientras que el retroceso implica una correlación similar pero con valor negativo. Se han reportado correlaciones entre rendimientos a corto, mediano y largo plazo: en intervalos de un mes los datos apuntan a la presencia de retroceso, de 3 a 12 meses se ha detectado impulso y de 3 a 5 años el retroceso es un fenómeno típico (Ackert & Deaves, 2010). Esta anomalía contrasta directamente con la conjetura que hace la teoría de los mercados eficientes, en tanto predice que los rendimientos obedecen a un proceso estocástico del tipo caminata aleatoria que carece de memoria, lo que en términos

económicos significa que los rendimientos pasados no pueden utilizarse para predecir rendimientos futuros (Wijst, 2013).

Figura 3.3: Trayectorías CAR en torno al anuncio de ganancias

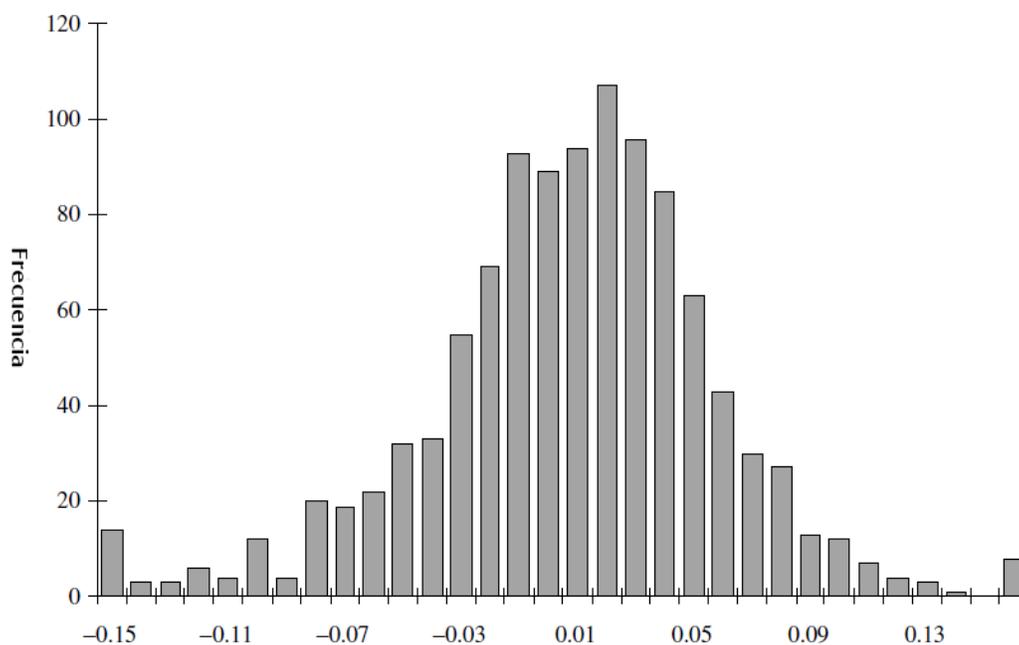


Nota. Se muestra el exceso promedio acumulado en los rendimientos (CAR, por sus siglas en inglés) de 10 grupos de empresas, es decir, la suma acumulada de las cantidades necesarias para compensar el riesgo en los rendimientos durante tres momentos clave: días antes del anuncio de ganancias, el día del anuncio y días posteriores al mismo. Si los mercados fueran eficientes se esperaría una reacción en las trayectorías CAR con una extensión limitada a algunos días, pues un mercado eficiente debería responder a la información relevante inmediatamente después de la ocurrencia del evento. Adaptado de *Behavioral Finance Psychology, Decision-Making and Markets* (p.62), por L.F. Ackert & R. Deaves, 2010, U.S.A: Cengage Learning. Derechos de autor 2010 por South-Western, Cengage Learning.

- Reacciones demoradas ante el anuncio de ganancias. Un evento importante dentro de las empresas suele ser el anuncio de las ganancias obtenidas trimestralmente, dichos anuncios contienen cambios no anticipados en las ganancias que, acorde a la teoría de mercados eficientes, el mercado debería asimilar e integrar rápidamente en los precios de las acciones y además tal información adicional debería repercutir automáticamente en sus correspondientes rendimientos. No obstante, estudios empíricos han señalado que el mercado se ajusta de manera gradual a la información otorgada en los avisos trimestrales de ganancias, de manera que acciones asociadas con ganancias excepcionalmente

buenas en sus respectivas empresas se desempeñan mejor en un periodo subsecuente de 60 días, comparadas con sus semejantes cuyas empresas de origen percibieron ganancias menos favorables. Un ejemplo claro de esta anomalía se registró en el estudio de Bernard & Thomas (1989), que consideró 10 grupos de acciones creados acorde a la calidad de sus ganancias asociadas, siendo el grupo 1 representante del 10% de las acciones asociadas a peores ganancias y el grupo 10 parte del 10% de acciones superiores en cuanto a ganancias relacionadas se refiere; los autores concluyeron que las acciones en el grupo 10 superaron a sus equivalentes del grupo 1 respecto a su desempeño, siendo esta diferencia de alrededor del 4% en el periodo comprendido por los dos meses posteriores al anuncio de las ganancias en las empresas nativas (Chandra, 2016).

Figura 3.4: Rendimientos reales y mensuales del índice S& P 500



Nota. Histograma de los rendimientos del S& P 500 en los Estados Unidos, desde Febrero de 1915 hasta Abril de 2004; se observan colas pesadas y un sesgo negativo en la distribución de los rendimientos. Adaptado de *Quantitative financial economics Stocks, bonds and foreign exchange* (p.75), por K. Cuthbertson & D. Nitzsche, 2004, Reino Unido: Jhon Wiley & Sons. Derechos de autor 2004 por Jhon Wiley & Sons Ltd.

Una de las anomalías financieras más importantes es la distribución de los rendimientos pertenecientes a instrumentos financieros. Con base en lo establecido en la sección 3.1.2,

la teoría de mercados eficientes asume que la distribución de los rendimientos será normal; no obstante, las distribuciones empíricas de índices financieros como el S&P 500 despliegan una gran proporción de rendimientos anómalos u *outliers*, lo que refuerza la idea de que la distribución de rendimientos netos posee colas pesadas y es asimétrica, dado que también suelen observarse en ella más rendimientos negativos que positivos, por lo que ambos rasgos se postulan como indicadores claros de que la distribución de rendimientos no cumple con la propiedad de normalidad (Cuthbertson & Nitzsche, 2004).

Acorde a Nair, Wierman & Zwart (2022) una distribución es considerada de colas pesadas si posee una cola más pesada que cualquier distribución de forma exponencial. En otras palabras, sea F una función de distribución acumulada para una variable aleatoria X tal que $F(x) = P(X \leq x)$ y la función de distribución acumulada \bar{F} se define como el complemento $\bar{F}(x) = 1 - F(x)$; entonces, una función de distribución F es considerada de colas pesadas si y solo si para toda $\mu > 0$ se cumple que:

$$\limsup_{x \rightarrow \infty} \frac{1 - F(x)}{e^{-\mu x}} = \limsup_{x \rightarrow \infty} \frac{\bar{F}(x)}{e^{-\mu x}} = \infty$$

En términos más simples, una función de distribución F es catalogada como una distribución de colas pesadas si su cola (la función complementaria \bar{F}) decae más lentamente que la cola de una distribución exponencial, es decir, si la probabilidad de obtener valores mayores a x conforme $x \rightarrow \infty$ es mayor en el caso de la función F que en el caso de la distribución exponencial; cabe aclarar que, la definición aplica para la cola derecha de la distribución dada la forma en la que se define F y \bar{F} , dicho concepto también puede aplicarse a la cola izquierda de la misma, lo que hace idónea a la clase de distribuciones de colas pesadas para describir la existencia de rendimientos anormales tanto con valor negativo como positivo.

3.3.1. Burbujas y *Crashes* Financieros

Una consecuencia inmediata del contenido expuesto al final de la sección anterior es que cuando se presentan anomalías financieras extremas, como burbujas y *crashes*, las predicciones basadas en mercados eficientes y que presumen una distribución normal para los rendimientos son incapaces de explicar los valores *outlier* tan disparatados, e incluso postulan

un contradictorio escepticismo ante su existencia, como lo demuestra Sornette (2017).

Tabla 3.1: Rendimientos en un mundo Gaussiano

X	Probabilidad	Uno en N eventos	Tiempo de espera en el calendario
1	0.317	3	Tres días
2	0.045	22	Un mes
3	0.0027	370	1.5 años
4	6.3×10^{-5}	15,787	63 años
5	5.7×10^{-7}	1.7×10^6	Siete milenios
6	2.0×10^{-9}	5.1×10^8	Dos millones de años
7	2.6×10^{-12}	3.9×10^{11}	1,562 millones de años
8	1.2×10^{-15}	8.0×10^{14}	Tres trillones de años
9	2.3×10^{-19}	4.4×10^{18}	17,721 trillones de años
10	1.5×10^{-23}	6.6×10^{22}	260 millones de trillones de años

Nota. Si los rendimientos de un instrumento financiero tuvieran una distribución normal, la imagen señala la Probabilidad de obtener un rendimiento mayor a una cantidad X de desviaciones estándar, su posibilidad de ocurrencia en Uno de N eventos y el Tiempo de espera en el calendario necesario para presenciar un valor de tal magnitud. Adaptado de *Why Stock Markets Crash Critical Events in Complex Financial Systems* (p.50), por D. Sornette, 2017, U.S.A: Princeton University Press. Derechos de autor 2017 por Princeton University Press.

Se dice que una burbuja financiera aparece cuando precios elevados en los instrumentos financieros son generados por el entusiasmo de los inversores, en lugar de apegarse a su esencia económica, es decir, una burbuja implica la existencia de desviaciones positivas, grandes y duraderas en el precio de un activo respecto a su valor fundamental (Ackert & Deaves, 2010; Vogel, 2018). Como característica esencial, las burbujas deben ser definidas en un momento posterior a su gestación, hasta el punto en el que estallan y el precio desciende para ajustarse al valor fundamental, lo que muchas veces ocurre de manera repentina y vertiginosa.

Por otro lado, los *crashes* suelen relacionarse a las burbujas financieras, ya que se definen como caídas relativamente rápidas y profundas en el precio de los activos, además de ser indicativos de condiciones financieras de alta volatilidad (Vogel, 2018). No se debe confundir a los *crashes* con los pánicos financieros, pues estos últimos involucran un frenesí a intercambiar instrumentos con poca liquidez por dinero o instrumentos del gobierno, los cuales se perciben como inversiones más seguras al estar respaldadas por un gobierno que supuestamente no puede entrar en bancarrota, dada su facultad inherente para imprimir más dinero (Aliber & Kindleberger, 2015).

Uno de los aspectos más perniciosos de las burbujas y los *crashes* suele ser su afinidad

con las crisis financieras, aquellas perturbaciones mayores en los mercados financieros que se caracterizan por descensos abruptos en los precios de los activos y la quiebra de una multitud de empresas, tanto financieras como no financieras (Mishkin, 2016), además de estar asociadas con una disminución en la producción, un desplome dramático en las inversiones y un gran incremento en el desempleo (Danthine & Donaldson, 2015). Autores como Palley (2012) señalan que crisis financieras como la Gran Depresión de 1929 y la crisis hipotecaria de 2008 son producto de ideas económicas defectuosas, implementadas mediante políticas económicas al servicio de intereses económicos y políticos particulares.

3.4. Finanzas Conductuales

Las finanzas conductuales son un campo relativamente nuevo pero en rápida expansión, que busca proveer explicaciones para las decisiones económicas que toma la gente al combinar la teoría psicológica cognitiva y conductual con la economía y finanzas convencionales (Baker & Nosfinger, 2010); poseen un carácter interdisciplinario, basado en temas, teorías y métodos de investigación provenientes de otros campos enfocados en la toma de decisiones, como la psicología, la economía y las neurociencias, lo cual les permite centrarse en factores cognitivos importantes e influencias emocionales, que acontecen durante los procesos de elección efectuados por individuos, grupos, organizaciones y mercados (Baker, Filback & Ricciardi, 2017).

En comparación, las finanzas tradicionales se basan en la premisa de que existen agentes racionales que hacen juicios insesgados y optimizan sus propios intereses, y pese a que esta perspectiva ofrece muchas revelaciones útiles, también constituye una imagen incompleta sobre la conducta observada de las personas, pues sus modelos normativos constantemente fracasan al estar basados en suposiciones falsas, que no son aplicables a la manera real en la que los inversores hacen elecciones o distribuyen su capital (Baker, Filback & Ricciardi, 2017). La propuesta de las finanzas conductuales surgió como reacción ante las dificultades presentadas por el paradigma tradicional, dado que se asume que algunos fenómenos financieros pueden ser entendidos a través de modelos en los que los agentes no son totalmente racionales, analizando lo que ocurre si se relajan los principios que subyacen a la racionalidad

individual (Thaler & Barberis, 2005); más aún, el crecimiento de la investigación en finanzas conductuales ha sido incentivado por la inhabilidad del enfoque tradicional de maximización de la utilidad esperada, por parte de inversores racionales y dentro de un contexto de mercados eficientes, para interpretar hallazgos empíricos (Baker & Nosfinger, 2010).

Cabe aclarar que las finanzas conductuales son un subtema derivado de la economía conductual, y una de las propiedades que heredó de dicha disciplina fue asumir que la conducta de los participantes en los mercados reales es fundamentalmente distinta de lo que la mayoría de la teoría académica normalmente conviene, por tanto los economistas conductuales argumentan que las predicciones de la economía y las finanzas tradicionales deben ser modificadas para considerar como las personas se comportan realmente en situaciones económicas, desafiando así la presunción de eficiencia en los mercados financieros (Burton & Shah, 2013). En cuanto a los tópicos específicos que abordan las finanzas conductuales, Sheffrin (2002) hace un resumen de los ejes temáticos fundamentales:

- Sesgos provenientes de heurísticos. Se trata de errores cometidos por los participantes financieros debido al uso de reglas generales de decisión para procesar datos, llamadas heurísticos; estos heurísticos son generalmente imperfectos, y en consecuencia, los participantes suelen poseer creencias sesgadas que los predisponen a equivocarse.
- Dependencia del encuadre. Se propone que además de las consideraciones objetivas, las percepciones de los participantes financieros en torno a los riesgos y rendimientos están altamente influenciadas por la manera en la que los problemas de decisión son descritos.
- Mercados ineficientes. Se alega que los sesgos provenientes de heurísticos y los efectos de encuadre causan que los precios en el mercado se desvíen de sus valores fundamentales.

Valiéndose de sus herramientas metodológicas y teóricas las finanzas conductuales presentan contenido procedente de otras ciencias y disciplinas administrativas, que resulta útil para explicar la conducta económica individual, ineficiencias del mercado, anomalías financieras y otros descubrimientos empíricos que contradicen los principios de las finanzas tradicionales (Baker, Filback & Ricciardi, 2017). Uno de sus pilares conceptuales es que la estructura de

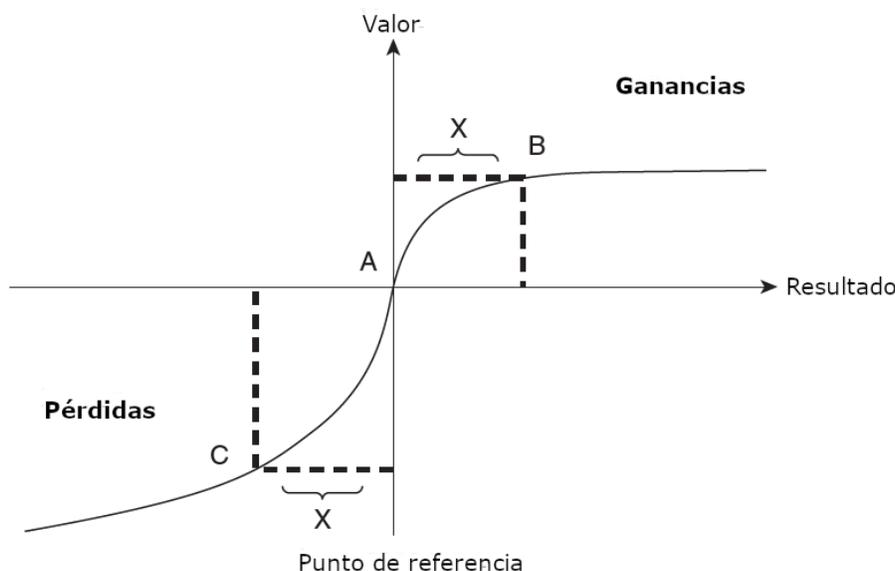
la información y las características de los participantes en el mercado influyen sistemáticamente las decisiones de otros participantes o individuos, así como los resultados agregados del mercado; dado que usualmente el cerebro humano procesa información mediante atajos y filtros emocionales, los seres humanos actúan de un modo aparentemente irracional, violando rutinariamente concepciones tradicionales sobre la aversión al riesgo y cometiendo fallas durante sus pronósticos (Baker & Nosfinger, 2010).

A manera de ilustración, se expondrán algunos de los principales modelos y fenómenos dentro de la economía y finanzas conductuales, recopilados en Corr & Plagnol (2023):

- Efecto de dotación. Este efecto consiste en valorar mucho más las cosas que nos pertenecen, en contraste con aquellas cosas que no poseemos; es especialmente evidente cuando las personas desean vender bienes de consumo a precios superiores a los que estarían dispuestos a pagar por ellos, como sus propias casas.
- Contabilidad mental. Es la tendencia a agrupar recursos financieros acorde al uso destinado para ellos; por ejemplo, las personas crean fondos para vacaciones, compras, entretenimiento, etc. que no son fácilmente intercambiables en términos psicológicos, es decir, que no es tan sencillo concebir la inversión de fondos para un fin diferente al que fueron mental y originalmente asignados.
- Heurístico de disponibilidad. La idea básica es que cuando un evento improbable o infrecuente llega a nuestra mente, tendemos a sobrestimar su ocurrencia; dicho heurístico es empleado para explicar la razón por la que una historia única, que acarrea una gran impresión, es más influyente que un cúmulo de datos estadísticos, como al momento de elegir jugar la lotería pensando en un puñado de casos ganadores y descartando la información probabilística.
- Aversión al riesgo. Cuando existe incertidumbre de por medio, tratamos de reducir tal estado negativo a como de lugar y sin importar las posibles pérdidas. Bajo ciertas circunstancias, la aversión al riesgo puede conllevar la disposición a aceptar un pago seguro pero que es menor al valor esperado de una opción alternativa y riesgosa, como en el caso de guardar dinero en banco que asegure tasas de interés negativas.

- Teoría del prospecto. Es un modelo descriptivo que hace cuatro predicciones importantes: a) eventos seguros se prefieren sobre eventos inciertos, incluso aunque su utilidad esperada sea menor; b) existe una mayor sensibilidad ante la pérdida que ante las ganancias del mismo valor; c) las decisiones sobre ganancias y pérdidas son realizadas a partir de puntos de referencia en lugar de términos absolutos; y d) la forma en la que la información es presentada resulta ser crítica, pues la misma información pero con diferentes encuadres implica diferentes resultados conductuales. Su descripción se basa en la gráfica de una curva de utilidad en forma de S, que refleja la aversión al riesgo concerniente a las ganancias y la tendencia a la búsqueda del riesgo en el dominio de las pérdidas; ambos comportamientos son relativos a un punto de referencia.

Figura 3.5: Función de valor en la teoría del prospecto



Nota. La figura en forma de S representa una función de utilidad bajo ganancias y pérdidas, respecto a un punto A de referencia. La parte de las ganancias es cóncava y la de las pérdidas es convexa, lo que significa que desplazarse del punto A al punto B genera un cambio de utilidad menor que el desplazamiento del punto A al punto C, pese a que la distancia entre A y B y entre A y C es la misma, es decir, X. Adaptado de *Behavioral Economics The Basics* (p.111), por P. Corr & A. Plagnol, 2023, Reino Unido: Routledge. Derechos de autor 2023 por Philip Corr y Anke Plagnol.

3.4.1. Preferencias Sociales

Una de las características claves del *Homo Economicus* planteado en las finanzas tradicionales es una pronunciada indiferencia hacia las otras personas, debido a que los modelos económicos generalmente son protagonizados por actores que eligen maximizar su propio bienestar, ya sea en forma de utilidad o de ganancias, mientras ignoran el bienestar de los demás y, pese a que tal conducta no es requisito para la racionalidad económica, es un supuesto común porque simplifica los modelos matemáticos sobre la conducta económica (Just, 2013). Sin embargo, contribuciones recientes e importantes acerca de cómo toman decisiones las personas se enfocan en otra clase de hombre económico, uno que refleja el hecho de que los seres humanos algunas veces eligen acciones que no coinciden con su propio interés material (Ackert & Deaves, 2010).

Acorde a Just (2013) una apasionante rama de la economía y finanzas conductuales examina cómo las personas se desvían de los modelos clásicos debido a la incorporación de las acciones o el bienestar de otros dentro de sus propias preferencias. Esta rama se denomina preferencias sociales o preferencias respecto a otros, y hace referencia a las preferencias que se tienen acerca de los resultados obtenidos por las otras personas; a pesar de que en la teoría económica tradicional las preferencias sociales no sean más que meros aditamentos, los economistas conductuales se enfocan de manera más profunda en hallazgos relacionados y expuestos por la psicología social (Baddeley, 2019).

A continuación se ilustrará el concepto de preferencias sociales con dos sencillos modelos.

Fer & Schmidt (1999; citados en Espíndola-Arredondo & Muñoz-García, 2020) propusieron una función de utilidad en el contexto de dos individuos, un individuo 1 con un nivel de riqueza x_1 y un individuo 2 con nivel de riqueza x_2 ; entonces, la utilidad del individuo 1 u_1 está definida por la siguiente expresión:

$$u_1(x_1, x_2) = \begin{cases} x_1 - \alpha(x_2 - x_1) & \text{si } x_2 > x_1 \\ x_1 - \beta(x_1 - x_2) & \text{si } x_2 < x_1 \end{cases}$$

Cuando el individuo 2 es más rico que el individuo 1 $x_2 > x_1$ y $\alpha \geq 0$, $\alpha(x_2 - x_1)$ denota la envidia que sufre el individuo 1 al ser más pobre que el individuo 2; en caso contrario,

$x_2 < x_1$ y $\beta \geq 0$ donde $\beta(x_1 - x_2)$ refleja la culpa del individuo 1 al ser más rico que el individuo 2.

Otro modelo de preferencias sociales afín presenta una función de utilidad más general para u_1 (Bolton & Ockenfels, 2000; citados en Espíndola-Arredondo & Muñoz-García, 2020):

$$u_1 \left(x_1, \frac{x_1}{x_1 + x_2} \right)$$

En donde el primer argumento dentro del paréntesis es interpretado como el componente egoísta dado que el individuo 1 solo considera su propia riqueza x_1 , mientras que el segundo argumento mide la proporción que representa la riqueza del individuo 1 x_1 con respecto a la riqueza total del grupo $x_1 + x_2$, capturando la parte social de sus preferencias. Una forma específica que esta clase de funciones de utilidad puede adoptar es la siguiente:

$$u_1 \left(x_1, \frac{x_1}{x_1 + x_2} \right) = x_1 + \alpha \left(\frac{x_1}{x_1 + x_2} \right)^{1/2}$$

En donde si el parámetro $\alpha \geq 0$ el individuo 1 aumenta su utilidad al poseer una gran proporción de la riqueza total, y si $\alpha < 0$ el individuo 1 sufre una reducción de utilidad proporcional a su riqueza dividida entre la riqueza total.

Aunque las preferencias sociales incluyen temas diversos como justicia, reciprocidad y altruismo, uno de sus tópicos de estudio más relevantes es el comportamiento de manada. Esto es comprensible, dado que el comportamiento de manada es una categoría general de conductas en la que las personas, motivadas por toda clase de razones, siguen grupos compuestos por otras personas; es una clase de preferencia social en la que los individuos deciden imitar conductas grupales en lugar de decidir independiente e individualmente, basándose en su propia información privada (Baddeley, 2019).

Como muestra del interés de las finanzas conductuales por modelar el comportamiento de manada, se describirá el modelo de Chamley (2004) basado en aprendizaje bayesiano. Aunque el modelo puede emplearse para una gran cantidad de situaciones, en esta ocasión se planteará un contexto financiero en el que un número de agentes dado decidirá si debe realizar o no una inversión de volumen fijo:

- Se considerará una cantidad fija de N agentes, ordenados de modo exógeno y cuyo orden se representa mediante un entero t para distinguirlos.
- Se asume que la naturaleza (factor externo a los agentes) es una variable aleatoria θ con dos posibles valores tal que $\theta \in \Theta = \{0, 1\}$. En este caso se asume que $\theta = 1$ es un buen estado para la inversión y $\theta = 0$ es un estado desfavorable para la misma; el estado de la naturaleza es aleatorio, pero independientemente de las decisiones de los agentes se mantiene constante desde su establecimiento al principio de la ejecución hasta la finalización de la toma de decisiones de los N agentes, además el estado exacto de la naturaleza es desconocido para todos.
- Cada uno de los N agentes cuenta con información privada acerca del estado de la naturaleza, es decir, información conocida únicamente por el agente y que no es observable directamente por otros. Para modelar esta información se asume que cada agente recibe una señal s que es informativa respecto a θ , por lo cual s es una variable aleatoria cuya distribución de probabilidad depende de θ .

La señal s es binaria ya que puede adoptar uno de dos valores disponibles tal que $s \in \{0, 1\}$ y como se mencionó con anterioridad, posee una distribución de probabilidad que depende de θ cuyos parámetros se estipulan en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2: Distribución de probabilidad condicional en θ de la señal binaria s

$P(s \theta)$	Señal	
Estado de la naturaleza	$s = 1$	$s = 0$
$\theta = 1$	q	$1 - q$
$\theta = 0$	$1 - q'$	q'

Por simplicidad se asume que s es una señal binaria y simétrica, lo que implica que $q = q'$ y por convención $q > \frac{1}{2}$ que a su vez se resume en $P(s_t = \theta | \theta) = q = q' > \frac{1}{2}$, lo que indica que la probabilidad de que el valor de la señal para el agente t ($s_t = 0$ ó $s_t = 1$) coincida con el verdadero valor de la naturaleza ($\theta = 0$ ó $\theta = 1$, respectivamente) es mayor a $\frac{1}{2}$ para cada uno de los agentes.

- Los agentes eligen una acción x_t secuencialmente, siguiendo el orden exógeno indicado por el subíndice t ; cada agente elige una acción en su periodo t asignado y a partir del conjunto discreto $\Xi = \{0, 1\}$, en donde $x = 0$ significa no hacer la inversión y $x = 1$ implica realizar la inversión.

Así mismo, el pago $u(x, \theta)$ que se obtiene por cada acción elegida depende del verdadero estado de la naturaleza:

$$u(x, \theta) = \begin{cases} 0 & \text{si } x = 0 \\ \theta - c & \text{si } x = 1 \end{cases}$$

Siendo la constante c el costo derivado de realizar la inversión.

- La información que posee cada agente t es su información privada junto con información pública, es decir, conocimiento común a todos los agentes; en este caso dicha información pública está contenida en el historial $h_t = (x_1, \dots, x_{t-1})$ de las $t-1$ acciones realizadas por los agentes que precedieron al agente t en la secuencia exógena.

A partir del historial h_t se genera una creencia pública al inicio del periodo t , que es la probabilidad de que $\theta = 1$ condicional en el historial h_t y está denotada por μ_t :

$$\mu_t = P(\theta = 1 \mid h_t)$$

Por convención, la creencia pública μ_1 en el primer periodo es igual a la probabilidad de que el estado de la naturaleza sea $\theta = 1$, tal que $\mu_1 = P(\theta = 1)$.

- Finalmente, la acción x_t de cada agente t se elegirá a partir de su creencia, que es una combinación de la creencia pública y su señal privada que se genera a partir de la regla de Bayes. Si la señal del agente es $s = 1$ el agente se considera optimista y su creencia será μ^+ , por el contrario, si su señal es $s = 0$ entonces se trata de un agente pesimista y su respectiva creencia es μ^- .

Las fórmulas bayesianas para actualizar la creencia de cada tipo de agente durante su respectivo periodo son las siguientes:

$$\mu_t^- = \frac{\mu_t(1-q)}{\mu_t(1-q) + (1-\mu_t)q}$$

$$\mu_t^+ = \frac{\mu_t q}{\mu_t q + (1-\mu_t)(1-q)}$$

Luego, sean μ^* y μ^{**} dos parámetros fijos que se establecen al inicio de la ejecución y que están relacionados con el costo c . La creencia de cada uno de los agentes está determinada por la creencia pública μ_t en su respectivo periodo de decisión t , dado que los otros parámetros en las fórmulas bayesianas q y $1-q$ son fijos; por ende, todo agente elige su acción comparando la creencia pública μ_t en el momento t con los parámetros fijos μ^* y μ^{**} , basándose en las siguientes reglas de decisión:

1° Si $\mu^* < \mu_t \leq \mu^{**}$, entonces el agente t invierte ($x_t = 1$) siempre y cuando su señal sea $s_t = 1$ con su correspondiente creencia optimista μ_t^+ .

2° Si $\mu_t > \mu^{**}$ el agente t invierte ($x_t = 1$) independientemente de que su señal sea $s_t = 0$ o $s_t = 1$; en este caso, el agente t invierte sin importar si su creencia es optimista μ_t^+ o pesimista μ_t^- .

3° Si $\mu_t \leq \mu^*$ el agente t no invierte ($x_t = 0$) independientemente de que su señal sea $s_t = 0$ o $s_t = 1$; por tanto, el agente t no invierte sin importar el tipo de creencia que tenga.

Cuando los agentes eligen su acción acorde a la segunda y tercera regla de decisión el modelo muestra que existe un comportamiento de manada, pues en estas situaciones la acción que realizan no transmite información acerca de su señal privada e incluso es independiente de la misma, es decir, el agente solo toma en cuenta la creencia pública para tomar su decisión y su señal privada resulta demasiado débil para ser considerada. De hecho, si todos los agentes exhiben un comportamiento de manada la creencia pública permanecerá inmutable al inicio del siguiente periodo y la conducta de cada agente se replicará en los periodos subsecuentes, provocando una cascada de información (Chamley, 2004).

Los modelos matemáticos y computacionales son una gran herramienta para explorar el comportamiento de manada, un fenómeno colectivo que es común en las sociedades animales,

incluyendo la humana.

Uno de los ejemplos más recientes es la burbuja financiera asociada a GameStop, una conocida cadena de tiendas americanas que se especializa en la venta de videojuegos y artículos relacionados. La burbuja comenzó a gestarse cuando una gran cantidad de personas se reunieron en un sitio de internet llamado Reddit, específicamente dentro de un foro llamado *WallStreetBets*, y que conjuntamente provocaron que el valor de las acciones en la bolsa de GameStop ascendiera un 1,500 %, alcanzando un alza de precios de \$17 a \$483 dolares para luego desplomarse dramáticamente hasta un promedio de \$55 dolares; evento insólito en el que muchas personas ajenas al mundo financiero ingresaron al mercado cuando vieron que sus amigos o personas que seguían en redes sociales promocionaban ciertos activos (Nova, 2021).

Figura 3.6: Precios de las acciones de GameStop



Nota. La burbuja financiera de GameStop aparentemente reventó el viernes 29 de Enero con un precio de \$ 55 dólares, luego de alcanzar un mínimo de \$ 17 y un máximo de \$ 283 dólares en esa misma semana. Adaptado de *More bubbles, less shorting. What the GameStop craziness could mean for the future of investing* [Infografía], por A. Nova, 2021 (<https://www.cnbc.com/2021/02/06/what-the-gamestop-craziness-could-mean-for-the-stock-markets-future.html>).

Esta clase de eventos presuntamente fortuitos pero de dimensión considerable ha sido común a lo largo de la historia financiera: desde la crisis de los tulipanes en la Holanda del siglo XVII hasta la burbuja especulativa *dotcom* a inicios del siglo XXI; por tal razón surge una necesidad latente por encontrar teorías y modelos que expliquen las particularidades

del comportamiento de manada desde perspectivas económicas tradicionales y conductuales, hasta recurrir a novedosos enfoques científicos, tal como los Sistemas Complejos con su capacidad para explicar fenómenos anómalos y patrones que resultan elusivos al emplear enfoques más ortodoxos.

Capítulo 4

Sistemas Complejos

El capítulo inicia presentando el enfoque imperante en la ciencia: el paradigma Newtoniano o mecanicista, para contrastarlo con la propuesta de los Sistemas Complejos (SC) enunciada posteriormente.

Luego se comentan algunas de las propiedades generalmente asociadas a los SC, además de introducir la aplicación de la perspectiva de los SC a la economía, que dio como resultado la creación de la economía de la complejidad.

Como parte de esta nueva perspectiva económica se menciona el área de redes financieras, que es pertinente para el presente trabajo. Finalmente, se ofrece un panorama sobre la modelación basada en agentes: una metodología computacional para investigar SC, junto con sus propiedades más destacables para estudiarlos, como es el caso de los mercados financieros y los fenómenos colectivos que ahí acontecen.

4.1. Enfoque de los Sistemas Complejos

Para el público en general y para la vasta mayoría de científicos la ciencia es percibida como un algoritmo para predecir el futuro estado de los objetos naturales, basándose en su estado actual y con una precisión teóricamente ilimitada; esto es un reflejo de que el pensamiento científico ha estado dominado por el paradigma Newtoniano o mecanicista: una visión que considera un mundo reducible a unos cuantos elementos fundamentales, caracterizados por una conducta regular, reproducible y por tanto predecible, cualidades que en su conjunto

ofrecen una imagen simple sobre el universo (Nicolis & Nicolis, 2012).

Hasta inicio del siglo XX, la mecánica clásica era vista como el fundamento de la ciencia en su totalidad, e incluso se esperaba que otras ciencias pronto fuesen reducidas a las leyes de la mecánica. Aunque dicha expectativa jamás se cumplió, otras disciplinas como la biología, la economía o la psicología adoptaron una metodología y perspectiva Newtoniana, lo que es comprensible dada la profunda influencia que el paradigma mecanicista ejerció auxiliándose de su simplicidad, coherencia y aparente cabalidad (Heylighen, Cilliers & Gershenson, 2006).

Los pilares epistemológicos son concepciones del conocimiento que guían la interpretación de los fenómenos naturales y la formulación de axiomas y postulados; dentro del paradigma Newtoniano, se pueden citar cuatro pilares epistemológicos principales (Gentili, 2019):

- Reduccionismo. Enfoque de la investigación científica que consiste en describir un sistema natural al descomponerlo en elementos y estudiar sus propiedades por separado; posteriormente, la imagen del sistema completo podrá ser reconstruida como una simple suma de las propiedades de sus elementos.
- Uniformidad. Las leyes naturales son verdaderas en todo momento y lugar en el universo, por lo que se asume que son universales.
- Determinismo. Este principio defiende que, si es posible determinar la posición y el impulso de toda partícula en el universo durante un instante específico de tiempo, entonces es posible predecir cualquier evento subsecuente de modo que el futuro es predecible.
- Mecanicismo. Todo en el universo, sea animado o inanimado, se comporta como una máquina. Y ya que todas las actividades y cualidades de los cuerpos son reducidas a sus facultades cuantitativas (p.ej. masa y movimiento), el universo alberga fenómenos reversibles, es decir, cualquier evento en la naturaleza puede regresar ocasionalmente sobre sus trayectorias y sus procesos.

En esencia, la filosofía de la ciencia Newtoniana es la de la simplicidad, lo que conlleva a asumir que la complejidad del mundo es solo una apariencia, pues para lidiar con ella únicamente es necesario analizar fenómenos en sus componentes más simples; una vez que se

haya hecho el análisis, la evolución de los fenómenos será perfectamente regular, reversible y predecible, a la vez que el conocimiento que se obtiene de ellos será un mero reflejo de un orden pre-existente (Heylighen, Cilliers & Gershenson, 2006).

Sin embargo, esta visión es incompatible con el hecho de que es posible predecir la aparición de un eclipse miles de años por adelantado, pero no existe la capacidad para predecir el clima que habrá en unos cuantos días, la actividad eléctrica en la corteza cerebral de un humano minutos después de comenzar una tarea, el índice financiero Dow Jones del día siguiente o el estado del planeta Tierra 50 años en el futuro (Nicolis & Nicolis, 2012). La aparente impredecibilidad de los sistemas suele asociarse con la complejidad, que de acuerdo a Corning (1998; citado en Northrop, 2010) surge cuando: a) el sistema posee numerosos componentes, unidades o individuos; b) existen múltiples interacciones entre los componentes; y c) los componentes producen efectos combinados que no son fácilmente pronosticados y suelen ser novedosos o sorprendidos.

La complejidad se origina en sistemas con elementos que interactúan, pues si se toman algunos elementos con conducta simple y se conectan de una forma específica, se presentará una conducta global; además, si se alteran las conexiones se encontrará una conducta global distinta (Miller, 2015). Esto ocurre en función de que los elementos se encuentran mutuamente entrelazados, por lo que un cambio en algún componente se propagará a través de la red de interacciones con otros componentes, que a su vez afectarán a muchos otros incluyendo a aquel que inició el proceso (Gershenson & Heylighen, 2004).

Para algunos sistemas sus posibles estados suelen ser prácticamente infinitos, dado que existe incertidumbre sobre sus componentes y las interacciones entre ellos pueden ser específicas, dependientes del tiempo y no lineales; aunque aún existe la posibilidad de realizar predicciones probabilísticas acerca de las dinámicas y propiedades colectivas en varios casos (Turner, Hanel & Klimek, 2018).

A este tipo de entramados que se componen de elementos interrelacionados se les conoce como Sistemas Complejos (SC), y se definen como sistemas en los que grandes redes de componentes, sin control central y con reglas simples de operación, originan conducta colectiva, procesamiento sofisticado de la información y adaptación a través del aprendizaje o la evolución (Mitchell, 2011). Lo que distingue a los SC de otros sistemas es que son producto

de dos clases de dinámicas: a) una dinámica local que modifica el estado de los componentes al interactuar con otros componentes cercanos, y b) una dinámica global que está sujeta a restricciones y proviene de la interacción con un entorno externo al sistema (Miramontes, 1999; citado en Carreón, Badillo & Acatitla, 2021).

En términos cuantitativos, la complejidad de un sistema es la cantidad de información necesaria para describirlo y depende del nivel de detalle requerido en dicha descripción (Bar-Yam, 1997); formalmente, si se tiene un sistema con distintos estados o configuraciones posibles, entonces la cantidad de dígitos binarios o *bits* necesaria para especificar un estado particular será:

$$I = \log_2(\Omega)$$

En donde Ω es el número posible de estados o configuraciones de un sistema.

Los SC son universales, algunos son creados por la naturaleza como las colonias de hormigas, redes de genes, ecosistemas y cerebros, mientras que otros son creación humana, entre ellos los sistemas políticos, los mercados financieros, el lenguaje, la tecnología y las ciudades (Tranquillo, 2019).

4.2. Propiedades generales de los SC

A pesar de que no existe consenso respecto a las propiedades generales que debe exhibir un SC, a continuación se presenta un compendio de las características más comunes que se le atribuyen a los SC:

- **Emergencia.** Es el surgimiento de propiedades novedosas y coherentes, a través de las interacciones de múltiples elementos distribuidos; las propiedades emergentes no pueden ser deducidas a partir de las propiedades individuales de los elementos (Wilensky & Rand, 2015).
- **Autoorganización.** Es la creación y mantenimiento de estructuras jerárquicas, en las que el desorden y la aleatoriedad se conjugan con el orden en un nivel local, resultando en un estado coherente a largo plazo (Nicolis & Nicolis, 2012).

- Adaptación. La capacidad de un sistema para modificar su conducta dependiendo del estado del ambiente y las predicciones que los componentes hagan acerca de él (Ladyman & Wiesner, 2020).
- No linealidad. Implica una respuesta que no es proporcional a los factores que la producen (Fieguth, 2017).
- Fractalidad. Un patrón que es repetido una y otra vez a diferentes escalas, dentro de un mismo objeto; esto hace que el objeto luzca similar cuando diferentes partes de él son exploradas (Tranquillo, 2019).
- Criticalidad autoorganizada. Cuando un sistema es perpetuamente impulsado hacia la inestabilidad pero es incapaz de permanecer en una fase puramente estable o inestable, el sistema se coloca exactamente en la criticalidad, un estado en el que diminutas perturbaciones pueden desencadenar efectos globales (Fieguth, 2017).
- Transiciones de fase. En un sistema, es el cambio de un estado reconocible de orden a otro, como consecuencia de la alteración en un parámetro de control como la temperatura o la fuerza de un campo magnético aplicado (Yeomans, 1992, citado en Heffern, Huelskamp, Bahar & Inglis, 2021).
- Retroalimentación. Ya que las interacciones en un SC son repetidas, se genera retroalimentación a partir de interacciones previas entre elementos (Ladyman & Wiesner, 2020).

Entre las propiedades enlistadas anteriormente, tres son de gran importancia para el presente proyecto: emergencia, autoorganización y adaptación, por lo que en breve se hará una revisión más minuciosa de cada concepto.

La emergencia es la aparición de comportamientos complejos a partir de interacciones agregadas de agentes menos complejos; entre los fenómenos emergentes se encuentran los nidos de hormigas, la inteligencia producida por grandes cantidades de neuronas interconectadas, la coordinación de las células de un organismo, y la coherencia y permanencia en las grandes ciudades (Holland, 2004). En estos fenómenos emergentes un gran número de

entidades similares interactúan entre sí y con el ambiente en una escala local, generando resultados inesperados y espontáneos en escalas espacio-temporales superiores; sus correspondientes propiedades emergentes solo son significativas en una escala superior a aquella en la que están definidas las entidades individuales (Artime & De-Domenico, 2022).

Una forma de entender la emergencia es pensar en un modelo armado a partir de bloques de construcción; se esperaría que la construcción final posea cualidades derivadas de dichos bloques y de la forma en la que fueron ensamblados para conformar el modelo. No obstante, si el modelo posee características nuevas, que no son consecuencia de la información que se tiene sobre los bloques de construcción, entonces esas características serán consideradas como emergentes (Gibb, Hendry & Lancaster, 2019).

Artime & De-Domenico (2022) aportan una definición formal y operacional de la emergencia a través del siguiente planteamiento:

- Sea un sistema S compuesto de un número finito de unidades u que interactúan entre sí y con el ambiente. El sistema puede ser abierto o cerrado.
- $f[\cdot]$ es un conjunto de Reglas Mecanicistas Simples de Bajo Nivel (LLMR, por sus siglas en inglés), que le permiten a las unidades del sistema cambiar localmente. Las reglas pueden ser deterministas o estocásticas.
- El estado del sistema en un momento específico t estará indicado por la función $x(t)$; entonces, la ecuación de evolución del sistema en tiempo discreto estará representada matemáticamente por:

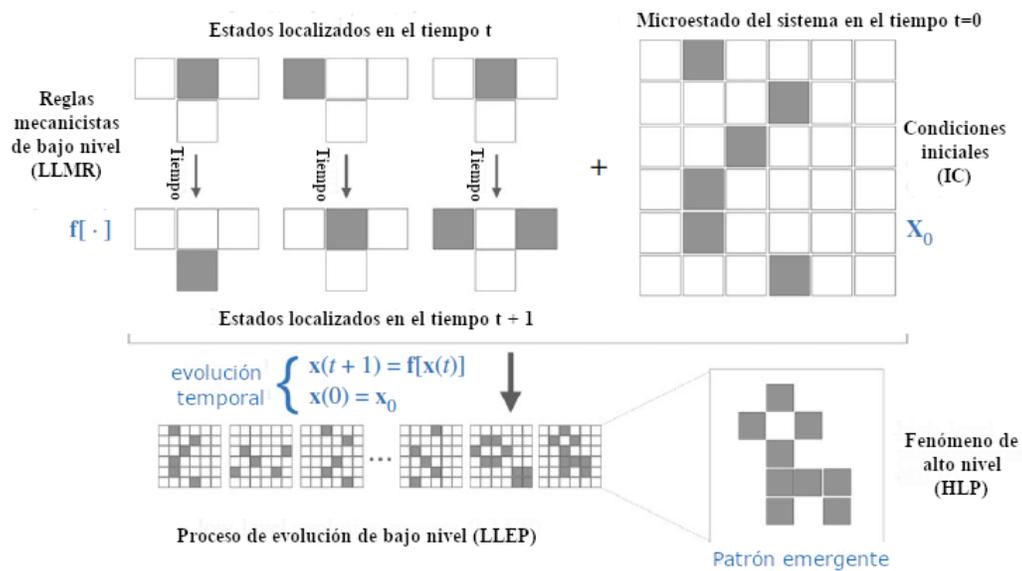
$$x(t+1) = \begin{cases} f[x(t)] & \text{si } t \geq 1 \\ x_0 & \text{si } t = 0 \end{cases}$$

En donde x_0 define las condiciones iniciales del sistema (IC, por sus siglas en inglés).

- La evolución microscópica del sistema está definida como un Proceso Evolutivo de Bajo Nivel (LLEP, por sus siglas en inglés) y el patrón emergente estable o meta-estable que conlleva el LLEP, después de un cierto tiempo, se considera un Fenómeno de Alto Nivel (HLP, por sus siglas en inglés).

- Finalmente, los fenómenos en este modelo se clasifican acorde a su grado de emergencia:
 - Fenómenos no emergentes. Si el conocimiento de LLMR e IC permite deducir el HLP esperado.
 - Fenómenos débilmente emergentes. Si el conocimiento de LLMR e IC permite deducir HLP inesperados a través de simulaciones.
 - Fenómenos fuertemente emergentes. Si el conocimiento de LLMR e IC no permite deducir el HLP, nisiquiera en principio.

Figura 4.1: Emergencia operacional



Nota. El sistema complejo propuesto consiste en un conjunto de unidades interconectadas, a las cuales se les asigna una serie de reglas mecanicistas para ser ejecutadas a lo largo del tiempo; se establece una condición inicial para tal sistema y este evoluciona acorde a sus reglas microscópicas hasta que se observa un patrón emergente. Adaptado de "From the origin of life to pandemics: Emergent phenomena in complex systems", por O. Artime & M. De-Domenico, 2022, *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 380(2227),p.9. Derechos de autor 2022 por Creative Commons Attribution License.

Por otro lado, la autoorganización es la habilidad de un sistema para desplegar patrones espacio-temporales ordenados, que son resultado exclusivo de las interacciones entre los componentes del sistema y no son impuestos por alguna autoridad central o externa a dichos

componentes (Gershenson, Trianni, Werfel & Sayama, 2020); ejemplos diversos de autoorganización son encontrados en la naturaleza: parvadas de aves y bancos de peces moviéndose colectivamente, división y especialización de células en el cuerpo humano, y la aparición de patrones en el pelaje de algunos animales, como rayas y manchas.

En la escala de los sistemas, un patrón autoorganizado implica emergencia en un nivel global a partir de la interacción de componentes de bajo nivel, más aún, las reglas de interacción entre componentes se ejecutan usando únicamente información local y sin hacer referencia al patrón global (Camazine, Deneubourg, Franks, Sneyd, Theraulaz & Bonabeau, 2001); además, los sistemas que exhiben autoorganización son dinámicos, es decir, cambian con el tiempo, y requieren interacciones continuas entre sus componentes de bajo nivel para producir y mantener su estructura.

Heylighen (2008) recalca la importancia de la dimensión temporal para iniciar el proceso de autoorganización, pues inicialmente dentro de un sistema complejo las acciones de elementos remotos son independientes entre si, de tal modo que no existe correlación entre una región y otra del sistema; sin embargo, dado que todos los componentes están directa o indirectamente conectados, los cambios terminan propagándose al transcurrir el tiempo hasta que regiones lejanas son influenciadas por lo que ocurre en otros puntos.

Por último pero no menos importante, la adaptación es una facultad vital para la persistencia de algunos SC; en términos biológicos, es el proceso mediante el cual un organismo se ajusta a su ambiente, y esto se concreta gracias a que la experiencia fomenta cambios en la estructura del organismo, de tal manera que al pasar del tiempo este será capaz de hacer un mejor uso de su ambiente en función de sus propias metas (Holland, 2004).

En términos más generales, la adaptación se refiere a cualquier proceso a través del cual una estructura es modificada para obtener un mejor rendimiento en su entorno; los procesos adaptativos tienen un rol crítico en campos como la psicología (aprendizaje), economía (planeación óptima), inteligencia artificial y estadística (inferencia), pues la adaptación es básicamente un proceso de optimización pero con estructuras complejas y con un desempeño incierto (Holland, 1992).

Carmichael & Hadžikadić (2019) realizan una distinción entre la adaptación al nivel de los componentes y al nivel del sistema en los SC:

- Adaptación nivel componente. Implica alguna clase de función de ajuste o criterio de selección para los componentes, lo que a su vez deriva en la existencia de diferencias o capacidades de los componentes para cambiar los valores de sus atributos.
- Adaptación nivel sistema. Ocurre cuando un grupo de componentes cambia de manera correlacionada, reaccionando de manera conjunta hacia el ambiente; en otras palabras, son cambios correlacionados en los valores de los atributos de un grupo de componentes conectados.

Pese a que la mayoría de ejemplos de SC en esta sección han estado incluidos dentro del campo de las ciencias biológicas, los SC están vigentes al interior de los objetos de estudio de las ciencias sociales. Específicamente, las economías son SC cuyos componentes consisten en personas y empresas comprando y vendiendo bienes, y su conducta colectiva es la conducta agregada de los mercados (Mitchell, 2011).

Por ejemplo, Mitchell (2011) argumenta que desde los albores de la economía Adam Smith planteó un proceso autoorganizado, mediante el cual los mercados alcanzan su equilibrio y que el mismo Smith nombró como "la mano invisible", o expresado en términos más recientes: eficiencia del mercado; los mercados también transitan por procesos de adaptación, tal como sucede cuando los vendedores ajustan su producción para adaptarse a los cambios en las necesidades de los compradores (adaptación nivel componente), y simultáneamente el mercado agregado ajusta sus precios globales (adaptación nivel sistema); por su parte, el libre mercado muestra múltiples regularidades emergentes que surgen sin necesidad de un controlador central, como la ley de la oferta y la demanda (Ladyman & Wiesner, 2020).

En concordancia con las ideas anteriores, la economía de la complejidad es una extensión de los SC dedicada exclusivamente a la rama económica y constituye un área científica de creciente interés que se abordará en la próxima sección.

4.3. Economía de la Complejidad

Por lo regular, los sistemas socioeconómicos están compuestos de agentes que procuran sus intereses individuales al establecer relaciones comerciales mutuamente benéficas con sus

semejantes; estos agentes no son idénticos, pues difieren en sus preferencias, fondos, expectativas, posición jerárquica, grado de conectividad, entre muchas otras características (Gomes & Gubareva, 2019). Además, conforme se desarrollan sus interacciones los agentes se adaptan, aprenden y mutan, lo que conlleva un proceso evolutivo, sistemático e incesante, en el que tanto los elementos individuales como la estructura socioeconómica completa están sujetos a cambios perpetuos, haciendo que las dinámicas fuera de equilibrio sean la regla y no la excepción.

Los sistemas económicos que contienen agentes simples: en constante interacción y poseedores de un conocimiento local limitado, pueden originar fenómenos agregados que son impredecibles si únicamente se observa a los individuos aislados (Kirman, 2011); en este tipo de sistemas son distintivas las siguientes propiedades: a) los agregados no se comportan como los individuos; b) los individuos tienen una visión muy restringida del ambiente; c) la racionalidad no corresponde con aquella sustentada en los axiomas económicos clásicos; d) el sistema se autoorganiza, de modo que su evolución es difícil de pronosticar; y e) cambios súbitos e importantes en el estado del sistema pueden presentarse sin la necesidad de un *shock* externo.

La Economía de la Complejidad (EC) sostiene que la economía es un ecosistema cambiante de creencias, principios organizativos y conductas, que no necesariamente se encuentra en equilibrio, sus agentes no son hiperracionales y los problemas a los que se enfrentan no siempre están bien definidos (Arthur, 2021). Una característica general de la EC es que las conductas, estrategias y acciones utilizadas por los agentes ponen a prueba su supervivencia en situaciones que estos mismos objetos generan, es decir, las conductas, estrategias y acciones actúan como especies, compitiendo o adaptándose continuamente y coevolucionando.

Acorde a Arthur (2014) la EC proporciona una nueva visión de la economía, una en la que las acciones y las estrategias evolucionan constantemente, el tiempo es importante, las estructuras se forman y se reforman, donde existen fenómenos que no son visibles para el análisis del equilibrio clásico, y la capa intermedia o meso, entre lo micro y macro económico, se vuelve relevante. Examinar un sistema económico desde la EC implica observar, en detalle, cómo la conducta individual de los agentes reacciona al patrón que los individuos generan en conjunto, y a su vez, registrar la alteración de tal patrón a efectos de las respuestas

individuales.

En síntesis, para la EC una economía consiste en agentes interdependientes que interactúan entre sí, y que ajustan sus acciones y estrategias ante el resultado percibido de acciones previas (Verboven, 2021); la EC concibe a los sistemas económicos como redes dinámicas, inherentemente inestables (aunque no necesariamente caóticas), con un desarrollo no lineal, autoorganizadas y que contienen subsistemas anidados en coevolución con el sistema principal.

Beinhocker (2006) utiliza cinco conceptos básicos para contrastar el enfoque de la EC y el de la economía neoclásica; a continuación se enlistan dichas ideas junto a una breve explicación de la versión que asume cada postura:

Tabla 4.1: Economía de la Complejidad V.S. Economía Tradicional

Concepto	Economía de la Complejidad	Economía Tradicional
Dinámica	Abierta, dinámica, sistemas no lineales, lejos del equilibrio	Cerrada, estática, sistemas lineales en equilibrio
Agentes	Modelados individualmente; usan reglas inductivas para tomar decisiones; poseen información incompleta; están sujetos a errores y sesgos; aprenden y se adaptan a lo largo del tiempo	Modelados colectivamente; usan complicados cálculos deductivos para tomar decisiones; poseen información completa; no cometen errores y no tienen sesgos; no tienen la necesidad de leer o adaptarse
Redes	Modela explícitamente la interacción entre agentes individuales; las relaciones cambian a lo largo del tiempo	Asume que los agentes solo interactúan indirectamente a través de mecanismos de mercado
Emergencia	No hay distinción entre la macro y microeconomía; los patrones macro son un resultado emergente de las conductas e interacciones del nivel micro	La micro y macroeconomía se mantienen como disciplinas separadas
Evolución	El proceso evolutivo de diferenciación, selección y amplificación provee al sistema de innovación y es responsable por su crecimiento en términos de orden y complejidad	No existe mecanismo endógeno para la creación de innovación o crecimiento del orden y complejidad

Nota. Adaptado de *The Origin of Wealth Evolution, Complexity, and the Radical Remaking of Economics* (p.97), por E.D. Beinhocker, 2006, U.S.A: Harvard Business School Press. Derechos de autor 2006 por McKinsey & Company, Inc.

4.3.1. Redes financieras

Dentro de la economía, las redes se encuentran inmersas en muchos procesos, como el comercio, la transmisión de información, la influencia social y los préstamos (Arthur, 2021); varios aspectos de las redes son de interés para el funcionamiento económico: el efecto de la topología o estructura de la información, la autoorganización del mercado en los confines de la red, la transmisión de riesgos, la propagación de eventos y la influencia en estructuras jerarquizadas.

El mundo económico depende de las redes, como aquellas que proveen los canales necesarios para que la materia, la energía y la información fluyan a través del sistema abierto de la economía (p.ej. carreteras, tuberías y telecomunicaciones); simultáneamente, la economía contiene redes sociales masivas y complejas, ya que las personas interactúan en empresas, las empresas interactúan en mercados y, asimismo, los mercados interactúan en la economía global (Beinhocker, 2006).

Las redes figuran excepcionalmente en la economía, ya que los patrones de interacción entre individuos juegan un rol clave en la elección individual, y por ende, moldean la innovación en un nivel agregado (Goyal, 2007); dado que en muchos contextos económicos la interacción social entre entidades individuales está claramente presente, y tal interacción facilita la transmisión de información valiosa, la estructura de las interacciones puede ser vista como una clase de institución informal que complementa a los mercados formales ante la presencia de información asimétrica o imperfecta, más aún, tales imperfecciones en la información están tan generalizadas que le permiten a la estructura de interacción, y por consiguiente a las redes, ostentar un papel principal en el moldeamiento de la actividad económica.

Formalmente, una red o gráfica G es un triplete ordenado $G = (V(G), E(G), I_G)$ en donde $V(G)$ es un conjunto no vacío, $E(G)$ y $V(G)$ son conjuntos disjuntos e I_G es una relación de incidencia, que asocia a cada elemento de $E(G)$ un par no ordenado de elementos de $V(G)$. Los elementos de $V(G)$ son llamados vértices o nodos de G por lo cual $V(G)$ es el conjunto de vértices de G , a su vez, los elementos de $E(G)$ son llamados aristas de G por ende $E(G)$ es el conjunto de aristas de G (Balakrishnan & Ranganathan, 2012; Beineke, 2014); para toda arista e perteneciente a $E(G)$ la relación I_G define al elemento $I_G(e) = \{u, v\}$, con los

respectivos vértices extremos u, v pertenecientes a $V(G)$ y siendo que e incide en cada uno de estos extremos.

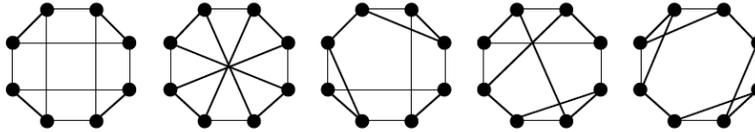
Los nodos pueden representar toda clase de entidades, como personas, ciudades, computadoras, páginas de internet, conceptos, células, genes, especies, etc., mientras que las aristas representan relaciones o interacciones entre estas entidades, como la amistad entre personas, rutas de vuelo entre aeropuertos, vínculos entre páginas de internet y sinapsis entre neuronas (Menczer, Fortunato & Davis, 2020).

La gráfica $G = (V(G), E(G), I_G)$ con vértices definidos en el conjunto $V(G)$ y etiquetados como $\{1, 2, \dots, n\}$ puede ser representada a través de su matriz de adyacencia, una matriz A de dimensión $n \times n$ cuya entrada ij es el número de aristas que unen al vértice i y al vértice j con $i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$. Si adicionalmente las aristas contenidas en $E(G)$ se etiquetan como $\{1, 2, \dots, m\}$, su correspondiente matriz de incidencia M es la matriz de tamaño $n \times m$, cuya entrada ij es igual a 1 si el vértice i es incidente en la arista j y 0 si este no es el caso para $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ y $j \in \{1, 2, \dots, m\}$.

Entre las familias importantes de gráficas se encuentran:

- Gráficas completas. Una gráfica G se considera completa si todo par de vértices $u, v \in V(G)$ está unido por alguna arista $e \in E(G)$; acorde a su número de vértices $|V(G)| = n$, la gráfica se denota K_n .
- Gráficas conexas. Una gráfica G es conexa si entre todo par de vértices $u, v \in V(G)$ existe un camino W , es decir, una secuencia $W = v_0, e_1, v_1, e_2, \dots, e_n, v_n$ que alterna entre vértices y nodos tal que para $j = 1, \dots, n$ los vértices v_{j-1} y v_j son los extremos de la arista e_j .
- Gráficas regulares. Una gráfica G se asume como regular si cada una de sus vértices tiene el mismo grado, en donde el grado $d_G(v)$ de un vértice $v \in V(G)$ es el número de aristas $e \in E(G)$ incidentes en v ; se dice que la gráfica es k -regular si todo vértice v es de grado $deg(v) = k$.
- Gráficas dirigidas. Son gráficas en las que cada una de sus aristas está dirigida, es decir, toda arista $e \in E(G)$ incide un extremo u que se conoce como cola de e y otro extremo v conocido como cabeza de e , de modo que $I_G(e) = \{u, v\} \neq \{v, u\}$.

Figura 4.2: Ejemplos de gráficas regulares



Nota. Se presentan cinco casos de gráficas regulares, cada gráfica contiene ocho vértices de grado tres. Adaptado de *Handbook of Graph Theory*, por J.L. Gross, J. Yellen & P. Zhang, 2014, U.S.A: CRC Press. Derechos de autor 2014 por Taylor & Francis Group, LLC.

Una red es una representación simplificada que reduce un sistema a su estructura abstracta o topología, capturando solo los aspectos básicos de los patrones de conexión (Newman, 2018). Los científicos han desarrollado un extenso número de herramientas matemáticas y computacionales para analizar, modelar y entender redes, por lo que si un sistema de interés puede ser representado por una red, existen cientos de técnicas que pueden aplicarse a dicho sistema, aumentando así sus posibilidades de ser correctamente modelado y comprendido.

4.4. Modelación Basada en Agentes

Históricamente, la complejidad de los modelos científicos ha estado restringida por la manejabilidad matemática; cuando el cálculo diferencial era el único enfoque disponible para la modelación, la simplicidad de los modelos era necesaria para poder resolverlos de manera analítica y a través de los métodos numéricos disponibles (Railback & Grimm, 2019). Con la llegada de las simulaciones computacionales se abrió la posibilidad de abordar problemas menos simplificados, con una mayor cantidad de características pertenecientes a los sistemas reales.

Un agente es un elemento autónomo e individual que forma parte de una simulación computacional, y que posee propiedades, estados y conductas; los agentes pueden ser organismos, humanos, empresas, instituciones o cualquier otra entidad que procure un objetivo. La Modelación Basada en Agentes (ABM, por sus siglas en inglés) es un paradigma de modelación computacional que permite codificar la conducta de los agentes individuales en reglas simples, para obtener la capacidad de observar el resultado de sus interacciones; es una metodología para estudiar Sistemas Complejos (Wilensky & Rand, 2015).

Los modelos derivados de la ABM están menos simplificados, pues representan a los elementos individuales de un sistema y a sus conductas de manera explícita, en lugar de describir al sistema únicamente mediante variables globales que representan al sistema en su totalidad (Railback & Grimm, 2019). En estos modelos, los agentes poseen los siguientes atributos:

- Entidades únicas. Son diferentes entre si, respecto a características como tamaño, ubicación, reservas de recursos y experiencia.
- Autonomía. Actúan independientemente de los otros y persiguen sus propios objetivos; por ejemplo, los organismos luchan por sobrevivir y reproducirse, los inversores en la bolsa de valores buscan obtener dinero, y las empresas se esfuerzan para cumplir con las ganancias esperadas y permanecer vigentes en el mercado.
- Interacción local. Interactúan exclusivamente con vecinos en alguna clase de espacio, como el geográfico o dentro de una red.

También se hace énfasis en la capacidad predictiva que manifiestan los agentes, a través del concepto de modelo interno planteado por John Holland (Forrest & Mitchell, 2016).

El modelo interno define un conjunto de clases de equivalencias sobre estados del mundo, aunado a un conjunto de reglas de transición entre las clases de equivalencias, que están basadas en recompensas o castigos ambientales.

Una relación R en un conjunto A es un subconjunto del producto cartesiano $A \times A$, tal que $R \subseteq A \times A$ y para $a, b \in A$ se escribirá $a \sim b$ para denotar $(a, b) \in R$ (Cunningham, 2012). Una relación R en A es:

- Reflexiva. Si todo elemento $x \in A$ está relacionado consigo mismo, tal que $(\forall x \in A)(x \sim x)$.
- Simétrica. Se cumple que para $x, y \in A$, si $x \sim y$ entonces $y \sim x$ por ende $(\forall x \in A)(\forall y \in A)(x \sim y \rightarrow y \sim x)$.
- Transitiva. Si $x \sim y$ y $y \sim z$ entonces $x \sim z$ para todo $x, y, z \in A$, es decir $(\forall x \in A)(\forall y \in A)(\forall z \in A)[(x \sim y \wedge y \sim z) \rightarrow x \sim z]$.

Se dice que una relación R es una relación de equivalencia si es reflexiva, simétrica y transitiva. Sea $a \in A$ y R una relación de equivalencia en A , luego, una clase de equivalencia en a denotada $[a] \sim$ es el conjunto de todos los elementos en A que tienen una relación de equivalencia con a , tal que $[a] \sim = \{x \in A : x \sim a\}$.

El mapeo de estados del mundo a estados del modelo (i.e. clases de equivalencia) es llamado homeomorfismo, los modelos que forman homeomorfismos válidos con la porción del mundo real que buscan modelar le permiten al sistema realizar predicciones precisas; las clases de equivalencia que crea el modelo interno son muy generales al inicio, pero a través de experiencia y aprendizaje estas clases se pueden especializar en subclases más útiles y precisas.

De acuerdo con Hamill & Gilbert (2016), un Modelo Basado en Agentes es un programa de computadora que crea un mundo artificial de individuos heterogéneos y que permite indagar cómo las interacciones, entre componentes y otros factores como el tiempo y el espacio, se añaden para formar patrones vistos en el mundo real. El programa crea agentes con diversas características y las reglas conductuales especifican cómo los agentes interactúan con sus vecinos o con su entorno local.

4.4.1. Modelo *Sugarscape*

Para ilustrar el proceso de diseño e implementación basado en ABM se expondrá el modelo *Sugarscape* de Epstein & Axtell (1996, citado en Beinhocker, 2006).

Contexto del modelo

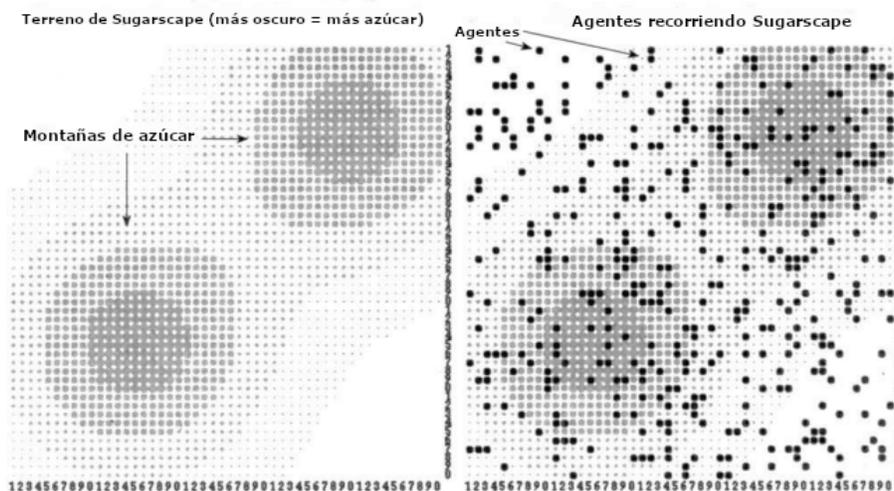
El propósito del modelo era remontarse a un estado inicial de la naturaleza, donde solo existían personas con algunas habilidades básicas poblando un ambiente dotado de ciertos recursos naturales, y de ese modo explorar las condiciones mínimas que se requieren para establecer una actividad económica secuencial.

Definición del entorno

Sugarscape representa una isla virtual, con un área en forma de cuadrado perfecto y dividida por una cuadrícula compuesta de 50 celdas a lo largo y 50 celdas a lo ancho, es decir, el terreno de la isla comprende 2500 celdas cuadradas en total; el único recurso disponible en la isla es azúcar, y cada una de sus celdas cuadradas contiene cantidades de azúcar que van desde cuatro unidades (máximo) a cero unidades (mínimo).

Las porciones de azúcar no se distribuyen de manera homogénea en la cuadrícula, por el contrario, existen dos cúmulos o montañas masivas de azúcar: una montaña yace en la esquina noreste y la otra se erige en el extremo suroeste, en cada una de las celdas que constituyen las montañas se encuentran entre una y cuatro unidades de azúcar. El área de terreno entre las montañas posee escasas o nulas unidades de azúcar.

Figura 4.3: Configuración del entorno en *Sugarscape*



Nota. A la derecha, las áreas más oscuras corresponden a las dos montañas de azúcar, que representan las máximas cantidades de alimento disponibles al inicio. A la izquierda, se muestran varios agentes dispersos y explorando el entorno al inicializar una simulación. Adaptado de *The Origin of Wealth Evolution, Complexity, and the Radical Remaking of Economics* (p.97), por E.D. Beinhocker, 2006, U.S.A: Harvard Business School Press. Derechos de autor 2006 por McKinsey & Company, Inc.

Definición de los agentes

En su versión más básica, cada agente que reside en *Sugarscape* solo es capaz de realizar tres acciones: mirar a su alrededor en busca de azúcar, desplazarse a través de la cuadrícula y alimentarse de azúcar. Lo anterior implica que, con la finalidad de obtener alimento, cada agente posee un rango de visión que le permite observar sus alrededores en busca de comida y también tiene la habilidad de dirigirse hacia dicha fuente de energía.

La población de agentes es heterogénea, pues cada uno de ellos posee una carga genética que determina su rango de visión y su tipo de metabolismo.

Un muy buen rango de visión equivale a ser capaz de visualizar azúcar a seis celdas de distancia, mientras que un rango pobre de visión implica que solo se puede observar a una celda de distancia.

Por otro lado, un organismo con metabolismo lento solo requiere de una unidad de azúcar por turno para sobrevivir, en contraste, un metabolismo rápido exige cuatro unidades para preservar la vida.

Todas las combinaciones genéticas entre rango de visión y tipo de metabolismo son admisibles: visión pobre y metabolismo lento, buena visión y metabolismo rápido, buena visión y metabolismo lento, y visión pobre y metabolismo rápido.

Las cargas genéticas se distribuyen aleatoriamente entre la población de agentes, por lo que el nivel de los atributos para cada individuo resulta aleatorio.

El tiempo máximo de vida también se asigna de manera aleatoria para todos los miembros de la población; se estipula que un agente es removido de la ejecución automáticamente al superar su plazo máximo de vida.

Reglas conductuales de los agentes

Cada agente está provisto con un conjunto básico de reglas, que son aplicadas por ellos en cada momento de ejecución del modelo:

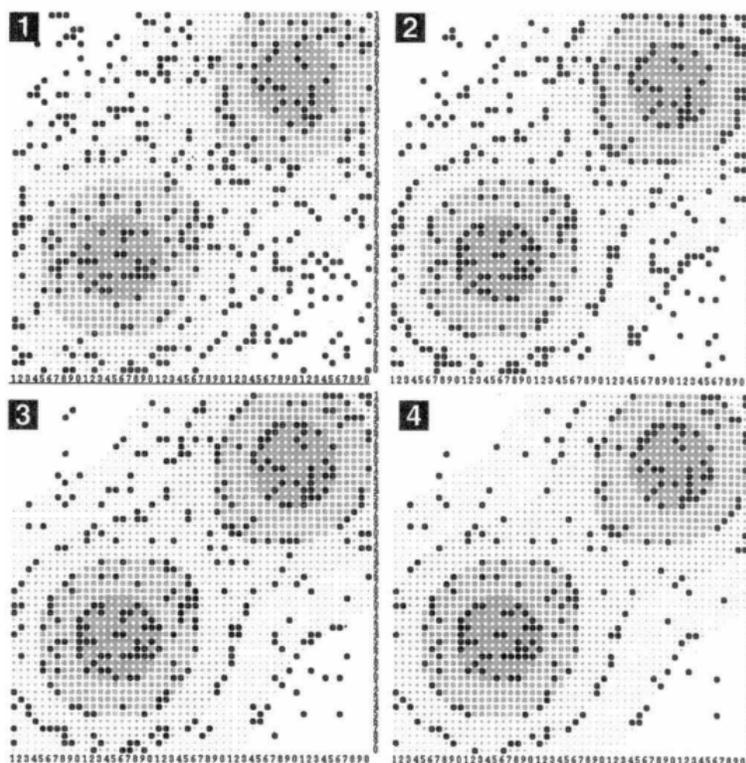
- Mirar al horizonte en las cuatro direcciones de la celda en la que se encuentre:

norte, sur, este y oeste; no es posible mirar en diagonal.

- Determinar la celda desocupada con la mayor cantidad de azúcar, dentro de su rango de visión.
- Desplazarse hacia la celda identificada en la regla anterior y consumir la azúcar que se encuentre en ella.
- Digerir la azúcar acorde a su metabolismo (lento o rápido).
- Si se consume más azúcar de la que se digiere en este turno, acumular el alimento excedente en sus reservas y guardarlo para el siguiente turno. Si se consume menos azúcar de la que se digiere, utilizar las reservas almacenadas para mitigar el déficit.
- Si la cantidad de azúcar guardada en las reservas cae hasta número negativos (es menor a 0), morir de hambre y ser removido de la ejecución. En caso contrario, vivir y ejecutar las reglas conductuales cada turno, hasta la edad máxima predefinida.

Reglas del entorno

- Al inicio de la ejecución 250 agentes son creados para poblar e interactuar con el entorno.
- Los agentes son colocados aleatoriamente en distintas celdas, dentro de la cuadrícula que representa el área completa de *Sugarscape*; algunos de ellos aparecen en las montañas ricas en azúcar, mientras que otros se posicionan en el área entre las montañas, cuyas celdas contienen cantidades mínimas de azúcar.
- Cuando la azúcar de una celda es consumida, se restablecerá a la velocidad de una unidad por periodo de tiempo; por ejemplo, si la cantidad de azúcar en una celda es de cuatro unidades y dicha fuente de alimento es consumida, se requerirá de cuatro periodos de tiempo para que la celda recupere su nivel de azúcar original.

Figura 4.4: Orden emergente en *Sugarscape* del tiempo 1 al 4

Nota. La progresión de una ejecución del momento 1 hasta el momento 4 expone el surgimiento de un orden descentralizado entre los agentes, que se concentran en torno a las montañas de azúcar y gradualmente se alejan del área desprovista de alimento. Adaptado de *The Origin of Wealth Evolution, Complexity, and the Radical Remaking of Economics* (p.97), por E.D. Beinhocker, 2006, U.S.A: Harvard Business School Press. Derechos de autor 2006 por McKinsey & Company, Inc.

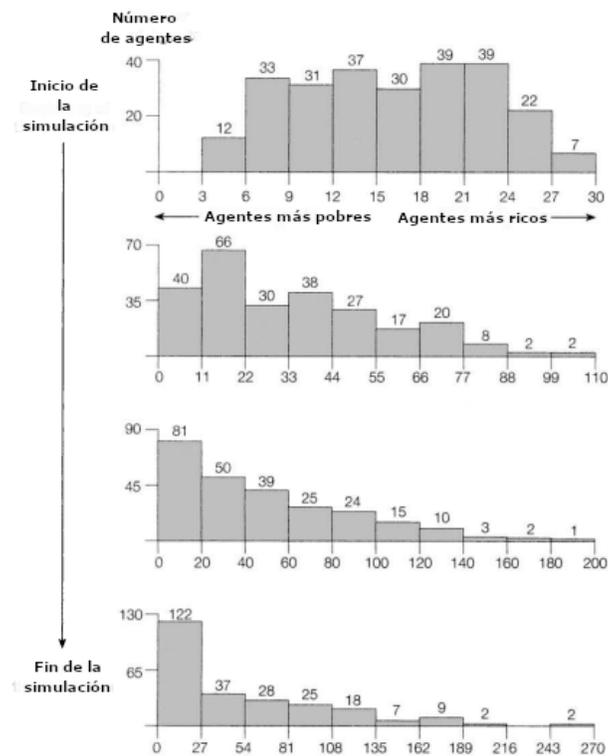
Epstein & Axtell emplearon diversas variables para capturar la progresión del modelo a lo largo del tiempo de ejecución, una de ellas fue la riqueza de los agentes, es decir, la cantidad de unidades de azúcar que tenían almacenadas en cada momento de la rutina. En cada periodo, los investigadores tomaban de referencia la distancia entre la riqueza del agente más rico y la del agente más pobre, la dividían en 10 intervalos y contaban cuantos agentes caían dentro de cada uno de esos rangos.

Al principio de la simulación la distribución de la riqueza tomaba la forma de una curva normal, con pocos agentes extremadamente ricos y extremadamente pobres, teniendo la mayoría de ellos una riqueza intermedia.

No obstante, conforme el tiempo transcurría la distribución de la riqueza empezó a lucir

sesgada, con un puñado de agentes sumamente ricos, una pequeña cantidad con riqueza intermedia y un gran número de agentes pobres. Esta distribución se asemejaba más a una distribución de Pareto, una curva con una gran acumulación en el extremo inferior, un amplio rango intermedio y una larga cola en el extremo superior; de este tipo de distribuciones proviene la regla 80-20, que se refiere a la apropiación del 80% de la riqueza disponible por parte del 20% de la población.

Figura 4.5: Evolución de la riqueza en *Sugarscape*



Nota. Conforme el tiempo avanza el rango de riqueza entre los agentes se hace más dispar, presentándose ejemplares con riquezas cada vez más desiguales. Además, el número de agentes con una riqueza escasa aumenta y unos cuantos individuos se vuelven excesivamente ricos en comparación. Adaptado de *The Origin of Wealth Evolution, Complexity, and the Radical Remaking of Economics* (p.97), por E.D. Beinhocker, 2006, U.S.A: Harvard Business School Press. Derechos de autor 2006 por McKinsey & Company, Inc.

El surgimiento de esta distribución sesgada de la riqueza es una propiedad emergente del sistema, una conducta global que surge a partir de la conducta de los individuos en la población de *Sugarscape*.

También es digno resaltar que durante el periodo inicial los agentes deambulan de manera errática por la cuadrícula en busca de alimento, y muchos de ellos mueren a causa de inanición (i.e. sus reservas de alimentos se vuelven negativas). Posteriormente, el orden se vuelve incipiente cuando los agentes descubren las dos montañas ricas en alimentos y se congregan en torno a ellas, formando un par de grupos consistentes y de ese modo exhibiendo autoorganización.

El modelo *Sugarscape* resalta la capacidad de la metodología ABM para simular y analizar propiedades de los SC, partiendo de un entorno y un conjunto de agentes que siguen un número finito de reglas simples, pero que colectivamente muestran comportamientos globales irreducibles a las unidades que los componen, como la autoorganización en dos grupos y la emergencia de una distribución de riqueza del tipo Pareto. Específicamente, Epstein & Axtell diseñaron un ambiente virtual para estudiar *in silico* las condiciones elementales para obtener un patrón de actividad económica sostenible a lo largo del tiempo.

La metodología ABM es una herramienta poderosa para abordar sistemas con organización descentralizada y una dinámica difícil de capturar en términos analíticos, por ende su aplicación a sistemas económicos masivos, como los mercados financieros, ofrece una situación propicia para definir y estudiar variables de interés, de una manera versátil, no reduccionista y clara.

El siguiente capítulo describe el Modelo financiero de aprendizaje social fundamentado en conductas-experiencias acopladas y su respectiva modelación a través de ABM, con el propósito de inspeccionar el comportamiento de manada y otras dinámicas complejas presentes en un mercado financiero artificial.

Capítulo 5

Metodología

5.1. Modelo financiero de aprendizaje social fundamentado en conductas-experiencias acopladas

El presente modelo fue diseñado para simular dinámicas colectivas en un mercado financiero artificial, y se compone de un entorno virtual, representado por una serie de precios exógena, y una red de agentes computacionales que toman decisiones de inversión usando información aprendida socialmente.

5.1.1. Antecedentes

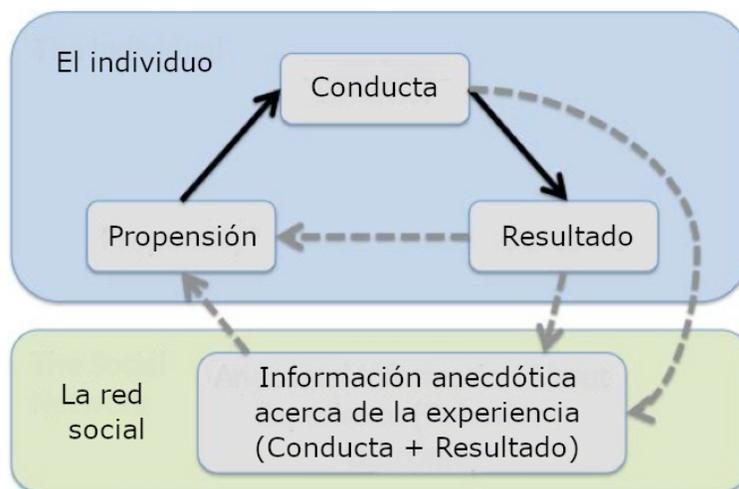
Se tomó como inspiración al modelo planteado por Nowak, Matthews & Parker (2017).

Dentro de esta representación los individuos están conectados a través de una red social, tienen la capacidad de compartir información acerca de sus conductas y experiencias, y simultáneamente, éstas últimas pueden ser influenciadas por la información que reciben de otros agentes en la red.

Uno de los elementos principales para el funcionamiento de los agentes es la propensión a exhibir una conducta particular, dicha propensión incorpora creencias, normas, auto-eficacia, intenciones y otros factores externos como accesos y barreras de las conductas. La propensión determina la probabilidad con la que un individuo toma una decisión y actúa en concordancia, para posteriormente obtener una experiencia como resultado de dicha acción (Nowak,

Matthews & Parker, 2017).

Figura 5.1: Arquitectura del ABM de Nowak, Matthews & Parker (2017)



Nota. Conceptualmente, el ABM comprende un apartado dedicado a la retroalimentación de la conducta individual acorde al resultado que produce y con su consecuente cambio en la propensión; además, se refleja la influencia que tienen las experiencias de otros agentes en la red social sobre la propensión y conducta individual. Adaptado de "A General Agent-Based Model of Social Learning", por S.A. Nowak, L.J. Matthews & A.M. Parker, 2017, *Rand Health Quarterly*, 7(1), p.6. Derechos de autor 2017 por RAND Corporation.

En general, el modelo puede ser usado para examinar cómo las redes sociales influyen en clases genéricas de conductas, es decir, grupos de conductas con características en común (p.ej. aquellas conductas que se refuerzan a sí mismas), y en particular, se puede combinar con datos empíricos provenientes de encuestas, para examinar escenarios específicos. Originalmente, los autores diseñaron este Modelo Basado en Agentes (ABM) para estudiar la manera en la que las personas evalúan los riesgos relativos de emplear una conducta de prevención en el ámbito de la salud, a partir de información obtenida en su red social; durante esa investigación inicial el ABM se aplicó a dos escenarios puntuales, la detección de cáncer de mama y la vacunación contra la influenza estacional.

5.1.2. Descripción general del modelo

Se plantea una población de individuos de tamaño N que se mantiene constante a lo largo de la ejecución; dado que la población interactúa a través de una red cada individuo puede

ser identificado como un nodo i , con un número de l conexiones fijas con los vecinos más cercanos, de tal modo que se tiene una red G del tipo regular, en la cual todos sus vértices tienen el mismo grado $d_G(v) = l$ para todo $v \in V(G)$.

Los agentes del modelo representan inversores que interactúan socialmente en un entorno financiero, y como tales son capaces de comprar o vender un único tipo de activo al transcurrir un periodo de tiempo; dicho lapso temporal se mide en términos de ciclos y cada una de estas unidades equivale a un día en el mundo real.

Una vez que los inversores hayan realizado su elección financiera, un mecanismo simple de mercado determinará el efecto de dicho acto sobre su estado financiero (ganar o perder dinero), basado en la acción que hayan elegido (comprar o vender) y la tendencia de los precios (bajar o subir) establecida de manera exógena. Dado que los precios están predeterminados, las decisiones tanto individuales como agregadas de los agentes no tienen repercusión sobre el valor que asume el precio del activo en cada momento.

Además de eso, los agentes albergan una cierta memoria sobre sus valoraciones del activo en periodos anteriores, e incorporan las valoraciones de sus vecinos cercanos en la red.

5.1.3. Modelo interno de los agentes

Cada uno de los N agentes está conectado con un número fijo l de vecinos, con los que intercambia información de manera bidireccional.

En cada tiempo $t \in \mathbb{N}$ el agente i genera una propensión a comprar $s_{i,t} \in \mathbb{R}$ que es la base para decidir su respectiva conducta $c_{i,t} \in \{C, V\}$, en donde C significa comprar y V implica vender.

Adicionalmente, se produce una experiencia $e_{i,t} \in \{1, 2, 3, 4\}$ que involucra tanto a $c_{i,t}$ como a $p_t \in (0, \infty)$, siendo este último valor el precio exógeno del activo durante el momento t ; existen cuatro posibles experiencias con cuatro respectivos valores Δ_j , y sus condiciones de asignación se presentan en la Tabla 5.1.

Los pesos Δ_j tienen una relación específica con la propensión $s_{i,t}$ a comprar, pues $\Delta_1, \Delta_4 \in [0, 10]$ implican un aumento en $s_{i,t}$ cuando algún agente i tiene la experiencia 1 ó 4, mientras que $\Delta_2, \Delta_3 \in [-10, 0]$ representan un descenso en $s_{i,t}$ a causa de pasar por la experiencia 2 ó 3.

Tabla 5.1: Reglas para la asignación de experiencias

Experiencia	Condición	Valor Δ
Comprar y ganar ($e_{i,t} = 1$)	$c_{i,t} = C$ y $p_t > p_{t-1}$	Δ_1
Comprar y perder ($e_{i,t} = 2$)	$c_{i,t} = C$ y $p_t < p_{t-1}$	Δ_2
Vender y ganar ($e_{i,t} = 3$)	$c_{i,t} = V$ y $p_t < p_{t-1}$	Δ_3
Vender y perder ($e_{i,t} = 4$)	$c_{i,t} = V$ y $p_t > p_{t-1}$	Δ_4

Cabe aclarar que estas condiciones para la asignación de experiencias son válidas para $t > 1$, mientras que en caso de que $t = 1$ al no estar definido p_{t-1} la comparación se hace con 0, tal que las condiciones son $p_t > 0$ ó $p_t < 0$.

Las propensiones $s_{i,t}$ se definen acorde a la siguiente fórmula:

$$s_{i,t} = \sum_{j=1}^4 m_{j,t-1} \cdot \Delta_j + v \cdot s_{i,t-1}$$

En donde:

$m_{j,t}$ es el número total de vecinos con la experiencia j en el tiempo $t - 1$, incluyendo la experiencia del propio agente,

Δ_j es el valor o peso asociado a la experiencia j , un parámetro fijo e inmutable a lo largo de la ejecución,

v es la memoria, captura la influencia de las propensiones pasadas sobre la propensión actual y es un parámetro homogéneo para los N agentes,

$s_{i,t}$ y $s_{i,t-1}$ son las propensiones en el periodo t y $t - 1$ respectivamente.

En caso de $t = 1$ el parámetro $s_{i,t}$ toma el valor $s_{i,1} = s_{inicial}$ para todos los agentes.

Luego, tomando como referencia la propensión $s_{i,t}$ cada agente calcula la probabilidad $w_{i,t}$ de que la conducta $c_{i,t}$ sea igual a C , evaluando dicha propensión en la siguiente función logística:

$$w_{i,t} = \text{logit}^{-1}(s_{i,t}) = \frac{\exp(s_{i,t})}{1 + \exp(s_{i,t})}$$

La conducta en el tiempo t del individuo i se establece mediante el uso de un mecanismo probabilístico, de modo que se aplican un par de reglas de decisión:

$$(c_{i,t} | c_{i,t-1} = C) = \begin{cases} C & \text{si } w_{i,t} > X_{i,t} \\ V & \text{si } w_{i,t} \leq X_{i,t} \end{cases}$$

$$(c_{i,t} | c_{i,t-1} = V) = \begin{cases} V & \text{si } w_{i,t} > (1 - X_{i,t}) \\ C & \text{si } w_{i,t} \leq (1 - X_{i,t}) \end{cases}$$

Para ambos casos $X_{i,t}$ es una variable aleatoria con distribución $X_{i,t} \sim Unif[0, 1]$ para cada agente i en el momento t , $c_{i,t}$ y $c_{i,t-1}$ es la conducta del agente en el tiempo t y $t - 1$ respectivamente.

Con base en las experiencias $e_{i,t}$ y los precios p_t cada inversor pasa por cambios en su estado de riqueza $r_{i,t}$, que es definido como:

$$r_{i,t} = \begin{cases} r_{i,t-1} + |p_t - p_{t-1}| & \text{si } e_{i,t} = 1, 3 \\ r_{i,t-1} - |p_t - p_{t-1}| & \text{si } e_{i,t} = 2, 4 \end{cases}$$

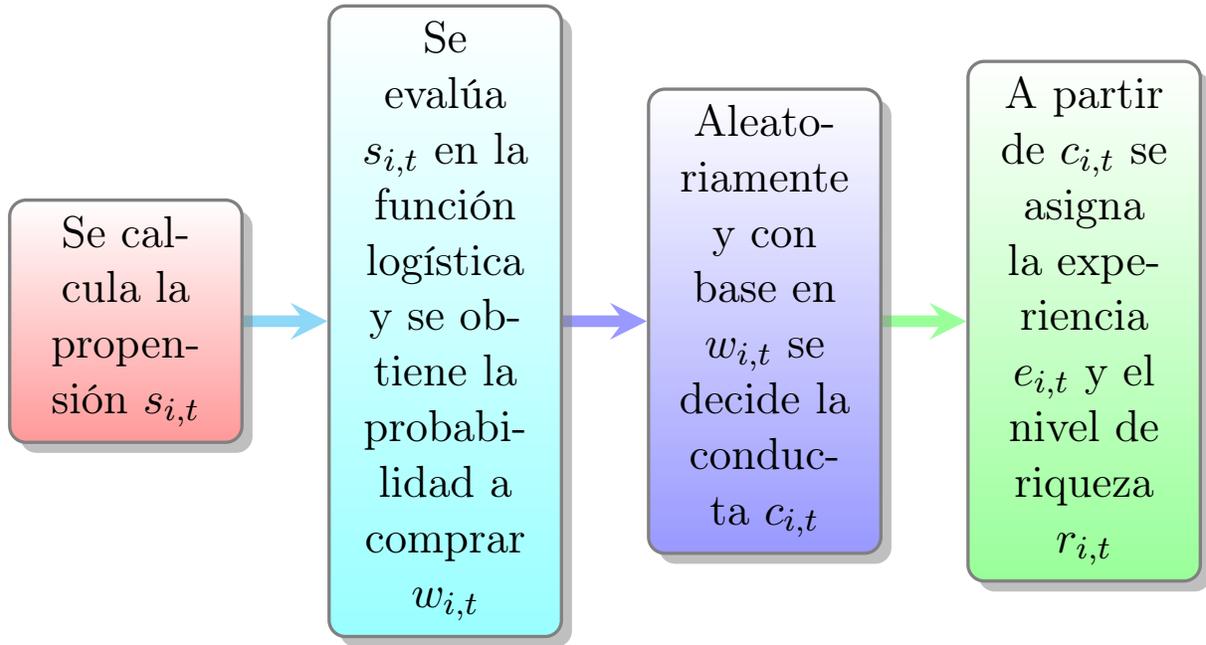
Asignación que es aplicable cuando $t > 1$, sin embargo, si $t = 1$ entonces $r_{i,1} = r_{inicial}$ para todos los agentes $i \in [1, N]$ y para tal ocasión el valor $r_{inicial} \in (0, \infty)$ estará determinado exógenamente.

5.1.4. Estructura del entorno

El entorno consiste en una serie de precios exógena, que determina el precio global p_t del momento t y corresponde a un instrumento financiero único presente en el modelo. Este activo no produce rendimientos del tipo cupón o dividendo y su maduración es a largo plazo, por lo cual la única manera de aumentar la riqueza es comprando o vendiendo una unidad del mismo y percibiendo la diferencia de precios del momento t y $t - 1$ como la respectiva pérdida o ganancia, tal como se establece en el modelo interno de los agentes.

Los precios están predeterminados y su duración estándar es de $T = 1,000$ periodos, o proporcionalmente 1,000 días en el mundo real.

Figura 5.2: Dependencia de procesos en el modelo interno



Nota. El diagrama de flujo indica la jerarquía que obedece el modelo interno para que cada agente obtenga una experiencia y un nivel riqueza a partir de su propensión, que se evalúa en una función logística para calcular una probabilidad a comprar y posteriormente determinar una conducta a seguir.

Series de tiempo artificiales

Se crearon tres clases de series aleatorias para simular tendencias específicas en el mercado financiero: ascendente, descendente y neutra ó tipo caminata aleatoria.

Serie de tipo ascendente:

$$p_t^a = \begin{cases} 0 & \text{si } t = 1 \\ p_{t-1} + \mathcal{T}_t^+ - \mathcal{E}_t^+ & \text{si } t > 1 \end{cases}$$

En donde \mathcal{T}_t^+ es una variable aleatoria con distribución triangular tal que $\mathcal{T}_t^+ \sim \text{Triangular}(-1, 2, 3)$ y \mathcal{E}_t^+ es una v.a. con distribución exponencial $\mathcal{E}_t^+ \sim \exp(1)$.

Serie de tipo descendente:

$$p_t^d = \begin{cases} 0 & \text{si } t = 1 \\ p_{t-1} + \mathcal{T}_t^- - \mathcal{E}_t^- & \text{si } t > 1 \end{cases}$$

Con $\mathcal{T}_t^- \sim \text{Triangular}(-3, -2, 1)$ y $\mathcal{E}_t^- \sim \exp(-1)$.

Serie de tipo Caminata Aleatoria:

$$p_t^{rw} = \begin{cases} 0 & \text{si } t = 1 \\ p_{t-1} + \mathcal{N}_t(0, 1) & \text{si } t > 1 \end{cases}$$

$\mathcal{N}_t(0, 1)$ es una v.a. que tiene una distribución Normal Estándar.

También se empleó una serie de precios correspondientes a valores reales del IPC, pero su aplicación se abordará en el siguiente capítulo.

Variables globales

Con el fin de rastrear los cambios en los patrones generales se definen tres variables globales: Tasa de Compra, Tasa de Venta y Riqueza Promedio.

La Tasa de Compra TC_t en el tiempo t es la proporción de agentes (respecto a la población total) cuya conducta es $c_{i,t} = C$, promediada de manera acumulativa conforme al paso de los ciclos:

$$TC_t = \frac{TC_{ac,t-1} + TC_{br,t}}{t}$$

En donde $TC_{br,t}$ se refiere a la Tasa de Compra en Bruto:

$$TC_{br,t} = \frac{\sum_{i=1}^N IC_{i,t}}{N}$$

$IC_{i,t}$ es una función indicadora para cada uno de los N agentes y asume los valores $IC_{i,t} = 1$ si $c_{i,t} = C$ y $IC_{i,t} = 0$ en caso contrario.

$TC_{ac,t-1}$ define la Tasa de Compra Acumulada y sin promediar hasta el momento $t - 1$:

$$TC_{ac,t-1} = \sum_{s=1}^{t-1} TC_{br,s}$$

De manera análoga se define la Tasa de Venta TV_t en el momento t como la fracción de agentes que exhiben la conducta $c_{i,t} = V$, ponderada a través de los correspondientes periodos de ejecución:

$$TV_t = \frac{TV_{ac,t-1} + TV_{br,t}}{t}$$

Siendo la Tasa de Venta en Bruto $TV_{br,t}$:

$$TV_{br,t} = 1 - TC_{br,t}$$

Y la Tasa de Venta Acumulada $TV_{ac,t-1}$ que consiste en la suma de Tasas de Venta en bruto hasta el tiempo $t - 1$:

$$TV_{ac,t-1} = \sum_{s=1}^{t-1} TV_{br,s}$$

Adicionalmente la Riqueza Promedio RP_t es la riqueza media que poseen los N agentes durante el tiempo t , sumada a la Riqueza Promedio Acumulada hasta el momento $t - 1$ y ponderada por el número de periodos transcurridos en la ejecución:

$$RP_t = \frac{RP_{ac,t-1} + RP_{br,t}}{t}$$

La Riqueza Promedio en Bruto $RP_{br,t}$ es la media de las riquezas individuales de los N agentes durante el tiempo t :

$$RP_{br,t} = \frac{\sum_{i=1}^N r_{i,t}}{N}$$

Con la Riqueza Promedio Acumulada definida como la sumatoria de Riquezas Promedio en Bruto de los $t - 1$ momentos anteriores:

$$RP_{ac,t-1} = \sum_{s=1}^{t-1} RP_{br,s}$$

5.1.5. Resumen de parámetros en el modelo

Con el fin de recopilar los parámetros del modelo y sus respectivos intervalos de valores admisibles, tal información se ha resumido en la Tabla 5.2.

Tabla 5.2: Valores de parámetros aceptados en el modelo

Parámetro	Descripción	Rango posible de valores
Δ_1 y Δ_4	Pesos asociados a la experiencia 1 y 4	$-10 \leq \Delta_{1,4} \leq 10$
Δ_2 y Δ_3	Pesos asociados a la experiencia 2 y 3	$-10 \leq \Delta_{2,3} \leq 10$
v	Memoria de los agentes	$v \in [0, 1]$
$r_{inicial}$	Riqueza inicial de los agentes	$r_{inicial} \in [0, \infty)$
$s_{inicial}$	Propensión inicial de los agentes	$s_{inicial} \in [-5, 5]$
N	Población de agentes	$N \in [100, 200, \dots, 1000]$
l	Número de conexiones	$l \in [10, 20, \dots, 50]$

5.1.6. Rutina general de simulación

Inicialización del modelo.

1. Se crea una red con N nodos representando a la población de agentes, cada uno de grado $d_G(v) = l$.
2. Se establece el valor de los parámetros $\Delta_1, \Delta_2, \Delta_3, \Delta_4$ y v .
3. Se carga la serie de tiempo exógena p .
4. Para cada uno de los N agentes:
 - La propensión $s_{i,1}$ toma el valor $s_{inicial}$.
 - Se asume la conducta $c_{i,1} = C$ ó $c_{i,1} = V$ de forma aleatoria.
 - Se obtiene una experiencia $e_{i,1}$ usando las reglas del modelo interno para el momento $t = 1$.
 - La riqueza $r_{i,1}$ toma el valor $r_{inicial}$.
5. Se calculan las variables globales TC_1, TV_1 y RP_1 .

Algorithm 1: Algoritmo principal

```

procedure PRINCIPAL( $T, p, N$ )
  while  $t \leq T$  do
    for all agents  $i$  do
       $s_{i,t} \leftarrow \sum_{j=1}^4 m_{j,t-1} \cdot \Delta_j + v \cdot s_{i,t-1}$ 
       $w_{i,t} \leftarrow \text{logit}^{-1}(s_{i,t})$ 
      if  $c_{i,t-1} = C$  then
        if  $w_{i,t} > X_{i,t} \sim \text{Unif}[0, 1]$  then
           $c_{i,t} \leftarrow C$ 
        else
           $c_{i,t} \leftarrow V$ 
        end if
      else
        if  $w_{i,t} > (1 - X_{i,t})$  then
           $c_{i,t} \leftarrow V$ 
        else
           $c_{i,t} \leftarrow C$ 
        end if
      end if
      if  $c_{i,t} = C$  then
        if  $p_t > p_{t-1}$  then
           $e_{i,t} \leftarrow 1$ 
           $r_{i,t} \leftarrow r_{i,t-1} + |p_t - p_{t-1}|$ 
        else
           $e_{i,t} \leftarrow 2$ 
           $r_{i,t} \leftarrow r_{i,t-1} - |p_t - p_{t-1}|$ 
        end if
      else
        if  $p_t > p_{t-1}$  then
           $e_{i,t} \leftarrow 4$ 
           $r_{i,t} \leftarrow r_{i,t-1} - |p_t - p_{t-1}|$ 
        else
           $e_{i,t} \leftarrow 3$ 
           $r_{i,t} \leftarrow r_{i,t-1} + |p_t - p_{t-1}|$ 
        end if
      end if
    end for
     $TC_t \leftarrow \frac{TC_{ac,t-1} + TC_{br,t}}{t}$ 
     $TV_t \leftarrow \frac{TV_{ac,t-1} + TV_{br,t}}{t}$ 
     $RP_t \leftarrow \frac{RP_{ac,t-1} + RP_{br,t}}{t}$ 
  end while
end procedure

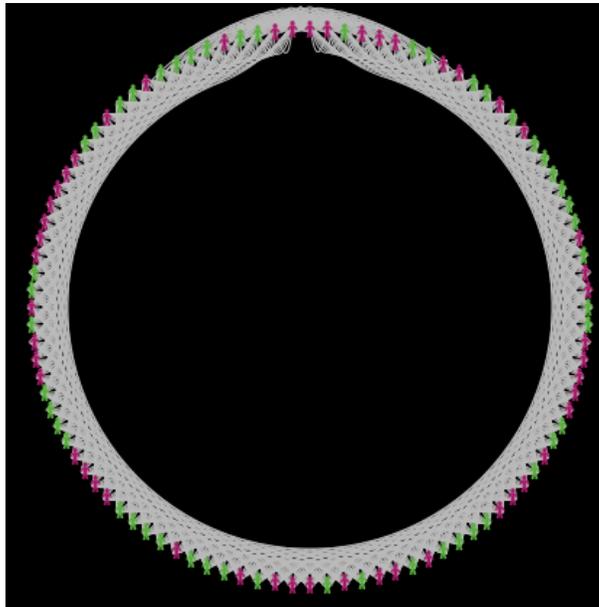
```

▷ Proceso a realizar desde el momento $t = 1$ hasta $t = T$
 ▷ Ejecución para los agentes con índice $1 \leq i \leq N$
 ▷ Se calcula la propensión actual a comprar
 ▷ Se evalúa $s_{i,t}$ en la función logística
 ▷ Se genera $X_{i,t}$ y se compara con $w_{i,t}$, para establecer $c_{i,t}$
 ▷ Se asume $e_{i,t}$ y $r_{i,t}$ con base en $p_{i,t}, p_{i,t-1}$ y $c_{i,t}$
 ▷ Se definen las variables globales en el tiempo $t > 1$

5.2. Implementación del modelo en software Netlogo

En cuanto a la implementación, el modelo fue diseñado y ejecutado con ayuda del lenguaje de programación Netlogo versión 6.3 (Wilensky,1999). En este software el tiempo se mide en unidades llamadas *ticks*.

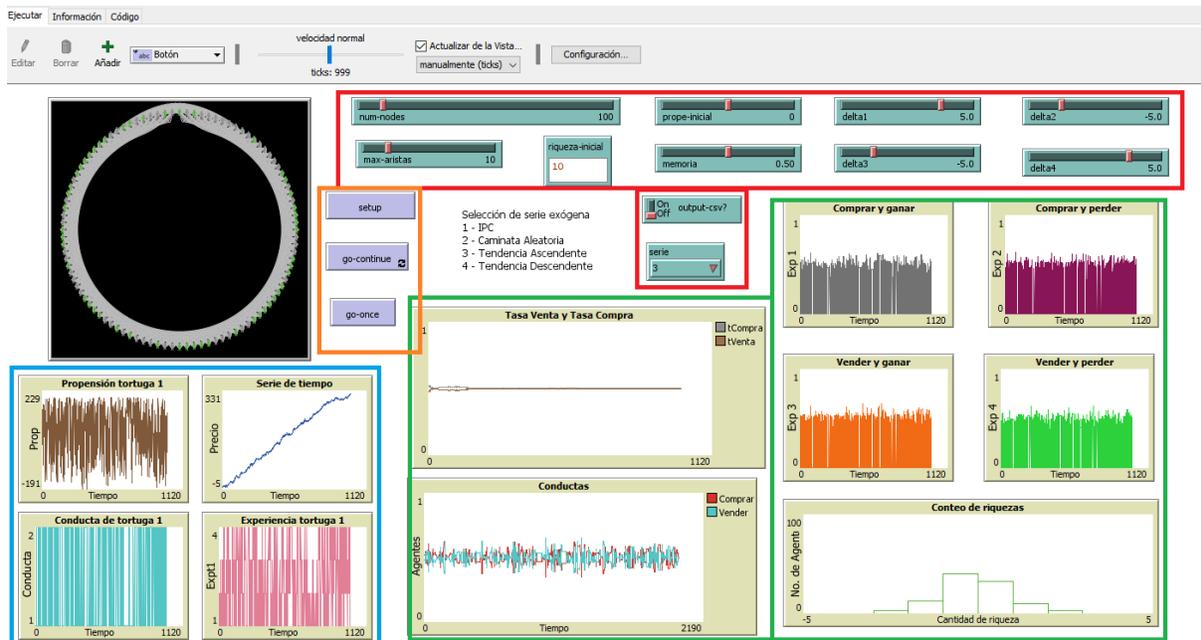
Figura 5.3: Red de agentes en Netlogo



Nota. En términos gráficos, el programa Netlogo permite visualizar a cada uno de los agentes en el modelo a través de iconos en forma de personas, sus conexiones sociales representadas por líneas grises entre ellos y su posición respecto a otros agentes, dentro de una estructura de red regular y con forma circular. La imagen muestra 100 agentes con 10 conexiones cada uno y el color de los iconos representa la correspondiente experiencia de un agente en el momento inicial ($t=1$), siendo el código de color: gris para la experiencia 1, magenta para la experiencia 2, anaranjado para la experiencia 3 y verde para la experiencia 4.

Netlogo ofrece una interfaz muy accesible para establecer los parámetros del modelo y ejecutarlo de manera manual (momento a momento) o automática (ininterrumpidamente, desde el momento $t = 1$ hasta $t = T$). A continuación, se presenta un ejemplo de la interfaz al realizar una ejecución con 1,000 ciclos usando una serie de tiempo artificial tipo caminata aleatoria, además de una breve explicación de los elementos agrupados acorde a su respectiva función:

Figura 5.4: Ejemplo de la interfaz del modelo en Netlogo



Nota. Elementos presentes en la interfaz del modelo en Netlogo, divididos en secciones para poder ser explicados de forma didáctica y capturados al final de una ejecución con una duración de 1,000 *ticks*.

Esta sección incluye botones que permiten controlar la ejecución del modelo:

- *setup*. Inicialización del modelo.
- *go-continue*. Ejecución automática del modelo, desde el primer hasta el último *tick*.
- *go-once*. Ejecución manual del modelo, un *tick* a la vez.

Aquí se establecen los valores fijos que tendrán los parámetros a lo largo de la ejecución:

- *num-nodes*. Determina el parámetro N , el número de agentes o nodos en la red.
- *memoria*. Corresponde al parámetro v de memoria para los N agentes.
- *delta1*. Parámetro Δ_1 de los agentes.
- *delta2*. Parámetro Δ_2 de los agentes.
- *delta3*. Parámetro Δ_3 de los agentes.

- delta4. Parámetro Δ_4 de los agentes.
- prope-inicial. Valor de $s_{i,1}$ para los N agentes.
- riqueza-inicial. Valor de $r_{i,1}$ para los N agentes.
- *output-csv?*. Interruptor que controla la generación de una base de datos con las observaciones de la ejecución en curso.
- serie. Selector que permite elegir y cargar una serie de precios exógena, entre la opciones disponibles: IPC, Caminata Aleatoria, Tendencia Ascendente y Tendencia Descendente.

■ Son las gráficas individuales, que rastrean el progreso de diversas variables para el agente 1; además de mostrar la gráfica de la serie de tiempo exógena:

- Propensión tortuga 1. Es la gráfica de los valores $s_{1,t}$ desde $t = 0$ hasta $t = 1,000$, para el agente 1.
- Conducta de tortuga 1. Es la gráfica de los valores $c_{1,t}$ desde $t = 0$ hasta $t = 1,000$, en donde 1 equivale a $c_{i,t} = C$ y 2 significa $c_{i,t} = V$, por lo cual esta gráfica oscila entre esos dos únicos valores.
- Experiencia tortuga 1. Es la gráfica de los valores $e_{1,t}$ desde $t = 0$ hasta $t = 1,000$, en donde $e_{1,t}$ puede tomar valores enteros entre 1 y 4 que representan las cuatro experiencias posibles del agente 1.
- Serie de tiempo. Representa el avance de la serie de tiempo exógena que se utiliza durante la ejecución.

■ En este apartado se incluyen las gráficas que registran algunos índices o variables globales, y evidencian las tendencias generales de los agentes:

- Tasa Venta y Tasa Compra. Gráfica de las variables globales TC_t y TV_t , desde $t = 0$ hasta $t = 1,000$.

- Conductas. Ilustra la proporción de agentes cuya conducta $c_{i,t}$ es Comprar ó Vender, respecto a la población total N .
- Conteo de riquezas. Histograma que contiene el conteo de agentes con un determinado nivel de riqueza $r_{i,t}$.
- Comprar y ganar. Proporción de agentes (relativa a N) cuya experiencia es $e_{i,t} = 1$.
- Comprar y Perder. Proporción de agentes cuya experiencia es $e_{i,t} = 2$.
- Vender y ganar. Proporción de agentes cuya experiencia es $e_{i,t} = 3$.
- Vender y perder. Proporción de agentes cuya experiencia es $e_{i,t} = 4$.

5.2.1. Simulaciones específicas

A manera de ilustración, se presentarán algunas ejecuciones del modelo utilizando series de tiempo diseñadas con una tendencia específica.

Primera simulación.

En la primera simulación se emplearon los valores de los parámetros contenidos en la Tabla 5.3 y particularmente se utilizó una serie de tiempo artificial con tendencia ascendente para modelar al precio global.

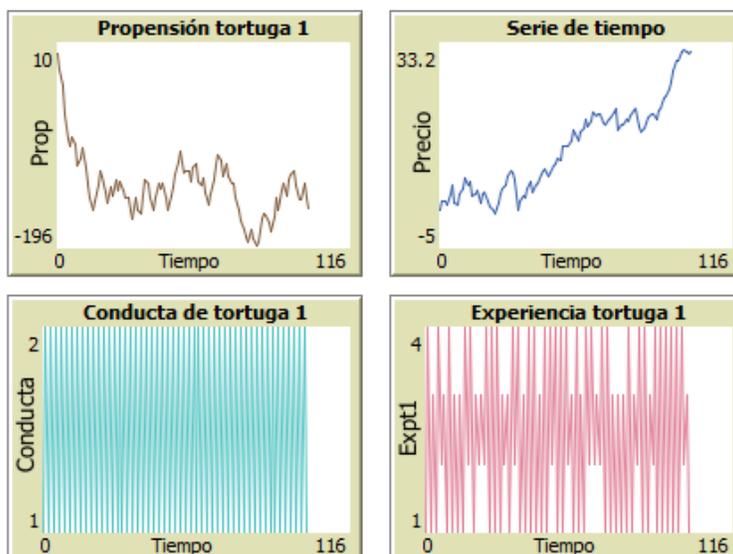
Tabla 5.3: Valores de los parámetros en la primera simulación

Parámetro	Valor	Parámetro	Valor
Δ_1	-2	Δ_2	0
Δ_3	-2	Δ_4	0
v	0.85	serie	3
$s_{inicial}$	5	$r_{inicial}$	10
N	100	l	10

En las gráficas individuales se observa que la propensión del primer agente (también llamado tortuga 1) sigue una tendencia descendente, pues los valores de los pesos Δ son menores o iguales a 0 y por ende cada experiencia produce un efecto negativo o nulo en la propensión. La conducta del agente 1 oscila constantemente entre Comprar y Vender,

además, la experiencia del agente 1 también se alterna entre el valor 1 y 4 y el valor 2 y 3, en intervalos de distinta longitud.

Figura 5.5: Gráficas individuales en la primera simulación

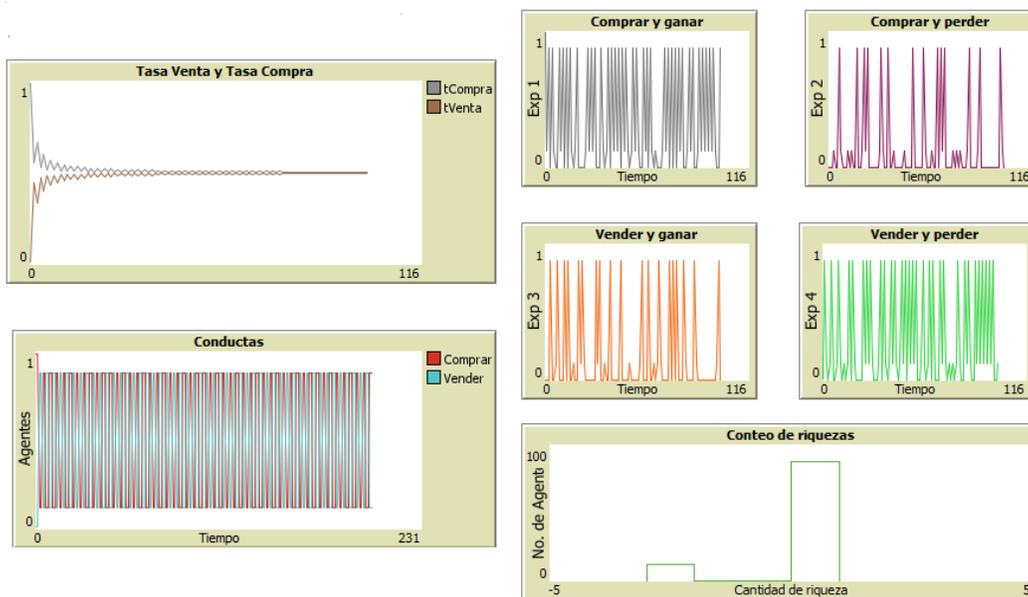


Nota. Se muestran las gráficas de algunas variables individuales del agente 1 durante la primera simulación, además de la serie de tiempo del tipo ascendente correspondiente al precio global.

Respecto a las gráficas de las variables globales, se observa que las Tasas de Venta y las Tasas de Compra inician con valores diametralmente opuestos (0 y 1) pero con el paso del tiempo tienden a converger a una media de 0.5, manteniéndose siempre el valor de Tasa Compra por encima del valor de Tasa Venta; en cuanto a las Conductas la oscilación es perpetua y absoluta, pues de un *tick* a otro todos los agentes compran o venden al unísono.

Las cuatro gráficas de experiencias muestran cambios con periodos irregulares y el histograma de Conteo de riquezas hace evidente que una pequeña porción de los agentes obtiene una riqueza negativa (pérdida), pero la mayoría disfruta de una modesta riqueza con un valor menor a aquel con el que iniciaron.

Figura 5.6: Gráficas globales en la primera simulación



Nota. Se presentan las respectivas gráficas de variables globales a lo largo de la primera simulación.

Segunda simulación.

En la segunda simulación se emplearon los valores de los parámetros contenidos en la Tabla 5.4 y particularmente se utilizó una serie de tiempo artificial con tendencia descendente para modelar al precio global.

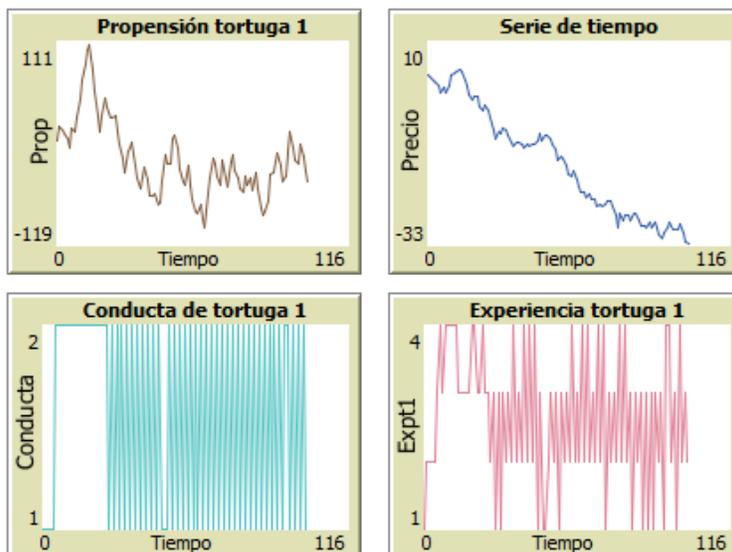
Tabla 5.4: Valores de los parámetros en la segunda simulación

Parámetro	Valor	Parámetro	Valor
Δ_1	2	Δ_2	0
Δ_3	-2	Δ_4	0
v	0.85	serie	4
$s_{inicial}$	5	$r_{inicial}$	10
N	100	l	10

En este caso la propensión del agente 1 posee una tendencia descendente al igual que en la primera simulación, sin embargo, su mínimo es mayor al de aquella simulación pues el valor Δ_1 asociado a la experiencia 1 es positivo y hace que el valor de la propensión incremente en promedio. La conducta del agente 1 muestra oscilaciones en general, no obstante, presenta un periodo de estabilidad al inicio de la simulación en torno a la conducta Vender; la experiencia

del agente 1 es más heterogénea que en el caso anterior y durante el inicio de la simulación permanece en la experiencia 4, es decir, Vender y perder.

Figura 5.7: Gráficas individuales en la segunda simulación

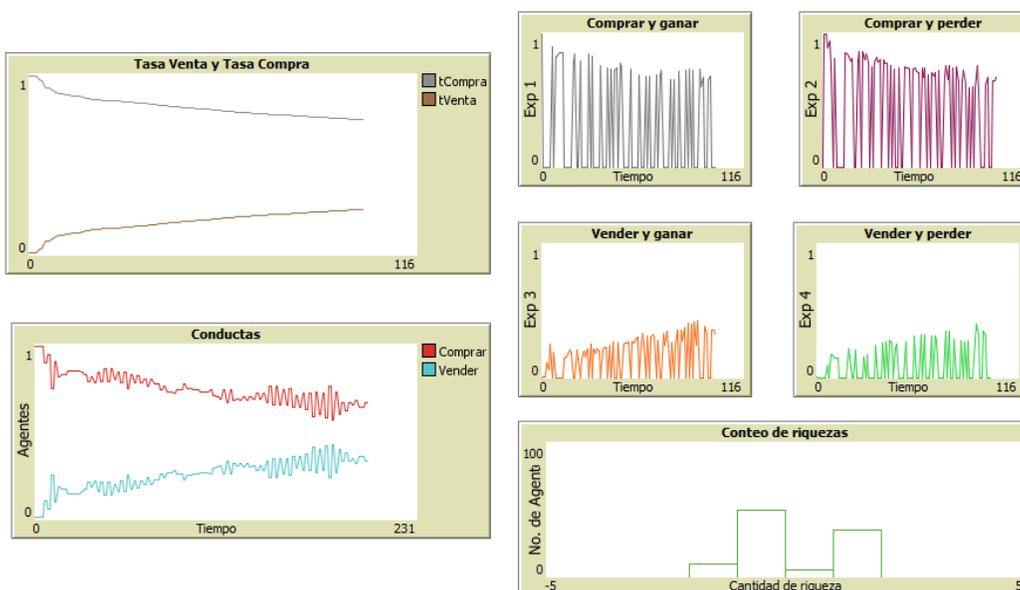


Nota. Se muestran las gráficas de algunas variables individuales del agente 1 durante la segunda simulación, además de la serie de tiempo del tipo descendente correspondiente al precio global.

Globalmente se observa que la Tasa Venta y Tasa Compra difieren a lo largo de la simulación, y aunque gradualmente los valores se aproximan, la diferencia entre ellos sigue siendo notable con una superioridad a favor de Tasa Compra. De manera similar, la conducta de Comprar es más numerosa que la de Vender entre los agentes, pese a que se observa una mayor variación entre las Conductas en comparación con las tasas de compra y venta.

Coincidentemente, a lo largo de toda la simulación las experiencias asociadas a Comprar exhiben valores más grandes que aquellas asociadas a vender; cabe notar que el primer par de experiencias mencionado exhibe un declive mientras que la última pareja parece ir en ascenso, lo cual tiene sentido si se considera la gradual convergencia entre las Conductas. En cuanto al Conteo de riquezas esta ejecución implica una mayor dispersión en cuanto a la riqueza de los agentes, predominando aquellos con pérdidas y siendo una minoría los individuos que conservaron un nivel de riqueza positivo pero menor a su valor inicial.

Figura 5.8: Gráficas globales en la segunda simulación



Nota. Se presentan las respectivas gráficas de variables globales a lo largo de la segunda simulación.

A lo largo de este capítulo se desglosaron los componentes del Modelo financiero de aprendizaje social fundamentado en conductas-experiencias acopladas, agregando dos simulaciones al final del mismo a manera de ejemplo. En el siguiente capítulo se presentarán ejecuciones que emplean una serie de precios con valores del mundo real: el Índice de Precios y Cotizaciones de la Bolsa Mexicana de Valores, y se abordarán métodos que resuman los resultados de múltiples ejecuciones secuenciales, además de gráficas que faciliten la interpretación espacial y temporal de los patrones globales obtenidos.

Capítulo 6

Resultados

6.1. Índice de Precios y Cotizaciones

El Índice de Precios y Cotizaciones (IPC) es el indicador oficial de la evolución del mercado accionario mexicano, ya que busca medir el rendimiento de las acciones de mayor tamaño y liquidez listadas en la Bolsa Mexicana de Valores (BMV) (Promoción de emisoras, 2019). El Grupo Mexicano de Valores (2023) menciona que el IPC se calcula en función de las variaciones de precios de una selección de acciones: una muestra balanceada, ponderada y representativa de todas las acciones cotizadas en la BMV; es uno de los índices invertibles más antiguos e importantes de América Latina, ya que es el principal indicador del mercado mexicano de renta variable (Comunicación Coporativa, 2018).

6.2. Evaluaciones del modelo

Para evaluar el desempeño del modelo en un contexto empírico se usó la configuración de parámetros denotada en la Tabla 6.1, con la particularidad de que en este caso la serie de tiempo es el precio de cierre del IPC, registrado a diario durante 1,000 días laborales (de Lunes a Viernes) consecutivos.

A diferencia de los ejemplos anteriores los pesos Δ relacionados a las cuatro experiencias no están fijos a lo largo de la simulaciones, pues se empleó el método de variación de parámetros que se expone en la siguiente sección para determinar su valor.

Tabla 6.1: Valores fijos de los parámetros

Parámetro	Valor	Parámetro	Valor
v	0.5	serie	1
$s_{inicial}$	0	$r_{inicial}$	10
N	100	l	10

6.2.1. Variación de Parámetros

Este enfoque consiste en seleccionar dos de los pesos Δ_1 , Δ_2 , Δ_3 y Δ_4 , para posteriormente variar su valor de manera conjunta y sistemática entre -10 y 10 (considerando solo números enteros en el intervalo cerrado $[-10, 10]$) mientras el otro par de parámetros se mantiene fijo y con un valor igual a 0; se guardan las combinaciones resultantes de la variación y para cada una de ellas se realiza su respectiva simulación, cuya configuración es complementada con los valores fijos de la Tabla 6.1.

Cada simulación consta de $T = 1,000$ *ticks* y al final de cada una de ellas se registran las variables globales TC_T y TV_T para su análisis, junto al Conteo de riquezas; adicionalmente se almacena la conducta que cada agente desplegó a lo largo de los 1,000 *ticks* que componen la simulación.

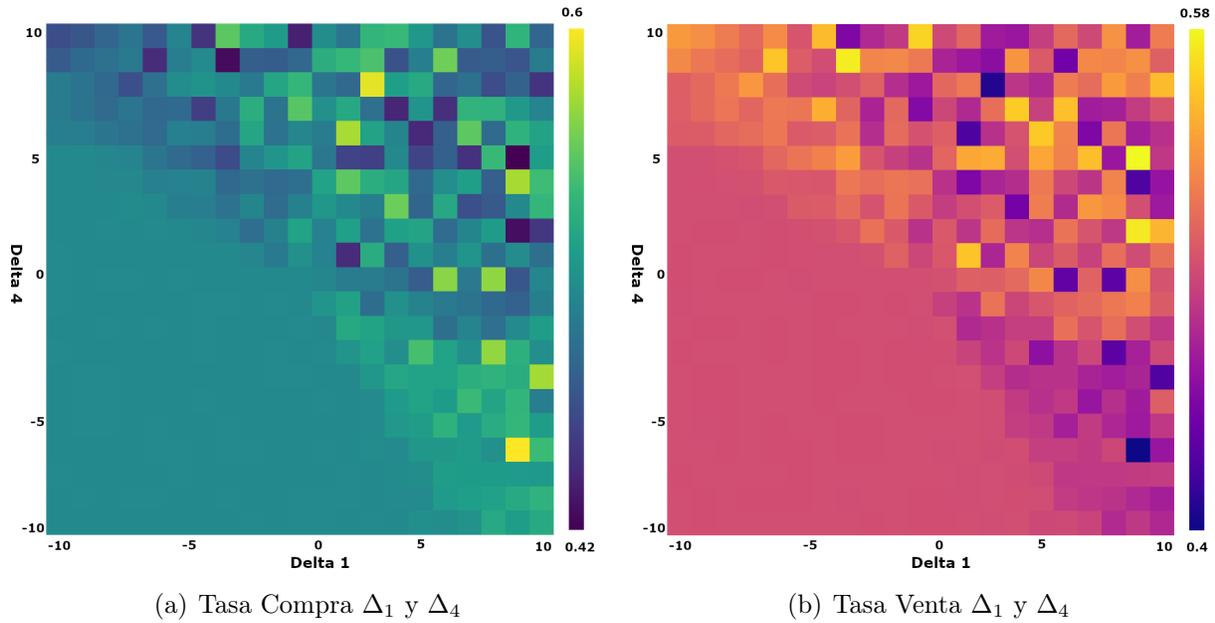
6.2.2. Espacios de parámetros

Al aplicar el método de variación de parámetros y considerar los valores de TC_T y TV_T resultantes para cada conjunto de simulaciones se obtiene un espacio de parámetros, que básicamente refleja el valor que adoptan las variables globales al final de cada simulación individual, cuya configuración de parámetros solo difiere en los valores del par de pesos Δ que se varían sistemáticamente.

Para el análisis del modelo dos clases de variaciones y espacios de parámetros son especialmente relevantes: Δ_1 con Δ_4 y Δ_2 con Δ_3 ; esto se debe a que estas parejas de parámetros están asociadas a experiencias que ocurren de manera simultánea, es decir, que durante un cierto *tick* son los únicos tipos de experiencias que se presentan entre los agentes, ofreciendo un escenario intuitivo para el estudio de su espacio de parámetros.

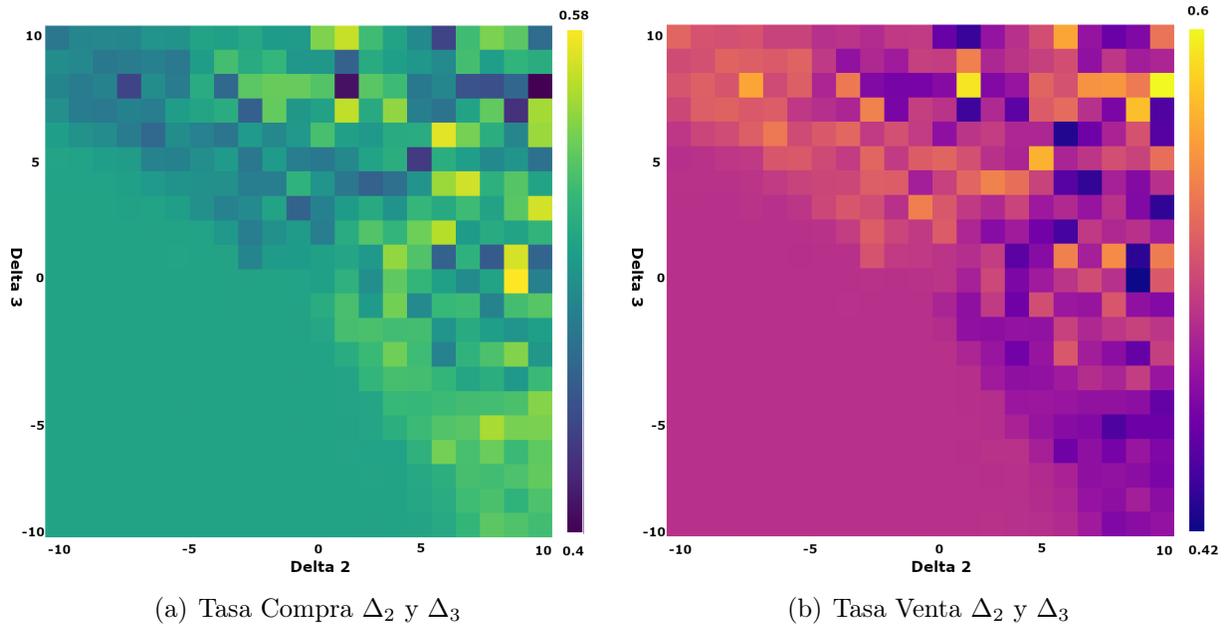
Los espacios de parámetros se representan gráficamente a través de un mapa de calor, una cuadrícula cuyos ejes incluyen los valores de los dos parámetros Δ que se varían siste-

Figura 6.1: Espacios de parámetros Δ_1 y Δ_4



Nota. Mapas de calor de los espacios de parámetros Δ_1 y Δ_4 ; la cuadrícula va de -10 a 10, la celda de origen tiene el valor (-10,-10), en el eje horizontal se ubica el parámetro Δ_1 y en el eje vertical se encuentra Δ_4 .

Figura 6.2: Espacios de parámetros Δ_2 y Δ_3



Nota. Mapas de calor de los espacios de parámetros Δ_2 y Δ_3 ; la cuadrícula va de -10 a 10, la celda de origen tiene el valor (-10,-10), en el eje horizontal se ubica el parámetro Δ_2 y en el eje vertical se encuentra Δ_3 .

máticamente y cuyas celdas se colorean con una tonalidad relacionada al valor global de esa combinación de parámetros, es decir, mientras más clara sea la pigmentación el valor global asociado será mayor y viceversa. Para cada par de pesos Δ_1 con Δ_4 y Δ_2 con Δ_3 se cuenta con dos mapas de calor: uno para el parámetro global Tasa Compra y otro para Tasa Venta, que son mediciones complementarias pues cada una es la inversa de la otra.

Los mapas de calor en las Figuras 6.1 y 6.2 muestran dos áreas con una frontera más o menos definida: una zona uniforme en cuanto al valor de Tasa Compra y Tasa Venta, y el resto del terreno que contiene valores más heterogéneos de las susodichas Tasas. En la esquina inferior izquierda se cuenta con valores muy homogéneos de Tasa Compra y Tasa Venta; la esquina inferior derecha se distingue por valores relativamente grandes de Tasa Compra (y consistentemente valores pequeños de Tasa Venta); en oposición al primer caso, la esquina superior derecha exhibe valores con alta variabilidad en ambas Tasas; finalmente, el caso complementario al segundo es la esquina superior izquierda, con valores relativamente pequeños de Tasa Compra (y sus correspondientes valores grandes de Tasa Venta).

El rango de valores para los espacios de parámetros Δ_1 y Δ_4 es $[0.42, 0.60]$ para Tasa Compra y $[0.40, 0.58]$ para Tasa Venta, a su vez, los valores de los espacios de Δ_2 y Δ_3 oscilan en el intervalo $[0.40, 0.58]$ para Tasa Compra y $[0.42, 0.60]$ para Tasa Venta.

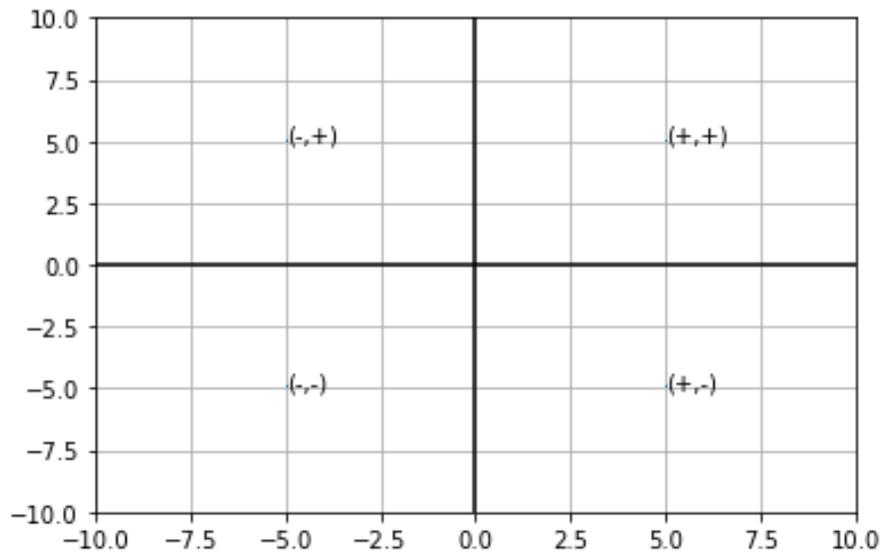
6.3. Cuadrantes de parámetros

Para caracterizar a los espacios de parámetros se propone dividir a la cuadrícula en cuatro cuadrantes, que correspondan con aquellos del plano cartesiano: $(+, +)$ en la que ambos valores Δ sean positivos, $(+, -)$ en el que el primer Δ sea positivo y el segundo negativo, $(-, +)$ el caso opuesto al anterior y $(-, -)$ en el que ambos valores Δ sean negativos. Esto se realiza con la finalidad de explorar el espacio completo a través del muestreo de algunas simulaciones específicas. Estas simulaciones servirán para profundizar en las dinámicas que presenta el modelo dentro de sus múltiples variables individuales y globales.

A partir de esta sección se emplearán cuatro combinaciones específicas de delta: $\Delta_j = 6, \Delta_k = 8$ en el cuadrante $(+, +)$, $\Delta_j = -6, \Delta_k = 8$ para representar a $(-, +)$, $\Delta_j = -6, \Delta_k = -6$ dentro de $(-, -)$ y $\Delta_j = 6, \Delta_k = -6$ en alusión a $(+, -)$, en donde $(j = 1, k = 4)$ ó

($j = 2, k = 3$) acorde al espacio que se este analizando.

Figura 6.3: División de cuadrantes

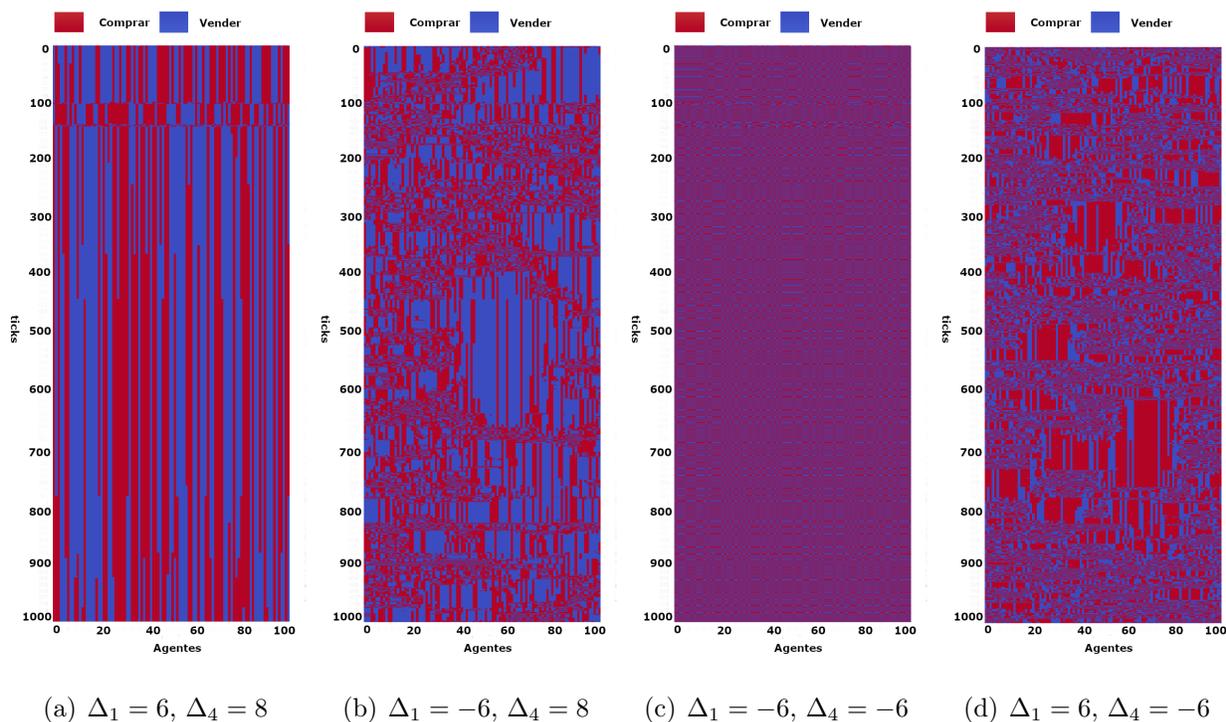
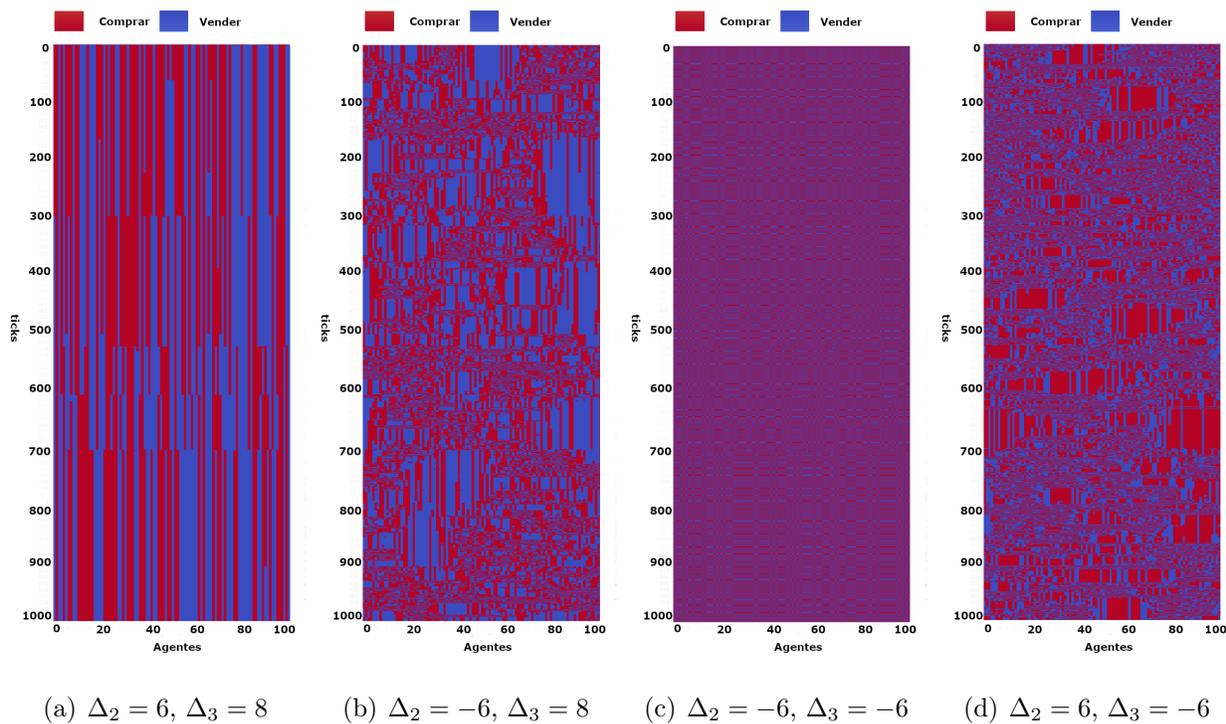


Nota. En la división de los espacios de parámetros se sugiere la construcción de cuatro cuadrantes: (+,+) con $\Delta_j \in (0, 10]$ y $\Delta_k \in (0, 10]$, (-,+) con $\Delta_j \in [-10, 0)$ y $\Delta_k \in (0, 10]$, (-,-) con $\Delta_j \in [-10, 0)$ y $\Delta_k \in [-10, 0)$, y (+,-) con $\Delta_j \in (0, 10]$ y $\Delta_k \in [-10, 0)$, en donde ($j = 1, k = 4$) ó ($j = 2, k = 3$) según sea el espacio Δ_1, Δ_4 ó Δ_2, Δ_3 respectivamente.

6.3.1. Mapas de calor de conductas

Los mapas de calor son gráficas que no necesariamente expresan valores continuos, es decir, su código de color puede representar valores discretos o nominales. Para el caso de las conductas de los agentes, se identificará a la conducta Comprar con el color rojo y a la conducta Vender con el color azul.

La cuadrícula del mapa de calor de las conductas se construyó colocando en el eje horizontal a las etiquetas que expresan el orden de los agentes en la simulación, mientras que en el eje vertical se plasmó a los *ticks* que corresponden a la duración de la simulación. De este modo, el mapa de calor muestra la alineación de conductas de los 100 agentes a lo largo de los 1,000 *ticks*, por lo cual es una visualización de la progresión temporal que tienen las conductas de los agentes; cada fila de la cuadrícula indica las respectivas conductas de los 100 agentes en determinado *tick*, mientras que cada columna manifiesta la conducta de un agente específico durante el transcurso de los 1,000 *ticks* de la simulación.

Figura 6.4: Mapas de calor de conductas en cuadrantes del espacio Δ_1 y Δ_4 Figura 6.5: Mapas de calor de conductas en cuadrantes del espacio Δ_2 y Δ_3 

A simple vista se distinguen tres tipos de patrones en los mapas de calor: bandas de color, complejidad y alternancia.

El primer patrón implica la existencia de grupos rígidos, colindantes en cuanto a orden de ubicación y cuya conducta se preserva a lo largo de los *ticks*, desde el inicio hasta el final de la simulación con algunos cambios menores; también resaltan algunos grupos efímeros que se conforman al inicio pero su existencia se limita a unos cuantos *ticks* o su presencia resulta intermitente. Este caso se observa en la muestra del cuadrante (+,+) de ambos espacios de parámetros, correspondiente a las gráficas (a) de las Figuras 6.4 y 6.5.

Respecto al segundo patrón, su naturaleza es bastante más complicada de definir ya que posee un orden emergente sin alguna rutina subyacente o trayectoria preestablecida, de ahí su etiqueta de “complejidad”; lo que sí es posible destacar es que se cuenta con una serie de acumulaciones, en las que una porción espacialmente cercana de agentes mantiene una misma conducta, con algunas excepciones de agentes dentro de esa acumulación que despliegan la conducta contraria. Esto se visualiza en las combinaciones de Δ dentro de los cuadrantes (-,+) y (+,-), con la diferencia de que las acumulaciones en el cuadrante (-,+) son predominantemente de la conducta Vender y en (+,-) las acumulaciones de la conducta Comprar son más abundantes; este patrón se denota en las gráficas (b) y (d) de las Figuras 6.4 y 6.5.

Finalmente, el tercer patrón obedece a una serie de alternaciones constantes entre conductas, es decir, los agentes cambian de una conducta a otra al paso de los *ticks* y usualmente no se mantienen con la misma conducta por más de un *tick*; debido a esta naturaleza aparentemente periódica y repetitiva se le atribuyó el nombre de “alternancia”. La manifestación de este patrón se observa en las muestras del cuadrante (-,-), cuyas gráficas corresponden a los incisos (c) de las Figuras 6.4 y 6.5.

6.3.2. Histogramas de riquezas

Los histogramas de riquezas son básicamente la representación gráfica de la frecuencia con la que los agentes presentaban un determinado nivel de riqueza, es decir, su Conteo de riquezas. El rango más amplio con el que osciló el conteo de riquezas fue entre -40,000,000 y 40,000,000, y el rango más limitado comprendió de -150,000 a 150,000.

Aunque gráficamente los histogramas son ilustrativos, se optó por realizar la prueba estadística Shapiro-Wilk para corroborar la normalidad de los Conteos de riqueza y conseguir una herramienta adicional para caracterizar a los cuadrantes; la hipótesis nula de la prueba es H_o : La muestra proviene de una distribución normal y la hipótesis alterna es H_a : La muestra no proviene de una distribución normal.

Los p-values correspondientes a cada Conteo de riquezas se recopilan en la Tabla 6.2.

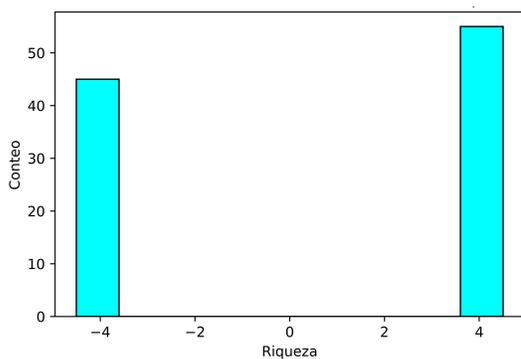
Tabla 6.2: p-values de la prueba Shapiro-Wilk

Valores Δ en el espacio Δ_1, Δ_4	p-value	Valores Δ en el espacio Δ_2, Δ_3	p-value
$\Delta_1 = 6, \Delta_4 = 8$	<0.01	$\Delta_2 = 6, \Delta_3 = 8$	<0.01
$\Delta_1 = -6, \Delta_4 = 8$	0.40	$\Delta_2 = -6, \Delta_3 = 8$	0.28
$\Delta_1 = -6, \Delta_4 = -6$	0.19	$\Delta_2 = -6, \Delta_3 = -6$	0.05
$\Delta_1 = 6, \Delta_4 = -6$	<0.01	$\Delta_2 = 6, \Delta_3 = -6$	0.33

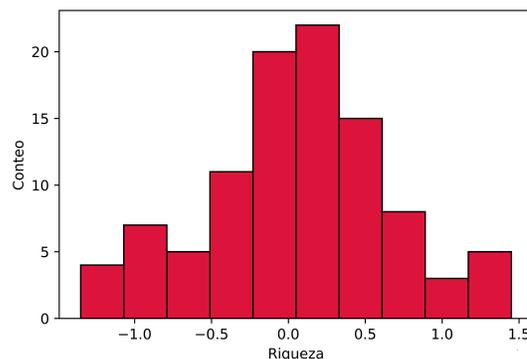
En el espacio Δ_1, Δ_4 con un valor crítico $p = 0.05$ los Conteos de riquezas de los cuadrantes $(-,+)$ y $(-,-)$ pertenecen a una distribución normal, mientras que las distribuciones de riqueza de los cuadrantes $(+,+)$ y $(+,-)$ no cumplen con el criterio de normalidad.

Por otro lado, en el espacio Δ_2, Δ_3 solo la muestra en el cuadrante $(+,+)$ falla la condición de normalidad, tal que los cuadrantes $(-,+)$, $(-,-)$ y $(+,-)$ coinciden con una distribución normal utilizando el mismo valor crítico $p = 0.05$.

Figura 6.6: Histograma del espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrantes $(+,+)$ y $(-,+)$

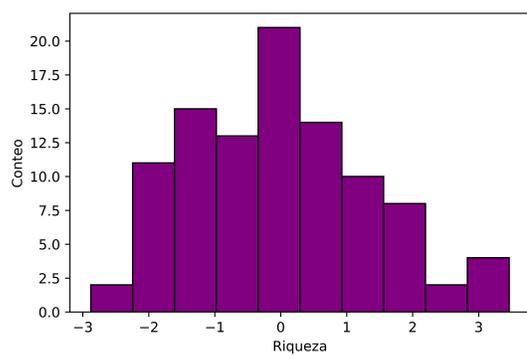


(a) $\Delta_1 = 6, \Delta_4 = 8$

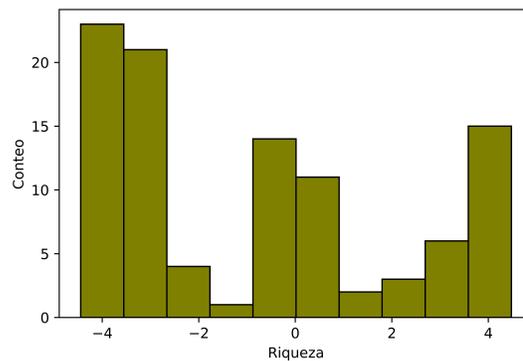


(b) $\Delta_1 = -6, \Delta_4 = 8$

Figura 6.7: Histograma del espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrantes $(-, -)$ y $(+, -)$

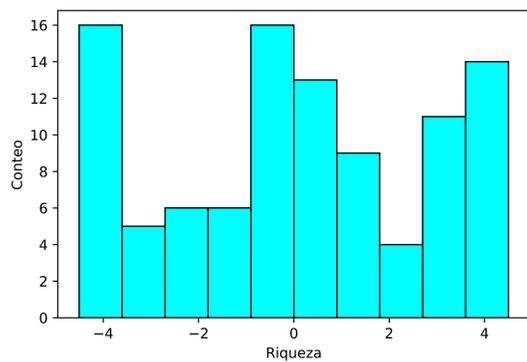


(a) $\Delta_1 = -6, \Delta_4 = -6$

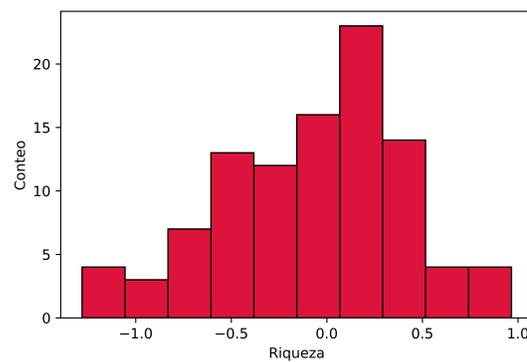


(b) $\Delta_1 = 6, \Delta_4 = -6$

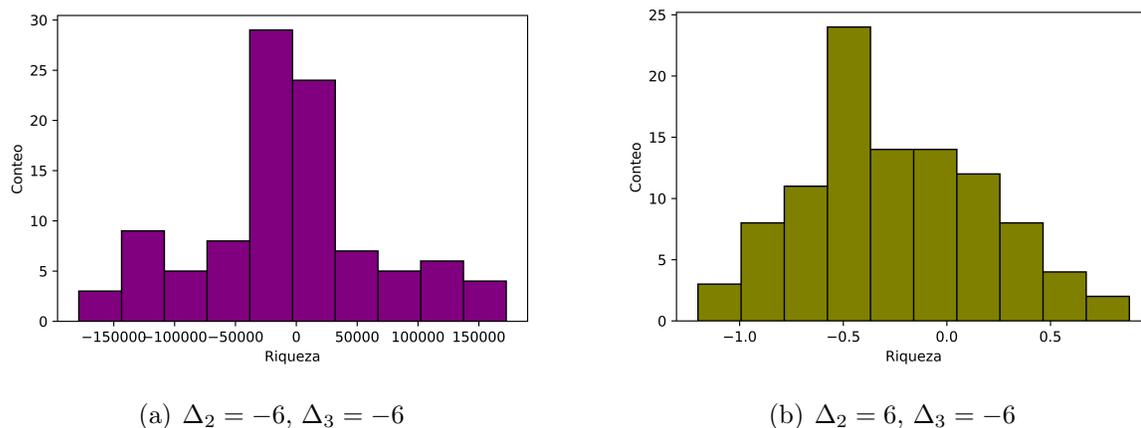
Figura 6.8: Histograma del espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrantes $(+, +)$ y $(-, +)$



(a) $\Delta_2 = 6, \Delta_3 = 8$



(b) $\Delta_2 = -6, \Delta_3 = 8$

Figura 6.9: Histograma del espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrantes $(-, -)$ y $(+, -)$ 

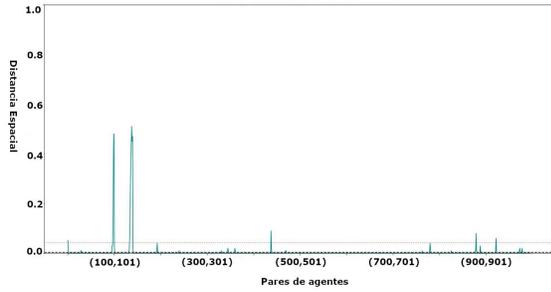
6.3.3. Distancias de Hamming

Es una medida de la disimilitud entre dos cadenas de valores con la misma longitud, basada en cuantos pares de valores correspondientes en las dos cadenas difieren. Si cada cadena posee N valores entonces una distancia de Hamming cardinal es el conteo de pares no coincidentes y por ende es un entero entre 0 y N ; alternatively, una distancia de Hamming fraccional divide el conteo de pares no coincidentes por la cantidad N tal que resulta un número racional entre 0 y 1 (Li & Jain, 2009).

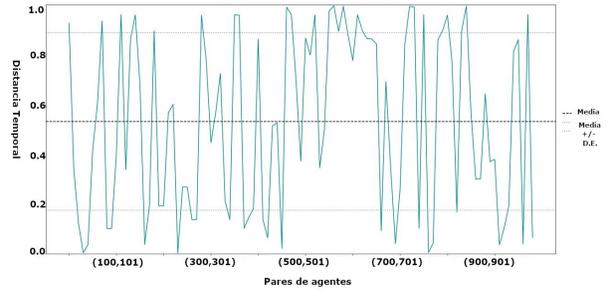
Se empleará la distancia de Hamming fraccional, en su modalidad espacial y temporal. Este enfoque surge al considerar sistemas cuyos elementos están acomodados en una cuadrícula de dos dimensiones, tal como se observa gráficamente en los mapas de calor de las conductas mostradas en el presente trabajo; y está basado en la propuesta de Stephen Wolfram sobre autómatas celulares unidimensionales, que involucran una cuadrícula completa de células en donde el color de cada una es actualizado acorde a reglas que dependen de sus vecinos inmediatos en la cuadrícula (Wolfram, 2002).

La distancia espacial consiste en contrastar las conductas de los 100 agentes de un *tick* a otro, a la par que la distancia temporal implica comparar las conductas de agentes vecinos, es decir, las conductas de un agente a lo largo de los 1,000 *ticks* con aquellas de su congénere más próximo según el orden de la red social.

Figura 6.10: Distancia de Hamming en el espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrante (+,+)

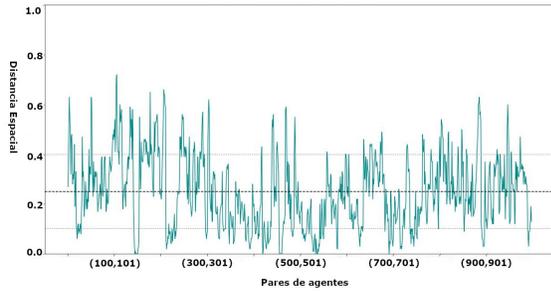


(a) Espacial $\Delta_1 = 6, \Delta_4 = 8$

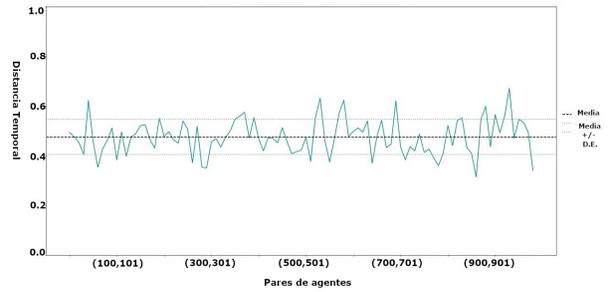


(b) Temporal $\Delta_1 = 6, \Delta_4 = 8$

Figura 6.11: Distancia de Hamming en el espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrante (-,+)

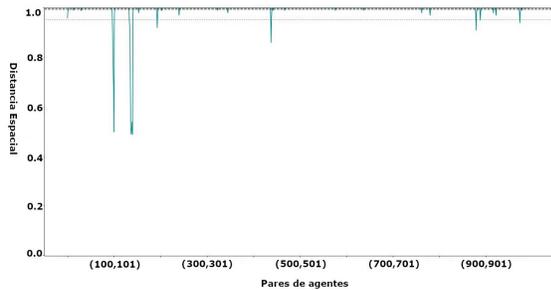


(a) Espacial $\Delta_1 = -6, \Delta_4 = 8$

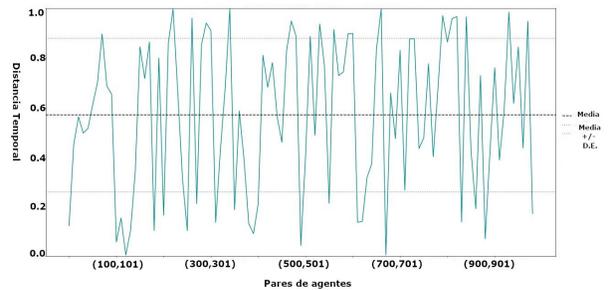


(b) Temporal $\Delta_1 = -6, \Delta_4 = 8$

Figura 6.12: Distancia de Hamming en el espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrante (-,-)

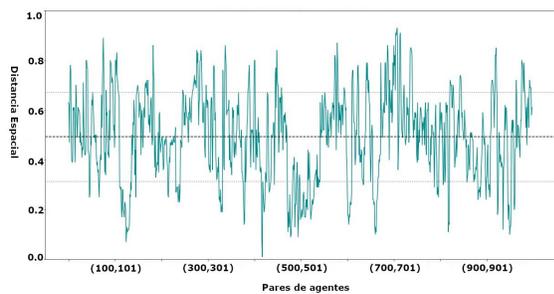


(a) Espacial $\Delta_1 = -6, \Delta_4 = -6$

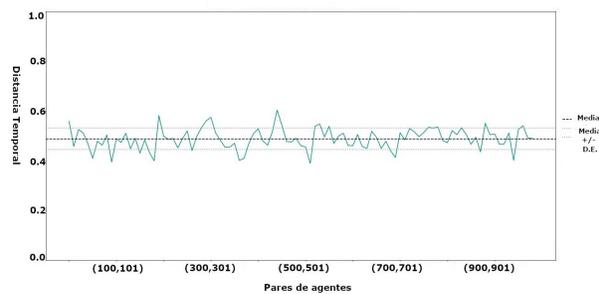


(b) Temporal $\Delta_1 = -6, \Delta_4 = -6$

Figura 6.13: Distancia de Hamming en el espacio Δ_1, Δ_4 , cuadrante (+,-)

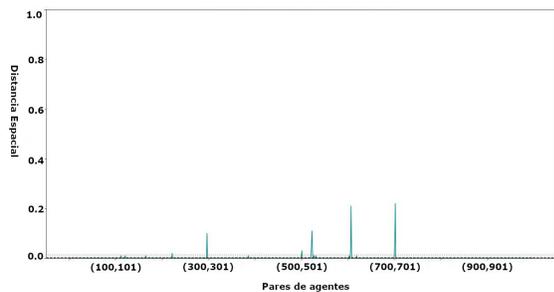


(a) Espacial $\Delta_1 = 6, \Delta_4 = -6$

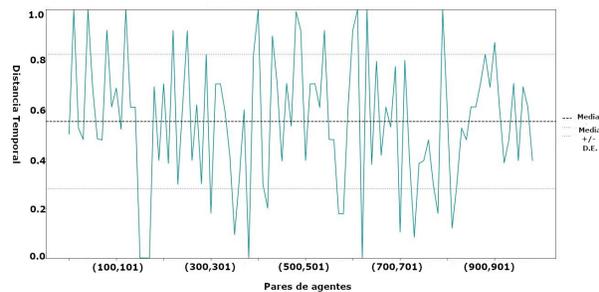


(b) Temporal $\Delta_1 = 6, \Delta_4 = -6$

Figura 6.14: Distancia de Hamming en el espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrante (+,+)

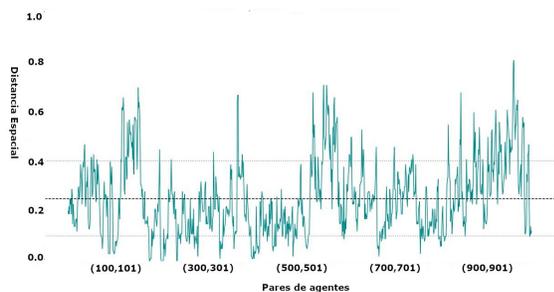


(a) Espacial $\Delta_2 = 6, \Delta_3 = 8$

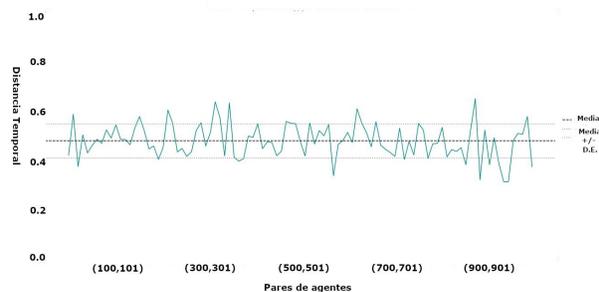


(b) Temporal $\Delta_2 = 6, \Delta_3 = 8$

Figura 6.15: Distancia de Hamming en el espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrante (-,+)

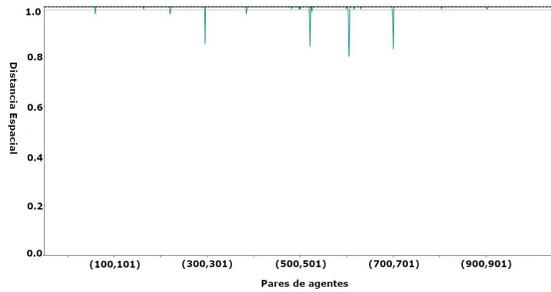


(a) Espacial $\Delta_2 = -6, \Delta_3 = 8$

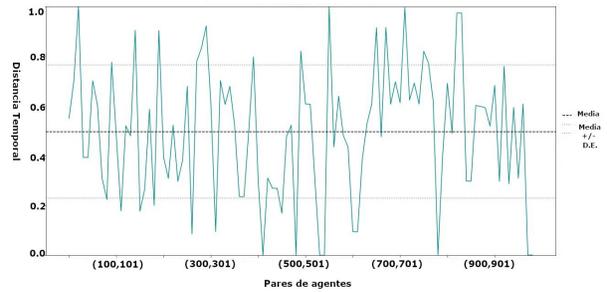


(b) Temporal $\Delta_2 = -6, \Delta_3 = 8$

Figura 6.16: Distancia de Hamming en el espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrante (-,-)

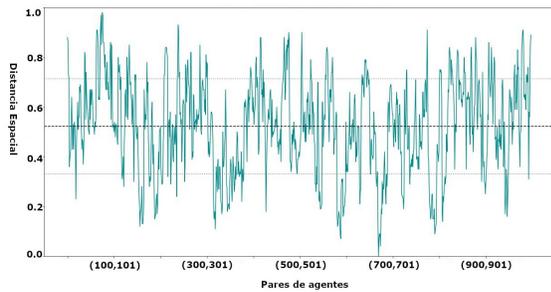


(a) Espacial $\Delta_2 = -6, \Delta_3 = -6$

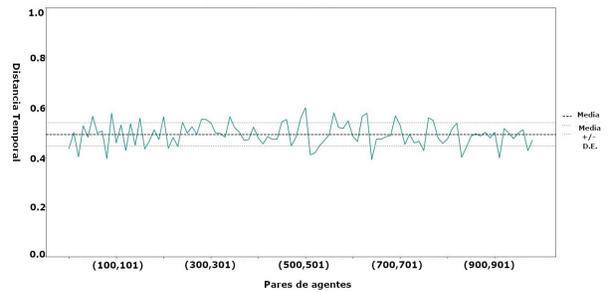


(b) Temporal $\Delta_2 = -6, \Delta_3 = -6$

Figura 6.17: Distancia de Hamming en el espacio Δ_2, Δ_3 , cuadrante (+,-)



(a) Espacial $\Delta_2 = 6, \Delta_3 = -6$



(b) Temporal $\Delta_2 = 6, \Delta_3 = -6$

En el cuadrante (+,+) la gráfica de distancia espacial exhibe un patrón del tipo estalagmitas, en la mayor parte del eje horizontal el valor permanece en 0 ya que la conducta de los agentes se mantiene prácticamente constante durante toda la simulación, a excepción de algunos picos ocasionales que indican variación de las conductas entre periodos. Mientras tanto, la distancia temporal muestra una oscilación errática y sin alguna clase de componente estacionario o periódico evidente, de hecho posee valores extremos que se acercan mucho a 0 y a 1, lo que implica que existen algunos grupos pequeños de agentes que se mantienen consistentes entre sí pero que difieren notablemente respecto a sus vecinos ajenos al grupo. Esto es válido para ambos espacios de parámetros, y se refleja en las Figuras 6.10 y 6.14.

Conjuntamente para los cuadrantes (-,+) y (+,-), la distancia espacial manifiesta un patrón variable pero concentrado en el intervalo [0,0.6] para el caso del cuadrante (-,+) y acumulado en torno a [0.2,0.8] respecto al cuadrante (+,-); algo destacable es que la distan-

cia espacial posee una variabilidad similar en ambos cuadrantes (una desviación estándar alrededor de 0.16) pero un promedio con valores cercanos a 0.25 en $(-,+)$ y el doble de esa magnitud en $(+,-)$, es decir, aproximadamente 0.5 como se puede apreciar en las Tablas 6.3 y 6.4.

Tabla 6.3: Descriptivos de la distancia de Hamming, espacio Δ_1, Δ_4

Distancia de Hamming Valores Δ	Espacial		Temporal	
	Media	D.E.	Media	D.E.
$\Delta_1 = 6, \Delta_4 = 8$	0.0044	0.0387	0.5311	0.3569
$\Delta_1 = -6, \Delta_4 = 8$	0.2496	0.1488	0.4749	0.0708
$\Delta_1 = -6, \Delta_4 = -6$	0.995	0.0413	0.5694	0.3095
$\Delta_1 = 6, \Delta_4 = -6$	0.4926	0.1794	0.4883	0.0425

Tabla 6.4: Descriptivos de la distancia de Hamming, espacio Δ_2, Δ_3

Distancia de Hamming Valores Δ	Espacial		Temporal	
	Media	D.E.	Media	D.E.
$\Delta_2 = 6, \Delta_3 = 8$	0.0011	0.0114	0.55	0.2696
$\Delta_2 = -6, \Delta_3 = 8$	0.2525	0.1513	0.4852	0.0693
$\Delta_2 = -6, \Delta_3 = -6$	0.9986	0.0125	0.4974	0.2675
$\Delta_2 = 6, \Delta_3 = -6$	0.523	0.1914	0.4918	0.0472

Por otro lado, la distancia temporal presenta valores acotados entre 0.4 y 0.6, con una media aproximada de 0.5 para ambos cuadrantes; los dos tipos de distancias revelan que la conducta de los agentes fluctúa entre la coordinación y la descoordinación, es decir, tanto temporal como espacialmente transitan por algunas etapas en las que actúan de manera convergente y otras en las que su comportamiento es discordante, pero tales movimientos están limitados a cierto rango de similitud-disimilitud como se detalló en los párrafos anteriores. Las visualizaciones de estos efectos pueden apreciarse en las Figuras 6.11 y 6.13 propias del espacio Δ_1, Δ_4 , y en las Figuras 6.15 y 6.17 correspondientes al espacio Δ_2, Δ_3 .

En contraste con el primer cuadrante, el caso de la distancia espacial en $(-,-)$ refleja un patrón tipo estalactitas, es decir, a lo largo de una amplia porción del eje horizontal el valor se mantiene en 1 con algunas pequeñas variaciones, lo cual es reflejo de una alta descoordinación entre las conductas de los agentes de un *tick* a otro, y esto es posible gracias a que los individuos alternan sus conductas de Comprar a Vender o de Vender a Comprar de manera ininterrumpida y siendo escasos los *ticks* en los que esta regla no se cumple a la

perfección. Temporalmente la distancia exhibe una forma similar a la del cuadrante (+,+), indicando la presencia de algunos grupos o *clusters* de agentes coordinados aunque con comportamientos radicalmente distintos a los de aquellos vecinos ajenos a su grupo. Tales movimientos pueden observarse en las gráficas contenidas en las Figuras 6.12 y 6.16.

Este capítulo mostró los resultados obtenidos al implementar el Modelo financiero de aprendizaje social fundamentado en conductas-experiencias acopladas, utilizando el precio de cierre del IPC durante 1,000 días como serie de precios exógena; los mapas de calor de Tasa Compra, Tasa Venta y de las conductas de los agentes, además de los histogramas de riquezas y la distancia de Hamming permitieron caracterizar la dinámica de manera cualitativa de las distintas simulaciones realizadas con base en el enfoque de variación de parámetros.

En el siguiente y último capítulo, se discutirán los resultados obtenidos en referencia a los planteamientos realizados en la sección introductoria del presente trabajo; se hará especial énfasis en argumentar de que manera las simulaciones en los cuadrantes (-,+) y (+,-) demuestran un posible comportamiento de manada, junto a las limitaciones latentes de tal aseveración, algunos comentarios relativos al funcionamiento del modelo y sus posibles áreas de oportunidad a cubrir en posteriores trabajos, y sobretodo, las implicaciones que estos resultados tienen respecto a la interpretación de la Teoría Económica Neoclásica.

Capítulo 7

Discusión

7.1. Conclusiones

Según la definición, el comportamiento de manada "(...)" es una forma de conducta social convergente que puede ser ampliamente definida como el alineamiento de pensamientos o conductas de individuos en un grupo (manada) a través de interacción local y sin coordinación centralizada"(Rafaaf, 2009, p. 420). Con base en el análisis cualitativo del espacio de parámetros los cuadrantes $(-,+)$ y $(+,-)$ muestran esta clase de fenómeno; acorde a los mapas de calor de conductas y las gráficas de las distancias de Hamming, las simulaciones correspondientes manifiestan la existencia de grupos de agentes coordinados en un nivel espacial y temporal, es decir, conjuntos relativamente estables que se componen de individuos con conductas autoorganizadas y cuya influencia se propaga a lo largo de la simulación, alternándose con periodos de conmutación entre conductas. Estos grupos se generan de manera emergente, sin la intervención de algún control externo o predisposición inducida en los valores iniciales de sus atributos.

Cabe resaltar que la presencia de estos grupos es efímera, pues estos se separan y reagrupan constantemente como resultado de su sensibilidad ante las señales que el ambiente externo les transmite, además de ser susceptibles a reglas emergentes que proveen de orden a dichas estructuras; por lo tanto, la definición de Rafaaf tendría que replantearse para considerar el comportamiento de manada como un fenómeno colectivo cuya existencia es intermitente, dado que la interacción local genera perturbaciones que se esparcen por el

sistema y alteran la dinámica global, incluyendo la cohesión misma dentro de las manadas.

A pesar de que las visualizaciones del cuadrante (+,+) podrían encajar de manera más natural con la definición de comportamiento de manada, dicha afirmación es más arriesgada dado que el comportamiento de los grupos es demasiado rígido desde el principio hasta el final de la simulación, indicando que la interacción local y la convergencia social (ambas condiciones necesarias para el comportamiento de manada) son escasas o nulas. En cuanto al cuadrante (-,-), sus gráficas reflejan un comportamiento opuesto al fenómeno buscado, pues el cambio constante entre conductas no permite la formación de grupos consistentes.

La peculiaridad de las regiones (-,+) y (+,-) es que sus simulaciones cuentan con valores de Δ opuestos, es decir, un valor negativo y el otro positivo; en términos del modelo esto implica que una de las experiencia vigentes aumenta la propensión a comprar mientras que la otra la disminuye, y consecuentemente incrementa la propensión a vender. La explicación giraría en torno al hecho de que es necesario un balance entre los cambios de propensión que produce cada experiencia, para facilitar la aparición del comportamiento de manada y por tanto la existencia de grupos homogéneos, que coordinen sus conductas mientras al resto de agentes ejecutan la conducta opuesta.

Respecto a su significado teórico, los pesos en (-,+) y (+,-) implican distintas valoraciones subjetivas de los individuos en torno a ganar y perder; estas diferencias pueden reflejarse en la dirección hacia la que cada experiencia empuja la propensión a comprar (aumentándola o disminuyéndola), más aún, también es posible concebir diferencias de magnitud en cuanto al efecto neto que tiene cada experiencia sobre la propensión.

Por ejemplo, acorde a la literatura en finanzas conductuales dichas valoraciones asimétricas pueden deberse a actitudes ante el riesgo dispares: buscadores de riesgo para aminorar la pérdida o evitadores de riesgo para mantener una ganancia, lo cual podría modelarse con valores $\Delta_{1,2} > 0$ y $\Delta_{3,4} < 0$; efectos de encuadre y puntos de referencia o anclaje, a partir de los cuales un individuo juzga el valor de un prospecto comparándolo con algún nivel particular de riqueza o utilidad, lo cual implicaría que el valor de los pesos Δ fuese positivo o negativo dependiendo del último nivel de riqueza alcanzado; adicionalmente, fenómenos como la maldición del ganador, la falacia de la costa hundida y la contabilidad mental podrían tener un rol importante, al generar una necesidad imperiosa de mantener un balance, recuperar

cierto monto perdido o alcanzar un grado deseable de ganancias, distorsionando así el valor relativo que puede tener una pérdida ó inflando el valor de una ganancia modesta, pudiendo ser representados con valores $\Delta_{1,3}$ crecientes y $\Delta_{2,4}$ decrecientes.

Curiosamente, los Conteos de riquezas correspondientes a los cuadrantes $(-,+)$ y $(+,-)$ cumplen por lo general la condición de normalidad, es decir, el valor de la riqueza de la mayoría de agentes se concentra alrededor de una media, mientras que una minoría se concentra en el extremo inferior y superior de la distribución con un sesgo moderado hacia dichas colas.

La aparición de estas manadas como resultado de un sencillo modelo interno y algunos precios de cierre del IPC es ilustrativa, puesto que la evocación de tales patrones podría ocurrir en un escenario empírico sin necesidad de algún control centralizado y ante la presencia de una serie de precios presuntamente independientes, que según la Teoría Económica Neoclásica (TEN) siguen una caminata aleatoria. Si un modelo tan sencillo como el expuesto en el presente trabajo es capaz de propiciar la existencia de grupos que exhiben conductas concurrentes, es muy probable que en situaciones reales con una organización de tipo red y comunicación entre sus componentes también sean terreno fértil para la presentación del comportamiento de manada.

Otra objeción que plantea este fenómeno colectivo a la TEN es la suposición de la eficiencia económica, ya que si existen grupos persistentes que se comunican y aprenden socialmente, entonces las perturbaciones originadas de manera local se difunden a lo largo del sistema y no se asimilan de manera inmediata, como lo señalan las hipótesis predominantes.

Sin embargo, es preferible ser cauto al momento de analizar el alcance del modelo, pues las múltiples variables dentro de un ecosistema financiero hacen difícil un modelamiento preciso del mismo, y sobretodo, lo suficientemente sensible para capturar las características principales de su estructura y funcionamiento. Queda pendiente para futuras exploraciones la extensión del modelo a otras topologías de red (p.ej. redes aleatorias y de mundo pequeño) y la implementación de un sistema de retroalimentación ligado al mecanismo de precios, en el que repercutan la elecciones colectivas de compra y venta de los individuos.

Finalmente, este modelo es un buen punto de partida para una futura generación de Modelos Basados en Agentes dentro del campo de la psicología, ya que al igual que en el

caso de la micro y macroeconomía también existe una brecha que corresponde al nivel meso, es decir, la conexión entre el nivel **bottom-up** y **top-down** de los sistemas conductuales. La modesta aportación del presente trabajo puede servir como inspiración para el desarrollo de propuestas teóricas que permitan a los modelos psicológicos trascender la dimensión individual en la que están confinadas la mayoría de teorías, más aún, facilitaría una práctica basada en evidencia en el planteamiento de modelos de conducta macroscópicos, que usualmente tienen una capacidad predictiva restringida por su naturaleza verbal ambigua y su falta de formalidad.

Capítulo 8

Bibliografía

- Abelson, R.P., Frey, K.P. & Gregg, A.P. (2004). *Experiments With People Revelations From Social Psychology*. Lawrence Erlbaum Associates.
- Ackert, L.F. & Deaves, R. (2010). *Behavioral Finance Psychology, Decision-Making, and Markets* . Cengage Learning.
- Aliber, R.Z. & Kindleberger, C.P. (2015). *Manias, Panics and Crashes A History of Financial Crises*. Palgrave Macmillan.
- American Psychological Association. (2023). *social behavior* . APA Dictionary of Psychology. <https://dictionary.apa.org/social-behavior>
- Andrews, K. (2020). *An Introduction to the Philosophy of Animal Cognition* . Routledge.
- Aronson, E., Willson, T.D. & Summers, S.R. (2021). *Social Psychology* . Pearson.
- Arthur, W.B. (2014). *Complexity Economics A Different Framework for Economic Thought*
en Arthur, W.B. (2014). *Complexity and the Economy*. Oxford University Press.
- Arthur, W.B. (2021). Foundations of complexity economics. *Nature Reviews Physics*. 3(2). 136-145.
- Artime, O. & De-Domenico, M. (2022). From the origin of life to pandemics: emergent phenomena in complex systems. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*. 380(2227). 1-21.
- Baddeley, M. (2010). Herding, social influence and economic decision-making: socio-psychological and neuroscientific analyses. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*. 365(1538) . 281-290.

- Baddeley, M. (2018). *Copycats & Contrarians Why We Follow Others . . . and When We Don't* . Yale University Press. -Baddeley, M. (2019). *Behavioural Economics and Finance* . Routledge.
- Bailey, R.E. (2005). *The Economics of Financial Markets* . Cambridge University Press.
- Baker, K.H., Filbeck, G. & Ricciardi V. (2017). *Financial Behavior Players, Services, Products, and Markets*. Oxford University Press.
- Baker, K.H. & Nosfinger J.R. (2010). *Behavioral Finance: An Overview* en Baker, K.H. & Nosfinger J.R. (2010). *Behavioral Finance Investors, Corporations, and Markets*. Jhon Wiley & Sons.
- Balakrishnan, R.& Ranganathan, K. (2012). *A Textbook of Graph Theory*. Springer.
- Bar-Yam, Y. (1997). *Dynamics Of Complex Systems*. Westview Press.
- Beineke, L.W. (2014). *Families of Graphs and Digraphs* en Gross, J.L., Yellen, J. & Zhang, P. (2014). *Handbook of Graph Theory*. CRC Press.
- Beinhocker, E.D. (2006). *Origin of Wealth Evolution, Complexity, and the Radical Re-making of Economics*. Harvard Business School Publishing.
- Bird, G. & Heyes, C. (2007). *Imitation: thoughts about theories* en Nehaniv, C.L. & Dautenhahn, K. (2007). *Imitation and Social Learning in Robots, Humans and Animals Behavioural, Social and Communicative Dimensions* . Cambridge University Press.
- Bodie,Z., Merton, R.C. & Cleeton, D.L. (2009). *Financial Economics* . Pearson.
- Boero, R. (2015). *Behavioral Computational Social Science*. Jhon Wiley & Sons.
- Bradfield, J. (2007). *Introduction to the Economics of Financial Markets* . Oxford University Press.
- Brandimarte, P. (2018). *An Introduction to Financial Markets A Quantitative Approach* . Jhon Wiley & Sons.
- Burton, E.T. & Shah, S.N. (2013). *Behavioral Finance Understanding the Social, Cognitive, and Economic Debates*. Jhon Wiley & Sons.
- Camazine, S., Deneubourg, J., Franks, N.R., Sneyd, J., Theraulaz, G. & Bonabeau, E. (2001). *Self-Organization in Biological Systems*. Princeton University Press.
- Carmichael, T. & Hadžikadic, M. (2019). *The Fundamentals of Complex Adaptive Systems* en Carmichael, T., Collins, A.J. & Hadžikadic, M. (2019). *Complex Adaptive Systems*

Views from the Physical, Natural, and Social Sciences. Springer.

-Carreón, G.V., Zaragoza, J.B. & Acatitla, E.R. (2021). *Sistemas complejos y economía: caracterización, contrastes, modelación y aplicación* en CEIICH. (2021). *Hacia un diálogo interdisciplinario sobre la complejidad social*. UNAM.

-Chamley, C.P. (2004). *Rational Herds Economic Models of Social Learning*. Cambridge University Press.

-Chandra, P. (2016). *Behavioural Finance*. McGraw Hill.

-Chen, J., Tan, L. & Zheng, B. (2013). Agent-Based Model with Asymmetric Trading and Herding for Complex Financial Systems. *PLoS ONE*. 8(11) . 1-11.

-Chen, J., Tan, L. & Zheng, B. (2015). Agent-based model with multi-level herding for complex financial systems. *Scientific Reports*. 8399 . 1-7.

-Comunicación Corporativa. (25 de Octubre del 2018). *40 Aniversario del S&P/BMV IPC*. <https://blog.bmv.com.mx/2018/10/40-aniversario-del-sp-bmv-ipc/>

-Corr, P. & Plagnol, A. (2023). *Behavioral Economics the basics*. Routledge.

-Cunningham, D.W. (2012). *A Logical Introduction to Proof*. Springer.

-Danthine, J. & Donaldson, J.B. (2015). *Intermediate Financial Theory*. Academic Press.

-Davis, P.K., O'Mahony, A. & Pfautz, J. (2015). *Social-Behavioral Modeling for Complex Systems*. Jhon Wiley & Sons.

-Delamater, J.D., Myers, D.J. & Collette, J.L. (2014). *Social Psychology*. Westview Press.

-Dhami, S. (2016). *The Foundations of Behavioral Economic Analysis*. Oxford University Press.

-Drake, P.P. & Fabozzi, F.J. (2010). *The Basics of Finance An Introduction to Financial Markets, Business Finance, and Portfolio Management*. Jhon Wiley & Sons.

-Espíndola-Arredondo, A. & Muñoz-García, F. (2020). *Intermediate Microeconomic Theory Tools and Step-by-Step Examples*. MIT Press.

-Fieguth, P. (2017). *An Introduction to Complex Systems Society, Ecology, and Nonlinear Dynamics*. Springer.

-Forrest, S. & Mitchell, M. (2016). Adaptive Computation: The Multidisciplinary Legacy of John H. Holland. *Communications of the ACM*. 59(8). 58-63.

-Gentili, P.L. (2019). *Untangling Complex Systems A Grand Challenge for Science*. CRC

Press.

- Gershenson, C. & Heylighen, F. (2004). *How can we think the complex?*. arXiv.
<https://arxiv.org/abs/nlin/0402023>
- Gershenson, C., Trianni, V., Werfel, J. & Sayama, H. (2020). Self-Organization and Artificial Life. *Artificial Life*. 26(3). 391-408.
- Gibb, S., Hendry, R.F. & Lancaster, T. (2019). *The Routledge Handbook of Emergence*. Routledge.
- Gilovich, T., Keltner, D., Chen, S. & Nisbett, R.E. (2016). *Social Psychology*. W.W. Norton & Company.
- Gomes, O. & Gubareva, M. (2019). Complex Systems in Economics and Where to Find Them. *Journal of Systems Science and Complexity*. 34(1). 314-338.
- Goyal, S. (2007). *Connections An Introduction to the Economics of Networks*. Princeton University Press.
- Greenberg, J., Schmader, T., Arndt, J. & Landau, M. (2015). *Social Psychology The Science of Everyday Life*. Worth Publishers.
- Grupo Mexicano de Valores. (2023). *Glosario: IPC*. <https://www.bmv.com.mx/es/bmv/glosario/IPC>
- Hamill, L. & Gilbert, N. (2016). *Agent-Based Modelling in Economics*. John Wiley & Sons.
- Heffern, E.F., Huelskamp, H., Bahar, S. & Inglis, R.F. (2021). Phase transitions in biology: from bird flocks to population dynamics. *Proceedings of the Royal Society B*. 288(1961). 1-9.
- Heinzen, T. & Goodfriend, W. (2019). *Social Psychology*. SAGE Publications.
- Helbing, D. (2012). *Social Self-Organization Agent-Based Simulations and Experiments to Study Emergent Social Behavior*. Springer.
- Hens, T. & Rieger, M.O. (2016). *Financial Economics A Concise Introduction to Classical and Behavioral Finance*. Springer.
- Heylighen, F., Cilliers, P. & Gershenson, C. (2006). *Complexity and philosophy*. ArXiv.
<https://arxiv.org/abs/cs/0604072>
- Heyliguen, F. (2008). *Complexity and Self-organization* en Bates, M.J. & Maack, M.N.

(2008). *Encyclopedia of Library and Information Sciences*. Taylor & Francis.

-Hogg, M. & Vaughan, G. (2010). *Essential of Social Psychology* . Pearson.

-Holland, J.H. (1992). *Adaptation in Natural and Artificial Systems An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. MIT Press.

-Holland, J.H. (2004). *El Orden Oculto De Cómo La Adaptación Crea La Complejidad*. Fondo de Cultura Económica.

-Hoppitt, W. & Laland, K.N. (2013). *Social Learning An Introduction to Mechanisms, Methods, and Models* . Princeton University Press.

-Houwer, J.D. & Hugues, S. (2020). *The Psychology of Learning An Introduction from a Functional-Cognitive Perspective* . MIT Press.

-Just, D.R.(2013). *Introduction to Behavioral Economics* . Jhon Wiley & Sons.

-Kameda, T. & Hastie, R. (2015). *Herd Behavior* en Scott, R. & Kosslyn, S. (2015). *Emerging Trends in the Social and Behavioral Sciences* . Jhon Wiley & Sons.

-Khan, M. (2011). *Conceptual Foundations of Capital Market Anomalies* en Zacks, L. (2011). *The Handbook of Equity Market Anomalies Translating Market Inefficiencies into Effective Investment Strategies* . Jhon Wiley & Sons.

-Kim, M. & Kim, M.(2014). Group-Wise Herding Behavior in Financial Markets: An Agent-Based Modeling Approach *PLoS ONE*. 9(4). 1-7. -Kirman, A. (2011). *Complex economics Individual and collective rationality*. Routledge.

-Ladyman, J. & Wiesner, K. (2020). *What Is a Complex System?*. Yale University Press.

-Latif, M., Arshad, S., Fatima, M. & Farooq, S. (2011). Market Efficiency, Market Anomalies, Causes, Evidences, and Some Behavioral Aspects of Market Anomalies. *Research Journal of Finance and Accounting*. 2(9). 1-13.

-Lee, S. & Lee, K. (2015). Heterogeneous expectations leading to bubbles and crashes in asset markets: tipping point, herding behavior and group effect in an agent-based model. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*. 1(1). 1-13.

-Li, S.Z. & Jain, A. (2008). *Hamming Distance* en Li, S.Z. & Jain, A. (2008). *Encyclopedia of Biometrics*. Springer.

-Manning, A. & Stamp, M.D. (2012). *Animal Behaviour* . Cambridge University Press.

-Marton-Alper, I.Z., Gvirts-Provolovski, H.Z., Nevat, M., Karklinsky, M. & Shamay-Tsoory,

S.G. (2020). Herding in human groups is related to high autistic traits. *Scientific Reports*. 10 (17957).

-Melicher, R.W. & Norton, E.A. (2017). *Introduction to Finance Markets, Investments, and Financial Management* . Jhon Wiley & Sons.

-Menczer, F., Fortunato, S. & Davis, C.A. (2020). *A First Course in Network Science*. Cambridge University Press.

-Miller, J.H. (2015). *A Crude Look at the Whole The Science of Complex Systems in Business, Life, and Society*. Basic Books.

-Mishkin, F.S. & Eakins, S.G. (2018). *Financial Markets and Institutions* . Pearson.

- Mitchell, M. (2011). *Complexity A Guided Tour*. Oxford University Press.

-Molavi, P., Tahbaz-Salehi, A. & Jadbabaie, A. (2018). A Theory of Non-Bayesian Social Learning. *Econometrica*. 86(2). 445-490.

-Morand-Ferron, J., Doligez, B., Dall, S. & Reader, S. (2010). *Social Information Use en* Choe, J.C. (2019). *Encyclopedia of Animal Behavior Volume 3* . Academic Press.

-Nair, J., Wierman, A. & Zwart, B. (2022). *The Fundamentals of Heavy Tails Properties, Emergence, and Estimation* . Cambridge University Press.

-Newman, M. (2018). *Networks*. Oxford University Press.

-Nicolis, G. & Nicolis, C. (2012). *Foundations of Complex Systems Emergence, Information and Prediction*. World Scientific.

-Nordell, S.E. & Valone, T.J. (2017). *Animal Behavior Concepts, Methods, and Applications* . Oxford University Press.

-Northrop, R.B. (2010). *Introduction to Complexity and Complex Systems*. CRC Press.

-Nova, A. (06 de Febrero de 2021). More bubbles, less shorting What the GameStop craziness could mean for the future of investing. *CNBC*. <https://www.cnbc.com/2021/02/06/what-the-gamestop-craziness-could-mean-for-the-stock-markets-future.html>

-Nowak, S.A., Matthews, L.J. & Parker, A.M. (2017). A General Agent-Based Model of Social Learning. *Rand Health Quarterly*. 7(1), 1-57.

-Olsson, A., Knapska, E. & Lindstrom, B. (2020). The neural and computational systems of social learning. *Nature Reviews Neuroscience*. 21 (4), 197–212.

-Palley, T.I. (2012). *From Financial Crisis to Stagnation The Destruction of Shared Pros-*

perity and the Role of Economics . Cambridge University Press.

-Pandey, J. (2022). *Nature and Dynamics of Social Influence Interpersonal and Organizational Contexts*. Springer.

-Poncet, P. & Portait, R. (2022). *Capital Market Finance: An Introduction to Primitive Assets, Derivatives, Portfolio Management and Risk* . Springer.

-Promoción de Emisoras. (21 de Marzo del 2019). *El Índice de Precios y Cotizaciones y su importancia para el mercado*. <https://blog.bmv.com.mx/2019/03/el-indice-de-precios-y-cotizaciones/>

-Raafat, R.M., Chater, N. & Frith, C. (2009). Herding in humans. *Trends in Cognitive Sciences*. 13(10). 420-428.

-Railback, S.F. & Grimm, V. (2019). *Agent-Based and Individual-Based Modeling A Practical Introduction*. Princeton University Press.

-Raki, M. & Mehrara, M. (2021). Modeling the Market Dynamics from a Behavioral Perspective. *Iranian Economic Review*,25(1). 21-31.

-Rau, R. (2010). *Market Inefficiency* en Baker, K.H. & Nosfinger, J.R. (2010). *Behavioral Finance Investors, Corporations, and Markets*. Jhon Wiley & Sons.

-Reynolds, C.W. (1987). Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model. *Computer Graphics*, 21(4). 25-34.

-Schmitt, N. & Westerhoff ,F. (2017). Herding behaviour and volatility clustering in financial markets. *Quantitative Finance*,17(8). 1187-1203.

-Schulmerich, M., Leporcher, Y. & Eu, C. (2015). *Applied Asset and Risk Management: A Guide to Modern Portfolio Management and Behavior-Driven Markets*. Springer.

-Shantha, K.V., Xiaofang, C. & Gamini, L.P. (2018). A conceptual framework on individual investors' learning behavior in the context of stock trading: An integrated perspective. *Cogent Economics & Finance*,6(1). 1-22.

-Sheffrin, H. (2002). *Beyond Greed and Fear Understanding Behavioral Finance and the Psychology of Investing*. Oxford University Press.

-Shettleworth, S.J. (2010). *Cognition, Evolution, and Behavior*. Oxford University Press.

-Smith, E.R., Mackie, D.M. & Claypool, H.M. (2015). *Social Psychology*. Psychology Press.

- Sornette, D. (2017). *Why Stock Markets Crash Critical Events in Complex Financial Systems*. Princeton University Press.
- Spyrou, S. (2013). Herding in financial markets: a review of the literature. *Review of Behavioral Finance*. 5(2) . 175 - 194.
- Sumpter, D.J. (2010). *Collective Animal Behavior*. Princeton University Press.
- Szyszka, A. (2013). *Behavioral Finance and Capital Markets How Psychology Influences Investors and Corporations*. Palgrave Macmillan.
- Thaler, R.H. & Barberis, N. (2005). *A Survey of Behavioral Finance* en Thaler, R.H. (2005). *Advances in Behavioral Finance Volume II*. Princeton University Press.
- Thurner, S., Hanel, R. & Klimek, P. (2018). *Introduction to the Theory of Complex Systems*. Oxford University Press.
- Tranquillo, J. (2019). *An Introduction to Complex Systems Making Sense of a Changing World*. Springer.
- Verboven, K. (2021). *Complexity Economics Building a New Approach to Ancient Economic History*. Palgrave Macmillan.
- Vicsek, T., Czirók, A., Ben-Jacob, E., Cohen, I. & Shochet, O. (1995). Novel Type of Phase Transition in a System of Self-Driven Particles. *Physical Review Letters*. 75(6). 1226-1229.
- Vogel, H.L. (2018). *Financial Market Bubbles and Crashes Features, Causes, and Effects*. Palgrave Macmillan.
- Ward, A. & Webster, M. (2016). *Sociality: The Behaviour of Group-Living Animals*. Springer.
- Wijst, D. (2013). *Finance A Quantitative Introduction*. Cambridge University Press.
- Wilensky, U. (1999). *NetLogo*. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling. <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/>
- Wilensky, U. & Rand, W. (2015). *An Introduction to Agent-Based Modeling Modeling Natural, Social, and Engineered Complex Systems with NetLogo*. MIT Press.
- Wolfram, S. (2002). *A New Kind of Science*. Wolfram Media, Inc.
- Wray, C.M. & Bishop, S.R. (2016). A Financial Market Model Incorporating Herd Behaviour. *PLOS ONE*,11(3). 1-28.

-Wynne, C.D. & Udell, M.A. (2020). *Animal Cognition Evolution, Behavior and Cognition* . Red Globe Press.

-Zhao, L., Yanga, G., Wanga, W., Chen, Y., Huanga,J.P., Ohashib,H. & Stanley, E. (2011). Herd behavior in a complex adaptive system. *Proceedings of the National Academy of Sciences*,108(37). 15058-15063.

-Zimbardo, P.G. & Leippe, M.R. (1991). *The Psychology of Attitude Change and Social Influence* . Temple University Press.

Glosario del Capítulo 3

Activo. Un instrumento financiero o pieza de propiedad que almacena cierto valor.

Activo tangible. Un activo físico cuyo valor puede ser fácilmente medido, como el dinero en efectivo, propiedades o maquinaria.

Beneficio marginal neto. Diferencia entre el ingreso y el costo que produce una unidad adicional de un activo financiero.

Dividendos. Pagos periódicos hechos a poseedores de acciones.

Liquidez. La facilidad y velocidad relativa con la que un activo puede ser convertido en efectivo.

Madurez. El periodo que transcurre hasta la fecha de expiración de un instrumento de deuda.

Rendimientos. Pagos realizados al dueño de un instrumento financiero más el cambio en el valor del instrumento, expresado como una proporción de su precio de compra original.